HAL
open science

Modélisation et simulation de comportements piétons réalistes en espace partagé avec un véhicule autonome

Manon Prédhumeau

To cite this version:

Manon Prédhumeau. Modélisation et simulation de comportements piétons réalistes en espace partagé avec un véhicule autonome. Modélisation et simulation. Université Grenoble Alpes [2020-..], 2021. Français. NNT : . tel-03518751v1

HAL Id: tel-03518751

https://hal.science/tel-03518751v1

Submitted on 10 Jan 2022 (v1), last revised 24 May 2022 (v2)

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

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

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

Spécialité : **Informatique**

Arrêté ministériel : 25 mai 2016

Présentée par

Manon PRÉDHUMEAU

Thèse dirigée par **Julie DUGDALE**, MCF, HDR, LIG, Université Grenoble Alpes, et codirigée par **Anne SPALANZANI**, MCF, HDR, Inria Rhône-Alpes, Université Grenoble Alpes

préparée au sein du **Laboratoire d'Informatique de Grenoble (LIG) et du centre Inria Rhône-Alpes**
dans **l'École Doctorale Mathématiques, Sciences et Technologies de l'Information, Informatique**

Modélisation et simulation de comportements piétons réalistes en espace partagé avec un véhicule autonome

Modelling and simulation of realistic pedestrian behaviour in a shared space with an autonomous vehicle

Thèse soutenue publiquement le **13 décembre 2021**,
devant le jury composé de :

Monsieur Benoit GAUDOU
Maître de conférences HDR, IRIT, Université Toulouse 1 Capitole - Rapporteur
Madame Salima HASSAS
Professeure des Universités, LIRIS, Université Claude Bernard Lyon 1 - Rapporteure
Monsieur Jean-Michel AUBERLET
Chargé de recherche, PICS-L, Université Gustave Eiffel – Examinateur
Monsieur Michel OCCELLO
Professeur des Universités, LCIS, Université Grenoble Alpes – Examinateur, Président du jury
Monsieur Julien PETTRÉ
Directeur de recherche, Inria Rennes, Université de Rennes, CNRS, IRISA - Examinateur

Remerciements

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à Salima Hassas et Benoit Gaudou pour d'avoir accepté de relire cette thèse et d'en être rapportrice et rapporteur. Vos remarques et votre intérêt pour mon travail ont été très précieux pour moi. Merci Salima pour tes conseils toujours justes et pour ta présence bienveillante dans ma vie professionnelle depuis mon stage de Master.

Je tiens à remercier chaleureusement les membres du jury, Michel Occello, Jean-Michel Auberlet et Julien Pettré pour avoir accepté avec enthousiasme d'être examinateurs. Merci pour votre temps et pour vos retours très pertinents sur mon travail.

Je remercie tout particulièrement mes deux directrices de thèse, Julie Dugdale et Anne Spalanzani, pour leurs conseils toujours avisés et le temps qu'elles ont consacré à ma thèse. Vous m'avez accordé votre confiance dès le premier jour et avez su me laisser beaucoup d'autonomie, tout en étant présentes dès que j'en avais besoin. Ça a été un immense plaisir pour moi de travailler avec vous durant ces trois années. Thank you Julie for your kindness, your extensive proofreadings and your constant support.

Merci à tous les membres du projet HIANIC, pour vos commentaires constructifs durant les réunions de projet, et votre collaboration notamment sur l'utilisation des données de Nantes. Merci à Lyuba Mancheva et à Maria Kabtoul, avec qui j'ai travaillé en étroite collaboration durant plusieurs mois, et sans qui ce travail ne serait pas aussi abouti.

Merci aux personnes à qui j'ai eu la chance de présenter mes travaux, notamment Jörg Müller, mon mentor au consortium doctoral d'AAMAS21, et Sonia Chardonnel, pour son point de vue sur les sciences sociales.

Je souhaite exprimer ma gratitude à David Hill, professeur à l'ISIMA, qui m'a transmis sa passion pour la modélisation et la simulation basées agents lors de mes études d'ingénieure et m'a donné envie de réaliser une thèse. Je remercie également du fond du coeur Gil De Sousa, Véronique Deslandres et Serge Fenet pour m'avoir soutenue et encouragée dans cette voie.

Merci aux membres du LIG que j'ai eu la chance de rencontrer durant ma thèse. Merci pour votre accueil et pour les conditions de travail très privilégiées que j'ai pu avoir grâce à vous. Merci aux membres de l'équipe IIHM, qui m'ont fait participer à leurs expérimentations avec des interfaces toutes plus inattendues et captivantes les unes que les autres. Merci à Renaud, Sandra et Guillaume avec qui j'ai eu la joie de découvrir l'enseignement à l'université.

Un immense merci à mes collègues des équipes STeamer et Chroma, qui m'ont accueillie durant ces 3 ans. Merci Carole, Marlène, Camille, Danielle, Jérôme, Philippe, Sylvain, Paule-Annick pour vos conseils et vos encouragements. Ça a été un plaisir de travailler dans votre équipe. Je remercie particulièrement mes adorables collègues doctorants, stagiaires, ingénieurs ou postdocs, passés et présents. Merci Ying, Julius, Hyunyoung et Sandra, vous êtes des exemples pour moi depuis le début de ma thèse et m'avez transmis votre énergie positive pour la suite. Merci Rouba, Pu, Fatme, Philip, Pier, Rami, Matthieu, Alice, Rabih, Samandar, Armen, Axel, Jérémie, José pour votre sympathie et votre soutien à toute épreuve. Plus que des collègues vous êtes devenus des amis, et vous côtoyer m'a apporté beaucoup de bonheur et de détermination.

Merci à mes amis plus éloignés géographiquement mais toujours présents, Guillaume, Marc. Merci à mes voisins de confinement du 23, qui ont rendu cette période plus que supportable. Merci à ma famille, à Grib pour nos discussions mathématiques, à Camille pour sa présence continue dans ma vie depuis 27 ans, à mes parents pour leur soutien sans faille.

Enfin, merci à François, mon compagnon de toujours. Tu m'as écoutée parler de piétons quotidiennement pendant ces 3 ans et pourtant tu es toujours là.

Chacun à votre façon vous avez contribué à cette thèse, et pour ça, merci infiniment.

Résumé

Dans un futur proche, les véhicules autonomes ne seront plus limités aux routes et auront à naviguer dans des environnements urbains denses et dynamiques comme les espaces partagés. Dans de tels espaces, la séparation entre piétons et véhicules est réduite au minimum et les usagers doivent négocier leur passage sans règles de circulation explicites. Les piétons naviguent selon certaines normes sociales et s'attendent à ce que le véhicule autonome ait une navigation sécurisée, mais aussi efficace et conforme aux conventions sociales et urbaines. Pour cela, un élément clé de la navigation dans les espaces partagés repose sur la compréhension et l'anticipation des comportements piétons et de leurs interactions. Cependant, nous ne savons pas comment les piétons vont se comporter, car actuellement il est très rare que des véhicules autonomes naviguent dans le même espace que des piétons. Notre problématique est donc la suivante : comment anticiper les comportements piétons dans un espace partagé avec un véhicule autonome ?

Cette thèse s'inscrit dans le cadre du projet ANR HIANIC (*Human Inspired Autonomous Navigation In Crowds*). Dans cette thèse, nous étudions le comportement des piétons en espace partagé avec un véhicule autonome en modélisant et en simulant des comportements piétons réalistes. Notre approche intègre des observations empiriques et des concepts issus des sciences sociales afin de proposer un modèle et un simulateur à base d'agents pour une application en robotique. À chaque étape, le modèle proposé a été évalué et validé par des simulations de plusieurs scénarios et des comparaisons avec des données réelles.

Notre première contribution est un modèle des comportements piétons individuels dans un contexte d'espace partagé. Le modèle tient compte de la perception, de l'attention et de l'espace personnel des piétons pour simuler des foules peu denses en environnement ouvert.

Notre deuxième contribution est un modèle de quatre relations sociales au sein des groupes de piétons (couples, amis, familles et collègues de travail). Le modèle permet de simuler à la fois le mouvement des groupes sociaux de piétons dans plusieurs contextes de foule et les comportements d'évitement des groupes par d'autres piétons.

Notre troisième contribution est un modèle des comportements piétons en interaction avec un véhicule autonome en espace partagé. Le modèle permet de représenter des comportements piétons à la fois hétérogènes, précis et explicables dans plusieurs situations d'interaction. Le modèle peut être utilisé pour reproduire des scènes du monde réel et pour prédire les trajectoires des piétons autour d'un véhicule autonome en temps réel.

Notre quatrième contribution est l'implémentation du modèle pour proposer le simulateur SPACiSS, « *Simulator for Pedestrians and an Autonomous Car in Shared Spaces* ». SPACiSS est open source et permet de simuler les interactions entre les piétons et les véhicules dans différents espaces partagés. Avec l'intégration dans le cadre ROS, couramment utilisé en robotique, SPACiSS est conçu comme un environnement pour le test de systèmes de navigation autonome.

Nous avons montré que la modélisation et la simulation à base d'agents peuvent contribuer à une intégration efficace entre les sciences sociales et la robotique. Cette association est prometteuse pour aborder des scénarios du monde réel.

Mots-clés : simulation sociale basée agents ; modélisation ; piétons ; espace partagé ; voiture autonome ; foule

Abstract

In the near future, autonomous vehicles will have to navigate in dense and dynamic urban environments like shared spaces. In such spaces, segregation between pedestrians and vehicles is minimized and users must negotiate their passage without explicit traffic rules. Pedestrians navigate following some social norms and they expect the autonomous vehicle to navigate safely, efficiently and in accordance with the social and urban conventions. To achieve this, a key element of AV navigation in shared spaces is understanding and anticipating pedestrian behaviors and their interactions. However, we do not know yet how pedestrians will behave, because it is still very uncommon for pedestrians to share their space with autonomous vehicles. Our research problem is the following: how to anticipate pedestrian behaviors in a space shared with an autonomous vehicle?

This thesis is part of the ANR project HIANIC (Human Inspired Autonomous Navigation In Crowds). In this thesis, we study the behavior of pedestrians in a shared space with an autonomous vehicle by modeling and simulating realistic pedestrian behavior. Our approach integrates empirical observations and concepts from social science into an agent-based model and simulator for an application in robotics. At each step, the proposed model has been evaluated and validated through simulations of many scenarios and comparisons with real-world data.

Our first contribution is an agent-based model for individual pedestrian behavior in a shared space context. The model takes into account pedestrians' perception, attention and personal space in order to simulate sparse crowds in open environments.

Our second contribution is an agent-based model for pedestrian groups with four social relationships (couples, friends, families and work colleagues). The model simulates both the movement of social groups of pedestrians in various crowd contexts and the avoidance behavior of groups by other pedestrians.

Our third contribution is an agent-based model for pedestrian interaction with an autonomous vehicle in a shared space. The model allows to represent heterogeneous, accurate and explainable pedestrian behaviors in several interaction situations with an autonomous vehicle. The model can be used to reproduce real-world scenes and predict pedestrian trajectories around an autonomous vehicle in real time.

Our fourth contribution is the implementation of the model in order to propose the simulator SPACiSS, "Simulator for Pedestrians and an Autonomous Car in Shared Spaces". SPACiSS is open source and can simulate interactions between pedestrians and vehicles in different shared space scenarios. With the integration in the ROS framework, commonly used in robotics, SPACiSS is designed as an environment to test autonomous navigation systems.

We have shown that agent-based modeling and simulation supports the successful integration of social science and robotics. This association is promising to address real-world scenarios.

Keywords: agent-based social simulation; modelling; pedestrians; shared space; autnomous car; crowd

Table des matières

Résumé **5**

Abstract **7**

1 Introduction **23**
1.1 Contexte et motivation . . . 23
1.1.1 L'espace partagé : un concept et des applications . . . 23
1.1.2 Le véhicule autonome en espace partagé : une nouvelle approche et de nouvelles exigences . . . 25
1.1.3 Les comportements piétons : une navigation collaborative, guidée par les interactions sociales . . . 27
1.2 Question de recherche, objectifs et délimitation du sujet . . . 28
1.2.1 Question de recherche . . . 28
1.2.2 Objectifs de la recherche . . . 29
1.2.3 Délimitation du sujet . . . 30
1.3 Approche et méthodologie . . . 31
1.3.1 La modélisation et la simulation à base d'agents comme lien entre sciences sociales et robotique . . . 31
1.3.2 Méthodologie appliquée . . . 33
1.4 Contributions . . . 34
1.5 Organisation du manuscrit . . . 34

2 Revue de littérature **37**
2.1 Modèles piétons . . . 37
2.1.1 Modèles de piétons individuels . . . 37
2.1.2 Modèles de groupes sociaux de piétons . . . 42
2.1.3 Modèles de piétons en interaction avec un véhicule en espace partagé . . . 46
2.2 Simulateurs incluant piétons et véhicules . . . 49
2.2.1 Simulateurs axés sur les espaces partagés entre piétons et véhicules . . . 50
2.2.2 Simulateurs axés sur le test de véhicules autonomes . . . 51
2.2.3 Simulateurs hybrides . . . 51
2.3 Synthèse et positionnement par rapport à l'existant . . . 52
2.3.1 Synthèse et limites des travaux existants . . . 52
2.3.2 Positionnement . . . 54

3 Modélisation et simulation de piétons en environnement ouvert **57**
3.1 Introduction . . . 57
3.2 Observations issues du monde réel . . . 58
3.2.1 Perception, attention et distraction des piétons . . . 58
3.2.2 Espace personnel des piétons . . . 59
3.2.3 Comportement d'évitement des collisions . . . 60
3.3 Modèle proposé . . . 60
3.3.1 Une perception améliorée . . . 60

3.3.2 Un espace personnel dynamique . . . 62
3.3.3 Une force sociale révisée . . . 64
3.4 Implémentation et simulation . . . 64
3.4.1 Implémentation du modèle proposé . . . 64
3.4.2 Données utilisées pour la validation . . . 65
3.4.3 Simulation . . . 66
3.4.4 Mesures . . . 67
3.5 Validation et discussion . . . 68
3.5.1 Perception des agents . . . 68
3.5.2 Densité de la foule . . . 69
3.5.3 Collisions entre agents . . . 69
3.5.4 Vitesse de marche des agents . . . 71
3.5.5 Performances du modèle . . . 72
3.6 Synthèse . . . 72

4 Modélisation et simulation de groupes sociaux de piétons 75
4.1 Introduction . . . 75
4.2 Observations issues du monde réel . . . 76
4.2.1 Présence et tailles des groupes dans les foules . . . 76
4.2.2 Structures des groupes par taille . . . 77
4.2.3 Relations sociales dans les groupes . . . 78
4.3 Modèle proposé . . . 79
4.3.1 Intégration du modèle SFM de groupe dans le modèle individuel . . . 79
4.3.2 Adaptation pour représenter quatre relations sociales différentes . . . 79
4.3.3 Amélioration du comportement d'évitement des groupes . . . 80
4.4 Implémentation et simulation . . . 81
4.4.1 Implémentation du modèle proposé . . . 81
4.4.2 Données utilisées pour la validation . . . 82
4.4.3 Simulation . . . 82
4.4.4 Mesures . . . 84
4.5 Validation et discussion . . . 85
4.5.1 Structure intra-groupe et évolution avec la densité . . . 85
4.5.2 Structure intra-groupe et comparaison avec des données réelles . . . 87
4.5.3 Comportement d'évitement des groupes . . . 88
4.6 Synthèse . . . 90

5 Modélisation et simulation de piétons en espace partagé avec un véhicule autonome 91
5.1 Introduction . . . 91
5.2 Observations issues du monde réel . . . 92
5.3 Modèle proposé . . . 94
5.3.1 Une approche hybride . . . 94
5.3.2 Concepts clés . . . 95
5.3.3 Modèle de décision . . . 98
5.4 Implémentation, calibration et simulation . . . 100
5.4.1 Implémentation du modèle proposé . . . 100
5.4.2 Calibration du modèle . . . 100
5.4.3 Simulation et données utilisées pour la validation . . . 104
5.5 Validation et discussion . . . 107
5.5.1 Diversité des comportements piétons . . . 107
5.5.2 Précision des prédictions de trajectoires . . . 108
5.5.3 Généralisabilité à de nouveaux scénarios et applicabilité à de la prédiction embarquée . . . 113

5.6 Synthèse . . . 115
5.6.1 Conclusions . . . 115
5.6.2 Leçons apprises . . . 115

6 SPACiSS : un simulateur de piétons réalistes pour tester la navigation d'un véhicule autonome en espace partagé 117
6.1 Introduction . . . 117
6.2 Présentation du simulateur . . . 118
6.2.1 Modélisation UML et implémentation du modèle piéton . . . 118
6.2.2 Implémentation d'un modèle AV . . . 123
6.2.3 Paramètres configurables dans le simulateur . . . 126
6.3 Utilisation du simulateur pour le test et la validation d'un système de navigation en espaces partagés . . . 127
6.3.1 Système de navigation testé . . . 128
6.3.2 Processus expérimental de test . . . 128
6.3.3 Métriques de validation des performances . . . 129
6.4 Validation et discussion . . . 134
6.4.1 Sécurité du mouvement . . . 134
6.4.2 Efficacité de la trajectoire . . . 135
6.4.3 Confort des piétons . . . 137
6.5 Synthèse . . . 139

7 Conclusions et perspectives 141
7.1 Synthèse globale . . . 141
7.2 Contributions . . . 142
7.2.1 Publications . . . 144
7.3 Limites et perspectives . . . 145
7.3.1 À court terme . . . 145
7.3.2 À long terme . . . 148

Annexes 151

Liste des figures

1.1 Principes du *shared space* (avant/après), par B. Hamilton-Baillie et P. Boston. . . 23
1.2 Deux exemples d'espaces partagés à Drachten, Pays-Bas et à Brighton, Royaume-Uni. 24
1.3 Classification des véhicules en 6 niveaux d'autonomie selon SAE International. . . 25
1.4 Navette autonome Navya dans le quartier de la Défense à Paris, France. 26
1.5 Principes de navigation du véhicule autonome dans le projet HIANIC. 27
1.6 Verrous et question de recherche abordés dans la thèse. 29
1.7 Objectifs de la thèse. 30
1.8 Deux exemples de densités de foule pertinentes. 31
1.9 Représentation d'un agent selon J. Ferber. 32
1.10 Approche interdisciplinaire suivie. 33
1.11 Méthodologie appliquée durant la thèse. 33
1.12 Structure de la thèse. 35

2.1 Illustration d'un modèle d'automate cellulaire. 38
2.2 Illustration du modèle RVO. 39
2.3 Illustration des forces dans le modèle SFM. 40
2.4 Illustration d'un modèle basé sur des données. 42
2.5 Illustration d'un modèle d'automate cellulaire pour les groupes. 43
2.6 Illustration du modèle ORCA pour les groupes. 44
2.7 Illustration de la force de groupe introduite dans le modèle SFM de groupe. . . . 45
2.8 Illustration du modèle AutoRVO. 47
2.9 Illustration du modèle SFM adapté pour les véhicules. 47
2.10 Illustration d'un modèle mêlant SFM et théorie des jeux. 48
2.11 Illustrations de plusieurs simulateurs d'espace partagé entre piétons et véhicules. 50
2.12 Aperçu d'une simulation d'un robot dans une foule avec Pedsim_ros. 52

3.1 Exemple de foule peu dense de piétons à Barcelone, Espagne. 58
3.2 Zone d'attention (*Information Process Space*) des piétons observée par K. Kitazawa et al. 59
3.3 Différentes formes considérées dans la littérature pour l'espace personnel. 59
3.4 Modélisation de la zone de perception et de la zone d'attention des piétons. . . . 61
3.5 Modélisation de la distance de perception et d'attention d'un agent selon son niveau de distraction. 61
3.6 Modélisation de l'espace personnel des piétons. 63
3.7 Modélisation des marges autour de l'agent définissant son espace personnel, en fonction de la densité perçue. 63
3.8 Capture d'écran des trois scénarios simulés à faible densité. 67
3.9 Manoeuvres d'évitement dans trois cas simulés de distraction. 68
3.10 Densité de foule mesurée en fonction de la densité initiale, du scénario et du modèle. 69
3.11 Proportion de piétons en collision en fonction de la densité mesurée, du scénario et du modèle. 70
3.12 Vitesse des agents en fonction de la densité mesurée, du scénario et du modèle. . 71

3.13 Phénomène émergent à densité modérée avec le modèle proposé : formation de files pour faciliter la navigation. 71
3.14 Performances d'exécution des deux modèles, selon le nombre de piétons simulés. . 72

4.1 Exemple de foule urbaine de piétons, composée en majorité de groupes sociaux à Barcelone, Espagne. 76
4.2 Visualisation d'une distribution de Poisson tronquée à zéro avec $\lambda = 1.1$. 77
4.3 Groupe de deux piétons côte-à-côte et groupe de trois piétons en V (image issue des données ETH-Hotel). 77
4.4 Fonctions de distribution des probabilités pour la distance intra-groupe observée selon la relation sociale dans le groupe. 78
4.5 Modélisation du comportement d'évitement des groupes par une force répulsive. . 80
4.6 Modélisation du comportement d'évitement des groupes sans force répulsive. . . . 81
4.7 Distributions des types de groupes dans deux scénarios : affaires et loisirs. 83
4.8 Capture d'écran d'une simulation de foule dans la zone de loisirs, pour une densité de 0,16 p/m^2. 83
4.9 Trois scénarios simulés d'évitement des collisions par des groupes. 84
4.10 Illustration de la méthode de mesure des distances et des angles entre les membres du groupe. 84
4.11 Angles moyens mesurés entre les membres des groupes simulés selon la densité, pour chaque taille de groupe. 85
4.12 Distances moyennes mesurées entre les membres des groupes simulés selon la densité, pour chaque taille de groupe. 86
4.13 Comparaison des angles moyens mesurés entre les membres des groupes, dans chaque version du modèle et dans les observations empiriques. 87
4.14 Comparaison des distances moyennes mesurées entre les membres des groupes, dans chaque version du modèle et dans les observations empiriques. 88
4.15 Capture d'écran d'une simulation après croisement frontal entre un piéton seul et un groupe de deux piétons. 89

5.1 Interactions piétons-véhicule dans le monde réel, observées à partir de vidéos. . . 93
5.2 Modèle hybride de comportements piétons proposé. 94
5.3 Trois zones de conflit dans le modèle de décision proposé : zone de collision, zone de danger et zone à risque. 95
5.4 Trois types d'interactions piéton-AV dans le modèle de décision proposé, selon l'angle d'interaction : arrière, frontale ou latérale. 97
5.5 Représentation de deux interactions avec un ordre de passage présumé différent. . 98
5.6 Diagramme du modèle de décision proposé. 99
5.7 Illustration de la méthode de calibration utilisée : validation croisée à 3 blocs. . . 103
5.8 Instantanés issus des vidéos des jeux de données (a) DUT, (b) CITR et (c) Nantes. 105
5.9 Trajectoires des piétons observées et simulées lors d'une interaction latérale avec une voiture. 108
5.10 Erreurs finales médianes de déplacement avec le modèle proposé et le SFM, pour un temps de prédiction de 1s à 5s et pour chaque scénario d'interaction. 109
5.11 Erreurs finales médianes de vitesse avec le modèle proposé et le SFM, pour un temps de prédiction de 1s à 5s et pour chaque scénario d'interaction. 110
5.12 Erreurs finales médianes d'orientation avec le modèle proposé et le SFM, pour un temps de prédiction de 1s à 5s et pour chaque scénario d'interaction. 110
5.13 Erreurs médianes de distance d'approche la plus proche, avec le modèle proposé et le SFM, pour chaque scénario. 111
5.14 Erreurs de prédiction sur le jeu de données CITR avec le modèle proposé et le SFM. 112
5.15 Erreurs de prédiction sur les jeux de données CITR et Nantes avec le modèle proposé et le SFM. 113

6.1 Simulateur SPACiSS, basé sur Pedsim_ros, lui-même basé sur PEDSIM. 118
6.2 Illustration de la communication entre nodes dans ROS. 119
6.3 Diagramme UML de packages représentant les dépendances entre les packages composant SPACiSS. 120
6.4 Diagramme UML de classes simplifié du package *libpedsim* dans SPACiSS. 120
6.5 Diagramme UML de classes simplifié du package *pedsim_simulator* dans SPACiSS. 121
6.6 Nodes ROS exécutés durant une simulation avec SPACiSS. 123
6.7 Visualisation d'une simulation avec Rviz. 123
6.8 Voiture Renault Zoé expérimentale et modèles. 124
6.9 Illustration des trajectoires réalisables pour un système holonome et pour un système non-holonome. 125
6.10 Nodes ROS exécutés durant une simulation avec SPACiSS, avec l'AV contrôlée depuis l'extérieur du simulateur. 125
6.11 Processus de développement d'un système de navigation AV et validation des performances. 127
6.12 Scénarios d'interaction testés. 130
6.13 Illustration d'une collision irréaliste et d'une collision réaliste entre un piéton et l'AV. 132
6.14 Taux de collisions réalistes et irréalistes moyens détectés dans les différents scénarios simulés. 134
6.15 Distribution des angles de collision dans chaque scénario simulé. 136
6.16 Distance excédentaire relative parcourue par l'AV dans les différents scénarios simulés. 136
6.17 Retard relatif pris par l'AV et vitesse moyenne de l'AV dans les différents scénarios simulés. 137
6.18 Indice d'inconfort (vitesse) moyen des piétons dans les différents scénarios simulés. 138
6.19 Indice d'inconfort (direction) moyen des piétons dans les différents scénarios simulés. 139

7.1 Réponse à la question de recherche de la thèse. 141

Liste des tableaux

2.1 Analyse des approches existantes selon les critères définis en chapitre 1 54

3.1 Niveaux de service et densités maximales de foule correspondantes selon le *Highway Capacity Manual*. 62
3.2 Paramètres du modèle piéton individuel proposé. 65
3.3 Scénarios simulés pour valider le modèle piéton individuel. 67

4.1 Seuils de distance et d'angle utilisés pour déclencher les forces de cohésion et de vision, par type de groupe pour les deux versions du modèle. 81
4.2 Pourcentage d'interactions ayant mené à une séparation des membres du groupe dans la simulation, pour chaque scénario et pour les deux versions du modèle. . . 89

5.1 Paramètres du SFM adaptés avec leurs valeurs pour les interactions piéton-piéton et piéton-AV. 101
5.2 Paramètres du modèle de décision et valeurs par défaut. 102
5.3 Paramètres du modèle de décision et valeurs testées pour la calibration. 102
5.4 Ensembles de paramètres optimaux trouvés lors de l'apprentissage et erreurs moyennes de déplacement produites par ces paramètres sur les blocs de test. 104
5.5 Paramètres du modèle de décision et valeurs calibrées (en gras). 104
5.6 Résumé de la configuration expérimentale pour évaluer le modèle proposé. 107
5.7 Comportements piétons observés reproduits par le SFM et par le modèle proposé. 107
5.8 Taux de collisions entre les piétons simulés et l'AV avec le SFM et le modèle proposé, pour chaque scénario d'interaction. 112

6.1 Paramètres d'un scénario avec SPACiSS. 126
6.2 Paramètres d'une configuration de simulation avec SPACiSS. 127

7.1 Manques identifiés, objectifs correspondants et contributions de la thèse. 143
7.2 Analyse des contributions de la thèse par chapitre selon les critères définis en chapitre 1. 144

Liste des annexes

Annexe A. Résolution de l'Équation 5.1 152
Annexe B. Algorithmes du modèle de décision proposé 154
Annexe C. Estimation de la force exercée par l'AV sur les piétons à partir du jeu de données CITR 159
Annexe D. Trajectoires piétonnes réelles et simulées dans les 4 scénarios utilisés pour la validation de la calibration 161
Annexe E. Diagramme UML de classes du package *libpedsim* 163
Annexe F. Diagramme UML de classes du package *pedsim_simulator* - première partie 164
Annexe G. Diagramme UML de classes du package *pedsim_simulator* - seconde partie 165
Annexe H. Diagramme UML de séquence de l'initialisation d'une simulation 166
Annexe I. Diagramme UML de séquence de l'exécution d'une simulation 167

Acronymes et abréviations

ABM	Agent-Based Model/Modeling - Modèle ou Modélisation basée sur des agents
ADE	Average Displacement Error - Erreur moyenne de déplacement
AML	Agent Modeling Language - Extension d'UML pour les modèles basés agents
AOE	Average Orientation Error - Erreur moyenne d'orientation
ASE	Average Speed Error - Erreur moyenne de vitesse
AV	Autonomous Vehicle - Véhicule autonome
CA	Cellular Automata - Automates cellulaires
C_L	Relative over-distance travelled by the AV - Distance excédentaire relative parcourue par l'AV
CPU	Central Processing Unit - Processeur
CR	Collision Rate - Taux de collisions
D	Crowd density - Densité de la foule
DCAE	Distance of Closest Approach Error - Erreur de distance d'approche minimale
DDM	Data-Driven Model - Modèle basé sur des données
FDE	Final Displacement Error - Erreur finale de déplacement
FOE	Final Orientation Error - Erreur finale d'orientation
FSE	Final Speed Error - Erreur finale de vitesse
GI	Gini Index for crowd distribution - Indice de Gini de la distribution des piétons dans l'espace
GP	Group Presence - Présence de groupes de piétons
HIANIC	Human Inspired Autonomous Navigation In Crowds - Navigation autonome dans des foules inspirée par les humains
HRVO	Hybrid-Reciprocal Velocity Obstacle - Obstacle de vélocité réciproque-hybride
IQR	Inter-Quartile Range - Écart interquartile
I_{ucf}	Index of uncomfort related to velocity changes - Indice d'inconfort lié aux changements de vitesse
$I_{ucf\theta}$	Index of uncomfort related to direction changes - Indice d'inconfort lié aux changements de direction
LIDAR	LIght Detection And Ranging - Détection et télémétrie par la lumière
LSTM	Long Short-Term Memory - RNN à mémoire à long terme
LoS	Level of Service - Niveau de service
ODD	Overview, Design concepts, and Details - Protocole pour décrire des modèles basés agents
ORCA	Optimal Reciprocal n-Body Collision Avoidance - Évitement réciproque optimal des collisions entre n-corps
RNN	Recurrent Neural Network - Réseau de neurones récurrents
ROS	Robot Operating System - Suite logicielle libre pour la robotique
RVO	Reciprocal Velocity Obstacle - Obstacle de vélocité réciproque
SFM	Social Force Model - Modèle de force sociale
SPACiSS	Simulator for Pedestrians and an Autonomous Car in Shared Spaces - Simulateur pour des piétons et une voiture autonome en espaces partagés
TTC	Time-To-Conflict - Temps avant conflit

TT_G	Relative delay of the AV - Retard relatif pris par l'AV
UML	Unified Modeling Language - Langage de modélisation graphique pour la conception de systèmes logiciels
VO	Velocity Obstacle - Obstacle de vélocité
XML	Extensible Markup Language - Langage de formalisation de données textuelles.

Chapitre 1

Introduction

Le chapitre est organisé comme suit. La section 1.1 présente le contexte dans lequel s'inscrit la recherche et motive la présente thèse. Le concept d'*espace partagé* est introduit et ses implications pour un *véhicule autonome* (AV) sont présentées, notamment en terme de navigation parmi les *piétons*. À partir des verrous scientifiques existants, la section 1.2 expose une question de recherche et les trois objectifs de la thèse qui en découlent. Afin de remplir ces objectifs, une approche interdisciplinaire est suivie, détaillée en section 1.3. Les contributions, étape par étape, pour atteindre les objectifs sont présentées en section 1.4. Enfin, la structure de la thèse est décrite en section 1.5.

1.1 Contexte et motivation

1.1.1 L'espace partagé : un concept et des applications

Concept

L'espace partagé est un concept d'aménagement urbain relativement nouveau où la séparation entre les piétons et les véhicules est minimisée.

Le concept d'espace partagé a été introduit par l'ingénieur urbaniste Hans Monderman [150], à la fin des années 1970 aux Pays-Bas. Son idée est de contraindre les usagers piétons et conducteurs à négocier leur passage dans l'espace qu'ils partagent en supprimant tous les dispositifs de contrôle du trafic, tels que les bordures, les marquages au sol, les panneaux de signalisation et les feux de signalisation. Tous les usagers de l'espace partagé sont traités de manière égale, sans règles de priorité. La mise en place du concept d'espace partagé est illustrée en Figure 1.1.

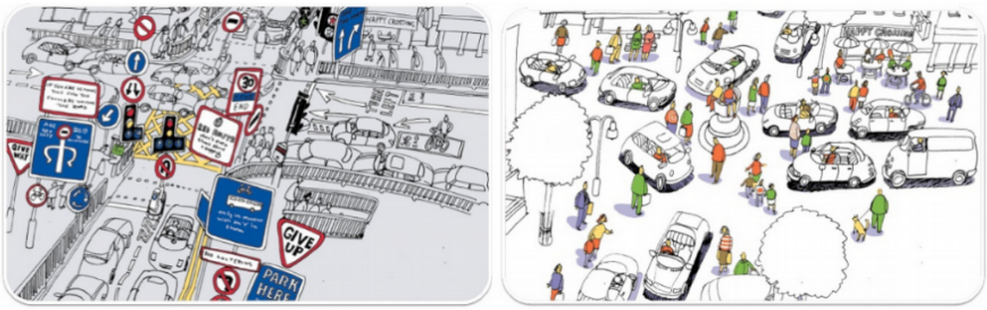


FIGURE 1.1 – Principes du *shared space* (avant/après), par B. Hamilton-Baillie et P. Boston [144].

L'objectif principal lors de la conception des premiers espaces partagés est de réduire le nombre d'accidents et de rendre la circulation plus fluide [150]. L'approche de Monderman se base sur le constat qu'avec la signalisation, les usagers suivent aveuglément les règles et se désengagent de leur propre comportement. En responsabilisant les usagers, ils résolvent les conflits en

réfléchissant et non en suivant des règles imposées. De plus, la signalisation peut être redondante ou inutile si les usagers de l'espace font appel à leurs sens et à leur réflexion pour adapter leur comportement, car le contexte est plus important que les règles de circulation pré-établies [150].

Un espace partagé est défini plus formellement par les directives du gouvernement britannique [57] comme « une rue ou une place conçue pour améliorer le déplacement et le confort des piétons en réduisant la domination des véhicules à moteur et en permettant à tous les usagers de partager l'espace plutôt que de suivre les règles clairement définies impliquées par des aménagements plus conventionnels ».

Applications

Le concept d'espace partagé a été expérimenté pour la première fois sur des carrefours aux Pays-Bas, comme dans la ville de Drachten (Figure 1.2a). À partir de ce concept, de nombreuses villes [82] ont mis en oeuvre des espaces partagés, comme à Brighton au Royaume-Uni par exemple (Figure 1.2b).

(a) (b)

FIGURE 1.2 – Deux exemples d'espaces partagés : (a) à Drachten, Pays-Bas [82] et (b) à Brighton, Royaume-Uni [56].

Un projet de recherche européen, intitulé « *Shared Space: Reconciling People, Places and Transport* », a notamment été mené de 2004 à 2008 [66]. Dirigé par Monderman et Hamilton-Baillie, un spécialiste britannique de l'aménagement urbain, ce projet visait à étendre le concept néerlandais d'espace partagé à d'autres pays européens. Plusieurs concepts dérivés des principes de l'espace partagé ont ainsi vu le jour, comme le « woonerf » aux Pays-Bas et en Allemagne, les « home zone » au Royaume-Uni ou les « zones de rencontre » en Belgique, en France et en Suisse [183]. Bien que l'idée soit partie d'Europe, des espaces partagés existent par exemple en Australie, en Nouvelle-Zélande [205] ou au Québec. Un examen et une comparaison des différentes mises en œuvre ont été réalisés dans [114].

Bilan des espaces partagés existants

Un nombre croissant de villes adoptent cette approche [158, 223] car il a été démontré que la mise en œuvre d'un espace partagé apporte des améliorations en termes de sécurité [82, 147, 150]. Ces espaces permettent de réduire la vitesse des voitures et le nombre d'accidents car les conducteurs ayant perdu leurs repères réglementaires, sont plus attentifs à leur environnement[109, 150]. Monderman a rapporté une réduction de vitesse de 50% au lieu des 10 à 20% habituellement observés avec l'ajout de signalisation [150]. En supprimant les feux de signalisation, le trafic est plus lent mais plus fluide, avec moins d'embouteillages et donc moins de pollution. Moins d'accidents ont été enregistrés pour deux espaces partagés néerlandais étudiés dans [82]. L'environnement est perçu comme plus agréable et plus accessible par certains usagers [89, 147, 150]. Une analyse

de trois espaces partagés à Auckland, en Nouvelle-Zélande [115] confirme que les piétons ont plus de contrôle sur l'espace que dans les configurations précédentes : ils occupent plus d'espace et la vitesse moyenne des véhicules diminue à mesure que la densité de piétons augmente.

Malgré les nombreux points positifs relevés dans les espaces partagés, plusieurs critiques négatives ont également été faites. Une étude [113] menée dans un espace partagé à Auckland en 2015 a révélé que bien que les piétons interrogés aient une perception positive du nouvel aménagement urbain, 48% d'entre eux ont cité le comportement des conducteurs comme étant l'aspect qu'ils souhaiteraient le plus voir amélioré. Certains piétons ont notamment demandé la mise en place d'une limitation de vitesse dans [113], et 40% des piétons interrogés dans [183] ont rapporté qu'il fallait davantage de barrières dans l'espace partagé. [82] a également rapporté que 45% des personnes interrogées considéraient la configuration d'espace partagé étudiée comme dangereuse. De même, 72% des piétons interrogés dans [151] ont noté qu'ils se sentaient inquiets de partager l'espace avec les véhicules et 80% ont noté qu'ils se sentaient moins en sécurité dans l'espace partagé que dans la configuration précédente. Dans [151], les auteurs ont observé que les piétons cédaient souvent le passage aux véhicules (72% des interactions) et couraient parfois à leur passage (17% des interactions).

D'après Monderman, « les accidents mineurs peuvent être des expériences plutôt positives, car les usagers apprennent et assument la responsabilité de leur propre comportement » [150]. La responsabilisation des usagers repose sur l'hypothèse que tous sont capables de détecter et évaluer les risques et d'avoir une réaction appropriée [147]. Cependant, tous les usagers ne sont pas en mesure de maîtriser la communication informelle et les règles sociales nécessaires dans les espaces partagés. Certains piétons souffrant de déficiences physiques ou cognitives sont réticents à circuler dans de telles zones [63, 82]. De même, les enfants et les personnes âgées ne sont pas toujours en mesure de réagir de manière adéquate et en temps voulu pour éviter un conflit potentiel [60].

Ainsi, malgré les améliorations qu'il apportent au niveau de la sécurité, les espaces partagés sont souvent mal acceptés par une partie de la population piétonne [82]. Il ne suffit pas de supprimer la signalisation pour que les piétons prennent le contrôle de l'espace : la vitesse et le volume du trafic, ainsi que les comportements de conduite ont un impact important sur l'acceptation et le comportement des piétons [151].

1.1.2 Le véhicule autonome en espace partagé : une nouvelle approche et de nouvelles exigences

Les véhicules autonomes (AVs), capables de rouler sans intervention d'un conducteur, feront certainement partie de nos futurs moyens de transport. Plusieurs niveaux d'autonomie existent pour les véhicules. L'organisme de normalisation automobile SAE International propose une classification des véhicules en 6 niveaux d'autonomie, allant des systèmes entièrement manuels (niveau 0) aux systèmes entièrement automatisés (niveau 5). Cette classification, régulièrement révisée (la dernière version date de mai 2021 [196]), est basée sur le degré requis d'intervention et d'attention du conducteur, comme présenté en Figure 1.3.

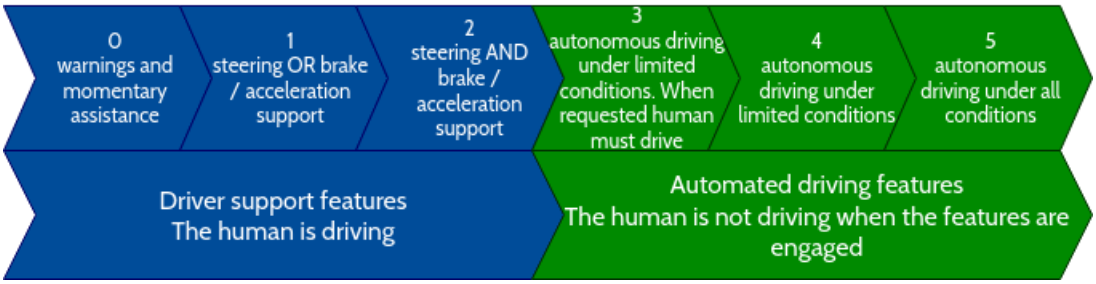


FIGURE 1.3 – Classification des véhicules en 6 niveaux d'autonomie selon SAE International [196].

Nous considérons ici les AVs de niveau 5, équipés de systèmes de surveillance et de pilotage automatique, dans lesquels aucune intervention humaine n'est requise, quelles que soient les conditions de circulation. Un véhicule totalement autonome *perçoit* la scène à travers ses capteurs afin de construire une représentation interne de l'environnement. L'AV *interprète* les données des capteurs et *détecte* les éléments statiques ou en mouvement autour de lui. Ensuite, l'AV *décide* de l'action la plus appropriée et *planifie* sa trajectoire avant de *se déplacer* selon la dynamique du système.

Depuis janvier 2021, la Commission économique pour l'Europe des Nations Unies autorise la commercialisation de voitures dotées de capacités de conduite autonome de niveau 3, intégrant notamment des fonctionnalités de maintien sur voie rapide, à une vitesse maximale de 60 km/h [216]. En France, un décret de juillet 2021 [105] instaure un premier cadre réglementaire pour la conduite automatisée. Le décret autorise les systèmes de transport routier automatisés à circuler à partir de septembre 2022 sur des zones et des parcours prédéfinis. Dans ce contexte, de plus en plus d'entreprises et de services de transport développent et testent la conduite autonome de véhicules sur des routes ou sur des voies dédiées, c'est-à-dire dans un environnement structuré et prévisible [15].

Toutefois, les AVs auront aussi à naviguer dans des environnements plus denses, dynamiques et imprévisibles comme les centres-villes. Les espaces partagés sont le type ultime d'environnements urbains dynamiques, car les piétons peuvent s'y déplacer sans être limités à des zones prédéfinies. Les AVs devront naviguer dans ces environnements complexes et donc interagir avec des foules plus ou moins denses de piétons. Actuellement, les AVs interagissent avec les piétons en adaptant leur vitesse pour que les piétons puissent passer, ou en s'arrêtant complètement lorsqu'un piéton est détecté sur leur trajectoire de manière inattendue.

Bien que dans les espaces partagés la vitesse doive être réduite pour assurer la sécurité des piétons (la vitesse maximale autorisée varie entre 10 km/h et 32 km/h [114]), il existe des attentes en matière de vitesse afin d'être efficace pour le transport de passagers. Parmi les nombreuses expérimentations dans les espaces publics et sites industriels, certaines se sont déroulées dans des espaces partagés avec des piétons [8]. Plusieurs de ces expérimentations, notamment à Lyon (quartier de Confluence), Paris (quartier d'affaires de la Défense) ou encore Sion (Suisse), ont rapporté que la navigation des véhicules n'était pas adaptée à ce type d'environnement [8]. C'est le cas par exemple de trois navettes autonomes Navya, qui ont circulé sur le parvis piéton de la Défense à Paris, de 2017 à 2019 (Figure 1.4).

FIGURE 1.4 – Navette autonome Navya dans le quartier de la Défense à Paris, France [34].

L'expérimentation n'a pas été reconduite en 2019 car les navettes étaient très lentes : « la vitesse d'exploitation est de 7km/h, vitesse faible due aux ralentissement provoqués par la présence de piétons sur le site » [8]. De même, à Confluence, bien que les navettes aient été « acceptées socialement », elle n'étaient pas utilisées car les usagers « trouvaient le service trop lent, et pas assez fréquent » [8]. À Sion, une navigation saccadée a été rapportée « [...] en raison de la dé-

tection de piétons ou cyclistes qui doublent les navettes et circulent devant elles [...] » [8]. Les navettes s'arrêtaient souvent car elles avaient des difficultés à évaluer l'absence de danger.

Il s'agit ici d'un des principaux défis lorsqu'un système autonome navigue dans une foule, défi connu sous le nom de *Freezing Robot Problem* [213]. Dans une foule suffisamment dense, les systèmes de navigation réactifs prédisent que chaque trajectoire potentielle mènera à une collision avec un piéton en raison de l'incertitude massive et croissante dans le temps. Cela conduit à des solutions de navigation sous-optimales ou au blocage du véhicule dans certains cas [213]. Même avec une prédiction parfaite de toutes les trajectoires des piétons, ce problème peut se produire dans une foule dense car dans cette configuration, il n'y a parfois pas assez d'espace pour traverser la foule.

La problématique de la navigation d'un AV dans un environnement peuplé de piétons doit donc être abordée. C'est l'objectif du projet de recherche *HIANIC*, *Human Inspired Autonomous Navigation In Crowds* [97], financé par l'Agence Nationale de la Recherche de 2018 à 2022. Ce projet fait partie de l'axe « Véhicules propres, sûrs, connectés, automatisés » du défi 6 « Mobilité et systèmes urbains durables ».

La navigation d'AVs dans des espaces partagés nécessite l'adaptation de techniques traditionnellement utilisées pour les robots mobiles tout en considérant les contraintes propres à la voiture et à l'environnement. Pour être accepté dans un espace partagé avec des piétons, l'AV doit garantir la sécurité des passagers et des usagers alentours, mais aussi avoir une navigation efficace tout en respectant les conventions sociales. Ces trois aspects sont liés, comme illustré en Figure 1.5. Une navigation intégrant une dimension sociale doit assurer le confort des piétons et être lisible, ce qui renforce la sécurité et l'efficacité de la trajectoire. L'AV doit réagir d'une manière compréhensible car il n'y a pas de communication possible avec un conducteur humain. L'AV doit par exemple respecter les distances sociales, être prévisible pour ne pas surprendre ou effrayer les piétons, ou encore préférer éviter un groupe de piétons se déplaçant ensemble plutôt que de les séparer.

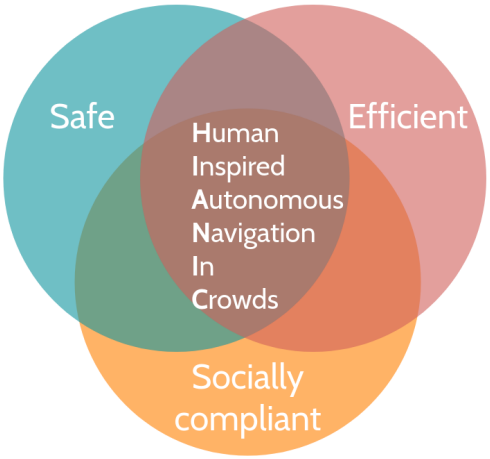


FIGURE 1.5 – Principes de navigation du véhicule autonome dans le projet HIANIC.

Afin de garantir ces trois aspects, le véhicule ne doit pas simplement s'arrêter dans des situations incertaines, comme il le fait actuellement, mais être proactif et négocier son passage parmi les piétons. Pour résoudre le problème du *Freezing Robot*, un élément clé de la navigation en foule repose sur la compréhension et l'anticipation des comportements piétons.

1.1.3 Les comportements piétons : une navigation collaborative, guidée par les interactions sociales

Un piéton est une personne se déplaçant à pied dans une zone publiquement accessible [4]. Les piétons sont sociaux par nature et adhèrent largement aux normes sociales. Une norme sociale est une définition partagée d'une conduite appropriée qui fixe des limites au comportement et

exprime ainsi la notion de ce que les gens ont tendance à faire [4]. Dans le contexte de la navigation dans une foule, une norme sociale peut consister à respecter une distance personnelle minimale avec les autres piétons par exemple.

La navigation de chaque piéton dépend à la fois de ses caractéristiques individuelles (par exemple son âge, sa culture, son motif de déplacement, son poids et sa taille, etc. [25]) et des piétons environnants, qui influencent sa trajectoire. Dans les foules, les piétons interagissent entre eux et sont des experts de la navigation. Ils adaptent continuellement leurs trajectoires sous forme de coopération afin de préserver les distances de confort et d'éviter les collisions. Même dans les foules éparses, les interactions deviennent rapidement complexes car la trajectoire de chaque piéton est influencée par de nombreuses autres personnes.

Quand on considère les comportements piétons avec les véhicules, de très nombreux facteurs entrent en compte. Dans une analyse des études sur le comportement des piétons avec les voitures conventionnelles et les AVs, Rasouli et Tsotsos [184] ont identifié 38 facteurs, fortement interdépendants, qui impactent le comportement des piétons avec les voitures conventionnelles. Des facteurs sociaux, comme les normes sociales ou le comportement de groupe, des facteurs démographiques, des facteurs liés à la capacité d'estimer la vitesse et la distance du véhicule, des facteurs liés aux caractéristiques individuelles et à l'état actuel du piéton, influencent son comportement avec les voitures. De même, des facteurs environnementaux, liés au contexte physique, dynamique et au trafic routier ont un effet sur les comportements piétons.

Bien que les études avec des AVs soient moins nombreuses qu'avec les voitures conventionnelles, 22 facteurs influençant le comportement des piétons face aux véhicules autonomes ont été identifiés dans [184]. Des facteurs liés directement aux piétons on été relevés : normes sociales, sexe et âge, culture, respect de la loi, expérience passée, risque perçu et attention prêtée à la situation. L'environnement joue également un rôle : la structure de la route, la localisation, l'heure de la journée et la présence de feux de signalisation ; ainsi que le contexte dynamique : vitesse et distance des véhicules, temps d'attente des piétons, et communication ; et les caractéristiques du trafic : volume du trafic, apparence et taille des véhicules, respect des lois et affichage des intentions.

Ce domaine d'étude étant relativement récent, on peut raisonnablement s'attendre à ce que les comportements des piétons avec les AVs évoluent avec le temps et l'expérience, et à ce que d'autres facteurs entrent en jeu. De plus, certaines de ces études ont rapporté des résultats contradictoires, qui doivent être renforcés par d'autres travaux.

Il est donc très difficile de considérer exhaustivement les différents facteurs, leurs relations et leurs effets sur le comportement des piétons avec des AVs. Cependant, il est certain que les piétons ne seront pas seulement des obstacles dynamiques pour l'AV, car ils perçoivent ce qui les entoure et y réagissent. Il a été observé dans [219] que, comme avec un autre piéton, les piétons qui rencontrent un robot coopèrent avec lui pour partager la responsabilité d'évitement de la collision. Chacun adapte sa trajectoire pour rendre le croisement possible. L'AV ne sera donc pas seul à adapter sa trajectoire : les piétons participeront à l'effort d'évitement, le rendant collaboratif [213].

La compréhension des comportements piétons et de leurs interactions sociales permettrait à l'AV de mieux anticiper leurs trajectoires et de coopérer avec eux pour une navigation efficace et socialement acceptée.

1.2 Question de recherche, objectifs et délimitation du sujet

1.2.1 Question de recherche

Malgré les bénéfices amenés par la mise en place d'espaces partagés en ville, le bilan actuel pour les piétons est mitigé. Pour le bon développement des espaces partagés, un trafic automobile lent, peu dense, où les piétons sont sûrs d'être perçus et ont le contrôle de l'espace sont des conditions essentielles. Les AVs, qui auront bientôt à naviguer dans de tels espaces, pourraient se présenter comme une solution sous réserve d'avoir une navigation sécurisée, efficace et sociale.

Afin que l'introduction des AVs en ville ne ressemble pas à un enfer [146] pour les piétons, il est important de tenir compte des contraintes de navigation spécifiques aux espaces partagés et de nouvelles approches sont nécessaires. Ces nouvelles approches peuvent compter sur le fait que l'AV sera perçu, induisant des réactions chez les piétons, qui adapteront leurs trajectoires.

Cependant, nous ne savons pas encore comment les piétons vont réagir, car il est très rare de trouver des AVs dans des espaces partagés avec des piétons, où les interactions sont beaucoup plus complexes qu'aux passages piétons. Les données sur les comportements piétons avec un AV sont limitées, ce qui entraîne un manque de connaissances et de modèles sur ce sujet. Ces lacunes freinent le développement de systèmes de navigation en foule. Il existe donc relativement peu d'expérimentations impliquant des humains en contact étroit avec un AV, ce qui renforce le manque de données. Ces différents verrous, illustrés en Figure 1.6, sous-tendent notre question de recherche : comment anticiper les comportements piétons dans un espace partagé avec un AV ?

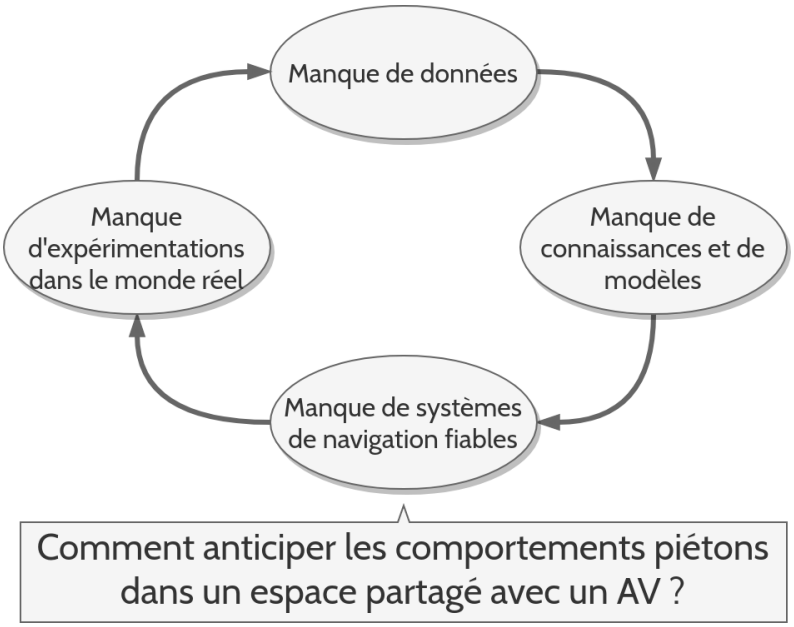


FIGURE 1.6 – Verrous et question de recherche abordés dans la thèse.

1.2.2 Objectifs de la recherche

Cette thèse est une première étape pour répondre à cette problématique. La thèse contribue au projet HIANIC en modélisant et simulant des comportements piétons réalistes autour de l'AV, afin de lui fournir une connaissance de son environnement actuel et futur. Dans le cadre du projet HIANIC, ces modélisations et simulations doivent remplir trois objectifs présentés en Figure 1.7 :

1. étudier le comportement des piétons pour mieux comprendre leur navigation et leurs interactions dans les foules ;
2. aider à prédire les mouvements des piétons autour du véhicule afin que l'AV anticipe et adapte sa navigation ;
3. fournir un environnement simulé pour tester les systèmes de navigation AV dans des conditions proches de la réalité, en toute sécurité.

Pour étudier les comportements des piétons et leurs interactions sociales, le modèle doit permettre d'intégrer des comportements sociaux complexes. Les trajectoires individuelles des piétons doivent être réalistes et précises. Le modèle doit produire des résultats transparents, permettant d'expliquer et de comprendre les comportements produits.

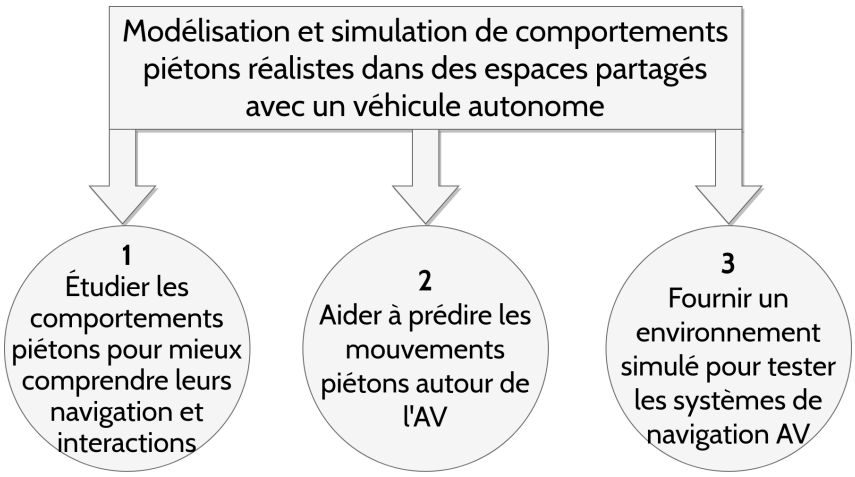


FIGURE 1.7 – Objectifs de la thèse.

Pour aider à la prédiction des mouvements des piétons par un AV, il est primordial que les comportements piétons résultant du modèle soient explicables, afin de garantir la sécurité et la fiabilité des décisions de l'AV. Le modèle doit intégrer les comportements piétons dans diverses interactions piétons-AV, et les trajectoires piétonnes simulées doivent être réalistes et précises. Enfin, si le modèle est envisagé pour de la prédiction embarquée à bord de l'AV, les simulations doivent pouvoir être exécutées plus rapidement que le temps réel.

Pour une utilisation à des fins de test, l'environnement virtuel doit simuler les piétons dans un espace partagé aussi précisément que possible et doit refléter la diversité existante dans les comportements piétons. La fiabilité du simulateur est un point clé car les tests simulés serviront de base pour passer à l'expérimentation en conditions réelles. Le simulateur doit être capable de capturer à la fois les comportements piétons et le mouvement de l'AV, ainsi que les interactions entre eux.

Afin de répondre aux trois objectifs, nous avons défini une liste de 6 critères que le modèle et simulateur développés devront remplir :

— intégration de comportements sociaux complexes ;
— transparence et explicabilité des comportements produits ;
— réalisme et précision dans les trajectoires des piétons ;
— exécution des simulations en temps réel ;
— modélisation des interactions piétons-AV dans divers scénarios ;
— capacité à capturer les mouvements du véhicule pour test.

Ces critères guident les choix effectuées durant la thèse et les contributions proposées.

1.2.3 Délimitation du sujet

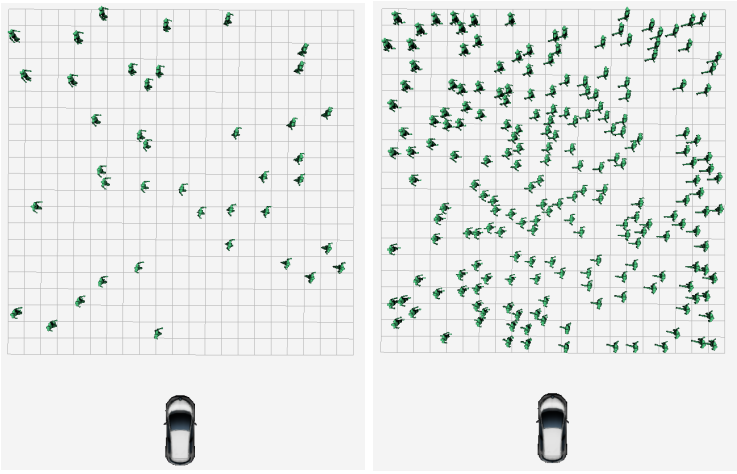
Voici les définitions et limites que nous avons fixées pour ce travail :

— Nous considérons dans cette thèse les **espaces partagés** comme tout espace extérieur ouvert où les piétons et les véhicules partagent l'espace, sans zones prédéfinies ou délimitation entre les usagers et sans règles de priorité formelles. Les espaces partagés peuvent donc être des zones piétonnes, des parkings, ainsi que des rues, des carrefours et des places.
— L'accent est mis sur les **piétons**. Bien que dans les espaces partagés les usagers puissent être divers (vélos, scooters, motos, bus, etc.), nous avons choisi de nous concentrer uniquement sur les piétons et les AVs. Comme chaque type d'usager a ses propres contraintes cinématiques et dynamiques et ses propres normes sociales, un travail similaire pourrait être effectué pour chaque moyen de déplacement.
— Nous nous intéressons au cas où il y a **un seul AV** à la fois dans l'espace partagé. Nous nous concentrons donc sur les interactions entre un seul véhicule et des piétons, sans tenir

compte des interactions potentielles avec d'autres véhicules.

— Nous considérons une **foule urbaine « classique », en conditions normales**, telle qu'on peut en rencontrer tous les jours dans les rues d'un centre-ville ou sur un campus par exemple. Cela correspond à une *foule occasionnelle* (« *casual crowd* ») selon la classification de Blumer [24], c'est-à-dire une foule qui n'est pas organisée ou unifiée, mais composée d'individus qui se trouvent simplement au même endroit au même moment. Dans une classification plus récente, cela correspond à une *foule ambulante* selon Berlonghi [20] : « Une foule qui entre ou sort d'un lieu, qui marche vers ou depuis les parkings, ou autour du lieu pour en utiliser les installations ».

— Nous avons choisi de nous concentrer sur des foules de **faible à moyenne densité** ([0 ; 0,5] piéton/m^2, noté p/m^2), c'est-à-dire une densité de foule normale attendue dans les espaces partagés [159], comme illustré en Figure 1.8. En effet, le but n'est pas d'étudier une foule dense, mais d'étudier une foule interagissant avec un AV capable de naviguer dans la foule.



(a) (b)

FIGURE 1.8 – Deux exemples de densités de foule pertinentes : (a) 0,1 p/m^2 et (b) 0,5 p/m^2.

— Nous nous intéressons aux déplacements piétons individuels, **à l'échelle microscopique et à court terme**. Nous ne considérons pas les choix de route et de destination à long terme des piétons, mais uniquement leurs déplacements et interactions locales. Nous considérons les mouvements piétons sur une échelle de quelques dizaines de mètres, avec une précision au centimètre. De même, nous considérons les mouvements sur une durée n'excédant pas la minute, avec une précision de l'ordre de 100 ms. Dans ce cadre, nous cherchons à simuler au maximum quelques centaines de piétons.

— Nous considérons que les piétons sont **habitués aux AVs** et l'évolution du comportement des piétons avec les AVs au fil du temps n'est pas considérée dans le cadre de cette thèse.

1.3 Approche et méthodologie

1.3.1 La modélisation et la simulation à base d'agents comme lien entre sciences sociales et robotique

Lorsque l'on souhaite étudier le comportement humain, en particulier celui des foules, la simulation est un outil précieux. En effet, les expérimentations sur des foules réelles sont très utiles pour obtenir des données mais nécessitent l'utilisation de nombreuses ressources. Il est nécessaire de rassembler un grand nombre de volontaires, qui seront disponibles pour un temps limité. Il faudrait également rassembler un échantillon représentatif de la population à étudier, ce qui est compliqué à mettre en œuvre. De plus, conscients qu'ils font partie d'une expérimentation,

les piétons n'agissent pas toujours comme ils le font naturellement. Enfin, si l'on souhaite tester un système de navigation AV, les expérimentations sont difficiles à mettre en place mais également dangereuses en raison du risque que représente l'utilisation d'un véhicule à proximité d'humains. De plus, on ne peut pas demander à un panel de piétons de se réunir à chaque fois que l'on veut intégrer une nouvelle fonctionnalité ou calibrer un paramètre du système.

Une simulation informatique permet donc d'étudier certains phénomènes sans avoir à passer directement par l'expérimentation. Cette approche nécessite la définition d'un modèle, afin de représenter la réalité sous un certain angle, pour répondre à des questions spécifiques sur cette réalité. Dans la simulation de phénomènes sociaux, l'échelle considérée pour définir le modèle est cruciale. Plusieurs échelles de modélisation sont possibles, classées de macroscopique à microscopique, en passant par mésoscopique. Alors que les approches macroscopiques étudient le comportement global résultant d'un ensemble d'entités agrégées, i.e. foule de piétons considérée comme un flux, les approches microscopiques utilisent des agents ayant un comportement défini au niveau individuel. Une foule de piétons est alors considérée comme un ensemble d'agents hétérogènes, qui se déplacent dans leur environnement, perçoivent les autres agents et interagissent.

Cette thèse applique une approche microscopique. Cette approche permet de reproduire précisément à la fois des comportements individuels et des comportements collectifs émergeant des interactions entre agents. Un avantage des approches microscopiques par rapport aux modèles macroscopiques est qu'il n'y a pas d'écart entre le niveau d'abstraction utilisé pour faire des hypothèses et celui du modèle. En formulant le modèle au niveau individuel, cela limite l'utilisation d'un comportement moyen simplifié, souvent irréaliste puisqu'il représente la somme de comportements individuels réels. De nombreux scénarios peuvent être générés avec des agents aux comportements individuels hétérogènes.

Selon la définition donnée par Ferber [73], illustrée en Figure 1.9, un agent est « une entité physique ou virtuelle qui est capable d'agir dans un environnement, qui peut communiquer directement avec d'autres agents, qui est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser), qui possède des ressources propres, qui est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement, qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement (et éventuellement aucune), qui possède des compétences et offre des services, qui peut éventuellement se reproduire, dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit ».

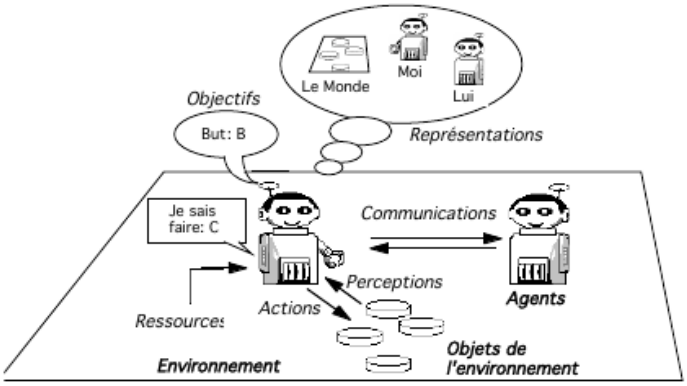


FIGURE 1.9 – Représentation d'un agent selon J. Ferber, issue de [73].

Pour définir clairement notre approche, nous pouvons appliquer cette définition à notre cas d'étude. Un agent est une entité virtuelle représentant une entité physique : un piéton. L'agent piéton évolue dans un environnement, l'espace partagé, donc le plus souvent une rue ou une place urbaine avec des obstacles représentant le mobilier urbain. Dans notre cas, il n'y a pas de communication explicite entre les agents, elle se fait par la communication non verbale comme le

contact visuel. Les agents piétons sont actifs, mobiles et ont des objectifs individuels : se déplacer pour atteindre leur destination, ne pas entrer en collision avec d'autres agents ou des obstacles, garder une vitesse proche de leur vitesse préférée, garder une distance acceptable avec les autres agents, etc. Les agents piétons ont une perception limitée de leur environnement, dépendant de leurs perceptions sensorielles. Leur représentation du monde est également limitée et dépend de chaque individu. Elle correspond au modèle cognitif de l'agent, qui représente ses croyances, ses désirs, ses relations avec les autres agents. Les agents peuvent s'adapter dans le temps et leur modèle cognitif peut évoluer. Les agents piétons peuvent effectuer des actions : avancer, ralentir, tourner, s'arrêter par exemple. Ils interagissent avec les autres agents car ils ne sont pas isolés physiquement les uns des autres. Ces interactions peuvent prendre la forme d'une coopération pour s'éviter ou apparaître dans un déplacement de groupe.

Afin que la simulation permette d'étudier et de prédire les comportements piétons, et serve d'environnement de test fiable pour une application en robotique, un certain niveau de réalisme est requis. La simulation doit reproduire, au moins en partie, le comportement humain, y compris ses incohérences. Pour cela, l'intégration de concepts issus des sciences sociales (sciences cognitives, étude du comportement humain, étude des interactions et normes sociales) est primordiale. Un atout de la modélisation basée agent (ABM pour *Agent-Based Modeling)* à cet égard est qu'elle peut facilement intégrer des données hétérogènes, issues de domaines variés. Il peut s'agir de données empiriques quantitatives, d'observations qualitatives issues de vidéos, de données statistiques, de concepts théoriques, de données physiques, etc.

Nous avons suivi une approche interdisciplinaire, illustrée en Figure 1.10. En partant d'observations et de concepts issus des sciences sociales, nous avons construit des modèles et simulations à base d'agents pour une application en robotique mobile.

FIGURE 1.10 – Approche interdisciplinaire suivie, mêlant sciences sociales, modélisation et simulation à base d'agents et robotique mobile. Images issues de [44] et [43].

1.3.2 Méthodologie appliquée

La Figure 1.11 présente la méthodologie appliquée durant la thèse.

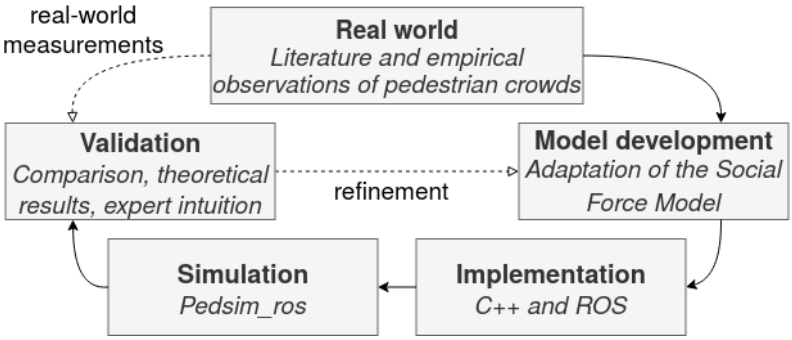


FIGURE 1.11 – Méthodologie appliquée durant la thèse.

En l'absence de nombreuses données empiriques, le modèle proposé est basé sur des données de sources variées : observations vidéo de piétons du monde réel, résultats d'expérimentations dans la littérature, théories et concepts issus des sciences sociales. Nous avons conçu un modèle en proposant des extensions à l'un des modèles de simulation de foule les plus reconnus : le modèle de forces sociales de Helbing et Molnár [94]. Ce modèle, plus largement présenté en chapitre 2, utilise des forces physiques pour représenter les motivations internes des piétons à se déplacer et à éviter les collisions. Après implémentation du modèle proposé, des scénarios complexes ont été conçus et simulés. Le modèle et les simulations ont été validés par comparaison avec des mesures du monde réel et des résultats théoriques.

Pour construire le modèle piéton, une démarche incrémentale a été mise en place : nous modélisons d'abord les piétons individuels, puis les groupes sociaux de piétons, et enfin les interactions entre piétons et AV. Pour chaque itération, la méthodologie décrite en Figure 1.11 (observation-modélisation-implémentation-simulation-validation) est appliquée.

1.4 Contributions

Les principales contributions de cette thèse sont dans le domaine de la modélisation et de la simulation sociale basée agents, et sont résumées ci-dessous :

1. La première contribution de cette thèse est un modèle de piétons individuels tenant compte des comportements spécifiques dans un contexte d'espace partagé. La nouveauté de ce modèle est de considérer la perception, l'attention et l'espace personnel des piétons pour simuler des foules peu denses dans un environnement ouvert en conditions normales.
2. La deuxième contribution est un modèle de quatre relations sociales au sein des groupes de piétons (couples, amis, familles et collègues de travail). La nouveauté de ce modèle est de simuler précisément à la fois le mouvement des groupes sociaux dans plusieurs contextes de foule, et les comportements d'évitement des groupes par d'autres piétons.
3. La troisième contribution est un modèle des comportements piétons en interaction avec un AV en espaces partagés. La nouveauté de ce modèle est qu'il permet de représenter des comportements piétons à la fois hétérogènes, précis et explicables. Le modèle peut notamment être utilisé pour reproduire des scènes du monde réel et pour prédire les trajectoires des piétons autour d'un véhicule autonome en temps réel.
4. La quatrième contribution est l'implémentation des modèles afin de proposer le simulateur SPACiSS, pour *Simulator for Pedestrians and an Autonomous Car in Shared Spaces*. SPACiSS est open source et peut être utilisé pour simuler les interactions entre les piétons et les véhicules dans différents espaces partagés. Avec l'intégration dans le cadre ROS, standard couramment utilisé en robotique, SPACiSS est particulièrement envisagé comme un environnement de test de systèmes de navigation autonome. Il s'agit du premier simulateur open source dédié au test de systèmes de navigation AV en foule qui intègre des comportements piétons complexes et validés.

La thèse contribue au problème plus général de la considération des comportements humains en robotique. Les modèles proposés sont basés sur des observations empiriques et des théories issues des sciences sociales. Ils incluent l'aspect social de la navigation piétonne en espaces partagés. Les modèles ont été évalués et validés à partir de comparaisons avec des données réelles et capturent les principaux comportements piétons dans les espaces partagés avec un AV. Cette thèse est un pas supplémentaire pour l'intégration multidisciplinaire entre les sciences sociales et la robotique par le biais de l'informatique et de la modélisation basée agents.

1.5 Organisation du manuscrit

Cette thèse est constituée de sept chapitres, qui détaillent les étapes menées pour atteindre les objectifs de la section 1.2. La structure de la thèse est présentée en Figure 1.12 :

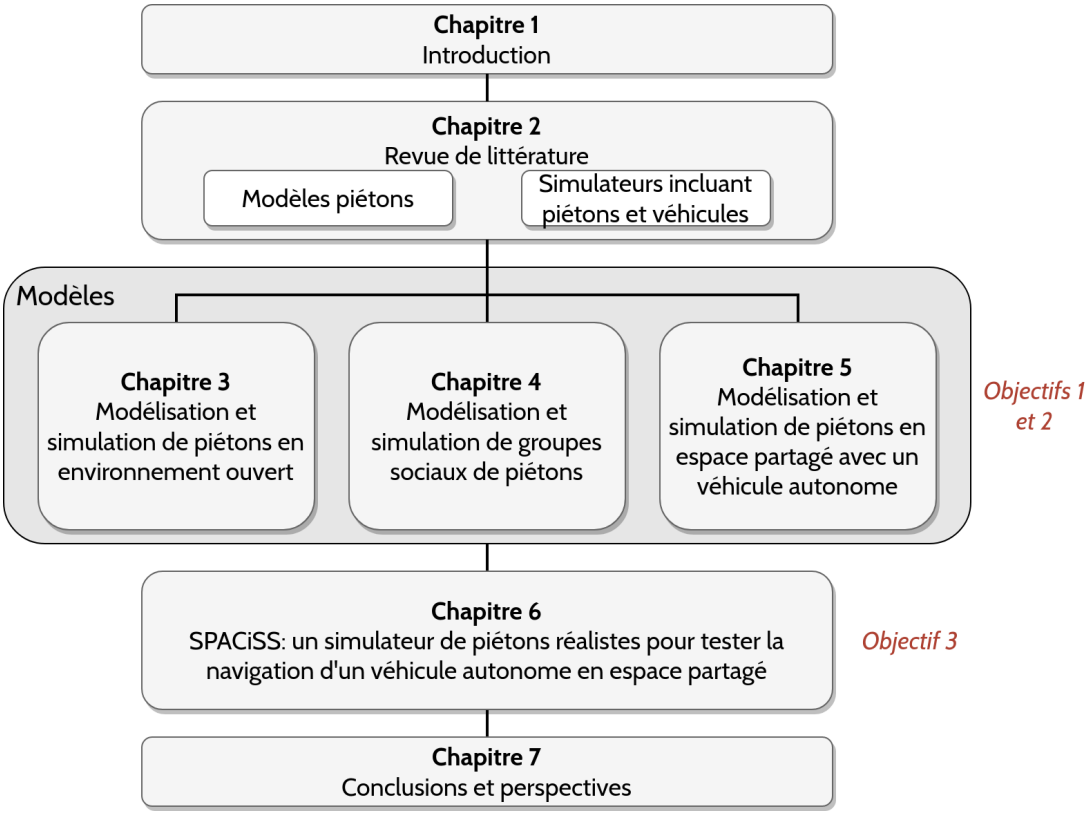


FIGURE 1.12 – Structure de la thèse.

Le chapitre 1 a présenté le contexte et les verrous scientifiques qui sont à la base de la motivation de cette thèse. Nous avons expliqué la principale question de recherche abordée et les objectifs de la thèse. L'approche adoptée et la méthodologie de recherche suivie ont également été présentées.

Le chapitre 2 présente une revue de littérature des modèles de piétons et simulateurs existants. Nous comparons les différents modèles de piétons ainsi que les simulateurs de foule et d'espaces partagés. Cette revue révèle que l'approche à base de forces sociales semble la plus appropriée pour nos objectifs, mais que les modèles et simulateurs existants nécessitent d'importantes adaptations. Nous identifions les limites de l'état de l'art et positionnons nos contributions dans le contexte de recherche actuel.

Les chapitres 3, 4 et 5 décrivent le modèle de piétons proposé, étape par étape. Le chapitre 3 décrit le modèle proposé pour simuler des piétons individuels en environnement ouvert. Le chapitre 4 décrit le modèle proposé pour simuler des piétons se déplaçant en groupes sociaux avec des relations hétérogènes. Le chapitre 5 décrit le modèle proposé pour simuler et prédire les comportements des piétons dans des espaces partagés avec un AV. La méthodologie présentée en Figure 1.11 guide la structure des chapitres 3, 4 et 5. Dans chaque chapitre, nous présentons les observations empiriques sur lesquelles le modèle est construit. Nous détaillons ensuite le modèle que nous proposons, basé sur le modèle de forces sociales. Nous décrivons l'implémentation du modèle proposé ainsi que les simulations réalisées pour sa validation. Enfin, dans chaque chapitre nous validons le modèle proposé, en présentant les résultats de comparaisons avec des données réelles.

Le chapitre 6 présente SPACiSS, le simulateur proposé à partir du modèle de piétons des chapitres 3, 4 et 5. L'implémentation du modèle dans le simulateur est présentée avec des diagrammes UML de packages, de classes et de séquences. L'implémentation d'un modèle de l'AV dans le simulateur est également présentée, avec les différents modes de contrôle possibles. En simulant des comportements piétons réalistes et en permettant un contrôle de l'AV de puis l'extérieur du simulateur, SPACiSS permet de tester des systèmes de navigation en foules virtuelles.

L'architecture du simulateur et les paramètres permettant de définir des scénarios de test sont détaillés. Enfin, un exemple d'utilisation de SPACiSS pour le test et la validation d'un système de navigation est exposé.

Le chapitre 7 est le chapitre final de cette thèse et répond à la question de recherche. Les contributions de la thèse sont résumées et mises en relation avec les objectifs. Enfin, des perspectives de travaux futurs résultant des limitations de ce travail sont suggérées.

Chapitre 2

Revue de littérature

Ce chapitre présente un état de l'art dans le domaine de la modélisation de piétons et des simulateurs d'environnements partagés entre piétons et véhicules. Afin de proposer notre modèle de comportements piétons en espaces partagés en chapitres 3, 4 et 5, les modèles microscopiques existants sont analysés. Le chapitre est organisé comme suit. Tout d'abord, nous présentons une revue de littérature des modèles de piétons individuels, puis des modèles de groupes de piétons, et enfin, des modèles d'interaction piéton-véhicule, en section 2.1. Dans un second temps, une revue de littérature des simulateurs intégrant piétons et véhicules est présentée en section 2.2. Nous décrivons les simulateurs d'espaces partagés existants, les simulateurs d'environnements dédiés au test de voitures autonomes et discutons certains simulateurs qui intègrent à la fois des comportements piétons et des outils pour tester les systèmes de navigation. Dans une dernière section 2.3, nous présentons une synthèse, discutons les limites de l'état de l'art et le positionnement de cette thèse pour répondre à ces limites.

2.1 Modèles piétons

Plusieurs grandes familles de modèles microscopiques ont été largement utilisées pour modéliser les mouvements des piétons. Entre autres, les modèles experts basés sur des règles développées par des modélisateurs humains (regroupant les automates cellulaires, les modèles géométriques basés sur la vitesse et les modèles à base de forces), et les modèles basés sur des données, sont les plus utilisés.

2.1.1 Modèles de piétons individuels

Dans les modèles existants, les agents doivent se déplacer d'un point à un autre, tout en évitant les collisions avec d'autres agents. C'est notamment dans la manière de traiter ces potentielles collisions que les modèles diffèrent.

Automates cellulaires (CA)

Les automates cellulaires (CA) ont été largement utilisés pour modéliser les mouvements des piétons [23, 31, 58, 83]. Dans ce type de modèle, l'environnement est constitué d'une grille de cellules ayant chacune un état discret, comme illustré en Figure 2.1. Chaque cellule a un voisinage d'autres cellules, qui influence son état. Des règles de transition déterministes ou stochastiques permettent aux cellules de passer d'un état à un autre. Les piétons se déplacent de cellule en cellule en fonction de règles d'occupation et de l'état des cellules voisines. Une règle simple pour éviter les collisions peut être d'empêcher deux piétons de se trouver sur une même cellule.

Dès 1985, Gipps et Marksjo proposent un modèle de CA pour simuler le piéton comme une particule dans une cellule [83]. Une cellule peut être occupée par un piéton au maximum et un score est attribué à chaque cellule en fonction de sa proximité avec la destination.

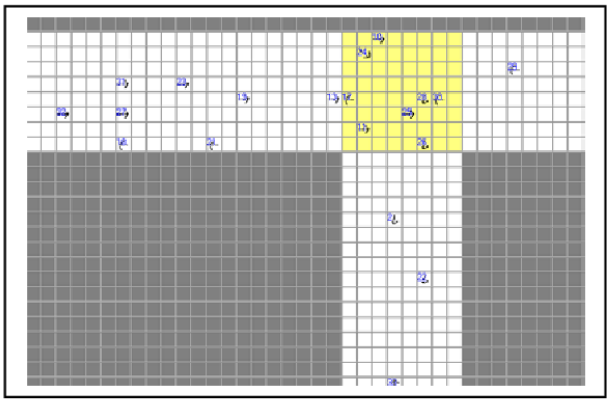


FIGURE 2.1 – Illustration d'un modèle d'automate cellulaire, issue de [58]. Grille d'automate cellulaire avec des piétons représentés par des flèches.

Burstedde et al. [31] utilisent un modèle CA stochastique pour simuler le mouvement des piétons en assignant des matrices de préférence de transition aux piétons. Ils introduisent notamment un champ de sol qui permet de traduire les interactions spatiales à longue distance en modifiant les probabilités de transition entre chaque cellule.

Blue et Alder [23] ont montré que les CA ont la capacité de reproduire des phénomènes observables, comme l'évolution de la vitesse des piétons avec la densité de la foule. De plus, les CA ont l'avantage d'être basés sur des règles simples. Ils sont donc faciles à mettre en oeuvre, produisent des résultats explicables et ont un temps d'exécution rapide. Cependant, en raison de l'utilisation d'un espace discret, les mouvements des piétons sont limités aux cellules adjacentes et ne sont pas continus, ni précis. Il est donc difficile d'intégrer un modèle piétons CA dans un système de visualisation réaliste. De plus, avec des CA, il est difficile de simuler des agents hétérogènes car ils suivent tous les mêmes règles de transition d'une cellule à une autre.

Modèles géométriques basés sur la vitesse (VO)

Une autre grande famille d'approches regroupe les modèles géométriques prédictifs basés sur la vitesse. Les agents anticipent les collisions futures en prédisant les trajectoires des agents voisins, en extrapolant leurs vitesses. Cette technique, appelée « *Velocity Obstacles* » (VO), a été utilisée pour la première fois pour la navigation de robots [74]. L'espace de navigation est traduit en un espace de vélocité et l'agent doit éviter les vélocités qui résulteront en une collision avec un autre agent, en supposant que l'autre agent maintienne une vélocité constante.

Une extension de ce modèle prend en compte le comportement réactif des autres agents [166, 218]. L'algorithme « *Reciprocal Velocity Obstacle* » (RVO) suppose que lorsqu'une collision est sur le point de se produire, les deux agents qui entrent en collision font un raisonnement similaire pour éviter la collision. Cela a pour effet que l'effort d'évitement de la collision est également partagé entre les agents. Cette méthode garantit des trajectoires sans collision si chaque agent choisit une vélocité en dehors du RVO de l'autre, comme illustré en Figure 2.2. Une variante « *Hybrid-Reciprocal Velocity Obstacle* » (HRVO) a été introduite en augmentant la taille de la région RVO, dans le but d'éliminer les oscillations qui apparaissent lorsque les agents ne choisissent pas la vélocité libre la plus proche de leur vélocité actuelle (phénomène de danse réciproque) [207]. Bien qu'il produise des trajectoires plus fluides, le modèle HRVO n'offre aucune garantie de non-oscillation.

Une variante du modèle RVO, nommée « *Optimal Reciprocal n-Body Collision Avoidance* » (ORCA) a été développée par les mêmes auteurs [217]. Alors que RVO utilise un échantillonnage aléatoire pour trouver une vitesse hors collision, ORCA utilise la programmation linéaire pour trouver plus efficacement une vitesse optimale. ORCA calcule un demi-plan de vitesses qui sont libres de collisions, d'oscillations et de danses réciproques, puis sélectionne une vitesse à partir

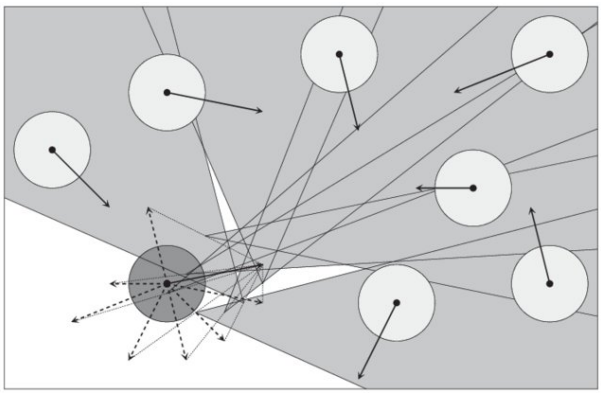


FIGURE 2.2 – Illustration du modèle RVO, issue de [218]. L'agent en gris foncé doit éviter l'union des obstacles de vitesse réciproque individuels des autres agents (zones grises).

de l'intersection de toutes les contraintes des autres agents. Si aucune solution sans collision n'est trouvée, ORCA relaxe les contraintes, ce qui produit une vitesse qui maximise la distance d'approche minimale entre les agents. ORCA offre des garanties plus solides en ce qui concerne l'évitement des collisions et la continuité des trajectoires des agents, alors que RVO présente occasionnellement des oscillations et danses réciproques. Une étude comparative de ces approches est présentée dans [62]. Cependant, l'algorithme ORCA a été conçu pour la navigation efficace de robots et non pour modéliser le comportement parfois imparfait des piétons.

Pour cela, ORCA a été étendu en PedVO, en introduisant de nouveaux modèles afin de simuler des agents ayant des comportements plus proches de ceux des humains [51]. Bien que ce modèle propose des améliorations pertinentes pour simuler des comportements plus humains, il présente certaines limites. La modélisation de comportements passe par un système de *proxy* : chaque caractéristique comportementale des agents (agression, autorité, etc.) est modélisée comme une entité physique appelée proxy, attachée à l'agent. Il faut donc redéfinir un proxy différent pour chaque nouveau comportement modélisé. De plus, certains comportements observés fréquemment parmi les piétons ne sont pas modélisés ni modélisables avec ce système, comme des agents se déplaçant en groupe, ou des agents contournant les zones denses dans une foule. Pour contourner ce dernier problème, Bruneau et Pettré ont suggéré d'ajouter aux agents une étape de planification à moyen terme avec la méthode « *Effective Avoidance Combination Strategy* » (EACS) [28]. En construisant plusieurs stratégies d'évitement à moyen terme avant de choisir la meilleure selon le principe du moindre effort [241], cette technique permet à l'agent d'éviter les zones denses plutôt que de traiter les collisions une par une. Cependant, cette technique a un intérêt limité pour les foules uniformément denses, et ne considère pas les normes sociales piétonnes.

Modèles de Forces Sociales (SFM)

Une technique largement utilisée de simulation de foule est le modèle de forces sociales (noté SFM pour « *Social Force Model* ») de Helbing et Molnár [94]. Ce modèle utilise les forces physiques de la dynamique newtonienne pour modéliser le mouvement et les interactions locales entre les agents. Dans le SFM original, trois forces décrivent les motivations internes des piétons à effectuer certaines actions, comme illustré en Figure 2.3.

Une force d'attraction F_p^{des} représente le désir de l'agent de se déplacer vers sa destination. Une force répulsive, la « force sociale » F_{pq}^{soc}, provient des autres piétons afin que le piéton puisse éviter les collisions lorsqu'ils sont trop proches. De même, une force répulsive F_{pb}^{repuls} provient des obstacles statiques afin que le piéton les évite. Une force F_{pk}^{attr} peut être utilisée pour modéliser l'attraction vers certains points d'intérêt (par exemple les vitrines de magasins).

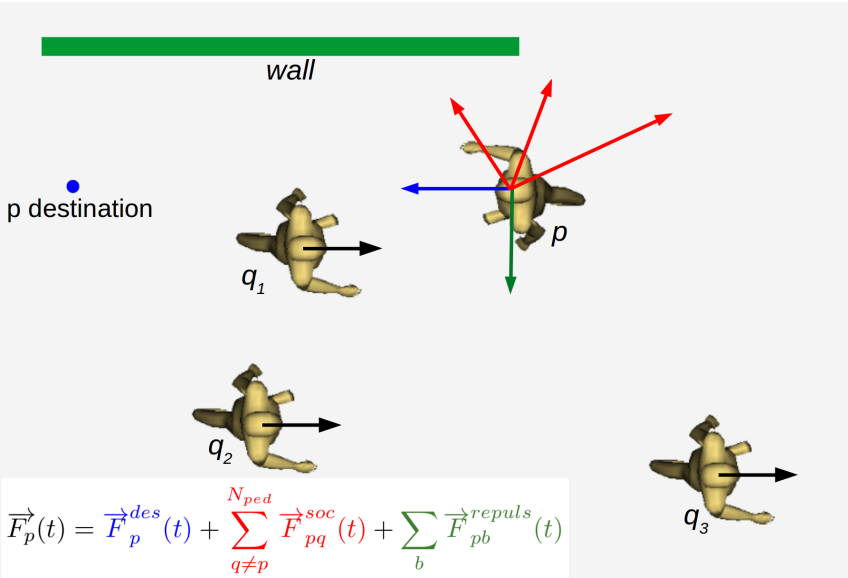


FIGURE 2.3 – Illustration des forces dans le modèle SFM [94]. Cette force a trois composantes qui permettent de faire avancer le piéton vers sa destination (en bleu), d'éviter les collisions avec les autres agents (en rouge), et d'éviter les collisions avec les obstacles statiques (en vert). D'autres forces (F_{pk}^{attr}, $rand$, etc.) peuvent être ajoutées au modèles et ne sont pas représentées ici.

La force résultante appliquée à un piéton p est définie comme suit :

$$\overrightarrow{F_p}(t) = \overrightarrow{F}_p^{des}(t) + \sum_{q \neq p}^{N_{ped}} \overrightarrow{F}_{pq}^{soc}(t) + \sum_b \overrightarrow{F}_{pb}^{repuls}(t) + \sum_k \overrightarrow{F}_{pk}^{attr}(t) \tag{2.1}$$

Où q représente un autre piéton parmi les N_{ped} piétons de la scène. b est un obstacle statique exerçant une force répulsive vers p. k est un point d'intérêt pour un piéton. Chaque terme de force est détaillé dans [94].

Ce modèle est très utilisé pour étudier les foules denses ou les situations de panique. Il reproduit notamment avec succès de nombreux phénomènes collectifs observés lors d'une évacuation. Cependant, les piétons adaptent leur comportement à la situation et le SFM présente certaines limites lorsqu'il s'agit de simuler des flux de piétons dans des espaces ouverts en conditions normales, c'est-à-dire sans panique et en foules peu denses.

En 2009, Moussaïd et al. ont proposé une loi d'interaction issue d'expérimentations avec des piétons effectuant un évitement dans un couloir [153]. Cette loi d'interaction a ensuite été formalisée et mise en œuvre dans le modèle SFM, proposant pour la première fois une validation empirique des forces impliquées dans le SFM. Une force $rand$ a par exemple été ajoutée pour représenter de faibles variations aléatoires et empêcher les agents simulés d'avoir une trajectoire trop rigide.

De nombreuses adaptations du modèle SFM, axées sur des contextes spécifiques, ont été proposées. Helbing, Farkas et Vicsek ont proposé plusieurs adaptations du modèle SFM original, par exemple pour simuler des situations de panique en cas de fuite [92]. En particulier, ils ont proposé une nouvelle force qui modélise la force physique lorsqu'une collision se produit entre deux piétons en panique. Cette force empêche les agents de se chevaucher physiquement lorsque les autres forces sont très fortes. La force combine une « force du corps » pour représenter le corps physique des agents et une « force de friction » pour que les agents en collision se tournent vers les côtés opposés au lieu de se pousser. Les auteurs ont aussi proposé un modèle unifié pour représenter les situations normales et de panique, avec l'ajout d'un paramètre de nervosité [93].

Cependant, comme l'ont souligné Lakoba et al. dans [128], certains paramètres du SFM produisent des comportements irréalistes si le modèle est appliqué à un petit nombre de piétons.

Dans le SFM, la force sociale régissant les interactions entre agents est indépendante de la densité de la foule et de l'orientation des piétons. Les paramètres utilisés dans le SFM original signifient que la force sociale entre les piétons qui sont situés à seulement 50 cm de distance est très faible, ce qui n'est pas réaliste pour une foule non congestionnée. Lakoba et al. ont proposé des modifications du SFM afin d'éviter les problèmes de chevauchement physique ou d'une répulsion trop forte en cas de collision [128]. Ils ont aussi proposé d'inclure les effets de densité de la foule dans la magnitude de la force et d'adapter certains paramètres pour représenter le fait qu'un piéton ressent une plus grande répulsion à partir d'obstacles situés devant lui que derrière lui [128]. Le « Headed SFM » est une variante qui tient aussi compte de l'orientation des piétons dans le modèle afin d'éviter qu'ils ne fassent des mouvements irréalistes [68]. Dans une autre version [167], pour reproduire les débits spécifiques à des foules denses, une zone de respect a été ajoutée au modèle. Cette zone met en œuvre un mécanisme d'auto-ralentissement pour empêcher un agent de bousculer continuellement les autres agents. Un facteur de respect dynamique selon la densité de la foule a ensuite été introduit par [232]. Une nouvelle force a été introduite dans le modèle initial pour calculer le comportement de suivi et la formation de files dans un contre-flux de piétons [230].

Il a été montré que les modèles qui prennent en compte la vitesse de l'agent et leur anticipation reproduisent mieux les trajectoires réelles lors d'interactions entre piétons [174]. Karamouzas et al. [111] ainsi que Pellegrini et al. [171] ont proposé dans des modèles dérivés du SFM de nouvelles méthodes d'évitement basées sur la prédiction des collisions. Pour cela, une force d'évitement, qui émane du point d'approche le plus proche prédit entre deux agents, est appliquée à chaque agent. Zanlungo et al. [233] ont également introduit une nouvelle spécification du SFM dans laquelle les agents prédisent explicitement l'endroit et le moment de la prochaine collision afin de l'éviter. De même, dans [80], l'anticipation a été ajoutée au modèle en prenant en compte la vitesse : les piétons calculent les forces sociales répulsives en utilisant les positions prédites au lieu des positions actuelles. Inspiré par le SFM, Wolinksi et al. ont proposé un modèle probabiliste de prédiction de mouvement [222]. Dans ce modèle sensible au contexte, les agents anticipent les trajectoires possibles et combinent les probabilités estimées de collision avec d'autres agents. Plus récemment, Karamouzas et al. [112] ont proposé une loi « universelle » pour modéliser les foules en montrant l'effet de l'anticipation sur le comportement empirique des piétons.

De nombreuses spécifications du SFM ont été proposées pour traiter des contextes particuliers. Une limite générale du SFM est qu'il nécessite des adaptations pour représenter chaque contexte ; une connaissance du domaine est donc indispensable pour adapter le modèle et modéliser les comportements piétons spécifiques au contexte considéré. Afin de modéliser et simuler une foule éparse dans un grand espace ouvert, comme des piétons se déplaçant en espace partagé, de nouvelles adaptations du SFM sont nécessaires.

Modèles basés sur des données (DDM)

Une autre approche consiste en la construction d'un modèle basé sur des données (« *Data-Driven Model* » ou DDM). Ces modèles apprennent comment les piétons se déplacent dans la foule à partir d'exemples du monde réel. Un ensemble d'exemples de trajectoires est généré à partir de vidéos de foules ou de données de capture de mouvement.

Plusieurs utilisation des données sont possibles pour construire le modèle. Pendant la simulation, les agents peuvent rechercher des exemples dans une base de données de trajectoires qui correspondent à la situation à laquelle ils sont confrontés [131], comme présenté en Figure 2.4.

Une autre approche utilise un modèle expert comme base, ORCA par exemple pour [19], et optimise les valeurs des paramètres du modèle pour chaque piéton dynamiquement à partir de données vidéos. De même, [119] combine l'algorithme RVO avec de l'inférence bayésienne, pour un apprentissage incrémental des paramètres du modèle pour chaque piéton. Cette approche est prometteuse, mais nécessite de longues trajectoires avec plusieurs interactions pour chaque piéton afin d'apprendre comment cet individu spécifique interagit avec les autres. De plus, ce modèle ne parvient pas à s'adapter rapidement à de nouveaux comportements.

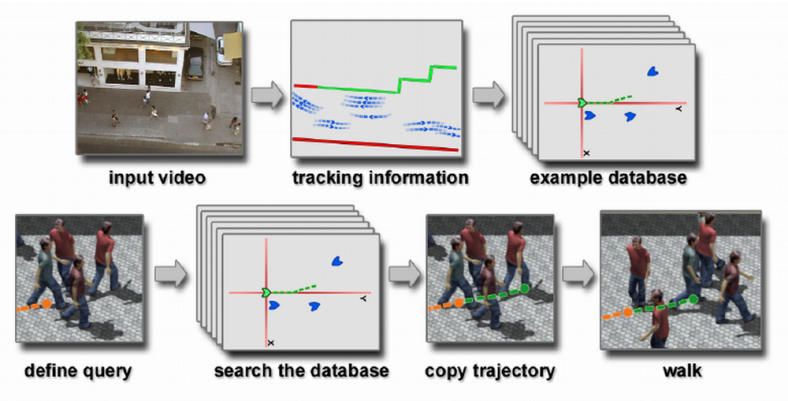


FIGURE 2.4 – Illustration d'un modèle basé sur des données, issue de [131]. Construction d'une base de données avec un ensemble de trajectoires issues de vidéos, suivie d'une recherche dans la base de données d'un exemple similaire à la situation simulée, et copie de la trajectoire de l'exemple sur l'agent simulé.

En apprentissage automatique, les modèles basés sur les réseaux de neurones récurrents (RNN pour *Recurrent Neural Networks*) ont récemment rencontré un grand succès pour la conception de modèles de trajectoires humaines. Alahi et al. ont proposé le modèle « *Social LSTM* » [7] en 2016, le premier modèle de trajectoires piétonnes basé sur les RNN qui a surpassé les modèles experts (VO et SFM) pour la prédiction de trajectoires.

L'approche DDM est capable de reproduire très précisément des trajectoires réelles de piétons [7] et est largement reconnue pour les prédictions à court terme. Le principal inconvénient de tels modèles est qu'ils nécessitent une quantité importante de données de qualité pour être robustes car ils sont sujets au surapprentissage. Alahi et al. [7] ont par exemple utilisé des jeux de données représentant des situations réelles de foule avec des milliers de trajectoires. En effet, pour que les piétons dans le modèle puissent apprendre des situations observées, celles-ci doivent être représentatives d'un grand nombre de comportements. Un second inconvénient important des modèles DDM est qu'ils nécessitent beaucoup de mémoire et de puissance de calcul et sont difficilement exécutables en temps réel.

2.1.2 Modèles de groupes sociaux de piétons

La section précédente a passé en revue l'état de l'art concernant la modélisation du mouvement des piétons individuels. Dans cette section, nous examinons les modèles de groupes sociaux de piétons.

Un groupe social est un groupe composé d'au moins deux piétons qui se déplacent intentionnellement ensemble et qui ont une relation sociale persistante, comme les amis, les couples, les collègues de travail et les familles [4]. Dans les foules urbaines, les groupes sociaux représentent une part importante des piétons. Selon le contexte considéré, il peut y avoir plus de piétons se déplaçant en groupe que de piétons seuls [154, 239]. Il a été montré que l'ajout de groupes à la foule augmente la plausibilité de la scène [173]. Pour simuler des foules réalistes en espace partagé, il est donc essentiel de prendre en compte les groupes sociaux de piétons.

Comme les modèles de piétons individuels, de nombreux modèles intégrant des groupes sociaux de piétons ont été axés en particulier sur la simulation de situations d'évacuation, comme ESCAPES [215] ou SOLACE [14]. En modélisant la cohésion des groupes et les relations sociales entre les individus, ces travaux [3, 14, 215, 225] ont montré l'importance de considérer les groupes de piétons dans les modèles d'évacuation. Toutefois, ces modèles sont axés sur l'évacuation de foule en cas de catastrophe et ne reproduisent pas spécifiquement les structures et comportements des groupes dans les foules en situation normale. Il a été observé [154, 236] que les groupes sociaux de piétons naviguent en gardant une structure caractéristique selon la taille du groupe : de front pour les groupes de deux, de front ou en V pour les groupes de trois, en U

pour les groupes de 4. Certains modèles microscopiques, présentés ici, reproduisent partiellement ces structures et les comportements de groupe observés.

Automates cellulaires (CA)

Un modèle basé sur les CA intégrant des comportements de groupe, avec un leader suivi par d'autres membres, a été proposé dans [136]. Sarmady et al. ont également proposé une variation de CA basés sur le principe du moindre effort [241] qui prend en compte un leader et l'effet des groupes de piétons sur le mouvement de la foule [197]. Cependant, ces modèles ne reproduisent pas correctement les structures communément observées chez les groupes [154, 236] car le leader marche toujours devant le reste du groupe.

Plusieurs modèles ont combiné CA et champs de potentiels d'attraction et de répulsion inspirés du SFM, afin de modéliser des comportements de groupes de piétons [18, 202, 203, 220]. Les auteurs de [203] ont notamment représenté l'attraction d'un leader dans le groupe et ceux de [202] la séparation et réunion de groupes lorsqu'ils évitent un obstacle statique. Cependant dans ces deux modèles, les piétons manquent d'anticipation, ce qui produit certains comportements de groupes irréalistes (membres de groupes revenant sur leur pas).

Enfin, dans sa thèse, Park propose un modèle basé sur la théorie du Common Ground de Clark, selon laquelle un groupe agit en coordination pour poursuivre un objectif commun [168]. Le modèle utilise une navigation de groupe avec des stratégies de macro- et micro-coordination, en mettant l'accent sur la cohésion du groupe et la conservation de son espace social. Pour cela, une grille appelée champ d'interaction local est utilisée pour chaque groupe, comme visible en bleu en Figure 2.5. Chaque cellule du champ a une valeur représentant sa traversabilité, et les agents se déplacent selon les valeurs de traversabilité des cellules autour d'eux. Dans ce modèle, l'évitement d'un groupe par les autres piétons est un effet émergent dû à l'augmentation de la densité de la zone occupée par le groupe, qui rend la zone moins traversable. Une limite du modèle est que les structures internes observées chez les groupes [154, 236] ne sont pas reproduites.

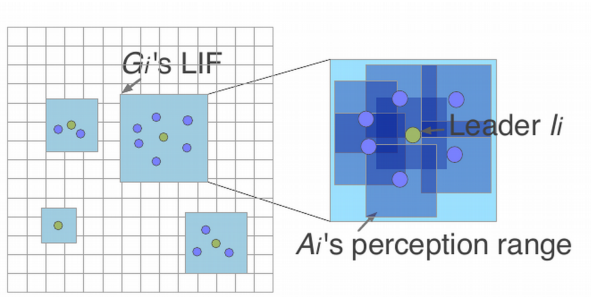


FIGURE 2.5 – Illustration d'un modèle d'automate cellulaire pour les groupes, issue de [168]. Champ d'interaction local pour chaque groupe, représentant la traversabilité de la zone.

Modèles géométriques basés sur la vitesse (VO)

Kimmel et al. [120] ont proposé une extension du modèle VO pour maintenir la proximité entre des agents robots en imposant des contraintes dans l'espace des vitesses et en restreignant les trajectoires réalisables.

Plus centré sur les piétons, la thèse de Karamouzas [110] a étendu l'approche VO en planifiant des manœuvres d'évitement entre les groupes afin qu'ils évitent les vitesses qui entraîneraient une collision. De plus, dans ce modèle, les groupes tentent de maintenir une configuration qui facilite les interactions sociales entre membres du groupe, et des schémas de marche observés empiriquement parmi les piétons sont bien reproduits. Cependant, les différentes relations sociales des groupes (amis, familles,...) ne sont pas considérées.

L'approche RVO a également été étendue avec le concept de « *Velocity Connection* », regroupant les vitesses qui permettent aux agents de se déplacer ensemble tout en évitant les collisions

[186]. Le modèle semble capable de couvrir un large éventail de comportements de groupe et différents types de relations de groupes, mais aucune évaluation n'a été réalisée à partir de données réelles de foules.

Enfin, l'approche ORCA a été combinée avec un modèle de comportement d'évitement de groupe, qui permet aux agents de détecter les groupes et de les éviter comme une seule entité [130], comme présenté en Figure 2.6. Cependant, le fait que les agents évitent absolument de séparer les piétons détectés comme en groupe conduit dans certains cas denses à des situations figées. En réalité, bien que les groupes évitent de se séparer, une séparation temporaire peut tout de même survenir dans le monde réel lors de l'évitement des collisions [206], notamment dans des foules denses [59].

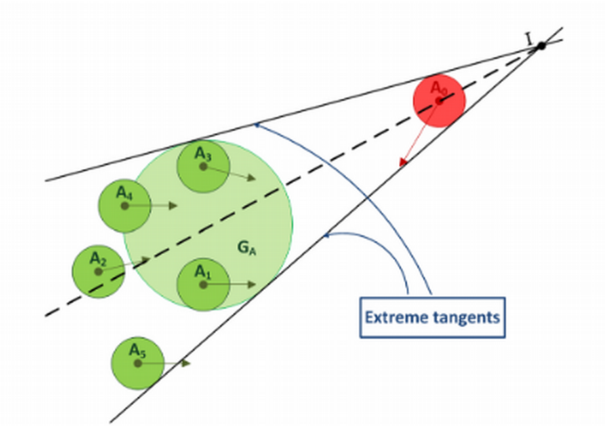


FIGURE 2.6 – Illustration du modèle ORCA pour les groupes, issue de [130]. L'agent A0, en rouge, perçoit les agents A1, A2, A3, A4, A5 comme appartenant à un groupe et G_A représente le groupe comme un seul agent à éviter.

Modèles de Forces Sociales (SFM)

En 1987, avec le programme « Boids », Reynolds a proposé une méthode simple pour simuler le comportement d'une nuée d'oiseaux en vol [188]. Ce modèle utilise des zones qui influencent la navigation des oiseaux. Une zone doit être évitée pour maintenir une distance minimale entre les individus, une zone d'attraction permet de maintenir la cohésion et une zone d'orientation permet aux membres de suivre le même chemin. Ce modèle montre que les comportements de groupes peuvent être représentés par des forces simples appliquées aux membres du groupe individuellement. À partir de ces travaux, plusieurs modèles de groupes utilisant des forces ont été développés.

Qiu et al. [181] ont présenté un modèle unifié pour simuler la structure intra-groupe et les relations inter-groupes avec l'influence d'un leader. Le modèle utilise des forces similaires à celles du SFM pour maintenir le comportement du groupe. Une matrice intra-groupe tient compte de l'influence entre les membres du groupe, et une matrice inter-groupes représente l'influence sur le leader de la part d'autres groupes. Cependant, dans le modèle les membres d'un groupe suivent soit le leader du groupe, soit un autre membre du groupe, ce qui ne permet pas de reproduire précisément les structures caractéristiques observées chez les groupes de deux à quatre piétons [154, 236].

Le modèle SFM de Helbing a été étendu par Moussaïd et al. [154] pour prendre en compte les comportements de groupe, en se concentrant sur la structure des groupes en fonction de leur taille. Le modèle consiste en l'ajout d'une force entre les membres d'un même groupe, comme illustré en Figure 2.7. Cette force a trois composantes :

$$\overrightarrow{F_p^{group}}(t) = \overrightarrow{F}_p^{collision}(t) + \overrightarrow{F}_p^{cohesion}(t) + \overrightarrow{F}_p^{gazing}(t) \tag{2.2}$$

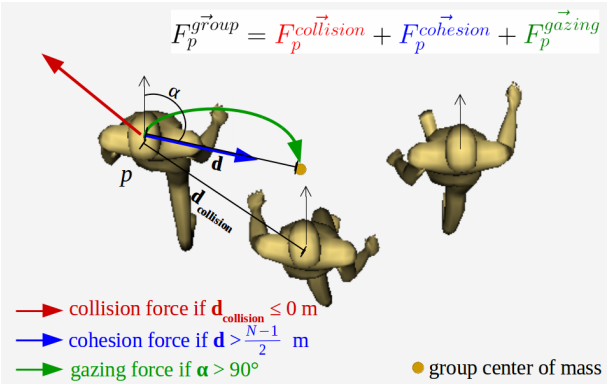


FIGURE 2.7 – Illustration de la force de groupe introduite dans le modèle SFM de groupe [154]. Cette force a trois composantes qui permettent d'éviter les chevauchements en cas de collision (en rouge), de maintenir la cohésion du groupe (en bleu), et de maintenir la formation du groupe (en vert).

Premièrement, dans le cas d'une collision entre les membres du groupe, chaque agent en collision ressent une force répulsive $F_p^{collision}$ afin d'éviter tout chevauchement. Deuxièmement, une force de cohésion $F_p^{cohesion}$ maintient le groupe ensemble, afin que les membres ne s'éloignent pas trop du centre du groupe. Cette force de cohésion est déclenchée lorsque la distance entre un piéton et le centre de masse de son groupe passe le seuil de $\frac{N-1}{2}$ mètres, avec N égal à la taille du groupe. Enfin, une force de vision F_p^{gazing} maintient la formation du groupe pour que les membres gardent un contact visuel entre eux. Ainsi, l'angle entre la direction de marche des agents et le centre de masse du groupe doit être au maximum de 90 degrés, seuil au-delà duquel une force les fait pivoter vers leur groupe.

Des travaux de recherche récents ont apporté des compléments au modèle, comme une force de cohésion adaptée pour prendre en compte la direction des piétons [68].

Cependant, ces modèles SFM présentent deux limites. Premièrement, les groupes sont représentés de manière uniforme : un groupe de deux piétons maintient toujours la même distance entre eux, quelle que soit leur relation (couple, amis, familles, collègues). Ce n'est pas réaliste car des observations [238] ont montré que les distances intra-groupes varient selon la relation sociale dans le groupe. Deuxièmement, le comportement d'évitement des groupes n'est pas bien reproduit : les agents environnants évitent rarement les groupes et les groupes se séparent très fréquemment, contrairement aux observations empiriques [59, 110, 206].

Pour reproduire l'évitement des groupes, Singh et al. [206] ont utilisé des observations dans des foules pour personnaliser un modèle SFM existant avec de nouvelles forces. Ils ont ajouté des points d'attraction, pour maintenir les petits sous-groupes en formation et des forces psychologiques répulsives pour modéliser le comportement d'évitement lorsque les agents sont sur une trajectoire de collision avec un groupe. Plus récemment, Huang et al. [99] ont aussi adapté le modèle SFM en ajoutant une force de répulsion des groupes vers les autres entités et une force de coordination entre les sous-groupes d'un grand groupe. Ces deux modèles reproduisent bien les comportements d'évitement des collisions observés dans les groupes, mais ne s'intéressent pas à la modélisation des différentes relations sociales possibles.

Modèles basés sur des données (DDM)

Enfin, de rares approches basées sur les données ont été proposées pour modéliser le comportement de groupes de piétons. Lee et al. [129] ont par exemple utilisé un modèle de comportement appris à partir d'une vidéo de foule depuis une vue aérienne. À partir de la vidéo, chaque agent apprend les actions à suivre pour une situation donnée. Toutefois, cette approche traite des rassemblements de piétons en grands groupes sans s'intéresser aux groupes sociaux et aux différentes relations sociales de groupes.

2.1.3 Modèles de piétons en interaction avec un véhicule en espace partagé

Pour mieux comprendre comment les piétons interagissent avec les autres usagers de la route, et notamment les véhicules, plusieurs modèles d'espaces partagés ont été développés. Très peu de modèles de piétons se sont intéressés aux spécificités des interactions des piétons avec des AVs car ces interactions sont très nouvelles et encore peu d'observations ont été faites sur les réactions des piétons à un AV dans le monde réel. De plus, les quelques études portant sur les réactions aux AV sont basées sur les premières expériences avec un AV et non sur les réactions des piétons ancrées sur une longue période de temps. Comme un AV possède beaucoup des caractéristiques et contraintes propres aux voitures conventionnelles, pour surmonter ce manque de données sur les AVs, les modèles considèrent généralement un AV comme une voiture conventionnelle. Cette considération est pertinente car plusieurs études empiriques ont rapporté que durant l'expérimentation les piétons s'étaient comportés de la même manière avec un AV qu'avec une voiture conventionnelle [45, 165, 194]. Nous présentons ici une revue des principaux modèles d'interaction piéton-voiture en espace partagé.

Automates cellulaires (CA)

Un modèle utilisant un CA pour le déplacement des piétons, à des intersections signalisées ou non-signalisées, a été développé par Crociani et Vizzari [49]. Le modèle intègre des voitures et des piétons qui coopèrent pour éviter les accidents : les voitures cèdent le passage aux piétons s'ils sont perçus assez tôt, et les piétons s'arrêtent s'ils perçoivent des voitures qui ne peuvent pas s'arrêter avant le passage piétons. Les auteurs de [39, 70, 137] et plus récemment ceux de [224] ont aussi proposé des modèles basés sur des CA pour la traversée des piétons aux passages piétons sans signalisation. Dans ces travaux, le modèle de décision du piéton lors de la traversée est basé sur des observations empiriques.

Cependant, ces modèles sont conçus pour la conception et l'évaluation de politiques publiques, comme évaluer la nécessité d'introduire un nouveau passage pour piétons par exemple, et non pour reproduire précisément les trajectoires des piétons. De plus, dans de tels environnements, les seules interactions entre piétons et voitures sont des traversées latérales de la route alors que dans un espace partagé, les interactions peuvent être beaucoup plus variées.

Modèles géométriques basés sur la vitesse (VO)

L'algorithme RVO, qui suppose que deux entités sur une trajectoire de collision font un raisonnement similaire pour éviter la collision, a été adapté en AutoRVO [140] pour simuler plusieurs usagers de la route : piétons, voitures, vélos et scooters, dans le même espace. Une représentation plus précise que la forme habituelle du cercle a notamment été proposée afin de représenter des agents hétérogènes, comme illustré en Figure 2.8. L'algorithme présente une optimisation de la trajectoire de chaque agent en tenant compte de leurs contraintes cinématiques et dynamiques, et a été évalué en comparaison avec des scénarios réels. Cependant, le modèle est conçu pour produire des trajectoires optimales pour tous les agents, et non pour reproduire des comportements piétons réalistes et parfois non optimaux.

Un modèle de prédiction des comportements piétons pour un AV a été développé dans [139], en tenant compte de l'intention de navigation des piétons, des interactions locales entre piétons et de leurs incertitudes. Ce modèle, appelé PORCA, combine le modèle ORCA avec une planification des intentions des piétons basée sur un processus décisionnel markovien partiellement observable. Des extensions d'ORCA ont également été introduites dans [38] pour simuler des AVs et des piétons partageant un espace urbain, mais sans considérer les contraintes de mouvements spécifiques à la voiture (non holonomie : la voiture ne peut pas se déplacer latéralement de façon instantanée).

Une limite importante de ces modèles est qu'ils calculent un ensemble de trajectoires idéales, sans collision, pour tous les agents. Ces modèles ne sont pas adaptés pour reproduire les trajectoires des piétons, parfois non-optimales et qui dépendent grandement de la dimension sociale

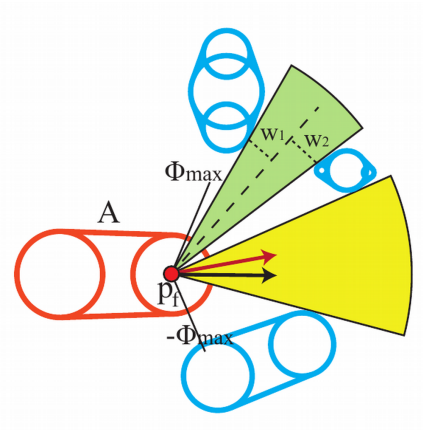


FIGURE 2.8 – Illustration du modèle AutoRVO issue de [140]. L'agent rouge A recherche un espace libre pour se déplacer parmi les autres agents, en bleu. Les espaces libres détectés sont en jaune et vert et l'espace jaune est sélectionné car de taille suffisante.

des comportements humains, comme la présence de groupes sociaux ou le respect de certaines distances sociales.

Modèles de Forces Sociales (SFM)

Plusieurs travaux [11, 36, 170] ont combiné le SFM avec des modèles de décision pour simuler les interactions entre les piétons et les voitures dans les espaces partagés.

Anvari et al. [11] ont été parmi les premiers à développer un modèle d'interaction piéton-voiture dans un espace partagé. Un modèle mathématique microscopique a été défini pour simuler les piétons et les voitures et pour identifier les conditions dans lesquelles la mise en œuvre d'un espace partagé est possible. Le modèle combine une adaptation du SFM avec une couche de détection de collisions et de résolution de conflits, comme présenté en Figure 2.9.

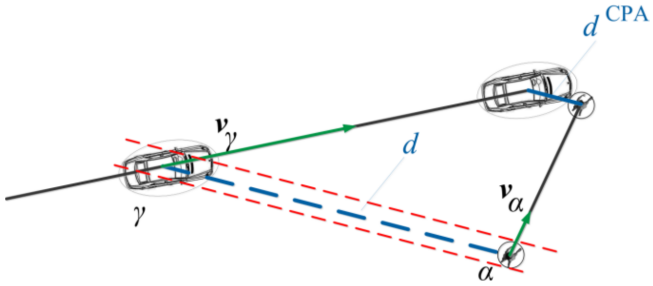


FIGURE 2.9 – Illustration du modèle SFM adapté pour les véhicules, issue de [11]. Le piéton α va entrer en collision avec le véhicule γ. Il calcule leur distance d'approche minimale d^{CPA}, et si une collision est détectée dans un futur proche, la stratégie d'évitement des conflits est activée pour les deux agents.

Le modèle [11] a été calibré à l'aide de trajectoires extraites d'une vidéo de l'espace partagé New Road à Brighton, au Royaume-Uni. Une mesure de la distance relative entre les résultats de la simulation et les données réelles a été effectuée [10], afin de minimiser la déviation. Enfin, une phase de validation a été menée [10] en comparant la simulation avec des données réelles d'un autre espace partagé (Exhibition Road à Londres, Royaume-Uni). L'approche suivie pour le développement du modèle est très complète et le modèle a été largement cité comme une référence dans le domaine. Cependant, pour notre cas d'application certaines lacunes peuvent être relevées, comme le manque de diversité dans les comportements piétons, qui agissent tous de la même manière. Dans ce modèle, les piétons décélèrent et dévient toujours lorsqu'ils sont sur

une trajectoire de collision avec une voiture. Ce modèle ne tient pas compte de la diversité des comportements observés : les piétons ont parfois un comportement risqué car ils sont distraits [157, 211], ou n'ont pas une perception parfaite de la voiture [60], ou encore préfèrent courir pour passer premiers [240]. De plus, les groupes de piétons ne sont pas modélisés, alors que cela peut avoir une forte influence sur les trajectoires. Ce modèle n'est donc pas représentatif de la variété de comportements observés et n'est pas adapté à la prédiction des trajectoires des piétons, ni au test de stratégies de navigation AV dans des foules variées.

D'autres travaux, comme [170, 189], ont développé des modèles très complets d'interactions entre piétons et autres usagers dans des espaces partagés, intégrant des groupes de piétons, des voitures et des vélos, ainsi qu'une modélisation de l'infrastructure urbaine. Comme dans les travaux d'Anvari, pour modéliser les interactions piéton-voiture, ces modèles ont combiné le SFM pour les conflits à courte distance avec un modèle de décision pour les conflits à longue distance. Cependant, une fois encore, ces modèles ont été conçus dans le but d'évaluer la pertinence d'un aménagement en espace partagé par rapport à une intersection classique. Ils ne visent pas à simuler avec précision les trajectoires individuelles des piétons. De plus, seules les interactions latérales ont été étudiées.

De même, le modèle SFM a été adapté et combiné à un modèle de décision par Chao et al. [36]. En cas de potentielle collision future avec une voiture, les piétons s'arrêtent ou continuent pour passer selon s'ils arrivent au point de croisement en premier ou second. Les résultats présentés montrent que cette approche est prometteuse. Cependant, encore une fois, seules les interactions latérales ont été étudiées. Les véhicules se déplacent sur des voies rectilignes et les piétons interagissent avec les véhicules seulement en traversant latéralement ces voies. De plus, le modèle [36] manque d'hétérogénéité dans les comportements des piétons : tous les piétons traversent s'ils arrivent en premier au point de croisement et s'arrêtent s'ils arrivent en second. Cette approche ne permet pas de représenter des comportements piétons risqués. Enfin, le modèle a uniquement été évalué par des observations des comportements simulés et manque de validation par rapport à des données réelles.

Des modèles intégrant des scénarios d'interaction plus variés ont été proposés dans [104, 201] en combinant le SFM et la théorie des jeux. Cette approche a été développée par Schönauer [201] pour modéliser les comportements des usagers dans les interactions conflictuelles en espace partagé. Le modèle intègre une détection des conflits entre piétons et voiture, et plusieurs stratégies d'adaptation pour les piétons : continuer, ralentir, dévier à gauche, dévier à droite ou accélérer, comme illustré en Figure 2.10.

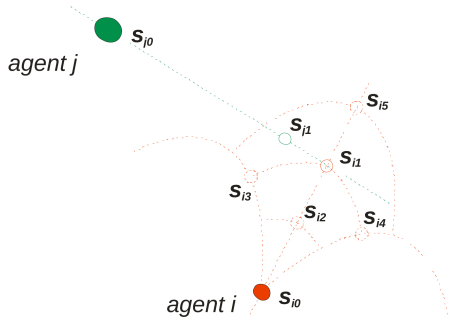


FIGURE 2.10 – Illustration d'un modèle mêlant SFM et théorie des jeux, par [201]. Le piéton i va entrer en collision avec le véhicule j. Il peut continuer (s_{i1}), ralentir (s_{i2}), dévier à gauche (s_{i3}), dévier à droite (s_{i4}) ou accélérer (s_{i5}).

Johora et Müller [104] ont étendu le modèle précédent en incluant des interactions plus variées, impliquant plusieurs usagers de la route en même temps, et le comportement de politesse des conducteurs. Le modèle est basé sur les jeux de Stackelberg, un jeu séquentiel leader-suiveur où les piétons ont trois actions possibles : continuer, décélérer et dévier, et la voiture a deux actions possibles : continuer et décélérer. Des groupes de piétons interagissant avec les véhicules

ont ensuite été ajoutés au modèle [5]. Cependant, avec des approches à base de théorie des jeux, les besoins en calcul deviennent très importants lorsqu'il y a un grand nombre d'agents en interaction. Étant donné son coût et sa lenteur de calcul, cette approche n'est pas adaptée pour prédire les trajectoires des piétons, ce qui nécessite un modèle fonctionnant plus rapidement qu'en temps réel. De plus, ces modèles de théorie des jeux pourraient nécessiter une révision complète afin d'être valables avec des AVs. En effet, plusieurs travaux [76, 149] ont appliqué la théorie des jeux pour analyser les interactions piéton-AV à un passage piéton. Ils ont mis en avant qu'une fois habitués aux AVs, les piétons pourraient avoir une confiance excessive et traverser dans tous les cas devant un AV, en sachant que celui-ci s'arrêtera.

Enfin, Yang et al. ont récemment proposé un modèle SFM unifié [228, 229] pour représenter l'influence d'un véhicule sur les piétons dans les espaces partagés. Le modèle SFM a été adapté en ajoutant une force répulsive exercée par la voiture sur les piétons, qui diffère selon l'avant, le milieu et l'arrière de la voiture. Cependant, le modèle utilise une calibration unique pour la magnitude et la direction des forces pour tous les types d'interaction (frontale, latérale, arrière). Les valeurs des forces sont donc des valeurs moyennes et le modèle ne peut pas reproduire précisément tous les cas d'interaction [229]. Une comparaison entre les trajectoires simulées et les trajectoires réelles dans [229] montre que les piétons simulés ne tournent pas assez pour éviter le véhicule lors d'une interaction frontale ou arrière, et dévient trop de leur trajectoire lors d'une interaction latérale. De plus, ce modèle ne tient pas compte des groupes sociaux de piétons, alors qu'ils ont une grande influence sur le mouvement des piétons.

Modèles basés sur des données (DDM)

Ren et al. [185] ont récemment proposé un DDM applicable à des scénarios d'espaces partagés entre des types d'agents hétérogènes, comme des piétons, des vélos, des tricycles et des voitures. Ce modèle, nommé Heter-Sim, utilise une optimisation basée sur les données en choisissant une vitesse à partir d'un ensemble de données réelles qui tend à minimiser la fonction d'énergie des agents. À partir de vidéos de foule, de trafic routier et d'espace partagé, plusieurs scénarios ont été étudiés et le modèle est exécuté en temps réel pour jusqu'à 5000 agents [185]. Cette approche est prometteuse mais les trajectoires individuelles ne sont pas validées empiriquement. De plus, les trajectoires générées dépendent largement des jeux de données utilisés pour l'optimisation. Or, les jeux de données utilisés pour les scénarios de trafic mixte piétons-voitures contiennent très peu de piétons et sont insuffisants pour étudier leurs interactions avec les véhicules en espace partagé.

Matthews et al. [145] ont proposé un modèle de réaction des piétons basé sur un processus de décision de Markov décentralisé en tirant la probabilité de chaque action du piéton à partir de données empiriques. Cependant, le modèle n'est pas conçu pour simuler des trajectoires précises, mais pour étudier comment la confiance dans les AVs évolue dans le temps et quelle a été l'efficacité de la communication de l'AV aux piétons.

Ma et al. [141], ainsi que Cheng et al. [42], ont proposé des modèles pour la prédiction de trafic mixte en espace partagé basés sur des RNN à mémoire à long terme (LSTM). Leur approche prend des données réelles en entrée et apprend soit directement les mouvements et les interactions d'agents [141], soit les risques de collision [42] à partir de trajectoires réelles. Les modèles ont été évalués en utilisant des scénarios où les véhicules, les vélos et les piétons partagent l'espace. Cependant, le modèle de Ma et al. [141] se concentre sur un scénario avec beaucoup plus de voitures que de piétons et le modèle de Cheng et al.[42] ne s'exécute pas en temps réel.

2.2 Simulateurs incluant piétons et véhicules

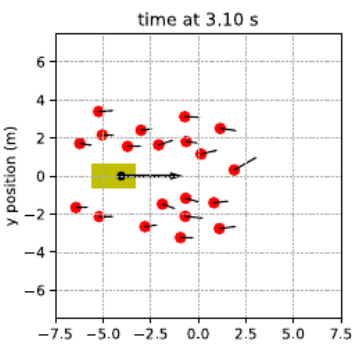
De nombreux simulateurs de piétons ont été développés, comme la bibliothèque PEDSIM [84] ou le framework Menge [52]. Cependant, ces simulateurs sont dédiés à la simulation de foule, et n'intègrent pas d'autres types d'usagers de la route, comme les véhicules. Dans le domaine de la robotique, en raison de la difficulté à mettre en place des expériences réelles incluant un

AV, plusieurs simulateurs avec des environnements virtuels ont été développés à des fins de test. Toutefois, peu de ces simulateurs intègrent des piétons.

Afin de simuler les interactions piéton-voiture, plusieurs des modèles présentés en section 2.1.3 ont été implémentés dans des simulateurs. Dans cette section, nous proposons une revue de littérature des simulateurs intégrant à la fois piétons et véhicules. Ces simulateurs appartiennent à trois catégories : 1) les simulateurs axés sur les espaces partagés, 2) les simulateurs axés sur le test de véhicules autonomes, et 3) les simulateurs hybrides, intégrant à la fois des modèles de piétons en espace partagé et des outils pour le test de systèmes de navigation AV.

2.2.1 Simulateurs axés sur les espaces partagés entre piétons et véhicules

Plusieurs modèles d'interaction piéton-véhicule ont été implémentés dans des simulateurs, dont certains sont visibles en Figure 2.11. Certains simulateurs ont été développés afin d'aider à la compréhension des comportements piétons [39, 49, 229]. Un simulateur pour étudier la confiance qu'ont les piétons dans les AVs a par exemple été conçu par [145].



(a) Yang et al. [229]

(b) Schönauer [201]

(c) Ren et al. [185]

(d) Charlton et al. [38]

FIGURE 2.11 – Illustrations de plusieurs simulateurs d'espace partagé entre piétons et véhicules.

La plupart des modèles d'interaction piéton-voiture en espace partagé ont été implémentés dans des simulateurs avec pour objectif d'évaluer la performance d'un espace partagé précis [11, 70, 104, 137, 170, 201, 224]. Dans ce cas, les simulateurs ont été conçus comme des outils pour aider les décideurs à évaluer la nécessité de certains éléments de conception, et à estimer les avantages (sécurité, fluidité du trafic) amenés par la mise en place d'un espace partagé en amont de son implémentation.

Dans certains cas, la simulation est utilisée pour illustrer l'efficacité d'un algorithme de navigation [140]. Les trajectoires produites doivent être précises et ne pas produire de collision, même si leur réalisme est discutable. Dans d'autres cas, la simulation d'espaces partagés doit absolument être plausible et en temps réel. C'est le cas de simulateurs développés pour la prédiction de trajectoires des piétons [42, 141] ou pour être utilisés avec de la réalité virtuelle [6, 185]. Une utilisation en réalité virtuelle peut aider à anticiper les réactions des piétons à un AV ou à les

habituer à partager leur espace avec un AV [38]. De plus, cela rend plus facile l'utilisation du modèle pour les décideurs.

Ces simulateurs d'espaces partagés ont tous une limite importante pour notre cas d'étude : ils ne sont pas conçus pour tester des systèmes de navigation autonome parmi les piétons. La plupart des simulateurs permettent de représenter un espace partagé spécifique afin d'étudier sa faisabilité. Les simulateurs se limitent à la simulation de voitures classiques, avec des modèles de conduite existants pour les voitures (suivi de voie, etc.) directement intégrés dans le modèle simulé. Il n'y a aucune intégration avec des outils robotiques et il est impossible de contrôler le mouvement du véhicule avec un système de navigation externe, développé en parallèle du simulateur. Enfin, ces implémentations ne sont pas mises à disposition, ni open source. Il est donc très difficile d'utiliser ces simulateurs pour tester des systèmes de navigation autonome avant qu'ils ne soient mis en œuvre dans un véritable véhicule.

2.2.2 Simulateurs axés sur le test de véhicules autonomes

Récemment, un nombre considérable de simulateurs servant d'environnements de test pour les AVs ont été développés, dont certains intègrent des agents piétons : CARLA [61], AirSim [204], AutonoVi-Sim [21], LGSVL [193], etc. Cependant, la plupart de ces simulateurs se concentrent sur la navigation sur route ou autoroute, avec peu de piétons impliqués dans les interactions. L'effort principal ne porte donc pas sur la reproduction d'un comportement réaliste et hétérogène des piétons. Les agents piétons sont souvent limités aux trottoirs, et leur comportement manque de réalisme si l'on considère un espace partagé, et est difficile à adapter pour un environnement ouvert.

Dans certains simulateurs, les piétons ont un comportement prédéfini et ne réagissent pas de manière dynamique aux interactions avec les AVs [17, 21, 123, 148, 193, 204].

Dans d'autres simulateurs, les piétons réagissent au véhicule, mais avec un comportement simple et uniforme [65]. Par exemple, dans le simulateur SUMO, un piéton ne traverse une rue que si sa trajectoire n'interfère pas avec celle d'un AV, ce qui manque de réalisme [124, 125]. De même, CARLA se concentre sur les AVs plutôt que sur les piétons et n'intègre donc qu'un modèle très simple de comportement piéton. Dans la version actuelle du simulateur CARLA, lorsqu'un véhicule apparaît sur la trajectoire du piéton, le piéton est conçu pour s'arrêter, attendre quelques secondes, puis continuer à marcher, même si le véhicule est toujours présent [61]. Pour obtenir des comportements plus poussés, l'utilisateur doit développer lui-même un algorithme hors CARLA pour contrôler la navigation des piétons.

Ces simulateurs d'environnement présentent des efforts d'intégration supplémentaires en incorporant des piétons réactifs. Toutefois, les piétons modélisés ont un comportement très simple et homogène, ou « parfait », consistant à toujours éviter la voiture.

Les simulateurs d'environnement dédiés au test de véhicules autonomes ne sont donc pas adaptés pour une navigation dans le contexte d'espaces partagés, qui incluent de nombreux piétons aux comportements sociaux hétérogènes et complexes.

2.2.3 Simulateurs hybrides

Certains simulateurs intègrent à la fois des modèles de piétons en espace partagé et des outils robotiques pour tester des systèmes de navigation. Cependant, la plupart de ces simulateurs sont commerciaux et non open source, par exemple Anylogic [12] ou Vissim [72]. Ils ne permettent ni d'étudier, ni de modifier le code source, ils sont donc limités pour un objectif de recherche.

PORCA [139] et SUMMIT [32] sont des simulateurs open source qui intègrent à la fois un modèle de comportement piétons et une interface exposant les données de simulation à des algorithmes externes pour contrôler l'AV dans la simulation. Cependant, le modèle de mouvement des piétons PORCA suppose que les piétons adaptent leur responsabilité de manière déterministe et qu'ils agissent tous de la même manière avec le véhicule. En outre, l'estimation des intentions

des piétons dans le planificateur pour la navigation du véhicule est basée sur les mêmes hypothèses que la simulation qui les contrôle, ce qui se traduit nécessairement par des trajectoires correctement prédites et une navigation sans collisions [139]. Dans SUMMIT, le modèle de mouvement est le même pour tous les types d'usagers de la route, et ignore donc les aspects clés des piétons comme l'hétérogénéité des comportements, le respect des normes sociales, ou la présence de groupes sociaux [32].

Chao et al. [37] ont conçu un simulateur d'espace partagé destiné au développement et aux tests de véhicules autonomes. Cependant, dans le modèle SFM utilisé pour les interactions piéton-voiture [36] les comportements piétons manquent d'hétérogénéité et de validation par rapport à des données réelles. De même, Jan et al. [102] ont récemment présenté un simulateur de comportements piétons pour tester des AVs dans divers scénarios en zones piétonnes. Le simulateur intègre des piétons seuls et en groupe, qui réagissent dynamiquement aux mouvements du véhicule simulé. La principale limite est que le modèle d'interaction semble simple, et produit des comportements piétons homogènes et non validés par rapport à des données réelles. De plus, le simulateur n'est pas open source et aucun détail n'est donné sur la façon de contrôler le véhicule pour des tests [102].

En mettant davantage l'accent sur le comportement des piétons, deux simulateurs de foule ont été intégrés dans des outils robotiques avec le framework ROS : Mengeros [13] et Pedsim_ros [161]. ROS (Robot Operating System) [182] est un cadre pour le développement de logiciels pour robots qui est largement utilisé dans la communauté robotique. Mengeros étend le simulateur de foule Menge [52] pour introduire des agents robots, contrôlés par des modules externes, dans une foule de piétons. De même, Pedsim_ros intègre la bibliothèque PEDSIM [84] dans le framework ROS, pour la navigation d'un robot mobile dans des foules en intérieur, comme illustré en Figure 2.12. Le modèle utilisé pour les piétons est celui de [153], proposant une validation empirique du SFM. Pedsim_ros intègre aussi des groupes de piétons, avec le modèle SFM de [154].

FIGURE 2.12 – Aperçu d'une simulation d'un robot dans une foule avec Pedsim_ros [161].

Comme ces deux simulateurs sont conçus pour représenter des piétons interagissant avec un robot mobile qui peut être contrôlé par un système de navigation externe au simulateur, l'architecture qui en résulte présente un grand intérêt pour notre travail. Cependant, les modèles des piétons et du robot nécessitent des adaptations afin de représenter un contexte d'espace partagé avec un AV.

2.3 Synthèse et positionnement par rapport à l'existant

2.3.1 Synthèse et limites des travaux existants

Plusieurs approches existent pour modéliser les mouvements des piétons : automates cellulaires, modèles basés sur la vitesse, modèles basés sur des forces, et modèles basés sur des données.

Cependant, certaines de ces approches ne sont pas adaptées à une modélisation réaliste, précise, rapide et explicable de comportements piétons parfois complexes.

Un modèle de piétons individuels tenant compte des comportements spécifiques des piétons dans un contexte d'espace partagé (distraction, distances sociales, comportement adaptatif selon la densité) est nécessaire.

Il existe plusieurs modèles pour représenter des groupes de piétons, chacun traitant d'une problématique spécifique : rapports entre les individus et les groupes [99, 168, 181, 206], séparation et réunion des groupes [202], influence d'un leader [136, 203], évitement des collisions [130], reproduction de la structure interne des groupes [111, 154, 235]. Cependant, il manque un modèle reproduisant avec précision le mouvement des groupes de piétons dans divers contextes d'espaces partagés, par exemple un campus, une rue commerçante ou un quartier d'affaires. Selon le contexte considéré, les relations sociales au sein des groupes varient (amis, familles, collègues,...). Or, la relation sociale dans un groupe a une grande influence sur la structure et le comportement d'évitement du groupe.

Pour simuler des foules dans plusieurs contextes d'espace partagé, un modèle permettant de représenter précisément les relations sociales au sein des groupes et les comportements d'évitement des groupes par d'autres piétons est nécessaire.

La plupart des modèles d'interaction piéton-voiture permettent de représenter un scénario d'espace partagé spécifique, souvent au croisement latéral d'une route, afin d'étudier sa faisabilité pour la planification urbaine [11, 39, 49, 70, 137, 170, 189, 224], et sont difficiles à généraliser à d'autres scénarios. Notre travail se concentre sur des espaces partagés plus larges, tels que de grandes places piétonnes, où les piétons partageront complètement leur espace avec les véhicules et où les interactions seront plus variées qu'une simple traversée de route. Les trajectoires sont parfois validées de façon macroscopique [10, 201], mais manquent de validation microscopique, car l'objectif dans ces travaux n'est pas de reproduire précisément ou de prédire les trajectoires individuelles. On peut aussi relever un manque de diversité dans les interactions des piétons avec la voiture, qui sont souvent modélisées de façon simple et homogène [11, 229]. Dans certains modèles, les trajectoires générées sont efficaces mais pas forcément réalistes car le modèle ne considère pas le comportement parfois imparfait des piétons, ni l'aspect social de la navigation dans les foules [38, 139, 140]. Enfin, certains modèles ne sont pas utilisables pour de la prédiction car ne peuvent pas être exécutés en temps réel [104, 201]. D'autres modèles permettent de prédire précisément les trajectoires piétonnes mais nécessitent beaucoup de données [42, 141], ne sont pas extensibles à de nouveaux scénarios et produisent des comportements difficilement explicables.

Il manque actuellement un modèle de réaction des piétons, qui intègre les comportements observés dans divers cas d'interaction avec une voiture dans des espaces partagés, y compris les comportements de groupe, et qui soit suffisamment précis et rapide pour être utilisé dans la prédiction de la trajectoire de chaque piéton.

D'une part, les simulateurs d'espaces partagés existants intègrent des comportements piétons parfois avancés mais ils ne sont pas conçus pour tester des systèmes de navigation autonome. D'autre part, les simulateurs d'environnements dédiés au test de voitures autonomes n'intègrent pas des comportements piétons réalistes et complexes. Il ne sont donc pas adaptés à l'évaluation d'un système de navigation proactif dans le contexte d'espaces partagés, qui repose sur la collaboration des piétons. Enfin, de rares simulateurs intègrent à la fois des modèles de comportements piétons et des outils pour tester les systèmes de navigation [13, 32, 37, 102, 139, 161]. Cependant, les modèles piétons utilisés dans ces simulateurs sont rarement validés par rapport à des trajectoires piétonnes du monde réel [32, 37, 102] ou doivent être adaptés afin de représenter les comportements en espaces partagés avec un AV.

Afin de tester des systèmes de navigation autonome dans des espaces partagés, il est nécessaire de disposer d'un simulateur avec des comportements de piétons complexes, réalistes et validés, dans diverses situations d'interaction avec le véhicule et permettant un contrôle du véhicule avec un système développé indépendamment du simulateur.

2.3.2 Positionnement

Nous proposons dans cette thèse de traiter les quatre limites identifiées dans les encadrements en section 2.3.1. Chacune de ces limites fait l'objet d'une contribution et d'un chapitre (chapitres 3, 4, 5 et 6).

Nous avons choisi de partir d'un modèle de piétons existant et de l'adapter pour modéliser les comportements piétons en espaces partagés. La revue de littérature a révélé que de nombreux modèles existent pour simuler les piétons et que certains modèles sont plus appropriés que d'autres pour réaliser les objectifs fixés en chapitre 1. Les modèles experts (CA, VO, SFM) ou basés sur des données peuvent générer des trajectoires réalistes mais ont chacun leurs forces et faiblesses respectives [40]. Pour choisir un modèle sur lequel construire nos adaptations, nous avons comparé les quatre principales approches existantes dans le Tableau 2.1, selon leurs capacités à remplir les critères définis en chapitre 1 section 1.2.

TABLEAU 2.1 – Analyse des approches existantes selon les critères définis en chapitre 1

	CA	**VO**	**SFM**	**DDM**
Intégration de comportements sociaux complexes		✓	✓	✓
Transparence et explicabilité	✓	✓	✓	
Réalisme et précision dans les trajectoires des piétons		✓	✓	✓
Exécution des simulations en temps réel	✓	✓	✓	
Modélisation interactions piétons-AV dans divers scénarios	✓	✓	✓	
Capacité à capturer les mouvements du véhicule pour test	✓	✓	✓	✓

Les modèles basés sur un CA ne sont pas adaptés représenter des mouvements piétons continus (car la représentation de l'environnement est discrète), ni des interactions complexes avec précision, ni des agents hétérogènes. Les cellules utilisées pour la grille de l'environnement font généralement la taille moyenne d'un humain, soit 0,5 mètres de côté, ce qui génère des trajectoires discontinues et peu précises. Il est possible pour s'approcher de mouvements continus de considérer une grille de cellules plus précise, mais cela implique plus de complexité et de temps de calcul car un piéton occupe alors plusieurs cellules.

Les modèles VO et SFM sont similaires sur de nombreux aspects. Bien que les modèles VO n'aient pas été conçus à l'origine pour modéliser des piétons, des adaptations ont été proposées et certaines variantes sont largement utilisées et reconnues pour leur capacité à reproduire le comportement humain [51, 110]. De même, le modèle SFM original [94] est particulièrement adapté pour simuler des foules denses ou des situations d'évacuation, et plusieurs adaptations ont été proposées pour d'autres contextes. Les modèles VO et SFM sont facilement extensibles à de nouveaux comportements et permettent d'intégrer des comportements sociaux complexes de manière précise. En fonction des comportements intégrés, ils permettent une exécution en temps réel des simulations, et produisent des comportements réalistes et explicables. Les deux approches ont montré qu'elles pouvaient simuler des interactions piéton-voiture dans différents scénarios. Bien qu'ils ne nécessitent pas de grandes quantités de données en entrée, une connaissance du domaine est indispensable pour adapter ces modèles et refléter les comportements spécifiques des piétons dans un espace partagé.

Les modèles DDM ont montré qu'ils pouvaient reproduire et prédire très précisément les trajectoires de piétons dans des foules. Cependant, ces modèles sont difficilement applicables aux

interactions piétons-véhicule dans les espaces partagés en raison du manque de données. Le comportement humain étant fortement dépendant du contexte, un DDM est seulement représentatif des exemples fournis en entrée. Ces modèles nécessitent une quantité importante de données avec des interactions piétons-véhicules variées pour être robustes et éviter un surapprentissage du modèle sur ces données et une incapacité à représenter de nouveaux scénarios [200]. Enfin, ce type d'approche n'est pas forcément adapté si l'on souhaite des simulations en temps réel. De plus, ce sont des systèmes de type « boîte noire » donc les comportements piétons en résultant peuvent être difficiles à expliquer.

Les modèles de type VO et SFM sont donc les plus appropriés pour nos objectifs. Nous avons choisi de construire nos modèles sur le SFM car il est largement reconnu et utilisé pour les piétons, simple à appréhender et à adapter, et peut produire des simulations en temps réel. Les comportements piétons produits sont transparents et explicables, et ne nécessitent pas de grandes quantités de données pour être fiables.

Nous avons utilisé le modèle SFM illustré en Figure 2.3 comme base pour modéliser les piétons. La version SFM de Moussaïd et al. [153] a été utilisée car c'est un des seuls modèles SFM validé sur des données empiriques. Le modèle peut être adapté pour représenter des comportements piétons en espaces partagés. De plus, ce modèle a déjà été étendu par Moussaïd et al. pour intégrer des groupes de piétons [154], comme illustré en Figure 2.7, et reproduit les formations observées dans les groupes sociaux. Le modèle peut donc être adapté pour représenter des relations sociales variées dans les groupes et des comportements d'évitements réalistes. La revue de littérature a montré que le SFM peut être combiné avec un modèle de décision afin de représenter des interactions piéton-voiture. Le SFM a la capacité de reproduire des comportements individuels proches des observations et son exécution est suffisamment rapide pour être utilisé pour de la prédiction en temps réel. Les modèles peuvent être étendus pour considérer plusieurs scénarios d'interactions, ainsi que des interactions entre des groupes de piétons et un véhicule.

Pour le simulateur, nous avons choisi de proposer une extension à Pedsim_ros [161], dont un aperçu est donné en Figure 2.12. Ce choix a été fait car les modèles SFM qui servent de base à notre modèle, [153] et [154], sont déjà implémentés dans Pedsim_ros. Le simulateur Pedsim_ros a été développé pour la navigation d'un robot mobile de taille humaine dans des foules en intérieur. Des adaptations sont donc nécessaires pour modéliser des comportements de piétons partageant leur espace extérieur avec un AV. Un avantage important de ce simulateur est que la navigation du robot peut être contrôlée par un module externe, développé indépendamment du simulateur. Des systèmes de navigation robotiques peuvent donc être testés dans des foules simulées et être facilement transférés sur un robot pour des expériences dans le monde réel. Cette architecture peut être facilement adaptée pour tester des systèmes de navigation AV. De plus, le simulateur Pedsim_ros est intégré au framework ROS. Il peut donc être exécuté directement par un robot ou un AV pour prédire les trajectoires des piétons autour de lui.

Chapitre 3

Modélisation et simulation de piétons en environnement ouvert

Ce chapitre présente notre adaptation du modèle SFM pour simuler des piétons en environnement ouvert. Il s'agit de la première contribution de la thèse. Le chapitre est organisé comme suit. Nous motivons ce travail dans le section 3.1 en rappelant les limites du modèle SFM pour simuler des foules dans les environnements ouverts en conditions normales (foule peu dense, sans panique). Nous décrivons ensuite en section 3.2 les observations issues du monde réel qui sont utilisées comme support pour notre modèle. Nous présentons notre modèle, en décrivant les nouvelles adaptations apportées au modèle SFM dans la section 3.3. En section 3.4, nous décrivons l'implémentation, ainsi que les données, scénarios et critères considérés pour la validation du modèle. Nous présentons et discutons les résultats des simulations en section 3.5. Enfin, la section 3.6 récapitule le chapitre et les conclusions tirées.

Ce travail a fait l'objet d'une publication avec comité de lecture, dans la conférence internationale *Social Simulation Conference* [176].

3.1 Introduction

Le modèle de forces sociales (SFM) de Helbing et Molnár [94] a été largement utilisé pour étudier les foules denses, les situations de panique ou les évacuations, et reproduit de nombreux phénomènes observés dans ces situations. Les piétons adaptent leur comportement au contexte, et de nombreuses spécifications du SFM ont été proposées pour traiter des contextes particuliers. Cependant, les modèles existants présentent des limites pour simuler des foules de piétons en environnements urbains ouverts et en conditions normales. La plupart des modèles ne prennent pas en compte les comportements spécifiques des piétons dans un tel contexte (distraction, distances sociales, comportement adaptatif selon la densité).

Les piétons adaptent leur comportement en fonction de la densité de la foule [77]. Dans un environnement ouvert tel qu'un espace partagé, le comportement des piétons est régi par des normes sociales, par exemple garder une distance minimale avec les piétons environnants. Dans ce contexte, les piétons ont tendance à occuper l'espace disponible et cherchent à éviter les zones denses afin de réduire le risque de collision [77, 133], comme visible en Figure 3.1. Lorsque la densité de la foule augmente, les piétons sont plus disposés à se rapprocher d'autres piétons. Sur la base d'observations empiriques tirées de données vidéo et des travaux [77, 133], un deuxième comportement est discuté : dans les foules clairsemées, les piétons sont également plus disposés à tourner plutôt qu'à ralentir à l'approche d'une foule.

Dans ce chapitre, nous abordons la question de recherche suivante : est-ce qu'intégrer de nouvelles normes sociales individuelles dans le SFM permet de représenter des foules plus réalistes ? Pour répondre à cette question, nous présentons un modèle intégrant des concepts issus des sciences sociales, afin de simuler une foule peu dense ($< 0{,}3$ piétons par mètre carré (p/m^2)) dans un espace ouvert, comme des piétons se déplaçant en espace partagé sur une place publique

FIGURE 3.1 – Exemple de foule peu dense de piétons à Barcelone, Espagne [75].

urbaine. Le modèle SFM proposé tient compte de la perception et de l'attention visuelle des piétons. En utilisant leurs perceptions, les agents estiment la densité de la foule environnante et adaptent dynamiquement la taille de leur espace personnel. Enfin, les facteurs de force sociale sont adaptés pour refléter la perception et l'observation que les piétons préfèrent tourner plutôt que de ralentir s'il y a suffisamment d'espace [77].

Le modèle proposé est ensuite validé sur plusieurs aspects de la foule (comportements d'évitement, densité, collisions, vitesse moyenne) et comparé au modèle original, par des simulations de plusieurs scénarios. Nous avons simulé des scénarios qui peuvent se produire dans un espace urbain ouvert, et pour chaque scénario, nous avons étudié trois densités courantes dans les lieux publics ou les grandes rues piétonnes, allant de 0,1 p/m^2 à 0,4 p/m^2.

3.2 Observations issues du monde réel

Les observations de comportements piétons réels utilisées pour construire le modèle proposé sont synthétisées dans cette section.

3.2.1 Perception, attention et distraction des piétons

Afin de se déplacer en extérieur, les piétons perçoivent leur environnement principalement par la vision [88]. Un piéton a une perception limitée de son environnement : elle dépend de ses perceptions sensorielles (champ de vision et perception auditive), mais aussi du niveau d'attention qu'il porte à son environnement [121]. La perception des piétons se rapproche d'un secteur de cercle de 220 degrés jusqu'à une distance de 10 mètres [88], représentant le champ de vision des piétons et le fait qu'ils puissent tourner la tête.

Les piétons n'accordent pas le même niveau d'attention à toutes les zones autour d'eux. Ils portent leur attention visuelle sur ce qui se trouve directement devant eux, dans une zone nommée *Information Process Space* [121]. Ils accordent une attention particulière à cette zone en forme de cône, dont l'angle maximal est de 45 degrés de chaque côté par rapport à leur direction de marche, et dont la longueur varie selon la cible perçue [121]. Pour un piéton venant d'en face, la distance maximale d'attention est de 4 à 5 mètres selon [121], comme illustré en Figure 3.2.

La distraction désigne le fait pour un piéton de faire autre chose et de manquer d'attention à son environnement. La distraction est un facteur clé à prendre en compte car marcher en étant distrait est très courant. Dans [98], les auteurs ont observé 4129 piétons traversant la route sur huit sites à des passages piétons signalisés et non signalisés dans le centre ville de Melbourne, en Australie. Les auteurs ont observé qu'en moyenne, 20 % des piétons utilisaient leur smartphone en traversant, et que les comportements dangereux (traverser sans regarder la route par exemple)

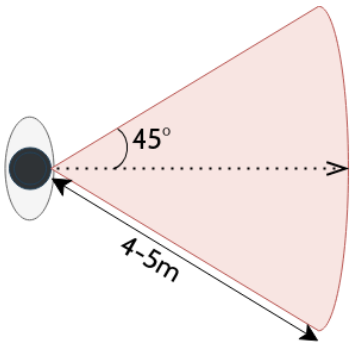


FIGURE 3.2 – Zone d'attention (*Information Process Space*) des piétons observée par K. Kitazawa et al. [121].

étaient plus nombreux chez les piétons utilisant un smartphone que chez les autres [98]. De même, les auteurs de [211] ont observé les comportements de traversée de 1102 piétons à 20 intersections risquées à Seattle, États-Unis. Près d'un tiers (29,8 %) des piétons observés étaient distraits par une activité (écoute de musique, envoi de textos, utilisation d'un téléphone portable) tout en traversant.

La distraction constitue l'une des principales causes d'accidents avec les voitures car les piétons distraits lorsqu'ils traversent la route sont plus susceptibles de regarder leur appareil que la rue [199]. La distraction des piétons augmente l'occurrence de comportements dangereux (non-respect des feux, traversée au milieu d'une intersection ou refus de regarder dans les deux sens), ce qui les expose à un plus grand risque d'accidents [157, 211].

3.2.2 Espace personnel des piétons

Les piétons sont des êtres sociaux et suivent des règles sociales [47, 88]. Les humains disposent notamment d'un espace personnel, correspondant à la région qui les entoure et qu'ils considèrent comme psychologiquement la leur [88]. L'espace personnel est décrit par Hall [88] comme une distance de 45 cm à 125 cm autour des individus, dans laquelle les violations sont inconfortables et sont perçues comme des intrusions. Il existe des preuves neuroscientifiques que l'amygdale est impliquée dans la régulation des distances interpersonnelles en déclenchant des réactions émotionnelles lorsqu'une violation de l'espace personnel se produit [116].

La taille de l'espace personnel n'est pas fixe et varie selon l'âge, la culture, le type de relation entre les piétons et le contexte. Plusieurs formes pour l'espace personnel ont été envisagées dans la littérature : circulaire, ovale, en forme d'oeuf car les humains sont plus exigeants quant au respect de leur espace frontal [90] ou asymétrique, donc plus petit du côté dominant du piéton (voir Figure 3.3).

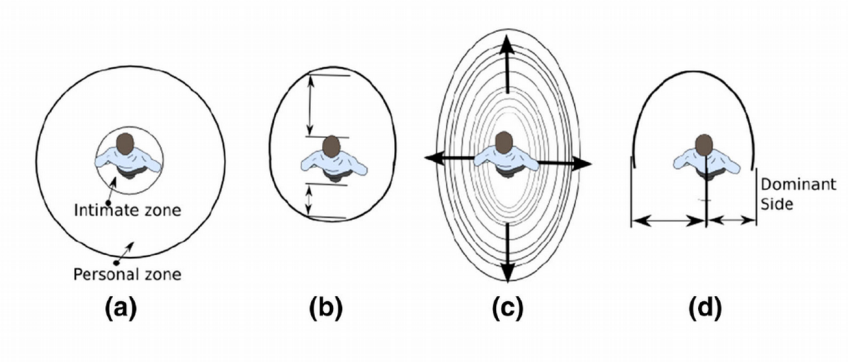


FIGURE 3.3 – Différentes formes considérées dans la littérature pour l'espace personnel [190] : (a) cercles concentriques [88], (b) forme d'oeuf [90], (c) ellipse [94] ou (d) asymétrique [86].

L'espace personnel a une taille dynamique, qui dépend de la situation [90]. Lorsque la densité de la foule augmente, les piétons sont plus enclins à s'approcher d'autres piétons. Par exemple, en cas de congestion, les piétons ont tendance à réduire la taille de leur espace personnel par nécessité et à ne pas ressentir d'intrusion si les autres piétons s'approchent.

3.2.3 Comportement d'évitement des collisions

Dans une foule, les piétons interagissent avec d'autres piétons sous forme de coopération. Des études sur les interactions entre piétons réalisées à partir de données expérimentales [47, 118], montrent que les piétons adaptent continuellement leurs trajectoires de marche pour préserver les distances de confort et éviter les collisions.

En plus d'adapter la taille de leur espace personnel quand nécessaire, les piétons adaptent aussi leur comportement de marche en fonction de la densité de la foule qui les entoure [77]. Dans un environnement ouvert, où les piétons peuvent se disperser, ils ont tendance à occuper l'espace disponible et cherchent à éviter les zones denses afin de réduire le risque de collision [77, 133]. Dans les espaces ouverts, les piétons préfèrent changer de direction pour éviter une zone dense plutôt que de ralentir s'il y a suffisamment d'espace [77]. Des observations dans une foule dense [167] montrent que les piétons s'adaptent très rapidement et slaloment s'ils trouvent de l'espace pour suivre le chemin le plus rapide. Si la densité augmente, les piétons changent leur vitesse et leur direction dans une plus grande mesure que lorsque le flux est faible [77].

3.3 Modèle proposé

Avec le SFM dans la version de Moussaïd et al. [153] (illustré dans le chapitre 2 en Figure 2.3), les piétons maintiennent des trajectoires très rectilignes, et dans les zones à faible densité de foule de nombreuses collisions se produisent, contrairement à la réalité. En fait, ce modèle SFM a été calibré sur des interactions frontales entre deux piétons dans un couloir [153], où pour éviter les collisions les piétons ralentissent, et dévient peu de leur trajectoire, plutôt que de s'éloigner. Dans une foule plus nombreuse et en extérieur, cela suppose que des piétons entreront dans une zone dense avec un risque élevé de collision, au lieu d'adapter leur trajectoire pour contourner la zone. Or, cette supposition est démentie par les observations. Les observations montrent que dans un espace ouvert et peu dense, où les piétons peuvent s'étaler, ils cherchent à réduire la densité afin de réduire le risque de collision et ont tendance à occuper l'espace disponible [133].

Afin de mieux représenter les comportements des piétons dans une telle situation, nous avons ajouté de la perception aux piétons pour qu'ils adaptent leur espace personnel à la densité de la foule qu'ils perçoivent et modifient ainsi leur comportement de navigation.

3.3.1 Une perception améliorée

Dans le SFM [153], les agents piétons perçoivent tous les autres agents et l'intensité de la force sociale F^{soc} diminue avec la distance. Pour être plus réaliste, notre modèle considère que les agents ont une *zone de perception* limitée. Les agents dans notre modèle perçoivent les piétons et obstacles autour d'eux dans une zone de 220 degrés jusqu'à une distance de 10 mètres, conformément à la zone de perception des vrais piétons [88]. Les piétons percevant aussi ce qui est très proche d'eux, même sur l'arrière, nous avons ajouté à la zone de perception une zone de 360 degrés sur 1,5 mètre de large. À chaque pas de temps, le piéton p calcule les distances et angles par rapport à sa direction avec chacun des autres piétons de la scène. Si un piéton de la scène est à moins de 1m50 du piéton p, ou à moins de 10m et à un angle inférieur à 110° par rapport à l'orientation de p, alors il est ajouté à la liste des voisins de p. Cette zone de perception, représentée en bleu en Figure 3.4, correspond au champ de vision des agents piétons, à leur perception auditive et au fait qu'ils peuvent tourner la tête.

Il a été observé que les piétons sont plus attentifs à leur environnement proche et dans leur direction actuelle [121]. Afin de représenter l'attention qu'ils prêtent à leur environnement, le

modèle des agents a été enrichi d'une *zone d'attention*. Ainsi, une zone plus fine est ajoutée devant les agents, à laquelle ils accordent plus d'attention qu'au reste de la zone de perception. Cette zone d'attention correspond à un secteur de 90 degrés, sur 5 mètres de large, plus une zone de 360 degrés sur 1,5 mètre de large (voir zone rouge en Figure 3.4).

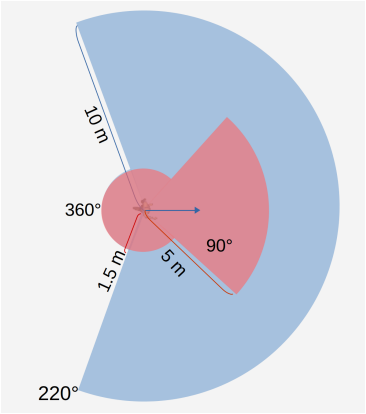


FIGURE 3.4 – Modélisation de la zone de perception (en bleu) et de la zone d'attention (en rouge) pour les piétons.

Cette nouvelle perception permet aux agents de différencier les obstacles les plus importants, dans leur zone d'attention, de ceux qui sont excentrés, dans leur zone de perception. Pour cela, lorsque l'agent p calcule les forces répulsives avec chaque voisin perçu, p teste si le voisin est dans sa zone d'attention, c'est-à-dire à moins de 1m50, ou à moins de 5m et à un angle inférieur à 45° par rapport à l'orientation de p. Cette modélisation est plus proche de la façon dont les piétons réels perçoivent leur environnement [121], et permet de varier facilement les perceptions des agents.

Notre modèle permet notamment de représenter des piétons distraits. Dans note modèle, chaque piéton se voit attribuer un niveau de distraction entre 0 et 1 qui varie périodiquement (nous avons fixé arbitrairement la période à 3s). Durant la simulation, chaque agent peut ainsi être temporairement distrait. Le niveau de distraction modifie la distance de perception et d'attention de l'agent, selon la fonction présentée en Figure 3.5.

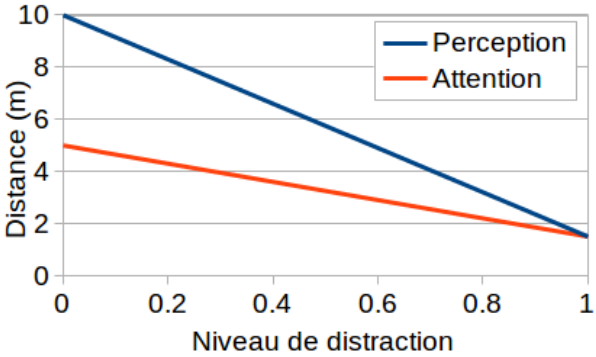


FIGURE 3.5 – Modélisation de la distance de perception et d'attention d'un agent selon son niveau de distraction.

Un agent non distrait, c.-à-d. avec un niveau de distraction égal à 0, a une zone de perception et une zone d'attention de taille maximale (respectivement 10 mètres et 5 mètres). Plus un agent est distrait, c.-à-d. avec un niveau de distraction proche de 1, plus il voit ses zones de perception et d'attention réduites. Avec une distraction égale à 1, les zones de perception et d'attention de l'agent sont limitées à une distance de 1,5 mètre. Nous considérons que même fortement distraits, les agents ont conscience de ce qui se trouve dans leur proximité immédiate.

3.3.2 Un espace personnel dynamique

Afin de représenter les adaptations de comportement des piétons selon la densité de foule autour d'eux, le modèle intègre la notion d'espace personnel. En utilisant leurs perceptions, les agents estiment la densité de la foule et adaptent dynamiquement la taille de leur espace personnel. Dans une foule dense, il n'y a pas d'espace autour des agents, l'ellipse est égale à la forme du corps. Si un piéton passe à quelques centimètres d'un autre piéton, il n'y aura pas de sentiment d'intrusion. C'est ce que l'on observe dans les situations de forte affluence où les piétons sont prêts à renoncer à leur espace personnel et acceptent d'être proches d'autres piétons, même inconnus. Au contraire, dans une foule dispersée, l'espace autour de l'agent augmente. Dans ce cas, l'ellipse correspond au corps de l'agent et à son espace personnel étendu. S'il y a suffisamment d'espace, les piétons s'évitent plus largement et ne se frôlent pas.

Dans notre modèle, à chaque pas de temps, les agents estiment la densité de la foule environnante en utilisant leur zone de perception telle que définie dans la section 3.3.1. L'aire de perception $aire_{perception}$ est calculée en prenant en compte la zone de perception de 220 degrés sur 10 mètres et de 360 degrés sur 1,5 mètre : $aire_{perception} = \frac{\alpha \times \pi \times r^2}{360}$ avec α en degrés. Chaque agent perçoit donc 198,63 m^2 s'il n'est pas distrait.

Pour déterminer la densité de foule perçue par un agent, à chaque pas de temps, nous calculons le nombre de ses voisins, c'est-à-dire le nombre d'agents actuellement présents dans sa zone de perception. La densité perçue par un agent, en p/m^2, est obtenue en divisant le nombre de ses voisins par la taille de la zone perçue :

$$densite_{percue} = \frac{N_{voisins}}{Aire_{perception}}$$

Pour définir la taille de l'espace personnel d'un piéton en fonction de la densité perçue, nous utilisons le concept de Niveau de Service (noté LoS pour *Level of Service*) [78]. Le LoS est une mesure de la qualité du service de circulation, couramment utilisée en urbanisme, avec un niveau côté de A à F selon la densité de la zone. A correspond à un flux libre où aucune adaptation n'est nécessaire pour éviter les collisions et F représente un espace très encombré. Les valeurs limites de densité des niveaux ont été corrigées à de nombreuses reprises et plusieurs versions existent en fonction de la configuration considérée. Nous avons utilisé les valeurs définies pour les trottoirs dans le *Highway Capacity Manual* [159], un modèle reconnu et utilisé mondialement par les urbanistes. Les niveaux de service et les densités maximales correspondantes sont référencés dans le Tableau 3.1.

TABLEAU 3.1 – Niveaux de service et densités maximales de foule correspondantes selon le *Highway Capacity Manual* [159].

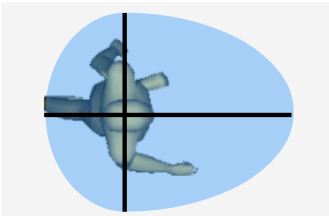
Niveau de service	**Densité maximale (p/m^2)**
A	0,18
B	0,27
C	0,45
D	0,71
E	1,33
F	>1,33

Le LoS défini pour les trottoirs a été utilisé mais un classement plus précis pourrait être effectué si les mêmes informations étaient disponibles pour les grandes rues piétonnes ou les places publiques.

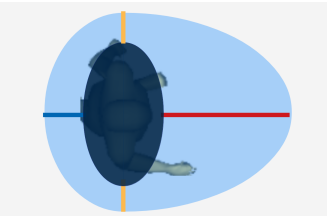
Nous supposons que l'espace personnel d'un piéton a la forme d'un œuf, car les humains sont plus exigeants quant au respect de leur espace frontal [90]. L'espace personnel est donc représenté comme un ovale autour du corps, avec une plus grande proximité tolérée à l'arrière qu'à l'avant. Pour cela, une combinaison de deux ellipses est utilisée : une petite ellipse pour l'arrière, lorsque

l'angle est supérieur à 90 degrés par rapport à l'orientation du piéton et une plus grande ellipse pour l'avant. Cette modélisation est illustrée en Figure 3.6a.

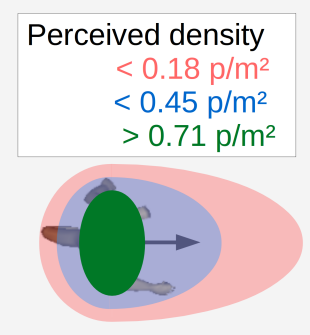
En réalité, l'espace personnel peut aussi être représenté comme des marges autour du corps de l'agent. Trois marges sont nécessaires : une pour les côtés, une pour l'avant et une pour l'arrière. Ces marges, associées à la taille du corps de l'agent, permettent de calculer la zone définissant son espace personnel, comme en Figure 3.6b.



(a) Espace personnel représenté par la combinaison de deux ellipses.



(b) Espace personnel représenté par des marges autour du corps de l'agent.



(c) Espace personnel du piéton selon la densité de la foule.

FIGURE 3.6 – Modélisation de l'espace personnel des piétons.

Nous avons défini une fonction qui, à partir de la densité de la foule perçue, permet d'obtenir les trois marges autour du corps de l'agent qui représentent son espace personnel (voir Figure 3.7). Le LoS a été utilisé pour obtenir un espace personnel maximal dans le LoS A (foules très dispersées), et un espace personnel inexistant dans les LoS E et F (foules très denses). De chaque côté du piéton, un espace est défini reflétant les observations selon lesquelles les piétons n'ont pas besoin de beaucoup d'espace latéral entre eux lorsqu'ils se croisent [30]. L'espace derrière le piéton est plus important que l'espace latéral car les piétons ne se suivent pas de trop près dans la rue [91]. L'espace frontal est le plus grand espace. L'espace personnel du piéton obtenu dans trois intervalles de densités est illustré en Figure 3.6c.

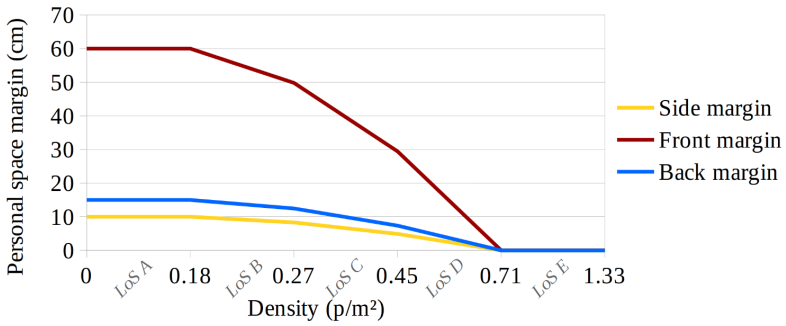


FIGURE 3.7 – Modélisation des marges autour de l'agent définissant son espace personnel, en fonction de la densité perçue.

L'espace personnel cumulé de deux piétons en interaction est pris en compte ; s'ils sont alignés latéralement, l'espace qu'ils tentent de conserver entre eux est le double de l'espace latéral individuel. Ces valeurs sont inspirées de l'expérience de [90].

Pour le calcul de la force sociale entre deux agents, au lieu de considérer la distance entre leurs positions sans tenir compte de leur corps physique et de leur espace personnel, ici la distance entre les deux espaces personnels est prise en compte. Ainsi, si les agents ont un espace personnel important du fait de la faible densité autour d'eux, ils s'éviteront plus largement que dans une foule dense.

3.3.3 Une force sociale révisée

Le SFM de référence produit des trajectoires très rectilignes alors que dans la vie réelle, les piétons modifient leur comportement en fonction de la densité de la foule qui les entoure [77].

Dans le modèle proposé, le facteur de force sociale est ajusté pour refléter la présence de la zone d'attention décrite dans la section 3.3.1, et l'observation selon laquelle dans un environnement ouvert, les piétons sont plus dynamiques et susceptibles de tourner s'il y a de l'espace. Lors du calcul de la force sociale avec les agents voisins, le facteur de vélocité est divisé par 10 car le facteur original ralentit trop les piétons. Pour compenser, avec les voisins dans la zone d'attention, le facteur angulaire est multiplié par 2 et le facteur de vélocité est divisé par 2 seulement. Si un agent perçoit un autre agent dans sa zone d'attention, il adapte plus sa trajectoire pour le contourner que s'il est hors de la zone d'attention. Les paramètres de force ont été calibrés manuellement sur deux scénarios (deux piétons se croisant frontalement et deux piétons se croisant latéralement) et ces valeurs ont donné les comportements qui correspondent le mieux aux observations faites dans [77].

L'Algorithme 1 présente un aperçu des actions effectuées à chaque pas de temps de simulation.

Algorithm 1: Algorithme de synthèse

```
   input  : agents : all agents in the scene
1  begin
2      for a in agents do
3          Perceive neighbours in perception zone
4          Compute perceived_density
5          Compute personal space p_space according to perceived_density
6          for n in a.neighbours do
7              Compute distance between a.p_space and n.p_space
8              force = social force exerted by n on a
9              if n in attention zone of a then
10                 force = force × 2
11             if a and n bodies overlap then
12                 force += body force + sliding friction force
13             a.F_soc += force
```

3.4 Implémentation et simulation

3.4.1 Implémentation du modèle proposé

Toutes les expériences ont été réalisées avec Pedsim_ros [161], un simulateur de foule open source qui met en œuvre le SFM de [153] en C++. Le modèle présenté en section 3.3 a été implémenté dans le simulateur. Certaines fonctionnalités ont été ajoutées pour comparer le SFM de [153] avec l'approche proposée dans la section 3.3.

Pour les deux modèles, la forme du corps humain a été utilisée dans le calcul des forces sociales, plutôt qu'un cercle. Les piétons sont représentés par des ellipses de taille variable, avec la largeur des épaules et la profondeur du corps suivant les distributions observées dans des foules réelles [30]. En effet, lorsqu'ils traversent une foule, les piétons considèrent leur propre taille et celle des autres piétons pour estimer la distance qui les sépare physiquement. Pour calculer cette distance physique, la distance entre leurs positions est calculée et le rayon de l'ellipse de chaque piéton est soustrait. Contrairement à un cercle, le rayon d'une ellipse dépend de l'angle d'orientation. L'équation suivante est utilisée pour trouver le rayon de p, en interaction avec un voisin q :

$$r_p = \frac{\frac{w}{2} \times \frac{d}{2}}{\sqrt{(\frac{d}{2})^2 \times \sin^2(\alpha) + (\frac{w}{2})^2 \times \cos^2(\alpha)}} \tag{3.1}$$

avec w et d la largeur et la profondeur du corps de p et α l'angle entre l'orientation de p et la direction de la position p à la position q.

Pour les deux modèles, une force répulsive a été ajoutée en cas de collision physique afin d'éviter le chevauchement des piétons. Dans [92], les facteurs utilisés pour cette force sont $k = 1{,}2 \times 10^5$ kg/s^2 et $\kappa = 2{,}4 \times 10^5$ kg/m/s. Ces paramètres rendent les piétons très rigides et, bien que cela convienne à une situation de panique, de telles valeurs entraînent une répulsion irréaliste dans une foule clairsemée. Dans notre contexte, ces paramètres ont besoin d'être adaptés car nous ne souhaitons pas que les piétons soient projetés lors du contact. Après des tests sur une dizaine de valeurs différentes en simulation, les valeurs des paramètres sont fixées à $k = 12$ kg/s^2 et $\kappa = 24$ kg/m/s. De plus, pour détecter les collisions, nous considérons l'ellipse spécifique à chaque agent en collision plutôt qu'un diamètre générique.

À l'exception des adaptations présentées ci-dessus, tous les paramètres utilisés sont ceux de [153]. La vitesse de marche désirée correspond à la vitesse de marche moyenne observée en circulation libre en milieu urbain [25].

Certains paramètres partagés entre les deux modèles sont présentés dans le Tableau 3.2.

TABLEAU 3.2 – Paramètres du modèle piéton individuel proposé.

Paramètre	**Valeur**
Pas de temps	0,04 s
Vitesse désirée	distribution normale : $\mu = 1{,}34$ m/s, $\sigma^2 = 0{,}26$ m/s
Temps de détente	0,5 s
Largeur du corps (épaules)	distribution uniforme [39 - 51,5] cm
Épaisseur du corps	distribution uniforme [23,5 - 32,5] cm
Accélération maximum	1,96 m/s^2
Coefficient de la force physique	12 kg/s^2
Coefficient de la force de friction	24 $kg/m/s$

Afin de valider les adaptations proposées dans la section 3.3, nous comparons notre modèle avec le modèle SFM sans ces adaptations. Les différences entre les deux modèles comparés sont résumées comme suit. Le modèle SFM sans adaptations (nommé SFM par la suite) est le modèle de [153], enrichi d'une force de collision physique pour empêcher le chevauchement des piétons et d'une forme de corps elliptique. La taille de l'agent est la taille de son corps sans espace personnel. Pour calculer les forces sociales, un piéton prend en compte tous les autres agents.

Dans l'approche proposée, la taille du corps de l'agent et son espace personnel, qui varie en fonction de la densité perçue, sont pris en compte. Pour calculer les forces sociales, un piéton considère ses voisins perçus et distingue les voisins dans la zone d'attention des voisins plus éloignés afin d'adapter son comportement d'évitement.

3.4.2 Données utilisées pour la validation

Perception des agents

Une étude a été réalisée par [160], avec des participants marchant sur un tapis roulant dans cinq conditions d'utilisation du smartphone. Les auteurs ont évalué les caractéristiques de la marche pour estimer l'influence de l'utilisation d'un smartphone en marchant. Leurs observations ont montré que la distraction cognitive des piétons réduit la conscience de la situation et augmente les temps de réaction.

De même, [156] ont mené une étude avec cinquante-quatre participants marchant dans un couloir, et dont certains étaient distraits par l'utilisation de leur téléphone portable. Ils ont observé que la distraction de certains piétons réduisait localement la capacité d'anticipation et de collaboration de tous les piétons. Avec la présence de piétons distraits, ils ont eu plus de difficultés à éviter les collisions.

Densité de la foule

Les agents ont tendance à se disperser dans un espace ouvert [133, 93]. Des enregistrements vidéo ont été réalisés par [133] lors de la sortie des spectateurs d'un stade de base-ball, à la fin d'un match à Philadelphie, aux États-Unis. Le comportement de diffusion de la foule de piétons a été analysé, et un étalement des piétons dans l'espace a été observé [133]. De plus, [133] a rapporté des comportement de dépassement par les piétons les plus rapides. Ces dépassement ont aussi été mentionné par [93] dans des situations de densité modérée, où certains piétons impatients tentent de dépasser les autres s'ils trouvent un espace libre.

Collisions entre agents

Des trajectoires piétonnes ont été collectées 24 heures sur 24 et 7 jours sur 7 dans la gare d'Eindhoven, aux Pays-Bas, entre octobre 2014 et mars 2015 par [47]. Les observations empiriques de cette étude ont montré que bien que les piétons arrivaient généralement à éviter les collisions entre eux, de rares collisions pouvaient se produire [47]. Pour comprendre mieux l'évitement des collisions entre piétons, une expérience menée dans un amphithéâtre, à l'Université de Tokyo, au Japon [226] a été menée. Les résultats ont montré que les piétons avaient tendance à pivoter leurs épaules lors de l'évitement des collisions.

Vitesse de marche des agents

Une revue de littérature exhaustive a été menée en 2017 dans [25], dans laquelle toutes les mesures de la vitesse de marche disponibles dans la littérature ont été collectées et examinées. Une étude de la relation entre vitesse et densité de la foule pour toutes les données de la littérature a été menée. Cette étude a mis en avant que la densité avait une forte influence sur la vitesse de marche : une augmentation de la densité entraîne une diminution des vitesse observées. Cette étude rapporte aussi la vitesse de marche observée dans les zones piétonnes, toutes densités confondues : entre 1,10 et 1,25 m/s, avec une vitesse moyenne de 1,20 m/s.

Les vitesse de marches relevées dans [25] sont plus élevées pour les trottoirs, où les interactions sont frontales, que pour les zones piétonnes. En fait, lors d'un croisement frontal entre deux flux de piétons, la formation de files est communément observée [71, 93, 156]. Il s'agit d'un « phénomène d'auto-organisation se produisant dans les foules de piétons et conduisant à la formation de groupes de piétons se déplaçant dans la même direction » [4]. Ce phénomène émergent permet aux piétons de naviguer de façon plus efficace en limitant les interactions frontales avec des piétons arrivant en sens inverse.

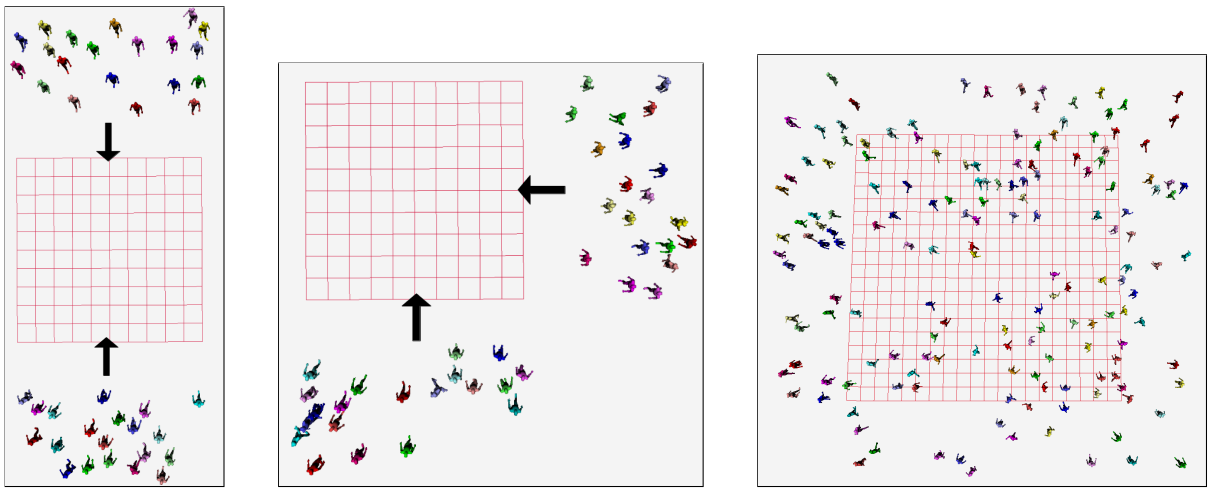
3.4.3 Simulation

Afin d'analyser si les normes sociales individuelles ajoutées au SFM permettent de représenter des foules plus réalistes, nous avons simulé plusieurs scénarios. Nous avons comparé les comportements piétons produits par le modèle avec les comportements observés dans le monde réel.

Pour étudier les perceptions et la distraction des agents, nous avons simulé un croisement frontal entre deux piétons. Trois cas ont été étudiés : les deux piétons ne sont pas distraits, les deux piétons sont fortement distraits, et un des piétons est fortement distrait tandis que l'autre n'est pas distrait. Nous avons étudié les manoeuvres d'évitement des collisions dans chaque cas et les avons comparées qualitativement aux observations de manoeuvres de piétons distraits de [160] et de [156].

Afin de valider la capacité du modèle à représenter des foules de piétons en environnement ouvert, des simulations ont été réalisées sur des scénarios avec des densités allant de 0,1 p/m^2 à 0,4 p/m^2. Nous avons effectué des simulations avec le modèle proposé en section 3.3 et avec le SFM de [153] afin de comparer la densité de foule, le nombre de collisions et la vitesse moyenne produites par les modèles aux observations empiriques présentées en section 3.4.2.

Trois scénarios pouvant se produire dans un lieu urbain ouvert ont été envisagés (voir Figure 3.8) : deux flux de foule dans un croisement frontal, deux flux de foule dans un croisement perpendiculaire et une foule désorganisée avec des piétons traversant une grande place carrée depuis différentes directions.



(a) Frontal (b) Perpendiculaire (c) Grande foule

FIGURE 3.8 – Capture d'écran des trois scénarios simulés à faible densité, à t=0s. Les couleurs des piétons n'ont pas de signification particulière mais servent à les repérer durant la simulation.

Pour chaque scénario, nous avons étudié trois densités qui sont courantes dans les lieux publics ou les grandes rues piétonnes : très faible densité (LoS A), faible densité (LoS B) et densité modérée (LoS C). Le nombre de piétons simulés dans chaque cas est indiqué dans le Tableau 3.3. Chaque cas de simulation a été répété 100 fois pour obtenir des résultats significatifs.

TABLEAU 3.3 – Scénarios simulés pour valider le modèle piéton individuel.

		Très faible densité	**Faible densité**	**Densité modérée**
Nombre de piétons	**Frontal**	20 (10+10)	40 (20+20)	60 (30+30)
	Perpendiculaire	20 (10+10)	40 (20+20)	60 (30+30)
	Grande foule	80	160	240

3.4.4 Mesures

Afin d'évaluer le réalisme du modèle, nous utilisons trois mesures : le nombre de collisions, la densité de la foule et la vitesse moyenne des piétons. Les mesures expérimentales sont réalisées pour une zone centrale, dans la grille rouge visible en Figure 3.8. Ainsi, seuls les piétons en interaction lors du croisement sont considérés dans les mesures.

Pour chaque mesure, les valeurs moyennes et les écarts-types sont calculés. Notre hypothèse est que les deux modèles produisent des résultats différents. Afin de tester cette hypothèse, nous employons un test de Student (t-test) pour déterminer si la différence entre les moyennes mesurées est statistiquement significative. Le seuil de signification est fixé à 0,05. Un test de Shapiro Wilk est utilisé systématiquement au préalable pour vérifier si les mesures suivent une distribution normale. Si les mesures ne répondent pas à l'hypothèse de normalité, un test U de Mann-Whitney est utilisé afin de déterminer si les mesures produites par les modèles diffèrent de manière significative.

La proportion de piétons ayant eu une collision, c'est-à-dire lorsque les corps de deux agents se touchent, est calculée dans la zone centrale sur une durée de 10 secondes. Nous commençons

le comptage 5 secondes après le début de la simulation, afin de laisser aux agents le temps d'atteindre la zone centrale.

La densité et la vitesse des agents dans la zone centrale sont moyennées pendant 3 secondes, entre t=5s et t=8s, pour permettre aux agents d'atteindre la zone. Des temps plus longs ne sont pas mesurés car les agents les plus rapides ont déjà quitté la zone et seuls les agents lents restent, ce qui apporte un biais dans la mesure.

Dans le cas du croisement frontal, nous mesurons aussi l'étalement latéral de la foule, afin de déterminer si les agents occupent plus de place.

3.5 Validation et discussion

Une vidéo montrant les différences entre le SFM et l'adaptation proposée est disponible [1].

3.5.1 Perception des agents

Nous avons simulé des manoeuvres d'évitement des collisions dans trois cas de distraction, illustrés en Figure 3.9.

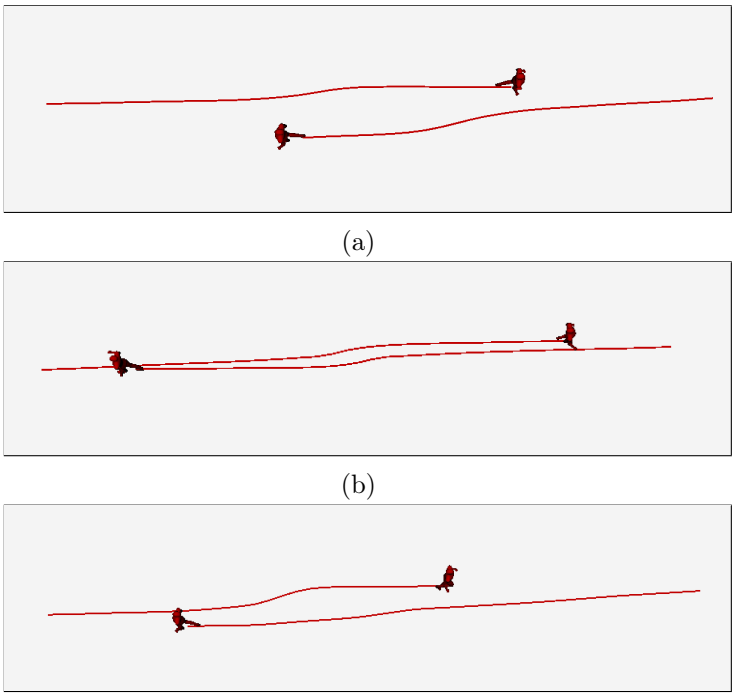


FIGURE 3.9 – Manoeuvres d'évitement dans trois cas simulés de distraction. (a) Deux piétons non distraits. (b) Deux piétons fortement distraits. (c) Un piéton distrait et un non distrait.

Nous pouvons constater que si aucun des deux agents n'est distrait, la manoeuvre d'évitement survient tôt et ils s'évitent largement. De plus, chacun participe de façon égale à l'effort d'évitement. Dans le cas où les deux agents sont fortement distraits, la manoeuvre d'évitement survient beaucoup plus tard et les deux agents évitent la collision de justesse. Enfin, dans le cas où seul un des agents est distrait, l'effort d'évitement est inégalement réparti. L'agent non distrait perçoit l'autre agent tôt et initie la manoeuvre d'évitement, alors que l'agent fortement distrait ne participe que très peu à l'évitement car réagit tard. Ces comportements simulés reflètent bien les observations de [160] qui montrent qu'être distrait peut augmenter le temps de réaction. Ces résultats également sont en accord avec les observations récentes de [156] : les piétons distraits ont plus de difficultés à éviter les collisions.

1. https://youtu.be/Rk2R76VFId8

Le modèle proposé fournit un moyen très simple de varier les niveaux de perception et d'attention entre les agents. De plus, intégrer des piétons distraits est un élément qui devient très important si l'on souhaite modéliser des espaces partagés entre piétons et voitures de façon réaliste, car la distraction des piétons est liée à un plus grand risque d'accidents [157].

3.5.2 Densité de la foule

La Figure 3.10 montre la densité moyenne mesurée dans la zone centrale pour chaque scénario pour les deux modèles avec la même densité initiale, c.-à-d. le même nombre de piétons.

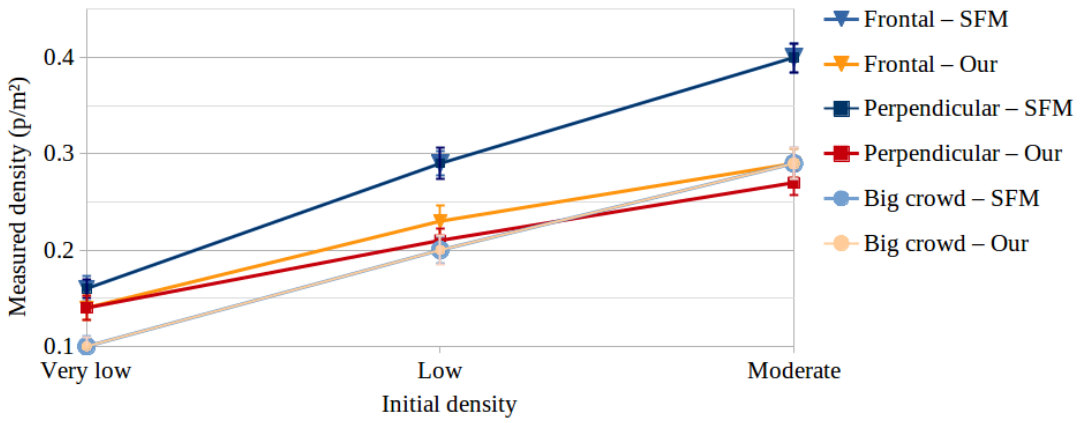


FIGURE 3.10 – Densité de foule mesurée en fonction de la densité initiale, du scénario et du modèle.

Pour le scénario frontal (marqueurs triangulaires) et le scénario perpendiculaire (marqueurs carrés), le modèle proposé, représenté par les lignes en tons orange-rouge, produit des foules significativement moins denses que le SFM, représenté par les lignes bleues, quelle que soit la densité initiale (p-valeurs $< 0{,}001$). Pour le scénario de la grande foule, les deux modèles produisent la même densité (p-valeurs $> 0{,}7$).

La densité plus faible produite par le modèle proposé peut être expliquée par une meilleure utilisation de l'espace disponible. Pour le scénario frontal, par exemple, l'étalement latéral de la foule est légèrement plus important avec le modèle proposé qu'avec le SFM (p-valeur $< 0{,}03$). La densité plus faible obtenue avec le modèle proposé est réaliste, parce que les agents ont tendance à se disperser dans un espace ouvert [133]. Avec le modèle proposé, dans les situations de densité modérée, certains agents tentent de dépasser les autres s'ils trouvent un espace libre. Ce phénomène a été observé en foules réelles par [93, 133].

3.5.3 Collisions entre agents

Nous avons étudié comment la proportion de piétons entrant en collision évolue avec la densité de la foule pour les deux modèles. Les résultats sont rapportés en Figure 3.11.

À très faible densité (LoS A), les collisions sont rares ($<3\%$) dans presque tous les cas. Cela correspond bien aux observations pour le LoS A où les collisions sont peu probables [159]. Cependant le SFM produit des collisions plus fréquentes que notre modèle, dans le scénario frontal et la grande foule.

À faible densité (LoS B), les collisions sont plus fréquentes dans tous les cas considérés. Ce résultats est réaliste car dans une foule plus dense, le risque de collision est plus élevé. Avec le modèle proposé, les collisions restent cependant peu nombreuses ($<=10\%$ dans tous les scénarios), alors qu'avec le SFM des collisions plus importantes apparaissent, notamment dans le scénario frontal ($>25\%$).

À densité modérée (LoS C), la proportion de piétons en collision devient importante. Cela correspond bien aux observations pour le LoS C où les croisement peuvent causer des conflits

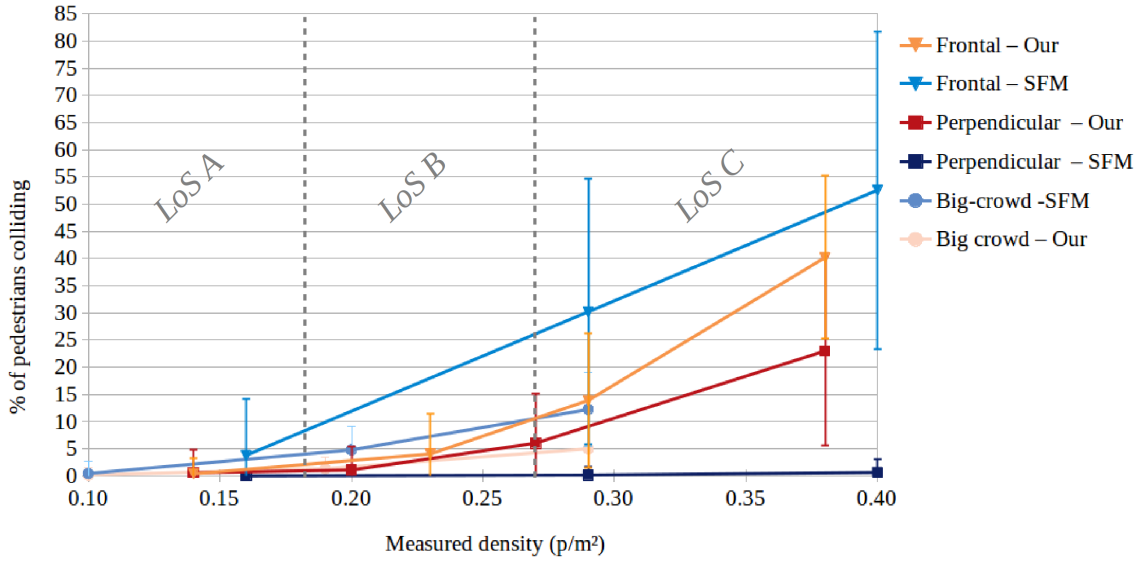


FIGURE 3.11 – Proportion de piétons en collision en fonction de la densité mesurée, du scénario et du modèle.

mineurs [159]. Avec le modèle SFM la proportion de piétons en collision est plus importante qu'avec le modèle proposé dans le scénario frontal : de 25% à 55% avec le SFM contre de 10% à 40% avec notre modèle. Pour le scénario de grande foule, le SFM produit plus de 10% de collisions tandis que notre modèle produit au plus 5% de collisions.

Il est important de noter que dans le scénario frontal et le scénario perpendiculaire, le modèle proposé donne une densité plus faible que le SFM, de sorte que pour le même nombre de piétons, la densité ne dépasse pas 0,3 p/m^2. Nous avons ajouté deux scénarios avec plus de piétons afin de produire des densité comparables à celles produites par le SFM. Un scénario frontal et un scénario perpendiculaire avec 100 piétons (50 vs. 50) ont été ajoutés, afin de générer des densités proches de 0,4 p/m^2.

Pour le scénario perpendiculaire, pour toutes les densités mesurées, le SFM produit moins de 0,5% de collisions, ce qui est peu réaliste pour une densité modérée. En revanche, le modèle proposé introduit des collisions à densité faible et modérée : en moyenne, 6% des piétons entre en collision à faible densité et 23% à densité modérée.

Les collisions sont plus rares dans le scénario de croisement perpendiculaire que dans le croisement frontal pour deux raisons. Premièrement, il y a moins de surface corporelle pour une éventuelle collision avec un croisement perpendiculaire qu'avec un croisement frontal. Lors d'un croisement frontal, les piétons se font face et doivent éviter les collisions en tenant compte de la largeur de leurs épaules et de celle du piéton qui vient en sens inverse. Lors d'un croisement perpendiculaire, les piétons doivent éviter les collisions en tenant compte de la largeur de leurs épaules et de la profondeur du corps du piéton qui arrive. La deuxième raison est due à la façon dont la force sociale est calculée. Si deux piétons arrivent parfaitement de front, ils ralentissent mais continuent d'avancer et parfois ils tournent trop tard et les épaules des piétons se touchent. Si deux piétons se croisent perpendiculairement, cette limite du modèle ne s'applique pas.

Cela reflète bien les observations : il est plus courant et socialement accepté que les piétons se touchent épaule contre épaule lors d'un croisement frontal, plutôt qu'un piéton touche la poitrine ou le dos d'un autre piéton avec son épaule lors d'un croisement perpendiculaire [226]. Les collisions avec le scénario perpendiculaire pourraient être vérifiées si davantage de données sur les collisions étaient disponibles.

Pour les scénarios de foule frontale et de grande foule, le modèle proposé produit significativement moins de collisions que le SFM pour la même densité (p-valeurs $< 0{,}01$). Cela confirme que le SFM est mieux adapté aux situations de panique ou de foule très dense, où les collisions

sont fréquentes.

Il est important de noter qu'aucune donnée expérimentale concernant le nombre de collisions entre piétons dans les foules n'a été trouvée. Cependant, on peut raisonnablement supposer que les piétons ne se heurtent pas les uns aux autres dans des conditions normales à très faible et faible densité. En ce sens, le modèle proposé semble être plus performant que le SFM car les collisions sont peu fréquentes (<10% des agents ont des collisions). Un nombre de collisions supérieur à zéro est acceptable car, dans des foules, certains piétons peuvent passer très près les uns des autres, voire se toucher, comme rapporté par [47]. Dans la réalité, la grande majorité des collisions sont évitées par une rotation des épaules [226].

3.5.4 Vitesse de marche des agents

La vitesse moyenne des agents en fonction de la densité mesurée et du scénario considéré est comparée pour les deux modèles en Figure 3.12.

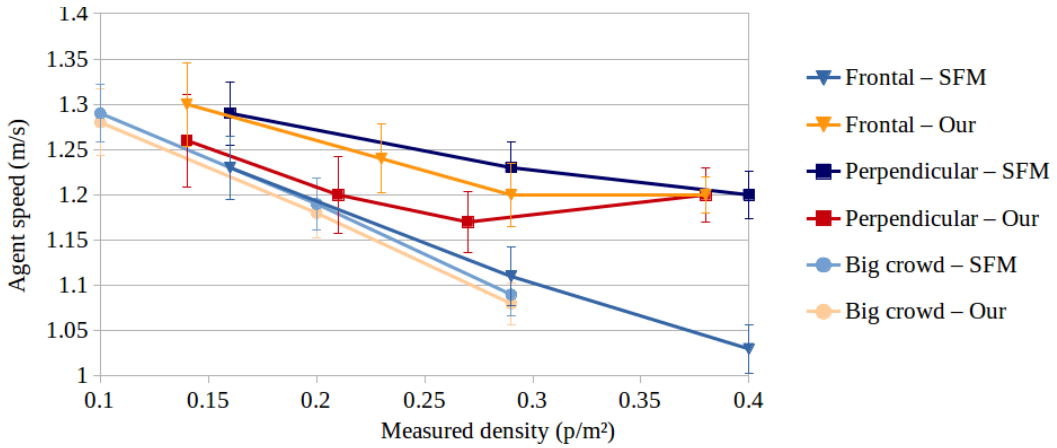


FIGURE 3.12 – Vitesse des agents en fonction de la densité mesurée, du scénario et du modèle.

Pour le scénario frontal, les agents du modèle proposé sont plus rapides que ceux utilisant le SFM (p-valeurs $< 0{,}001$). Leur vitesse correspond mieux à la vitesse des piétons observée sur les trottoirs [25], où les interactions sont frontales. À densité modérée ($>= 0{,}27$ p/m^2), les piétons de notre modèle gardent la même vitesse de marche, même si la densité augmente. Cela s'explique par la formation de files, comportement émergent observé dans de vraies foules [71, 93] et qui apparaît à partir d'une certaine densité dans les deux modèles comme illustré en Figure 3.13.

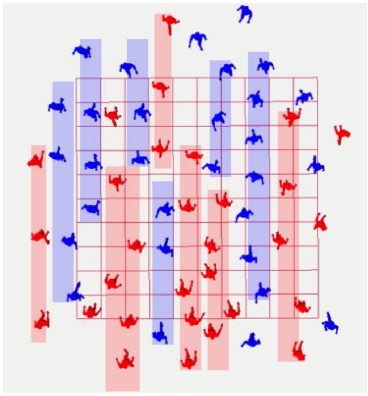


FIGURE 3.13 – Phénomène émergent à densité modérée avec le modèle proposé : formation de files pour faciliter la navigation.

Pour le scénario perpendiculaire, le modèle proposé produit des piétons plus lents qu'avec le SFM (p-valeurs $< 0{,}001$). Ce résultat nécessite une validation supplémentaire mais est conce-

vable, car il est plus difficile de traverser un flux perpendiculaire qu'un flux parallèle, où les lignes formées sont faciles à suivre. Dans le scénario de la grande foule, le SFM et le modèle proposé produisent des vitesses très similaires dans toutes les densités étudiées. Ces vitesses sont conformes à la vitesse moyenne de marche observée dans les zones piétonnes par [25].

Globalement, les vitesses mesurées selon les densités sont cohérentes avec celles observées en vraies foules. Dans les observations empiriques [25], la densité de la foule a un impact important sur la vitesse individuelle : plus la foule est dense, plus les piétons sont lents. Pour une densité entre 0 et 0,4 p/m^2, une vitesse entre 1,4 m/s et 1,0 m/s est observée, avec un ralentissement selon la densité [25]. Ces observations sont bien reproduites dans notre modèle.

3.5.5 Performances du modèle

Enfin, un aspect très positif du modèle proposé est qu'il permet des simulations plus rapides. Les performances de calcul des deux modèles ont été évaluées avec un PC standard (Intel Core i7-7920HQ, 4.10 GHz). Le scénario de la grande foule a été simulé avec un nombre de piétons de 100 à 500 piétons pendant 15 secondes, avec un pas de temps de 0,04 secondes (soit 25 Hz). Nous avons mesuré le temps d'exécution réel de la simulation, sur 10 répétitions, et calculé le temps moyen d'exécution, présenté en Figure 3.14.

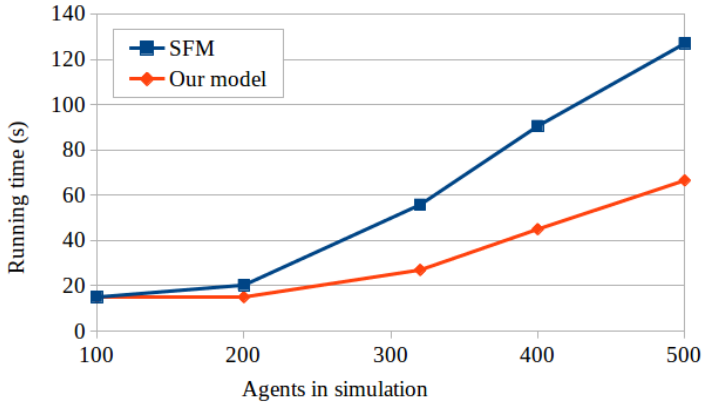


FIGURE 3.14 – Performances d'exécution des deux modèles, selon le nombre de piétons simulés.

Pour 100 piétons, les deux modèles s'exécutent en 15,02 secondes, c'est-à-dire en quasi temps réel. Pour 200 piétons, l'approche SFM s'exécute en 20,30 secondes alors que l'approche proposée s'exécute en 15,02 secondes. Pour 500 piétons, l'approche SFM s'exécute en 126,97 secondes, soit un peu plus de 2 minutes, alors que le modèle proposé s'exécute en 66,51 secondes, soit un peu plus d'une minute. Cela confirme que l'approche SFM ralentit rapidement lorsque le nombre d'agents augmente.

Notre modèle est plus rapide car en ne considérant que les agents dans leur zone de perception, le nombre de voisins de chaque agent est réduit et le temps de simulation aussi. Dans le modèle proposé, la densité de foule autour des agents a donc plus d'influence sur les performances que le nombre total d'agents. C'est un point très positif pour notre cas d'étude, c.-à-d. une foule dans un espace partagé avec une voiture, car la densité de foule qui nous intéresse est relativement faible (<0,4 p/m^2).

3.6 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons étendu le modèle SFM afin de représenter des piétons dans un environnement ouvert.

Le comportement des piétons dépend du contexte, et le SFM comporte des limites lorsqu'il s'agit de simuler des foules dans un environnement ouvert et en conditions normales. Dans un espace urbain ouvert, les piétons ont notamment tendance à étendre leur espace personnel et

à éviter les zones denses pour réduire le risque de collision. À partir de ces observations, nous avons intégré des normes sociales individuelles dans le modèle SFM, pour représenter des piétons se déplaçant en foules peu denses ($< 0{,}3$ p/m^2) dans un environnement ouvert en conditions normales, comme des piétons dans un espace partagé.

Le modèle proposé tient compte de la perception et de l'attention visuelle des piétons, avec une zone large et une zone frontale restreinte à laquelle ils prêtent davantage attention. À travers leurs perceptions, les agents estiment la densité de la foule autour d'eux et adaptent dynamiquement la taille de leur espace personnel utilisé dans le modèle SFM. Enfin, la force sociale du modèle original est ajustée pour refléter la préférence des piétons à éviter les zones denses en tournant plutôt qu'en ralentissant, tant qu'il y a assez d'espace.

Grâce aux adaptations présentées, le modèle reproduit mieux les caractéristiques d'une foule peu dense dans un espace ouvert en conditions normales, telles que rapportées dans la littérature [25, 47, 93, 133]. Les résultats ont montré que le modèle proposé produit des foules moins denses avec des piétons plus dynamiques et moins de collisions, ce qui correspond mieux aux observations empiriques dans le contexte considéré [25, 47, 77, 93, 133]. De plus, le modèle proposé permet des simulations plus rapides, et s'exécute en temps réel pour une foule contenant jusqu'à 200 piétons. Enfin, le modèle que nous proposons offre un moyen simple de varier les caractéristiques individuelles des agents (taille des agents, niveau de perception, distraction) pour obtenir une foule hétérogène.

Le modèle intègre certaines normes sociales des piétons, comme la collaboration pour l'évitement des collisions et le respect de l'espace personnel, ce qui permet de simuler des foules plus réalistes. Cependant, une des limites du modèle proposé est que seuls des piétons se déplaçant seuls sont modélisés, alors que les groupes sociaux peuvent représenter une part importante des foules urbaines. C'est ce sujet qui sera discuté dans le chapitre suivant.

Chapitre 4

Modélisation et simulation de groupes sociaux de piétons

Ce chapitre présente notre adaptation du modèle SFM pour simuler avec précision le mouvement des groupes sociaux de piétons avec des relations hétérogènes. Il s'agit de la deuxième contribution de la thèse. Le chapitre est organisé de la façon suivante. La section 4.1 motive notre approche en rappelant les limites des modèles existants, et soulève deux questions de recherche à partir de ces limites. Nous présentons en section 4.2 les observations de comportements de groupes dans des foules qui servent de base à notre modèle. Nous détaillons ensuite notre adaptation du modèle SFM de groupe en section 4.3. La section 4.4 explique la configuration du simulateur, les scénarios et les mesures qui ont servi à la validation du modèle. Les données réelles utilisées pour la validation sont présentées en section 4.4.2. Nous présentons et discutons les résultats de la simulation et de la validation dans la section 4.5. Enfin, les conclusions sont discutées dans la section 4.6.

Ce travail a fait l'objet d'une publication avec comité de lecture, dans la conférence internationale *Spring Simulation Conference* [178].

4.1 Introduction

Les groupes sociaux représentent une part importante de la plupart des foules urbaines, comme illustré en Figure 4.1. En fonction du lieu et de l'heure de la journée, il peut y avoir plus de groupes sociaux que de piétons seuls [154, 239].

De plus, les observations montrent que la nature des relations sociales au sein d'un groupe de piétons a une influence majeure sur la structure du groupe et son comportement, et donc sur son entitativité, c'est-à-dire la perception du groupe comme une entité unique par les autres piétons [33, 132]. Selon les observations empiriques de [59], les piétons sont plus réticents à séparer les membres d'un groupe qu'ils pensent socialement proches, comme les couples, que les membres d'un groupe dont les liens sociaux sont moins forts, comme les collègues de travail. Afin de simuler des foules avec des comportements piétons réalistes, il est donc essentiel de modéliser des groupes sociaux de piétons.

Nous cherchons à simuler avec précision le mouvement des piétons dans divers contextes d'espaces partagés, par exemple un campus, une rue commerçante ou un quartier d'affaires. Cet objectif nécessite de modéliser à la fois les relations sociales au sein des groupes pour simuler plusieurs contextes de foule et les comportements d'évitement des groupes par d'autres piétons. Cependant, la plupart des modèles de foule ne prennent pas en compte les relations sociales au sein des groupes. Lorsque des groupes sont intégrés dans un modèle de foule, ils sont généralement représentés de manière uniforme, indépendamment de leurs relations et du contexte [154, 168]. De plus, bien que certains modèles reproduisent la structure interne des groupes, ils présentent des limites concernant le comportement d'évitement des collisions.

FIGURE 4.1 – Exemple de foule urbaine de piétons, composée en majorité de groupes sociaux à Barcelone, Espagne [75].

Dans ce chapitre, nous abordons deux questions de recherche issues des limites des modèles existants :

1. Comment modéliser les relations sociales au sein des groupes pour simuler plusieurs contextes de foule (zone d'activité, campus, rue commerçante) ?
2. Comment modéliser un comportement d'évitement réaliste des groupes par les autres piétons ?

Pour répondre à la première question, nous proposons des modifications du modèle SFM de groupe [154], sur la base d'observations empiriques issues de la littérature. Le modèle proposé tient compte de la relation sociale au sein des groupes et modifie les forces sociales entre les membres du groupe en fonction de leur relation.

La seconde question a été peu abordée dans la littérature. Le comportement d'évitement des groupes par les autres a été traité soit en ajoutant une force pour que les piétons évitent de séparer les groupes, soit en rapprochant les membres du groupe. Nous avons testé et comparé ces deux solutions. Une première version du modèle ajoute une force répulsive, exercée par les groupes sur les autres agents ; elle représente la réticence des piétons à séparer un groupe social. Une seconde version du modèle rapproche simplement les membres des groupes et n'ajoute aucune force supplémentaire.

Le modèle proposé est ensuite validé en comparant les structures intra-groupe produites en simulation à des observations dans des foules réelles [154] (détaillées en section 4.4.2). Deux scénarios sont simulés : une zone d'affaires avec de nombreux collègues de travail, et une zone de loisirs le samedi avec principalement des amis, des familles et des couples. Pour chacun des scénarios, plusieurs densités de foule de 0,04 p/m^2 à 0,40 p/m^2 sont étudiées. Une seconde validation est effectuée en comparant les manœuvres d'évitement de collisions simulées avec celles observées dans des foules réelles par [59, 122, 206] (observations détaillées en section 4.4.2).

4.2 Observations issues du monde réel

4.2.1 Présence et tailles des groupes dans les foules

D'après les observations de [154], dans deux contextes de foules urbaines à Toulouse, France, jusqu'à 70 % des piétons marchent en groupe. Cette proportion dépend largement de l'environnement et du contexte. Par exemple, l'après-midi d'un jour ouvrable, 55 % des piétons observés se déplaçaient seuls, 39 % en groupe de deux et 16% en groupe de trois ou plus [154]. À l'inverse,

un samedi après-midi dans une zone commerciale, seuls 30 % des piétons étaient seuls, 55 % se déplaçaient par deux et 15% en groupe de 3 ou plus [154]. De même, sur la base d'observations dans un couloir de métro à Pékin, [239] a signalé que 87 % des piétons étaient seuls les jours ouvrables et 63 % les jours non ouvrables. Les proportions de groupes dans la foule peuvent différer, mais la tendance indique que les piétons se déplacent davantage en groupe dans un contexte hors travail.

Comme relevé dans plusieurs études [59, 136, 236], les piétons se déplacent rarement en groupes de taille supérieure à 3 ou 4 membres. Les groupes plus importants ont tendance à se diviser en sous-groupes. La distribution des tailles de groupe suit grossièrement une distribution de Poisson tronquée à zéro avec un paramètre λ variant de 0,8 à 1,2 selon le contexte [154]. Une distribution de Poisson tronquée à zéro avec λ égal à 1,1 est présentée sur la Figure 4.2.

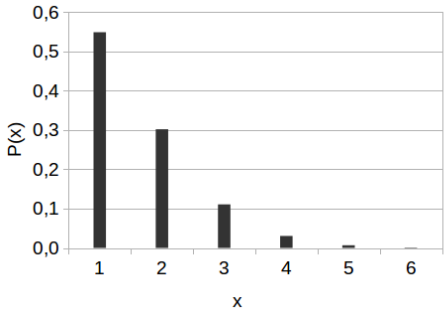


FIGURE 4.2 – Visualisation d'une distribution de Poisson tronquée à zéro avec $\lambda = 1.1$.

Ces observations sur la présence et la taille des groupes sont utilisées pour générer une population d'agents réalistes dans les simulations présentées en section 4.4.

4.2.2 Structures des groupes par taille

Dans [236], les auteurs ont suivi le mouvement de piétons durant 6 heures dans deux installations souterraines à Umeda, Osaka, au Japon. Ils ont observé que les groupes de deux ou trois piétons ont des structures géométriques distinctes lorsqu'ils marchent : une formation de front pour les groupes de deux et une formation de front ou en V pour les triades, avec le piéton central marchant légèrement en retrait [236]. Cet formations ont aussi été observées en France par [154]. Elles sont mises en avant en Figure 4.3. Ce schéma n'est pas optimal pour naviguer efficacement. Un V inversé, avec le piéton central en avant, serait plus aérodynamique car il faciliterait la pénétration dans un contre-flux de piétons. Cependant, la communication, qui est un aspect essentiel des groupes sociaux, est facilitée par la formation en V [154].

FIGURE 4.3 – Groupe de deux piétons côte-à-côte et groupe de trois piétons en V (image issue des données ETH-Hotel [171]).

La structure interne des groupes peut évoluer avec la densité de la foule : les paires se rapprochent et les groupes de trois membres passent d'une formation de front à une formation

en V [154, 236]. Cependant, la densité de foule nécessaire pour que ce changement apparaisse est controversée. Les auteurs de [154] ont observé qu'à une densité de 0,03 p/m^2, les groupes de trois semblent marcher côte à côte alors qu'à une densité de 0,25 p/m^2, ils marchent selon une forme en V. Au contraire, dans [48] et [234], il a été suggéré que la forme en V est la plus fréquente pour les groupes de trois personnes, quelle que soit la densité de la foule. Une troisième structure appelée formation en forme de rivière, avec des piétons marchant sur une seule file, est signalée dans certains travaux [110, 239] à densité élevée (>0,45 p/m^2 pour [239]).

4.2.3 Relations sociales dans les groupes

Lorsque les piétons appartiennent à un groupe social, ils accordent une attention particulière aux autres membres du groupe. Si un membre du groupe est derrière, il est perçu par les membres du groupes : 60% des personnes ralentiront pour l'attendre et 15% s'arrêteront d'après [221]. Du fait du besoin de garder un contact visuel, les membres d'un même groupe montrent une coordination spontanée de leurs vitesses de marche [117].

Dans un groupe social de piétons, les distances conservées entre les membres du groupe indiquent que les piétons acceptent les intrusions dans leur espace personnel si elles proviennent d'un membre de leur propre groupe (plus ou moins selon la relation sociale qu'ils entretiennent) [154, 221]. Les amis proches, amoureux, enfants et membres de la famille peuvent conserver entre eux une distance intime (< 45 cm), plus restreinte que l'espace personnel selon [88].

La nature de la relation sociale au sein du groupe a un effet important sur la structure du groupe [238]. Dans [238], les auteurs ont analysé quantitativement les distances et formations spatiales des groupes de piétons dans un grand ensemble de données de piétons suivis automatiquement dans un centre commercial. Les relations sociales dans les groupes ont ensuite été analysées par trois personnes différentes. Les distributions des distances intra-groupe observées en fonction de la relation sociale sont présentées en Figure 4.4. Les couples marchent très près et côte à côte, alors que les amis marchent à une plus grande distance. Les collègues de travail sont encore plus éloignés. Les familles gardent des distances similaires à celles des amis, mais ont une forte tendance à ne pas marcher de front [237, 238].

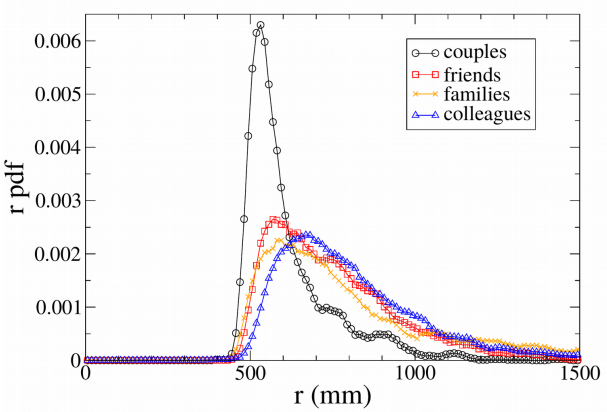


FIGURE 4.4 – Fonctions de distribution des probabilités pour la distance intra-groupe observée selon de la relation sociale dans le groupe (issue de [237]).

Les interactions des groupes avec les autres piétons ont également été étudiées. L'observation de foules dans des vidéos montre que les groupes suivent des normes sociales spécifiques ; ils préfèrent notamment éviter de se séparer lors de l'évitement de collisions [110]. Une étude sur l'évitement des groupes par les piétons seuls [29] a montré qu'en moyenne, les groupes épars sont traversés par les individus et que les groupes petits ou denses sont évités dans leur ensemble. Les individus hors groupe perçoivent donc que les membres sont en groupe et considèrent l'unité du groupe pour le contourner ou non.

4.3 Modèle proposé

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté un modèle pour simuler des individus se déplaçant en foule dans des environnements ouverts. Les résultats ont montré que les comportements des piétons individuels ont été bien reproduits. Ce modèle de piétons individuel est donc utilisé comme base pour modéliser les piétons dans ce chapitre.

Dans cette section, le modèle de groupe proposé est présenté en trois parties. D'abord, nous intégrons le modèle SFM de groupe original [154] (illustré dans le chapitre 2 en Figure 2.7) dans notre modèle individuel, afin d'être capable de représenter des groupes sociaux. Ensuite, les limites identifiées dans le modèle de groupe original [154] sont traitées : nous introduisons des groupes hétérogènes, avec différentes relations sociales, puis, nous implémentons deux méthodes de la littérature pour reproduire le comportement d'évitement des groupes.

4.3.1 Intégration du modèle SFM de groupe dans le modèle individuel

Pour intégrer le modèle SFM de groupe original [154] dans le modèle individuel, la force de collision $F_p^{collision}$ qui empêche le chevauchement des agents d'un même groupe a été supprimée car elle était devenue redondante. En effet, le cas du chevauchement est déjà traité dans le modèle d'agent individuel présenté en chapitre 3 car même des agents qui n'appartiennent pas au même groupe peuvent passer près les uns des autres et le modèle doit s'assurer qu'ils ne se chevauchent jamais.

Dans le modèle présenté en chapitre 3, chaque piéton a une perception limitée de son environnement. Dans le modèle de groupe proposé, les perceptions des piétons ont été ajustées afin que les membres d'un même groupe puissent percevoir les autres membres où qu'ils se trouvent. Ainsi, si un membre du groupe se trouve plusieurs mètres derrière les autres membres ou si le groupe a dû se séparer temporairement pour éviter un obstacle, les forces d'attraction du groupe s'appliqueront toujours. Le piéton à l'arrière accélérera pour rattraper le groupe, tandis que les membres à l'avant ralentiront.

Dans le modèle original [154], les membres du groupe ressentent la même force sociale répulsive de la part des autres membres du groupe que de la part d'agents hors groupe. Compte tenu des distances observées dans la vie réelle entre les membres d'un groupe (voir section 4.2), les piétons acceptent les intrusions dans leur espace personnel de la part des membres de leur propre groupe (plus ou moins selon leur relation sociale) [221]. Dans le modèle proposé, il y a moins de répulsion entre les membres d'un groupe qu'entre des inconnus : les agents préfèrent s'approcher d'un membre de leur groupe plutôt que d'envahir l'espace personnel d'un inconnu. L'espace personnel défini dans le chapitre 3 peut être ignoré entre les membres d'un groupe, donc il n'est pas pris en compte dans le calcul des forces entre les membres d'un même groupe. De plus, la force sociale entre les membres du groupe est divisée par 20. Cela permet d'avoir une répulsion très réduite, mais active si les piétons sont très proches. Ce paramètre de force a été ajusté manuellement dans le simulateur et a donné des résultats qui correspondent le mieux aux études empiriques.

4.3.2 Adaptation pour représenter quatre relations sociales différentes

Comme observé en section 4.2, la relation sociale au sein d'un groupe a une grande influence sur sa structure. Nous avons explicitement intégré dans le modèle quatre relations sociales différentes selon [238] : les couples, les amis, les familles et les collègues de travail. Dans le modèle proposé, les couples sont nécessairement des groupes de deux personnes alors que les groupes d'amis, de collègues et de familles peuvent compter plus de membres. Les seuils à partir desquels la force de cohésion et la force de vision se déclenchent ont été personnalisés en fonction du type de groupe.

La force de cohésion est plus forte pour les couples que pour les autres types de groupes ; la force initiale est multipliée par 2. De plus, cette force est désormais déclenchée lorsque la distance

entre un membre du couple et le centre de masse du couple est de $\frac{(N-1)}{3}$ mètres.

La force de cohésion dans les groupes de collègues de travail est plus faible que pour les autres types de groupes ; elle est divisée par 2. De plus, cette force est déclenchée lorsque la distance entre un membre du groupe et le centre de masse du groupe est de $\frac{3\times(N-1)}{4}$ mètres.

Comme le modèle original de [154] produit des agents qui marchent de front, cette configuration a été conservée pour représenter les groupes d'amis.

Pour les groupes familiaux, la force de vision est déclenchée lorsque l'angle entre la direction de marche du piéton et la direction du regard vers le centre du groupe est de 120 degrés au lieu de 90 degrés pour les autres types de groupes. Cela permet une formation de groupe moins rigide, avec un agent marchant devant les autres membres du groupe par exemple.

4.3.3 Amélioration du comportement d'évitement des groupes

Une faiblesse majeure du modèle SFM original de [154] est le manque d'entitativité. Un groupe de 3 piétons, par exemple, est perçu comme 3 piétons indépendants par les autres piétons et les groupes se séparent trop souvent durant l'évitement des collisions par rapport aux observations (voir section 4.5.3 pour une comparaison). Pour résoudre ce problème, deux méthodes issues de la littérature ont été mises en œuvre pour améliorer le comportement d'évitement des groupes.

Une première méthode pour reproduire le comportement d'évitement des groupes est utilisée par [206] et [99]. Cette méthode consiste à ajouter une force répulsive pour représenter la réticence psychologique des piétons individuels à séparer les membres d'un groupe. En plus de la force sociale exercée par chaque piéton individuel, une force répulsive est exercée par le groupe envers les autres piétons de son voisinage, comme illustré en Figure 4.5.

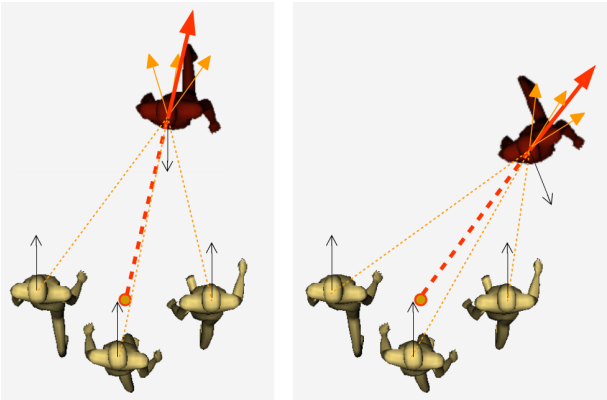


FIGURE 4.5 – Force répulsive modélisant le comportement d'évitement des groupes. Une force répulsive (en rouge) exercée par le groupe s'ajoute à la force sociale individuelle (en orange) exercée par chaque piéton.

Le centre de masse du groupe est considéré comme la position du groupe. Si le groupe à éviter se trouve dans la zone d'attention du piéton effectuant l'évitement, la force sociale répulsive venant du groupe est multipliée par deux. Si le piéton évitant appartient lui-même à un groupe, il y a un mouvement d'évitement coordonné ; les membres du groupe évitant partagent entre eux la même force d'évitement. Cela empêche un membre d'aller à droite et l'autre à gauche, ce qui provoquerait des oscillations. À moins d'un évitement d'urgence, les membres du groupe préfèrent ne pas se séparer et dépasser un individu ou un autre groupe tous ensemble.

Une seconde méthode est utilisée par [168]. Avec cette méthode, l'évitement du groupe n'est pas le résultat d'une force supplémentaire mais est un effet émergent dû à la densité accrue de la zone occupée par le groupe. Le comportement d'évitement de groupe pourrait-il être reproduit simplement en rapprochant les membres du groupe ? Pour répondre à cette question, nous avons développé un second modèle sans force supplémentaire entre les groupes et les autres piétons. Les membres du groupe ont été rapprochés en abaissant le seuil de distance à partir duquel la force de cohésion est déclenchée, comme illustré en Figure 4.6.

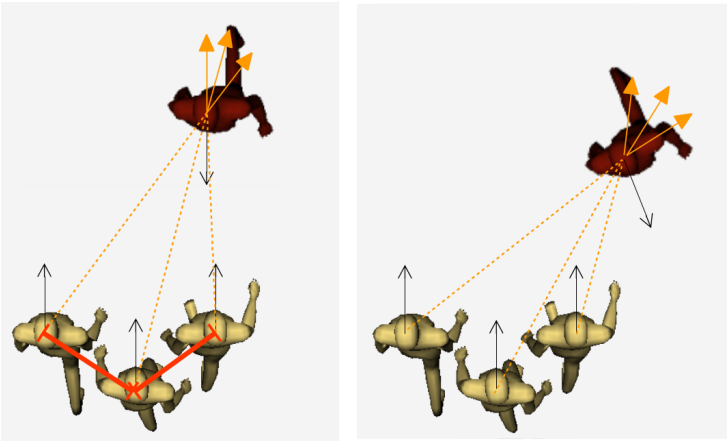


FIGURE 4.6 – Modélisation du comportement d'évitement des groupes sans force répulsive. Les membre du groupe sont rapprochés, et la force sociale individuelle (en orange) exercée par chaque piéton suffit à provoquer l'évitement.

Le seuil de distance avec le centre de masse du groupe a été abaissé de 10 cm (voir Tableau 4.1), car c'est la distance qui correspond le mieux aux données empiriques utilisées [154]. En abaissant le seuil de déclenchement de la force de cohésion, la séparation des membres du groupe est pénalisée. Le comportement d'évitement devrait donc être plus cohérent, avec moins de scission du groupe que dans le modèle original.

TABLEAU 4.1 – Synthèse des seuils de distance et d'angle utilisés pour déclencher les forces de cohésion et de vision, par type de groupe pour les deux versions du modèle. N correspond au nombre de membres dans le groupe. Les seuils utilisés pour les groupes d'amis dans la 1ere version correspondent aux seuils du modèle original [154].

	Amis	**Couples**	**Famille**	**Collègues**
Seuil de distance pour la force de cohésion dans la 1ere version (m)	$\frac{N-1}{2}$	$\frac{N-1}{3}$	$\frac{N-1}{2}$	$\frac{3\times(N-1)}{4}$
Seuil de distance pour la force de cohésion dans la 2nde version (m)	$\frac{N-1}{2} - 0.1$	$\frac{N-1}{3} - 0.1$	$\frac{N-1}{2} - 0.1$	$\frac{3\times(N-1)}{4} - 0.1$
Seuil d'angle pour la force de vision (°)	90	90	120	90

4.4 Implémentation et simulation

4.4.1 Implémentation du modèle proposé

Le modèle présenté en section 4.3 a été implémenté en C++ à l'aide de Pedsim_ros [161]. Le modèle de piétons individuels défini dans le chapitre 3 est utilisé comme base pour simuler les piétons. Afin de valider et de comparer les adaptations proposées dans la section 4.3, les deux versions du modèle présentées en section 4.3.3 ont été implémentées dans le simulateur, ainsi que le modèle original [154].

Les adaptations du modèle original de [154] peuvent être résumées comme suit. Les membres d'un même groupe peuvent percevoir les autres membres où qu'ils se trouvent. Entre les membres d'un même groupe, la force sociale est réduite et l'espace personnel est ignoré. Quatre types de groupes sont définis en fonction des relations sociales : les couples, les amis, les familles et les collègues de travail ; et les forces de cohésion et de vision sont personnalisées en fonction du type de groupe (voir Tableau 4.1). Deux versions du modèle sont considérées : dans la première

version, une force répulsive de groupe est ajoutée pour modéliser l'évitement, alors que dans la seconde version, les membres d'un groupe sont rapprochés et leur séparation est donc pénalisée.

La vitesse de marche préférée par les piétons suit une distribution normale avec $\mu = 1{,}34$ m/s et $\sigma^2 = 0{,}26$ m/s, ce qui correspond à la vitesse de marche moyenne observée en circulation libre en milieu urbain [25]. Le pas de temps de simulation est de 0,04 s. La taille des groupes suit une distribution de Poisson tronquée à zéro avec $\lambda = 1{,}1$ [154] telle que présentée en Figure 4.2.

4.4.2 Données utilisées pour la validation

Données sur les structures intra-groupes

Des observations de foules réelles ont été réalisées par [154], via des enregistrements vidéo de deux heures dans deux lieux publics, durant les étés 2006 et 2007 à Toulouse, France. Deux contextes ont été étudiés. Une partie des observations a été réalisée dans un lieu public un après-midi de jour ouvrable, avec 1098 piétons et une densité moyenne de 0,03 p/m^2. L'autre partie des observations a été enregistrée un samedi après-midi dans une rue commerçante, avec 3461 piétons et une densité moyenne de 0,25 p/m^2. Les positions des piétons ont été extraites manuellement par [154] et les groupes sociaux ont été identifiés par leurs interactions sociales (discussions, rires, sourires ou gestes). Pour chaque taille de groupe, les angles moyens et les distances moyennes entre les piétons d'un même groupe ont été rapportées dans [154].

Données sur les évitements des collisions dans les groupes

Lors de l'évitement des collisions, un groupe peut se séparer temporairement lorsqu'il rencontre un autre groupe, un piéton seul ou un obstacle statique ([59, 206]). Cependant, les groupes préfèrent éviter de se séparer et ils n'évitent que les groupes de même taille ou plus grands [110]. Les piétons seuls contribuent davantage à l'effort d'évitement des collisions que les groupes [59].

Dans [59], les auteurs ont observé des foules dans les gares de Southern Cross et de Melbourne Central, à Melbourne, Australie. Un enregistrement de 40 min a été réalisé dans chaque gare, durant trois après-midi de semaine au printemps 2015. La proportion de groupes a été estimée en demandant aux piétons s'ils voyageaient seuls ou en groupe. Les auteurs ont relevé que pour les foules dont la densité est comprise entre 0,4 et 0,8 p/m^2, les individus ont changé de direction deux fois plus que les groupes pour éviter les collisions [59].

Dans la gare de Southern Cross à Melbourne, pour une densité de 0,43 p/m^2, les auteurs de [59] ont observé une séparation temporaire des membres de groupes dans 36% des cas d'évitement de collision pour les groupes de deux. Les auteurs ont également remarqué que les couples ou les groupes de deux amis étaient moins susceptibles de se séparer que les autres groupes [59]. Par exemple, plus de 80 % des groupes de trois piétons se sont séparés [59].

Une autre expérience avec des groupes de deux piétons sur un trottoir croisant un piéton seul marchant vers eux a montré que 39% des groupes s'étaient séparés pour éviter la collision [122]. De même, des enregistrements vidéo de foules dans différents endroits du campus de l'Université de Nottingham, Royaume-Uni, ont été réalisés par [206]. Les auteurs de [206] a rapporté que seuls 22% des groupes s'étaient séparés temporairement lors de l'évitement d'une collision frontale, sans préciser la taille et la relation dans les groupes.

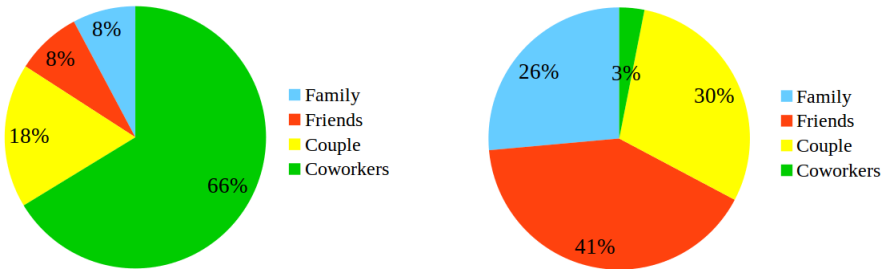
4.4.3 Simulation

Deux scénarios pour tester plusieurs contextes de foule

Afin de valider les structures des groupes produites par les deux versions du modèle proposé, nous avons simulé deux scénarios de foules en lieu urbain avec des populations typiquement différentes : une zone d'affaires l'après-midi d'un jour de semaine et une zone de loisirs le samedi après-midi.

Une population est générée pour chaque scénario comme indiqué en Figure 4.7. La population de la zone d'affaires est principalement composée de collègues (66%) avec quelques couples (18%),

amis (8%) et familles (8%). La population de la zone de loisirs est principalement composée d'amis (41%), de familles (26%) et de couples (30%), avec quelques rares collègues de travail (3%).



(a) Population de la zone d'affaires (b) Population de la zone de loisirs

FIGURE 4.7 – Distributions des types de groupes dans deux scénarios : affaires et loisirs.

Ces deux scénarios ont été choisis car des mesures empiriques sont disponibles pour des scénarios similaires de foules [154]. Cependant, les relations sociales dans les groupes qui composent la foule ne sont pas précisées dans les observations de [154]. C'est pourquoi les distributions des types de groupes ont été choisies arbitrairement pour représenter deux populations typiquement différentes ; elles peuvent être facilement configurées avec plus de données disponibles. Puisque l'accent est mis sur les groupes, nous avons utilisé le même ratio d'individus seuls par rapport aux groupes pour les deux scénarios. Cependant, dans un environnement professionnel (zone d'affaires), il peut y avoir plus de piétons seuls que de groupes au début et à la fin de la journée de travail en raison du nombre accru de navetteurs.

L'environnement de simulation contient une foule dispersée avec des piétons traversant une place carrée depuis différentes directions, comme présenté en Figure 4.8. Pour les deux scénarios, affaires et loisirs, six densités courantes dans les lieux publics ont été étudiées, de 0,04 p/m^2 avec 40 agents à 0,40 p/m^2 avec 400 agents. Chaque cas de simulation a été répliqué 100 fois afin d'obtenir des résultats significatifs.

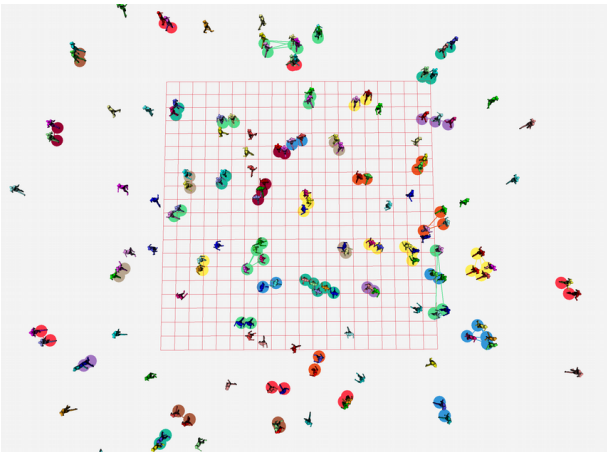


FIGURE 4.8 – Capture d'écran d'une simulation de foule dans la zone de loisirs, pour une densité de 0,16 p/m^2, à t=8s. Les cercles de couleur sous les agents voisins indiquent qu'ils sont membres d'un même groupe. La grille rouge représente la zone centrale où la densité est mesurée.

Nous avons effectué des simulations avec chacune des deux versions du modèle présentées en section 4.3.3 afin de les comparer. L'étude de ces scénarios nous permet de :

— vérifier que les structures intra-groupe produites et leur évolution avec la densité de foule, correspondent aux observations empiriques de [154] ;
— comparer les structures intra-groupe produites par les deux versions du modèle avec des mesures réalisées en vraies foules sur des scénarios similaires [154] pour identifier la meilleure version du modèle.

Trois scénarios pour tester les comportements d'évitement des groupes

Dans une deuxième expérience de simulation, le comportement d'évitement des groupes par d'autres piétons est étudié. Pour chacun des quatre types de groupes, trois scénarios d'évitement sont considérés : un piéton croisant un groupe de deux piétons (1 vs. 2), un piéton croisant un groupe de trois piétons (1 vs. 3), et un groupe de deux piétons croisant un autre groupe de deux piétons (2 vs. 2). Une visualisation des scénarios est présentée en Figure 4.9. Nous avons choisi d'analyser un nombre restreint de scénarios car des comparaisons sur des scénarios plus poussés ne sont pas possibles en raison du manque de données empiriques.

(a) Un piéton croisant un groupe de deux piétons (1 vs. 2)

(b) Un piéton croisant un groupe de trois piétons (1 vs. 3)

(c) un groupe de deux piétons croisant un autre groupe de deux piétons (2 vs. 2)

FIGURE 4.9 – Trois scénarios simulés d'évitement des collisions par des groupes.

Au début de la simulation, il y a un écart de 16 mètres entre les groupes pour leur donner suffisamment de temps pour éviter la collision frontale. Chaque cas de simulation a été répliqué 20 fois. Les expériences ont été réalisées avec le modèle original [154] et avec les deux versions du modèle proposé dans un but de comparaison qualitative avec les observations du monde réel.

4.4.4 Mesures

Pour la première expérience, avec les deux contextes de foule, nous mesurons la densité de la foule simulée, ainsi que les distances et les angles entre les membres dans chaque groupe.

La densité est calculée dans une zone centrale, visible en rouge sur la Figure 4.8, afin que seuls les piétons en interaction soient considérés. Pour chaque groupe, nous avons utilisé les mêmes mesures que dans [154], c'est-à-dire les distances et les angles entre les membres du groupe, comme illustré en Figure 4.10. Dans tous les résultats, les piétons p_1, p_2, p_3 et p_4 désignent les membres d'un groupe, de gauche à droite. Dans les observations, la taille des groupes est rarement supérieure à 4, car les groupes plus importants ont tendance à se diviser en sous-groupes [59, 236]. C'est pourquoi seuls les groupes comptant jusqu'à 4 membres sont pris en compte.

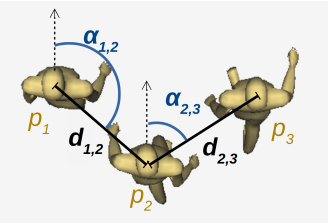


FIGURE 4.10 – Illustration de la méthode de mesure des distances et des angles entre les membres du groupe, issue de [154]. $d_{1,2}$ et $\alpha_{1,2}$ sont la distance et l'angle entre p_1 et p_2. Le piéton p_2 est le membre du groupe le plus proche à la droite de p_1.

Les groupes ont des structures géométriques distinctes lorsqu'ils marchent, et qui évoluent avec l'augmentation de la densité, comme détaillé en section 4.2. Les mesures des distances et des angles entre les membres du groupe constituent donc un bon moyen de vérifier que la formation des groupes générée par le modèle est réaliste.

Toutes les mesures sont moyennées pendant 5 secondes, entre t=8s et t=13s, pour laisser le temps aux structures de groupe de se mettre en place. Pour chaque mesure, les valeurs moyennes et les erreurs type de la moyenne sont calculées.

Pour la seconde expérience, avec les évitement de collisions frontales, nous relevons la manœuvre d'évitement effectuée par chaque groupe. Pour chaque simulation, la manœuvre d'évitement est classée dans l'une des deux catégories suivantes : éviter le groupe entier ou séparer les membres du groupe.

4.5 Validation et discussion

Une vidéo illustrant les différents résultats est disponible [1].

4.5.1 Structure intra-groupe et évolution avec la densité

Angles intra-groupe

Les angles entre les membres des groupes selon la densité sont présentés en Figure 4.11, pour les deux versions du modèle et les deux scénarios.

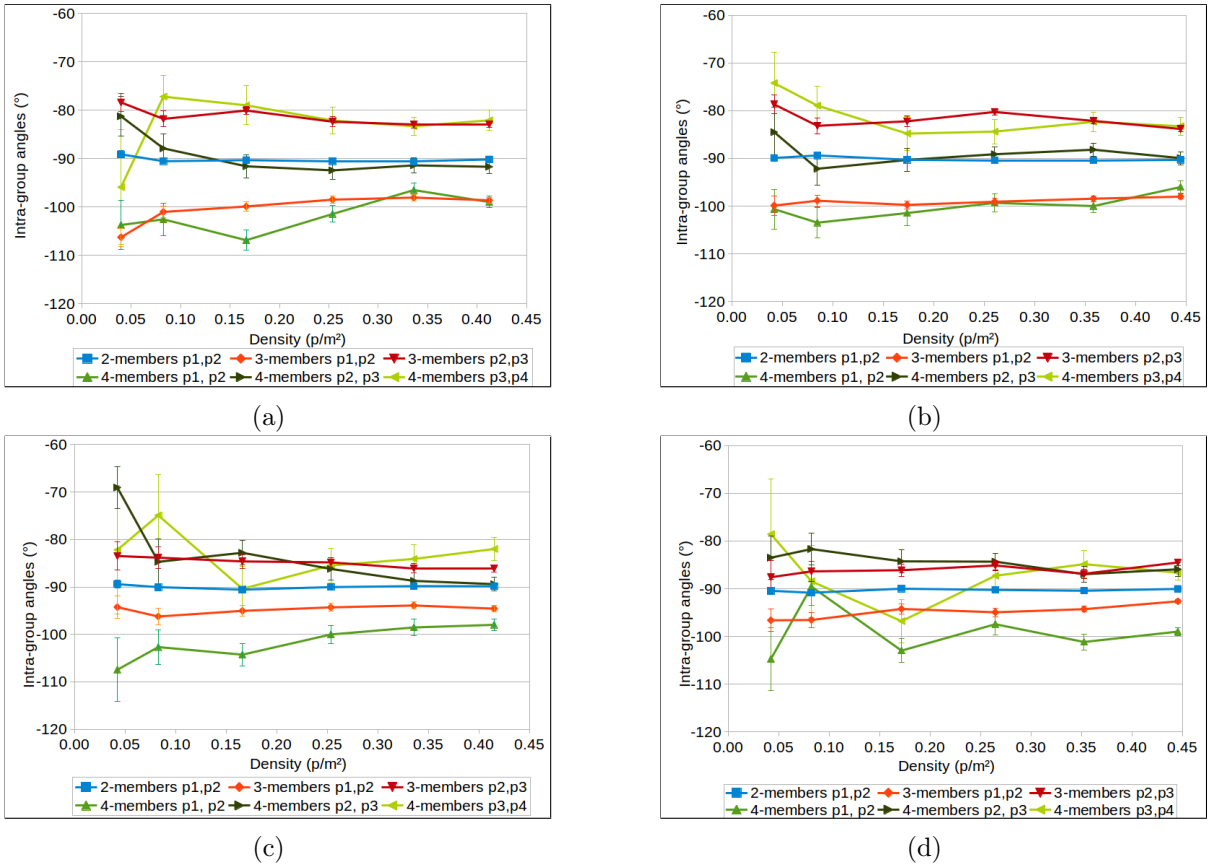


FIGURE 4.11 – Angles moyens mesurés entre les membres des groupes simulés selon la densité, pour chaque taille de groupe. (a) Scénario « zone d'affaires », version 1 du modèle. (b) Scénario « zone d'affaires », version 2 du modèle. (c) Scénario « zone de loisirs », version 1 du modèle. (d) Scénario « zone de loisirs », version 2 du modèle.

Les deux versions du modèle produisent des structures de groupes identiques, donc l'analyse des résultats concernant les angles ci-dessous est valable pour les deux versions. Cela est cohérent avec la modélisation, où la différence entre les deux versions concerne les distances intra-groupes (force de cohésion) et non les angles (force de vision).

Dans les résultats, pour les groupes de deux piétons, l'angle est constant autour de 90° (lignes bleues). En raison de la force de vision, les piétons marchent côte à côte quelle que soit la densité de la foule, comme dans les foules réelles [236].

1. `https://youtu.be/xVSYNc5tkdA`

Pour les groupes de trois piétons, la forme en V caractéristique apparaît dans les deux scénarios (lignes orange et rouge). Le piéton central p_2 marche légèrement en retrait de p_1 et p_3. La forme de V est toutefois plus accentuée dans le scénario de la zone d'affaires. Cela est dû au fait qu'il y a beaucoup de collègues de travail dans le scénario d'affaires, qui ont une force de cohésion plus faible. Si l'un des agents d'un groupe de collègues est plus lent, les autres membres attendront moins que dans un groupe amical. Cependant, comme la force de vision est toujours appliquée, le groupe placera l'agent le plus lent au milieu pour conserver un mouvement optimisé.

Pour les groupes de quatre piétons, une forme en U tend à apparaître (lignes vertes). Les piétons centraux p_2 et p_3 marchent légèrement en retrait de p_1 et p_4. La forme de U apparaît plus clairement dans le scénario de la zone d'affaires. Cela s'explique par la présence de plus de groupes familiaux dans le scénario de loisirs. Dans le modèle, les familles ont une formation de groupe moins rigide, avec un agent pouvant marcher devant les autres membres du groupe, ce qui provoque des groupes plus désorganisés.

La densité de la foule n'a pas d'impact significatif sur les angles intra-groupes dans les scénarios considérés. Notre modèle est en accord avec les observations de [48] et de [234] : la forme en V caractéristique apparaît pour les groupes de trois piétons, quelle que soit la densité.

Distances intra-groupe

Les distances intra-groupe dans les scénarios zone d'affaires et zone de loisirs en fonction de la densité de la foule sont présentées en Figure 4.12.

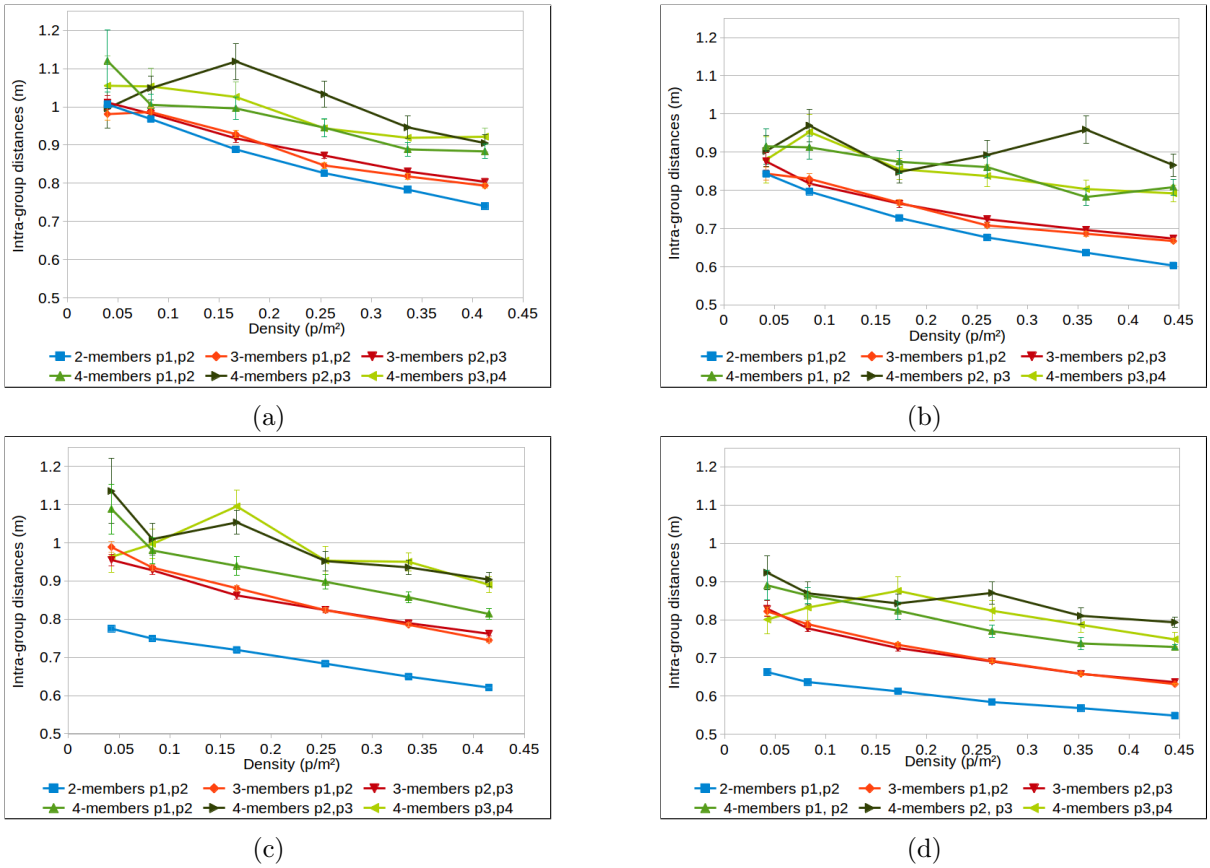


FIGURE 4.12 – Distances moyennes mesurées entre les membres des groupes simulés selon la densité, pour chaque taille de groupe. (a) Scénario « zone d'affaires », version 1 du modèle. (b) Scénario « zone d'affaires », version 2 du modèle. (c) Scénario « zone de loisirs », version 1 du modèle. (d) Scénario « zone de loisirs », version 2 du modèle.

Pour la première version du modèle avec une force supplémentaire et pour la seconde version du modèle avec des piétons plus proches, les membres des groupes sont plus proches dans le

scénario « loisirs » que dans le scénario « affaires ». Cela est dû à une plus grande présence de couples dans la population du scénario « loisirs », qui ont une plus grande force de cohésion et sont donc plus proches que les autres groupes. Les membres des groupe sont plus éloignés dans le scénario « affaires » car la cohésion entre collègues est moindre et ce scénario comprend une majorité de collègues.

Les membres de groupes de deux piétons (lignes bleues) sont plus proches que les membres de groupes plus importants, ce qui reflète bien les observations empiriques [154].

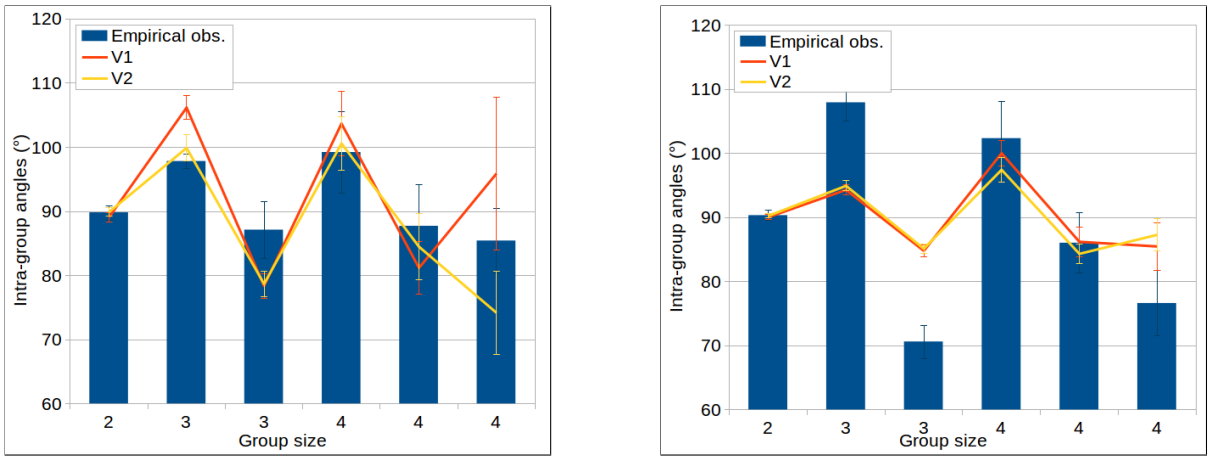
Dans les deux scénarios et pour toutes les tailles de groupes, lorsque la densité augmente, les membres se rapprochent pour éviter les collisions avec des agents ne faisant pas partie du groupe, comme dans les foules réelles [110].

Les deux versions du modèles produisent des résultats proches, les formes des courbes sont similaires. La principale différence entre les deux versions est que dans la seconde version, les membres des groupe sont plus proches. En abaissant de 10 cm le seuil de distance à partir duquel la force de cohésion se déclenche, les membres des groupes de deux sont plus proches de 9 cm en moyenne, les membres des groupes de trois de 14 cm en moyenne et les membres des groupes de quatre de 16 cm en moyenne.

4.5.2 Structure intra-groupe et comparaison avec des données réelles

Pour déterminer laquelle des deux versions produit les structures intra-groupes les plus réalistes, les résultats des simulations ont été comparés aux observations empiriques de [154]. Seules les densités pour lesquelles des données de foule sont disponibles ont été comparées : 0,04 p/m^2 pour le scénario affaires et 0,25 p/m^2 pour le scénario loisirs. Des comparaisons supplémentaires avec d'autres données sont nécessaires pour valider finement les autres densités.

Les angles observés empiriquement au sein des groupes (représentés en bleu) sont bien reproduits par les deux versions (en rouge et en jaune), comme le montre la Figure 4.13.



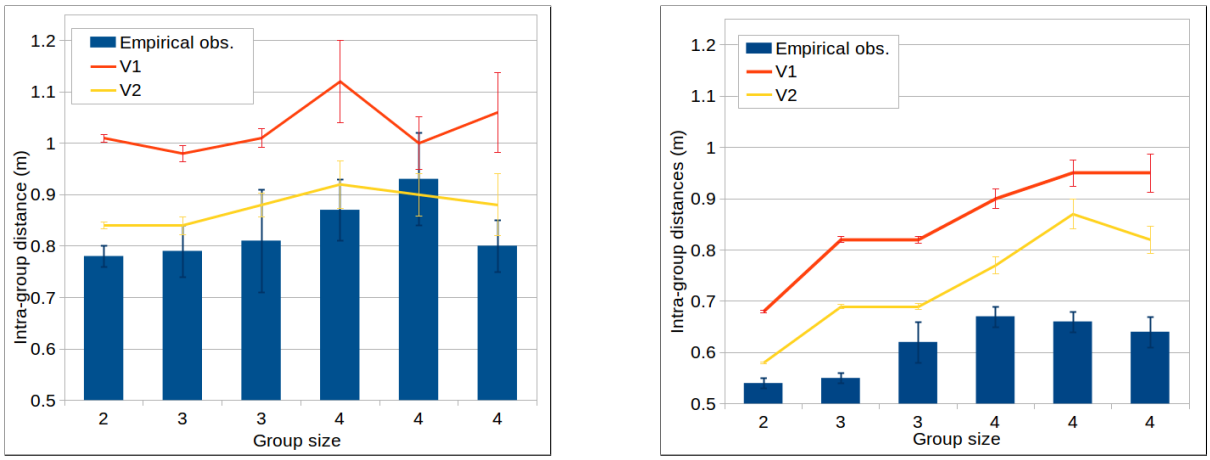
(a) (b)

FIGURE 4.13 – Comparaison des angles moyens mesurés entre les membres des groupes, dans chaque version du modèle et dans les observations empiriques. Comparaison de la version 1 du modèle (en rouge), de la version 2 du modèle (en jaune) et des observations empiriques (en bleu), sur deux scénarios. (a) Scénario « zone d'affaires », densité de 0,04 p/m^2. (b) Scénario « zone de loisir », densité de 0,25 p/m^2.

Comme constaté précédemment dans la section 4.5.1, les deux versions du modèle produisent des angles intra-groupes similaires. Une amélioration possible du modèle concernerait la forme de V dans les groupes de trois piétons et de U dans les groupes de 4 piétons. Ces formes sont très marquées dans les observations empiriques pour le scénario de loisirs (Figure 4.13b), ce qui n'est reproduit par aucune des deux versions du modèle. Ces formes de V et de U marquées sont principalement observées dans les familles, car elles ont tendance à ne pas marcher de front

[237, 238]. La différence entre les angles moyens simulés et empiriques pourrait donc être due à la présence de seulement 26% de familles dans le scénario de loisirs considéré, alors que dans la foule observée par [154] il est possible que les familles aient été plus nombreuses.

La Figure 4.14 montre une comparaison entre les distances moyennes intra-groupe pour chaque version et les distances empiriques moyennes de [154].



(a) (b)

FIGURE 4.14 – Comparaison des distances moyennes mesurées entre les membres des groupes, dans chaque version du modèle et dans les observations empiriques. Comparaison de la version 1 du modèle (en rouge), de la version 2 du modèle (en jaune) et des observations empiriques (en bleu), sur deux scénarios. (a) Scénario « zone d'affaires », densité de 0,04 p/m^2. (b) Scénario « zone de loisirs », densité de 0,25 p/m^2.

Par rapport aux observations empiriques (en bleu), les membres des groupes sont trop éloignés dans la première version du modèle (en rouge). La seconde version (en jaune), avec des agents plus proches, reproduit mieux les distances que la première version dans tous les cas considérés.

En résumé, l'intégration de diverses relations sociales au sein des groupes de piétons permet de varier les comportements tout en maintenant les structures de groupe très proches des observations réelles de la foule. Les formations observées (côte à côte, forme en V, forme en U), données par les angles intra-groupes, sont très similaires dans les deux scénarios et sont bien reproduites dans les deux versions du modèle. En termes de distances, les membres des groupes du scénario de loisirs sont plus proches que ceux du scénario d'affaires. Dans les deux scénarios, les piétons se rapprochent lorsque la foule devient dense. Avec la première version du modèle, les membres des groupes sont trop éloignés par rapport aux observations empiriques, tandis que la seconde version, avec des membres plus proches, reproduit bien les distances observées. Notez que les données utilisées ont été collectées en France et les valeurs peuvent varier selon les pays.

4.5.3 Comportement d'évitement des groupes

Afin de valider le comportement d'évitement des groupes par d'autres piétons, nous avons simulé trois scénarios de croisement frontal avec le modèle original [154] et avec les deux versions du modèle proposé. Pour chaque type de groupe, la proportion d'interactions ayant mené à une séparation des membres du groupe est indiquée dans le Tableau 4.2.

Dans le modèle de groupe original [154], les groupes sont rarement évités. Les groupes sont divisés dans 78% des cas en moyenne (voir Tableau 4.2), ce qui est trop élevé pour être réaliste. Dans la première version du modèle proposé, l'ajout d'une force répulsive des groupes vers les piétons environnants augmente l'évitement des groupes : les groupes sont séparés dans 32% des cas (voir Tableau 4.2). Dans la seconde version, avec des membres de groupe plus proches, les groupes sont séparés dans 36% des cas (voir Tableau 4.2). Ce résultat confirme qu'en abaissant le seuil de déclenchement de la force de cohésion, la séparation des groupes est pénalisée. Dès que

TABLEAU 4.2 – Pourcentage d'interactions ayant mené à une séparation des membres du groupe dans la simulation, pour chaque scénario et pour les deux versions du modèle.

Scénario	**Modèle original**	**Version 1**					**Version 2**				
		Amis	Couples	Famille	Collègues	**Moy.**	Amis	Couples	Famille	Collègues	**Moy.**
1 vs.2	75%	15%	0%	0%	100%	**29%**	25%	0%	0%	100%	**31%**
1 vs.3	100%	30%	-	70%	100%	**67%**	45%	-	75%	100%	**73%**
2 vs.2	60%	0%	0%	0%	35%	**9%**	10%	0%	10%	30%	**13%**
Moy.	**78%**	**32%**					**36%**				

le groupe commence à se diviser, la force de cohésion est déclenchée et les membres du groupe évitent donc de se séparer.

Les pourcentages obtenus avec le modèle proposé sont cohérents avec les observations expérimentales. [59] a observé que 36% des interactions avec des groupes de deux menaient à une séparation temporaire du groupe dans une foule dense de la gare de Southern Cross à Melbourne. Avec notre modèle et pour une densité beaucoup plus faible, nous observons 29% et 31% de séparation pour un piéton croisant un groupe de deux, et 9% et 13% de séparation pour un groupe de deux croisant un groupe de deux (voir Tableau 4.2). Les observations de Melbourne, cependant, ne précisent pas si c'est un ou deux piétons qui ont divisé les groupes de deux.

En interaction 1 vs. 2, [122] a observé que 39% des groupes se séparaient. Dans notre modèle, pour un scénario identique, les résultats sont de 29% de séparation pour la version 1 et de 31% de séparation pour la version 2 (voir Tableau 4.2). Bien qu'il y ait une certaine différence entre l'étude empirique et les résultats présentés, ceux produits par notre modèle sont plus réalistes que le modèle de groupe original [154] qui produit 75% de séparation.

Les auteurs de [59] ont observé que les couples ou les duos d'amis étaient moins susceptibles de se séparer que les autres groupes. Avec les deux versions de notre modèle, les couples se séparent moins que les amis et les familles, qui se séparent moins que les collègues de travail. Dans le cas de Melbourne, plus de 80 % des groupes de trois étaient séparés lors de l'évitement des collisions [59]. Dans notre modèle, les groupes de trois se séparent davantage que les groupes de deux lors du passage d'un piéton seul : 67% au lieu de 29% dans la première version et 73% au lieu de 31% dans la seconde version (voir Tableau 4.2), ce qui est cohérent avec les observations.

Enfin, dans la simulation, les piétons seuls prennent davantage part à l'évitement de la collision que les groupes, comme présenté en Figure 4.15. Ce résultat a été observé dans des foules réelles où les piétons seuls effectuent plus de changements de trajectoire que les groupes [59].

FIGURE 4.15 – Capture d'écran d'une simulation après croisement frontal entre un piéton seul et un groupe de deux piétons. Les trajectoires montrent que le piéton seul a plus adapté sa trajectoire que les membres du groupe.

Quelques anomalies sont toutefois à soulever dans les résultats produits par notre modèle. Avec la première version du modèle, les groupes d'amis et de familles ne se séparent jamais dans le scénario 2 vs. 2. Ce résultat est amélioré dans la seconde version, avec 10 % des interactions menant à une séparation. Cela peut être proche de la réalité, car si deux groupes sont sur une trajectoire menant à une collision, chaque groupe fera un effort pour éviter l'autre groupe et rester ensemble. En outre, les couples ne se séparent jamais dans la simulation, ce qui est légèrement irréaliste. À l'inverse, les collègues de travail simulés se séparent toujours lorsqu'ils rencontrent un piéton. Comme les collègues sont considérés comme plus éloignés, ils peuvent préférer se séparer

plutôt que de faire un détour. Des expériences prenant en compte le comportement d'évitement selon la relation sociale dans le groupe devraient être étudiées plus en détail et seraient utiles pour comparer nos résultats.

4.6 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons étendu le modèle SFM afin de représenter des groupes sociaux de piétons avec des relations hétérogènes.

Pour simuler des groupes de piétons dans divers contextes de foule, il est essentiel de représenter des groupes avec plusieurs types de relations sociales. La nature de la relation sociale au sein d'un groupe de piétons influence la structure et le comportement du groupe, et donc son entitativité, c'est-à-dire la perception du groupe comme tel par les autres piétons. Les trajectoires du groupe et des piétons interagissant avec lui seront donc différentes selon si le groupe est un couple, une famille, des amis, ou des collègues de travail. Cependant, les modèles de foule existants n'intègrent pas la diversité des relations sociales et ont des limites dans la reproduction des comportements d'évitement de groupe.

À partir d'observations empiriques, nous avons proposé des modifications au modèle SFM de [154] pour répondre à ces deux limites. Afin de pourvoir simuler plusieurs contextes de foule, quatre relations sociales au sein des groupes (couples, amis, familles et collègues de travail) ont été modélisées, chacune avec des forces sociales différentes. Afin de simuler le comportement d'évitement des collisions des groupes, deux versions du modèle ont été implémentées et comparées. La première version ajoute une force au SFM pour représenter la répulsion des piétons à diviser les groupes sociaux. Dans la seconde version, aucune force supplémentaire n'est utilisée, les membres du groupe sont simplement plus proches.

Le modèle a été validé en simulant deux scénarios typiques dont les densités varient de 0,04 p/m^2 à 0,40 p/m^2 : une zone d'affaires avec des collègues de travail et une zone de loisirs avec des amis, des familles et des couples. Dans un premier temps, nous comparons les distances et les angles entre les membres des groupes simulés avec des observations empiriques. Dans un second temps, nous comparons les comportement d'évitement des collisions dans la simulation avec des comportements observés dans des foules réelles.

Les résultats montrent que les distances intra-groupe sont un facteur clé dans le comportement d'évitement des collisions. Avec les deux versions du modèle proposé, le comportement des membres du groupe pour éviter les collisions correspond mieux aux données empiriques que le modèle original. Dans les manœuvres d'évitement, les piétons en groupe ont un comportement cohérent et les individus évitent de diviser les groupes.

Avec la seconde version du modèle, en rapprochant les membres des groupes, les distances intra-groupe sont mieux reproduites et le comportement d'évitement est très similaire à celui de la première version. Ce résultat révèle que le modèle est très sensible à la distance intra-groupe, qui a une importance majeure dans le comportement d'évitement. Le fait de rapprocher de quelques centimètres les membres des groupes simulés reproduit mieux les distances dans les données empiriques utilisées [154], et est suffisant pour reproduire la plupart des comportements d'évitement (sans force supplémentaire). De plus, il est plus facile de calibrer une distance intra-groupe qu'une force psychologique, qui est difficile à estimer.

Grâce aux adaptations proposées, le modèle permet de simuler des groupes sociaux de piétons avec des structures et des comportements hétérogènes, selon la relation sociale représentée. Le modèle intègre le concept d'entitativité : les comportements d'évitement des collisions varient en fonction de la relation sociale du groupe. Les groupes très unis, comme les couples, sont plus évités que les groupes peu unis comme les collègues de travail.

Enfin, les résultats montrent qu'en ajustant simplement la distribution des relations sociales dans la foule simulée, le modèle peut être utilisé pour reproduire des foules dans plusieurs contextes. Dans cette perspective, la modélisation de piétons en espace partagé avec un véhicule autonome est discutée dans le chapitre suivant.

Chapitre 5

Modélisation et simulation de piétons en espace partagé avec un véhicule autonome

Ce chapitre présente notre modèle hybride combinant le SFM et un nouveau modèle de décision pour simuler les piétons lorsqu'ils interagissent avec un véhicule autonome dans un espace partagé. Il s'agit de la troisième contribution de la thèse. Le chapitre est organisé de la façon suivante. Nous rappelons les limites des modèles existants, et expliquons en quoi il est important de répondre à ces limites en section 5.1. Nous présentons ensuite les comportements piétons observés dans la littérature dans divers cas d'interaction avec une voiture dans des espaces partagés en section 5.2. Dans la section 5.3, nous décrivons le modèle proposé pour les réactions des piétons, à partir des comportements observés précédemment. Cette section explique d'abord l'approche hybride suivie et les concepts clés du modèle, puis détaille le modèle de décision proposé. La section 5.4 décrit l'implémentation du modèle et la calibration des paramètres ainsi que le dispositif expérimental pour évaluer la validité du modèle proposé. Trois ensembles de données contenant des trajectoires piétonnes réelles lors d'interactions avec un véhicule ont été utilisées pour la validation, et sont présentées en section 5.4.3. Nous présentons et discutons la validation du modèle par rapport à ces trajectoires réelles dans la section 5.5. Enfin, les conclusions et leçons apprises sont discutées dans la section 5.6.

Ce travail est issu d'une collaboration avec Lyuba Mancheva, post-doctorante financée par le projet HIANIC. La répartition des tâches a été la suivante. J'ai conçu le modèle de décision, avec l'appui de Lyuba Mancheva. J'ai implémenté et testé le modèle, puis réalisé les simulations et l'évaluation du modèle. Lyuba Mancheva a effectué la calibration du modèle de décision avec mon appui. Nous remercions l'équipe LS2N ARMEN et l'équipe Inria Chroma, partenaires du projet HIANIC, pour avoir partagé le jeu de données de Nantes.

Ce travail a fait l'objet d'une publication avec comité de lecture, dans la conférence internationale *Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS)* [177] et a reçu le prix *Pragnesh Jay Modi Best Student Paper Award*. Sur invitation résultant du prix reçu à AAMAS 2021, ce travail a aussi donné matière à une version étendue de l'article AAMAS, en cours d'évaluation pour le journal *Journal of Artificial Intelligence Research*.

5.1 Introduction

Pour naviguer dans des espaces partagés, le système de navigation de l'AV doit être capable d'anticiper les réactions des piétons. À cette fin, une étape clé est le développement de modèles permettant une prédiction précise, en temps réel et explicable des trajectoires des piétons dans différents scénarios d'interaction.

Cependant, la plupart des modèles d'interaction piéton-véhicule ne sont pas adaptés à la prédiction des trajectoires individuelles. Les modèles experts existants ont été conçus pour gé-

nérer des trajectoires optimales ou pour l'évaluation d'un scénario spécifique d'espace partagé, sans tenir compte de la diversité des interactions possibles. Ces modèles ne sont donc pas conçus pour reproduire ou prédire avec précision les trajectoires individuelles. Les trajectoires manquent de validation microscopique, et la plupart des modèles experts ignorent la dimension sociale du comportement humain, comme la présence de groupes sociaux. Les modèles basés sur les données sont de plus en plus utilisés pour la prédiction de trajectoires et donnent des résultats plus précis que les modèles experts. Cependant, ces modèles nécessitent beaucoup de données pour apprendre des représentations robustes, et les données concernant les interactions piéton-véhicule en espace partagé sont pour l'instant rares. Ces modèles sont difficilement généralisables à de nouveaux scénarios, ne fonctionnent généralement pas en temps réel et produisent des résultats difficiles à expliquer.

Il manque actuellement un modèle de réaction des piétons, qui intègre les comportements observés dans différents cas d'interaction avec une voiture en espaces partagés et qui soit suffisamment précis et rapide pour prédire la trajectoire de chaque piéton.

Pour combler ce manque, notre travail apporte les contributions suivantes :

— Nous proposons un modèle expert des réactions des piétons à un AV dans un espace partagé. Le modèle combine le SFM pour les interactions distantes et un nouveau modèle de décision pour les interactions conflictuelles. Le modèle proposé intègre les différents comportements piétons observés, ainsi que les comportements des groupes sociaux, dans divers scénarios d'interaction avec une voiture.

— Nous évaluons la capacité de prédiction du modèle proposé par des comparaisons qualitatives et quantitatives des trajectoires simulées avec les trajectoires réelles. Plusieurs scénarios d'interaction piéton-véhicule sont considérés et les résultats sont comparés avec le SFM seul.

— Nous évaluons la généralisabilité et l'applicabilité du modèle pour de la prédiction embarquée, à partir d'un nouveau jeu de données enregistré par les capteurs d'une voiture navigant parmi des piétons.

5.2 Observations issues du monde réel

Les interactions piétons-AV sont nouvelles et il existe encore très peu d'observations des réactions des piétons à un AV dans le monde réel. Une méthode courante est d'utiliser la technique du Magicien d'Oz où les piétons interagissent avec un véhicule qu'ils croient autonome, mais qui est en réalité conduit par un conducteur caché par un déguisement de siège de voiture [50, 79, 87, 165, 194]. Une seconde méthode qui gagne en importance est l'utilisation de la réalité virtuelle pour placer les piétons dans des situations qu'ils pourraient rencontrer aux passages piétons [35, 55]. Cependant, ces études s'intéressent principalement à la communication des intentions de l'AV et non aux trajectoires des piétons. De plus, ces études sont basées sur les premières expériences avec un AV et non sur les réactions des piétons sur une longue période de temps.

Dans plusieurs études précédentes, des chercheurs ont mené des expérimentations avec des véhicules apparaissant comme autonomes en interaction avec des piétons : [45, 165, 194]. Les auteurs de ces trois études ont tous rapporté que les piétons s'étaient comportés avec l'AV comme ils l'auraient fait avec un véhicule conventionnel. Les habitudes adoptées avec les voitures classiques joueront un rôle important ; par exemple Clamann et al. [45] ont montré que les piétons se fiaient davantage à leurs habitudes qu'aux dispositifs d'affichage ajoutés sur l'AV.

On peut donc raisonnablement supposer que les comportements des piétons avec un AV seront très proches de leurs comportements avec un véhicule conventionnel. En raison des données limitées sur les comportements piétons avec des AVs, nous avons aussi observé les comportements des piétons lorsqu'ils rencontrent une voiture conventionnelle dans des espaces partagés.

Les auteurs de [142] sont parmi les seuls à avoir rapporté les comportements naturels (expérimentation non contrôlée) des piétons lorsqu'ils partageaient leur espace avec une navette

autonome. Ils ont analysé 22h d'enregistrements vidéo, réalisés à La Rochelle, France, et à Trikala, Grèce, lors de démonstrations de la navette autonome CityMobil2 [142].

Nous avons également observé les comportements dans des vidéos de piétons interagissant avec des véhicules conventionnels en espaces partagés, issues de [227]. Les enregistrements ont été réalisés avec un drone sur deux campus, en Chine et aux États-Unis.

Enfin, des observations des comportements piétons lors d'interactions latérales avec des véhicules [240], à Hangzhou, Chine ; et des observations des comportements de groupes rapportées par [50], dans deux villes du Mexique, et par [67] à Leeds, UK, ont été utilisées pour construire notre modèle.

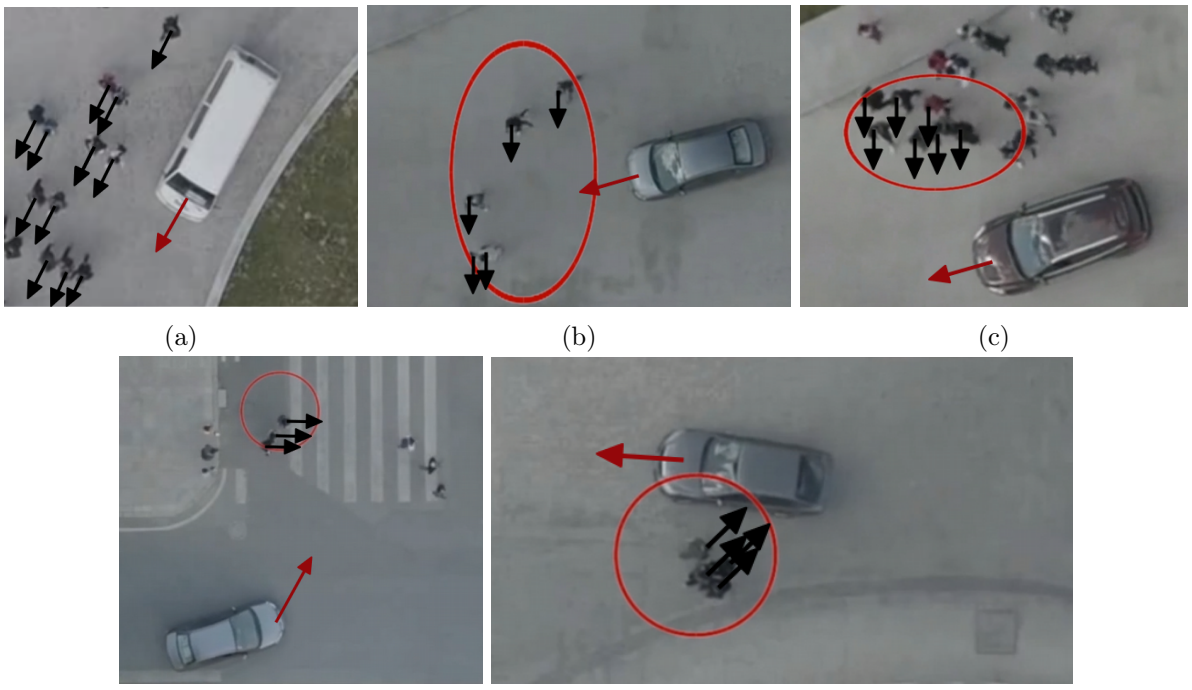


FIGURE 5.1 – Interactions piétons-véhicule dans le monde réel, observées à partir de vidéos [227]. (a) En interaction arrière, les piétons passent à côté du véhicule. En interaction latérale, les piétons peuvent (b) accélérer ou courir pour traverser, (c) ralentir ou s'arrêter pour laisser passer le véhicule, ou (d) hésiter et reculer. (e) Les groupes sociaux de piétons restent ensemble pour éviter la voiture.

Dans les espaces partagés, les interactions entre les piétons et un AV peuvent être diverses, comme l'illustre la Figure 5.1. Les piétons peuvent se trouver sur une trajectoire de collision directe avec le véhicule, ou être proches, interagissant avec le véhicule par le côté, l'avant ou l'arrière. Dans les interactions frontales ou arrières, les piétons ralentissent et **dévient** de leur trajectoire pour éviter la trajectoire de la voiture et la longer [142, 227]. Dans une interaction latérale, le piétons adaptent leur vitesse, sans dévier de leur trajectoire ; ils peuvent **accélérer** ou **courir** pour traverser devant la voiture, **ralentir** ou **arrêter** pour la laisser passer, ou **hésiter et reculer** [142, 227, 240].

De plus, un piéton est rarement seul dans un espace partagé, et les interactions avec les piétons environnants influencent sa trajectoire. Les piétons qui se déplacent en groupes sociaux restent groupés et **évitent la voiture ensemble** [50, 142]. Cependant, si une collision avec la voiture est imminente, un piéton dans un groupe donnera la priorité à sa sécurité individuelle et se séparera du groupe pour éviter la voiture [67].

5.3 Modèle proposé

Dans les deux chapitres précédents, nous avons présenté un modèle pour simuler des piétons se déplaçant, seuls ou en groupes sociaux, dans des environnements ouverts. Ce modèle est utilisé comme base dans ce chapitre pour modéliser les piétons en interaction avec un AV. Le SFM peut être utilisé pour modéliser les réactions des piétons face à un AV lorsqu'il s'agit de le contourner et de dévier les trajectoires [229]. Cependant, le SFM seul ne peut pas reproduire précisément tous les cas d'interaction [229]. Afin de mieux représenter les comportements observés lors de conflits avec un véhicule, nous avons combiné notre modèle SFM adapté avec un modèle de décision, utilisant des concepts de sciences cognitives et d'accidentologie.

5.3.1 Une approche hybride

À chaque pas de temps de simulation, le comportement de mouvement d'un piéton est composé de trois étapes, comme présenté dans la Figure 5.2.

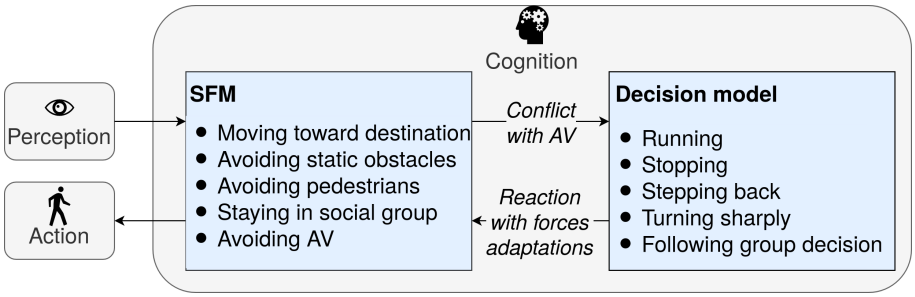


FIGURE 5.2 – Modèle hybride de comportements piétons proposé.

Tout d'abord, l'agent perçoit son environnement. Il met à jour ses perceptions en tenant compte des obstacles statiques, des piétons et de l'AV dans sa zone de perception.

Ensuite, l'agent utilise ses perceptions pour déterminer son prochain mouvement. Le prochain mouvement est calculé à l'aide du SFM qui utilise des forces physiques pour représenter les motivations internes du piéton à effectuer des actions. L'agent désire se déplacer vers sa destination, en évitant les obstacles statiques, les autres piétons et l'AV. Si l'agent se déplace au sein d'un groupe social, il désire rester proche des autres membres du groupe. Pour ces forces, nous utilisons la version du SFM que nous avons proposée en chapitres 3 et 4.

Pour représenter les réactions des piétons à un AV, deux niveaux de traitement sont utilisés. Lorsqu'ils interagissent avec un obstacle en mouvement, les piétons évaluent le temps avant conflit (TTC pour *Time-To-Conflict*), afin de savoir si l'interaction conduira à un conflit ou non [53, 212]. Le TTC est donc utilisé dans notre modèle pour distinguer les interactions conflictuelles des interactions non conflictuelles.

Une interaction non conflictuelle se produit lorsque la distance minimale prédite (définie par Olivier et al. [162] pour les interactions piéton-piéton) entre le piéton et l'AV est suffisamment grande pour être considérée comme sûre, ou lorsque le conflit se produit dans un avenir lointain. Pour les interactions non conflictuelles avec l'AV, le SFM est utilisé. Une force répulsive, similaire à la force sociale utilisée pour les interactions piéton-piéton, provient de l'AV et repousse le piéton, comme défini par Yang et al. [229]. Les paramètres de la force sociale ont été adaptés pour représenter les caractéristiques de l'AV, comme détaillé dans la section 5.4. Cette force permet aux piétons d'adapter leur vitesse (ralentir ou accélérer) et leur trajectoire (dévier) à l'avance pour éviter de se trouver à proximité de l'AV.

Pour les interactions conflictuelles, c'est-à-dire une interaction proche (ou une collision) dans un avenir proche, un modèle de décision est utilisé. En effet, en cas de conflit futur avec l'AV, les piétons doivent prendre une décision pour être sûrs d'éviter la collision. Bien que le SFM puisse correctement représenter certaines interactions, il ne peut représenter des actions discrètes, qui impliquent une décision. C'est le cas lorsqu'un piéton prend la décision de courir devant la voiture,

de s'arrêter et d'attendre qu'elle passe, ou de reculer. Cela se produit également lorsqu'un piéton au sein d'un groupe décide de se séparer temporairement du groupe pour sa sécurité individuelle. Cette décision dépend du type d'interaction (arrière, avant ou latérale) et de l'ordre de passage présumé en cas d'interaction latérale [53]. Le modèle de décision proposé est donc basé sur l'angle d'interaction et sur l'ordre de passage présumé au point de conflit. En fonction de ces paramètres, les piétons décident de courir, de s'arrêter, de reculer ou de tourner. Le modèle de décision intègre également une décision commune pour les groupes afin que les membres du groupe évitent l'AV ensemble. Si une collision est imminente pour un des piétons du groupe, il prend alors une décision individuelle.

La décision de l'agent est ensuite traduite en action en modifiant les forces précédemment calculées dans le SFM. Par exemple, un agent qui a décidé de s'arrêter verra sa force de « désir » F_p^{des}, qui le fait avancer vers son but, modifiée en une force opposée, qui le fait ralentir et s'arrêter. Une fois les forces calculées, l'agent calcule la somme de toutes les forces afin d'obtenir une accélération.

Enfin, l'agent agit : il met à jour sa vitesse de marche en utilisant l'accélération calculée et se déplace dans l'environnement.

5.3.2 Concepts clés

Le modèle de décision utilise trois concepts clés issus des sciences cognitives et de l'accidentologie : le TTC, l'angle d'interaction θ et l'ordre de passage présumé au point de conflit.

TTC

Le TTC est le temps nécessaire à deux agents pour entrer en conflit s'ils continuent sur leur trajectoire à leur vitesse actuelle. Dans le modèle de décision, nous définissons 3 nouvelles zones de conflit pour l'interaction piéton-AV, illustrées dans la Figure 5.3. Une zone de collision est délimitée par la taille physique des agents. Une zone de danger, où les agents sont très proches, est délimitée par $radius_{danger}$. Une zone à risque, où les agents sont à une distance risquée, est délimitée par $radius_{risk}$.

$$\begin{aligned} radius_{collision} &= radius_p + radius_{AV} \\ radius_{danger} &= radius_{collision} + margin_{danger} \\ radius_{risk} &= radius_{collision} + margin_{risk} \end{aligned}$$

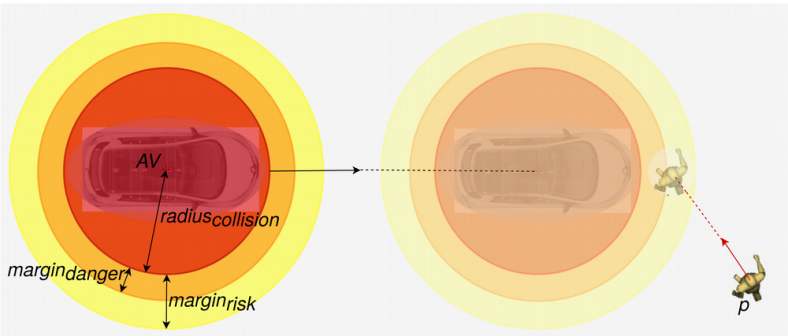


FIGURE 5.3 – Trois zones de conflit dans le modèle de décision proposé : zone de collision (rouge), zone de danger (orange) et zone à risque (jaune). Au temps t_0, les positions de p et AV apparaissent opaques. t secondes plus tard, p entrera dans la zone de danger autour de l'AV.

Un conflit de type « danger » se produira dans $TTC_{danger} = t$ secondes si la distance entre le piéton p et l'AV dans t secondes est égale au rayon de danger, comme le montre la Figure 5.3 :

$$d(pos_p(t_0 + t), pos_{AV}(t_0 + t)) = radius_{danger} \tag{5.1}$$

Les positions futures de p et de l'AV à l'horizon temporel t sont données par :

$$\begin{aligned} pos_p(t_0+t) &= pos_p(t_0) + t \times \vec{v_p^{pref}}(t_0) \\ pos_{AV}(t_0+t) &= pos_{AV}(t_0) + t \times \vec{v_{AV}}(t_0) \end{aligned} \tag{5.2}$$

où t_0 est le temps de simulation actuel, $pos_i(t)$ est la position de l'agent i dans l'environnement au temps de simulation t, définie par ses coordonnées cartésiennes $(pos_{i,x}, pos_{i,y})$; et $v_i(t)$ est le vecteur vitesse de l'agent i au temps de simulation t, défini par ses coordonnées cartésiennes $(v_{i,x}, v_{i,y})$. Le piéton p perçoit la position actuelle de l'AV, $pos_{AV}(t_0)$, et sa vitesse, $\vec{v_{AV}}(t_0)$, et suppose que l'AV va continuer dans sa direction actuelle à sa vitesse actuelle. Le piéton calcule sa propre position future s'il continue dans la même direction à sa vitesse préférée avec $\vec{v_p^{pref}}(t_0)$. Nous utilisons la vitesse préférée de l'agent, plutôt que sa vitesse actuelle, car nous voulons savoir ce qui se passerait s'il marchait à sa vitesse idéale, sans adaptation. Cela permet d'éviter les oscillations dans le processus de décision lorsque le piéton marche à une vitesse différente de sa vitesse préférée.

La résolution de l'Équation 5.1 est détaillée dans l'Annexe A. En calculant le discriminant Δ_{danger} de l'équation quadratique 5.1, on détermine si un conflit de type « danger » est possible entre p et AV, et en résolvant l'équation, on trouve TTC_{danger}. Une valeur de $TTC_{danger} \geq 0$ signifie qu'un conflit dangereux se produira entre les deux agents dans TTC_{danger} secondes.

$$danger = \begin{cases} vrai, & \text{si } \Delta_{danger} \geq 0 \\ \\ faux, & \text{sinon} \end{cases}$$

Si $\Delta_{danger} = 0$, l'Équation 5.1 a une seule solution, égale à TTC_{danger}. Les agents sont en conflit de type « danger » à un seul instant (dans TTC_{danger} secondes), c'est-à-dire que le piéton touche la zone de danger sans y entrer. Si $\Delta_{danger} > 0$, alors l'Équation 5.1 a deux solutions. La première solution est l'instant où le piéton entre dans la zone de danger et la deuxième solution est l'instant où le piéton quitte la zone de danger. TTC_{danger} est égal à la première solution car nous voulons savoir quand le piéton entre dans la zone de danger.

Le même raisonnement est effectué avec $radius_{risk}$ pour trouver TTC_{risk}, à la différence que TTC_{risk} est égal à la deuxième solution car nous voulons savoir quand le piéton quitte la zone à risque.

Pour les piétons se déplaçant en groupe, le $TTC_{collision}$ est également calculé, en utilisant $radius_{collision}$ au lieu de $radius_{danger}$ dans l'Équation 5.1. Ce $TTC_{collision}$ détermine si un membre d'un groupe est en collision imminente avec l'AV et doit se séparer temporairement de son groupe. Le $TTC_{collision}$ est égal à la première solution car nous voulons savoir quand le piéton entrera en collision.

Angle d'interaction

L'angle d'interaction θ indique le type d'interaction : arrière, frontal ou latéral. L'angle θ désigne l'angle en degrés entre $\vec{v_{AV}}(t_0)$ et $\vec{v_p}(t_0)$, comme illustré sur la Figure 5.4. Pour classer l'interaction, un seuil d'angle ϕ est utilisé. Plusieurs valeurs pour ϕ ont été testées, et ϕ a été calibré à partir de données d'interaction piétons-véhicule du monde réel issues de [227], comme détaillé dans la section 5.4.

$$interaction = \begin{cases} \text{arrière}, & \text{si } \theta \in [-\phi; +\phi] \\ \text{frontale}, & \text{si } \theta \in [180-\phi; 180+\phi] \\ \text{latérale}, & \text{sinon} \end{cases}$$

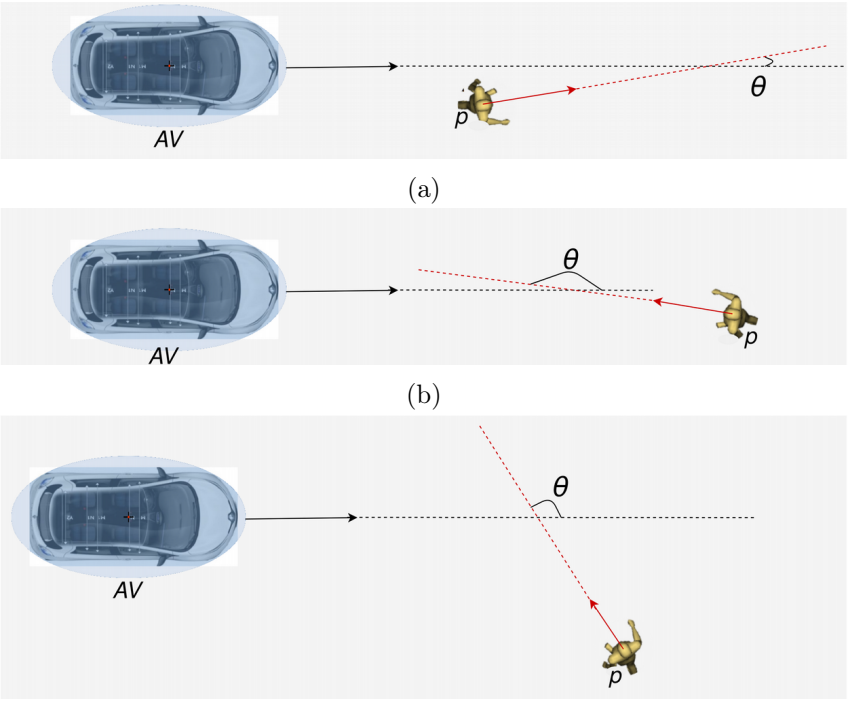


FIGURE 5.4 – Trois types d'interactions piéton-AV dans le modèle de décision proposé, selon l'angle d'interaction θ : (a) arrière, (b) frontale ou (c) latérale.

Ordre de passage présumé

L'ordre de passage présumé à un point de conflit est une information clé utilisée par les piétons afin d'adapter leur trajectoire [163]. Les piétons perçoivent visuellement les obstacles sous un angle donné, nommé angle de gisement (terme issu de la navigation maritime) α [53]. Par exemple, au moment t_0, un piéton p perçoit l'AV sous l'angle α, tel que défini par :

$$\alpha(t_0) = \angle(\overrightarrow{v_p(t_0)}, \overrightarrow{pos_p(t_0)pos_{AV}^{closest}(t_0)}) \tag{5.3}$$

Le piéton considère la position de la surface de la voiture la plus proche de lui dans le calcul de α. Ainsi, la taille physique de la voiture est prise en compte pour l'ordre de passage prévu au point de collision.

Lors d'une interaction avec un obstacle mobile, la dérivée temporelle de l'angle α, notée $\dot{\alpha}$, indique l'ampleur de la variation de α dans le temps :

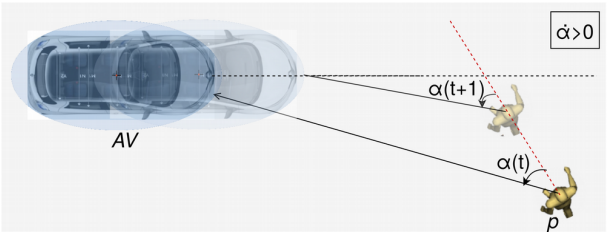
$$\dot{\alpha}(t_0) = \alpha(t_0 + 1) - \alpha(t_0) \tag{5.4}$$

L'ordre de passage présumé du piéton au point de conflit, c'est-à-dire premier ou second, peut être déduit de α et de sa dérivée temporelle $\dot{\alpha}$ [164] :

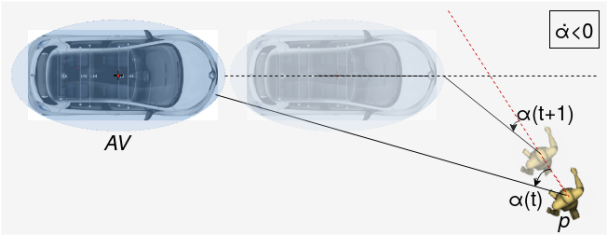
$$\text{Le piéton devrait arriver} \begin{cases} \text{premier,} & \text{si } sgn(\alpha) \times \dot{\alpha} > 0 \\ \text{second,} & \text{si } sgn(\alpha) \times \dot{\alpha} < 0 \\ \text{simultanément,} & \text{si } \dot{\alpha} = 0 \end{cases}$$

Si l'AV vient de la gauche, comme illustré en Figure 5.5, $\alpha > 0$. Alors, si $\dot{\alpha} > 0$, α augmente, ce qui signifie que le piéton est censé arriver en premier. Au contraire, si $\dot{\alpha} < 0$, α diminue, le piéton est censé arriver en second. Lorsque l'AV vient de la droite, l'angle $\alpha < 0$. Alors, si $\dot{\alpha} > 0$, le piéton est censé arriver en second, et si $\dot{\alpha} < 0$, le piéton est censé arriver en premier.

Cependant, le comportement des piétons n'est pas parfait. Leur perception de la situation



(a)



(b)

FIGURE 5.5 – Représentation de deux interactions avec un ordre de passage présumé différent : (a) $\alpha > 0$ et croissant ($\dot{\alpha} > 0$) donc le piéton est censé passer en premier, (b) $\alpha > 0$ et décroissant ($\dot{\alpha} < 0$) donc le piéton est censé passer en second.

peut être erronée ou ils peuvent agir d'une manière qui semble irrationnelle, par exemple en accélérant pour passer en premier alors qu'ils sont censés passer en second. Si l'ordre de passage n'est pas clairement défini, les piétons peuvent hésiter. Un seuil d'hésitation a donc été ajouté sur $\dot{\alpha}$. Nous avons testé plusieurs valeurs en observant les comportements produits lors de simulations d'interactions latérales, et avons choisi arbitrairement un seuil de 0,1 rad s^{-1}. Cette valeur peut être réduite à 0 pour éliminer les comportements hésitants ou peut être augmentée pour des comportements plus erratiques.

Lorsque le piéton arrive clairement en premier, c'est-à-dire $sgn(\alpha) \times \dot{\alpha} > 0{,}1$, il décide de passer en premier. Lorsque le piéton arrive clairement en second, c'est-à-dire $sgn(\alpha) \times \dot{\alpha} < -0{,}1$, il décide de passer en second. Si l'ordre de passage n'est pas clair, c'est-à-dire $\dot{\alpha} \in [-0{,}1\,;0{,}1]$, il y a hésitation.

5.3.3 Modèle de décision

Un diagramme représentant le modèle de décision est présenté en Figure 5.6.

Pour les piétons seuls, tous les calculs (TTC_{danger}, TTC_{risk}, θ, α et $\dot{\alpha}$) utilisent la position et la vitesse actuelles de l'AV, ainsi que la position, la direction et la vitesse de marche préférée actuelles du piéton. Pour le calcul de α et de $\dot{\alpha}$, la position et la vitesse de l'AV sont utilisées pour déduire la position la plus proche du piéton sur la surface de la voiture.

Le piéton calcule s'il sera en danger dans un avenir proche. Si oui, il examine le type d'interaction. Si l'AV vient de l'avant ou de l'arrière, le piéton décide de tourner. En cas d'interaction latérale, le piéton estime l'ordre de passage prévu si l'AV poursuit sa trajectoire et si le piéton continue à marcher dans sa direction actuelle à sa vitesse préférée. S'il est clair qu'il arrivera le premier au point de croisement, il court afin d'arriver plus tôt et de mettre une certaine distance entre lui et l'AV au moment du croisement. S'il est clair qu'il arrivera en second, il décide de s'arrêter pour laisser l'AV passer. Dans les cas où l'ordre de passage n'est pas clair, il y a hésitation. Alors, plusieurs cas sont possibles. Soit le piéton devait arriver en second, il a décidé de s'arrêter et hésite maintenant ; dans ce cas, il recule pour clarifier sa décision de laisser passer l'AV. Soit le piéton devait passer en premier et courait et hésite momentanément ; dans ce cas, il continue à courir. Enfin, le piéton peut également hésiter et ne pas avoir encore pris de décision. Dans ce cas, il décide aléatoirement de courir ou de s'arrêter.

Après avoir détecté une interaction conflictuelle future, le piéton a pris une décision et a

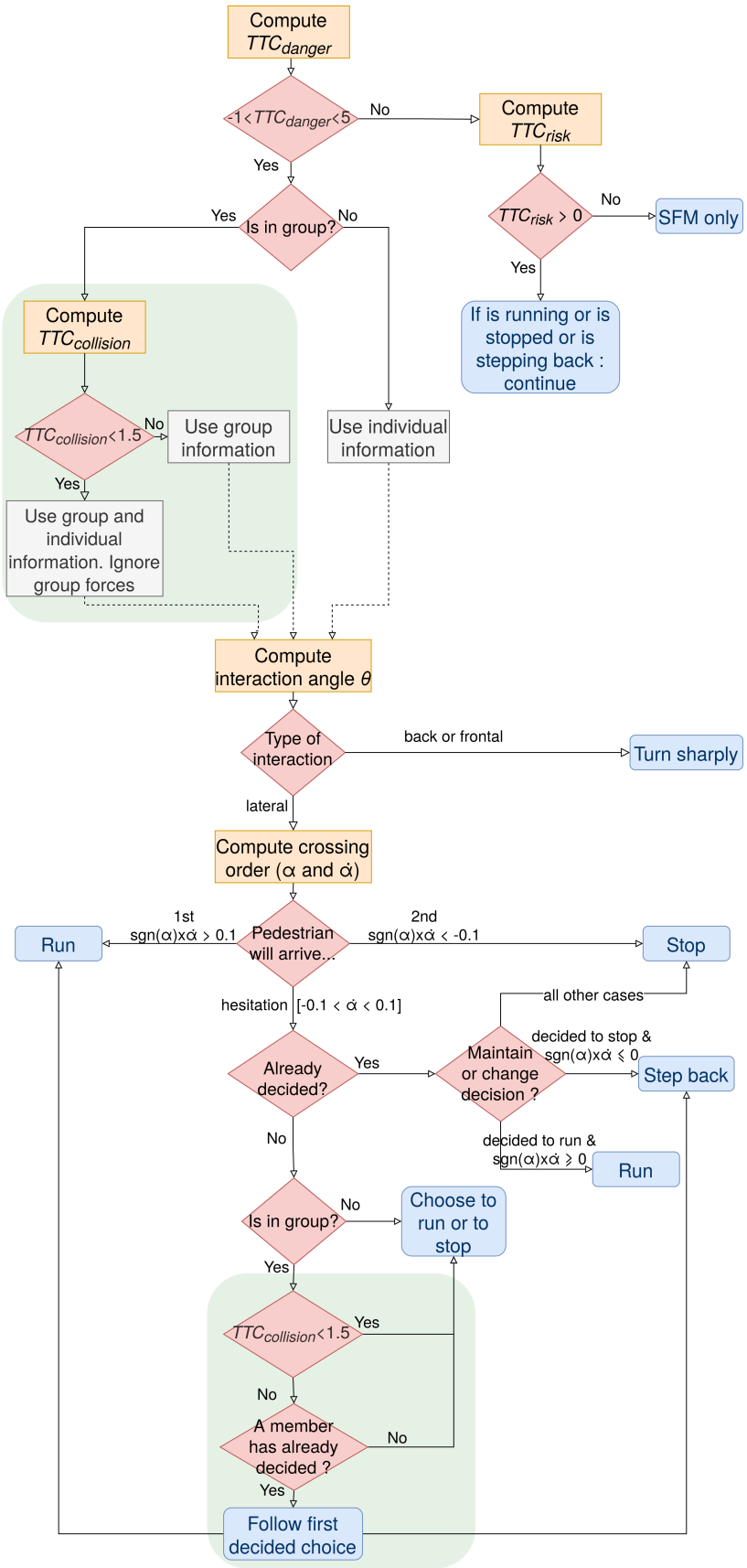


FIGURE 5.6 – Diagramme du modèle de décision proposé, avec les calculs en orange, l'initialisation des variables en gris, les tests menant à des décisions en rouge et les actions décidées en bleu. Les deux zones vertes sont réservées aux groupes.

quitté la zone de danger, mais n'a pas encore quitté la zone à risque. Tant que le piéton se trouve dans la zone à risque, il continue à agir en fonction de la décision qu'il a prise précédemment. Ainsi, il continue à courir, à attendre ou à reculer jusqu'à ce qu'il soit sorti de la zone à risque.

Les décisions du piéton sont traduites en actions comme suit. Lorsqu'un piéton décide de tourner, la force sociale F_p^{soc} est remplacée par une force perpendiculaire à la direction de la voiture (vers la gauche ou vers la droite selon la position relative du piéton). Lorsqu'un piéton décide de courir, la force sociale F_p^{soc} est mise à 0 et la force de désir F_p^{des} est remplacée par une force dans la direction actuelle du piéton, à sa vitesse de course. De plus, le piéton n'est plus limité par sa vitesse de marche, mais par sa vitesse de course. Lorsqu'un piéton décide de s'arrêter, la force sociale F_p^{soc} est mise à 0. Lorsque le conflit est imminent ($TTC_{danger} \leq 1.5$s [101]), le piéton s'arrête effectivement : la force de désir F_p^{des} est remplacée par une force dans la direction opposée à la direction actuelle du piéton. Lorsqu'un piéton décide de reculer, la force sociale F_p^{soc} est mise à 0 et la direction de la force de désir F_p^{des} est inversée. La force sociale F_p^{soc} est fixée à 0 car lorsque les piétons sont sur une trajectoire de collision avec un véhicule, cette interaction prévaut sur les autres interactions. Seule la force pour les collisions physiques entre agents est maintenue, pour éviter le chevauchement entre agents en cas de collision.

Pour chaque piéton se déplaçant en groupe social, le $TTC_{collision}$ est calculé. S'il n'y a pas de collision imminente avec l'AV, le piéton prend en compte son groupe. Les calculs de θ, α et $\dot{\alpha}$ sont alors effectués en utilisant la position et la vitesse actuelles de l'AV, ainsi que le centre de masse, la direction moyenne et la vitesse moyenne actuelles du groupe. Si une collision est imminente, le piéton quitte temporairement son groupe et considère sa sécurité individuelle. Pour les calculs, il utilise la direction et la vitesse moyennes de son groupe, mais il utilise sa position individuelle au lieu de celle du groupe. En outre, le piéton ignore temporairement les forces qui font que le groupe se déplace ensemble.

Avec ces modifications, l'angle d'interaction calculé et l'ordre de passage présumé seront les mêmes pour tous les piétons d'un groupe. Ainsi, tous les membres d'un groupe prendront une décision commune. En cas d'hésitation, un piéton appartenant à un groupe suit la décision du premier membre de son groupe à se décider. S'il hésite mais se trouve dans une situation de collision imminente, le piéton prend une décision individuelle, indépendamment de la décision de son groupe. En outre, tous les membres d'un groupe agissent conjointement. Lorsqu'ils décident de tourner, tous les membres tournent dans la même direction, en fonction de la position du groupe. Lorsqu'ils décident de courir, tous les membres courent dans la même direction, c'est-à-dire dans la direction moyenne actuelle du groupe.

5.4 Implémentation, calibration et simulation

5.4.1 Implémentation du modèle proposé

Le modèle proposé en section 5.3 a été implémenté en C++ en utilisant Pedsim_ros [161]. Le modèle de décision présenté avec un diagramme en section 5.3.3 a été traduit en algorithmes, détaillés en Annexe B. L'algorithme principal (Algorithme 2) est exécuté à chaque pas de temps de simulation, pour chaque agent piéton p qui perçoit l'AV. Trois variables booléennes sont utilisées pour stocker la décision du piéton d'un pas de temps à l'autre : $isRunning$, $isStopped$ et $isSteppingBack$. Ces trois variables sont initialisées à « faux » lorsque l'agent est créé au début de la simulation. Elles sont modifiées en fonction de la décision du piéton tant que l'AV est perçu. Lorsque l'AV n'est plus perçu par le piéton, les trois variables sont remises à « faux ».

5.4.2 Calibration du modèle

L'objectif de la calibration est de trouver les meilleures valeurs pour les paramètres du modèle, c'est-à-dire les valeurs qui minimisent l'erreur entre les trajectoires piétonnes simulées et observées.

Jeux de données CITR utilisé pour la calibration

Nous avons choisi le jeu de données CITR [227] comme données de référence pour les trajectoires réelles des piétons. Le jeu de données CITR se concentre sur des scénarios fondamentaux d'interaction piéton-véhicule dans des expériences contrôlées. Ce jeu de données a été enregistré sur un parking de l'Université d'État de l'Ohio, aux États-Unis, et est présenté en détail dans [227]. Le jeu de données CITR contient 4 types de scénarios d'interaction entre 8 piétons et un véhicule (une voiturette de golf) : une interaction frontale (véhicule arrivant devant les piétons), une interaction arrière (véhicule arrivant derrière les piétons), une interaction unilatérale (véhicule s'approchant du côté droit des piétons), et une interaction bilatérale (véhicule s'approchant du côté des piétons, avec 4 piétons faisant face à 4 autres piétons). Le jeu de données CITR contient 4 instances de chaque type de scénario donc 16 scénarios d'interaction entre 8 piétons et un véhicule.

Calibration du modèle SFM

Pour les interactions piéton-piéton, le SFM et ses paramètres sont ceux présentés en chapitre 3 pour les piétons individuels, et en chapitre 4 pour les groupes de piétons. Pour les interactions piéton-AV, le SFM est similaire à celui utilisé pour les piétons individuels avec certains paramètres adaptés pour représenter l'AV. Les paramètres adaptés et leurs valeurs pour les interactions piéton-piéton et piéton-AV sont présentés dans le Tableau 5.1.

TABLEAU 5.1 – Paramètres du SFM adaptés avec leurs valeurs pour les interactions piéton-piéton et piéton-AV.

Paramètre	**Valeur interactions piéton-piéton**	**Valeur interactions piéton-AV**
γ	0.35	0.2
facteur de force sociale	5.1	10.2
zone de perception	220° 10 m + 360° 1.5 m	220° 10 m + 360° 3.3 m
taille physique	Ellipse (=taille du corps)	Ellipse (=taille du véhicule)
marges	espace personnel variant avec la densité	2 m
vitesse désirée	1.34 ± 0.26 m/s	[2.5 ;4.5] m/s

Dans le modèle SFM, le paramètre γ a pour effet de faire varier la portée de l'interaction en fonction de la vitesse relative des deux agents. La valeur de γ est plus faible avec l'AV qu'avec les piétons car l'AV a une vitesse relative élevée par rapport aux piétons ; une valeur de γ trop élevée amènerait les piétons à éviter le véhicule trop tôt. Le facteur γ et le facteur de force sociale ont été calibrés à la main par une analyse visuelle de l'influence du véhicule et en comparant l'influence du véhicule à la vérité terrain. La zone de perception des piétons est étendue derrière eux car les piétons perçoivent un véhicule à une plus grande distance qu'un piéton en raison du bruit du moteur. Même pour les véhicules électriques et hybrides, l'utilisation de systèmes d'alerte acoustique est obligatoire dans de nombreux pays. Par exemple, dans l'Union Européenne, depuis juillet 2019, tout véhicule doit émettre un niveau sonore continu d'au moins 56 dBA s'il roule à moins de 20 km/h [46]. La valeur de 3,3 m est estimée en visualisant des trajectoires du jeu de données CITR [227].

Les marges autour de l'AV sont des zones autour du véhicule que les piétons doivent absolument éviter. La valeur de 2 m à l'arrière, sur les côtés et à l'avant est estimée à partir des données CITR [227]. La taille et la vitesse de l'AV sont extraites de données réelles et peuvent être modifiées pour représenter n'importe quel véhicule. L'accent n'est pas mis sur une calibration parfaite des paramètres du SFM puisqu'une calibration unique des forces ne peut pas s'adapter à tous les cas d'interaction. L'estimation de la force exercée par le véhicule sur les piétons à partir de données réelles CITR est détaillée en Annexe C.

Calibration du modèle de décision

Les paramètres du modèle de décision proposé et leurs valeurs par défaut figurent dans le Tableau 5.2. Les rayons de l'AV et des piétons sont les cercles qui englobent les tailles physiques des agents. La vitesse de course des piétons interagissant avec une voiture est fixée à 2 à 3 fois la vitesse de marche individuelle désirée, selon la littérature [9, 100].

TABLEAU 5.2 – Paramètres du modèle de décision et valeurs par défaut.

Paramètre	**Valeur par défaut**
$radius_{AV}$	1,1 m
$radius_p$	0,35 m
$margin_{danger}$	0,5 m
$margin_{risk}$	1,0 m
vitesse de course	[2-3] $\times$ vitesse désirée m/s
ϕ	25°
$TTC_{danger}considered$	[-1s ;+5s]
$TTC_{imminent}$	1,5s [101]
seuil d'hésitation sur $\dot{\alpha}$	0,1 rad s^{-1}

Pour les autres paramètres, ces valeurs par défaut sont issues de la littérature ou ont été obtenues par tâtonnement, avec une inspection visuelle des résultats de la simulation sur une plage de valeurs acceptables. Par exemple, nous avons choisi $\phi = 25°$ après plusieurs essais, car un angle trop proche de 0° ignorerait certains cas frontaux, et un angle trop grand (proche de 45°) considérerait comme frontales des interactions qui sont en fait latérales. Le modèle proposé avec ces valeurs par défaut a été évalué dans notre précédent travail publié à AAMAS 2021 [177].

Afin d'améliorer la fiabilité du modèle, nous avons calibré les paramètres libres du modèle de décision : $margin_{danger}$, $margin_{risk}$, ϕ, $TTC_{danger}considered$ et $TTC_{imminent}$ à partir des trajectoires réelles du jeu de données CITR [227]. La calibration du modèle de décision a été effectuée en collaboration avec Lyuba Mancheva, dans le cadre du projet HIANIC.

Valeurs de paramètres testées

Plusieurs valeurs de paramètres ont été testées en simulation, afin de déterminer un ensemble de paramètres optimal, c'est-à-dire produisant des trajectoires les plus proches possible des trajectoires observées. Après avoir défini pour chaque paramètre un intervalle de valeurs réalistes, plusieurs valeurs de paramètres à tester ont été retenues et sont présentées dans le Tableau 5.3.

TABLEAU 5.3 – Paramètres du modèle de décision et valeurs testées pour la calibration.

Paramètre	**Valeurs testées**
$margin_{danger}$	{0,20 ; 0,45 ; 0,70} m
$margin_{risk}$	{0,8 ; 1,1 ; 1,4} m
ϕ	{10,0 ; 17,5 ; 25,0} °
$TTC_{danger}considered$	[{-2 ; -1 et 3 ; 5 ; 7} s
$TTC_{imminent}$	{1 ; 2 ; 3} s

Une méthode de recherche exhaustive, aussi appelée force brute, a été utilisée. Cette méthode est simple à mettre en place : elle consiste à tester toutes les valeurs des paramètres et garantit de trouver les valeurs optimales parmi les valeurs testées. Cependant, cette méthode nécessite une grande quantité de calculs et peut conduire à une explosion combinatoire. Elle convient donc aux modèles comportant un petit nombre de paramètres libres et un petit espace de paramètres. Dans notre cas, chaque combinaison possible de valeurs pour les paramètres $\{margin_{danger}$; $margin_{risk}$; ϕ ; $TTC_{danger}considered$; $TTC_{imminent}\}$ a été testée, soit 486 combinaisons.

Configuration de la simulation

Le jeu de données CITR [227], présenté en section 5.4.3 a été utilisé comme base de référence pour les trajectoires réelles des piétons. Nous avons reproduit les mêmes scénarios en simulation : interactions frontales, arrières, latérales et bilatérales avec le véhicule. Afin de reproduire les scénarios, nous avons défini les coordonnées des points de départ et d'arrivée de chacun des 8 piétons similaires aux coordonnées dans le jeu de données. La vitesse et la trajectoire de l'AV ont été définies comme dans le jeu de données. Pour chacune des 486 combinaisons de paramètres testées, la simulation de chacun des 16 scénarios avec le modèle proposé est répétée 5 fois, soit un total de 38 880 simulations. Pour chaque simulation, nous avons enregistré les trajectoires des piétons et de l'AV.

Méthode de calibration

Une technique d'apprentissage automatique nommée validation croisée à k blocs a été utilisée. La méthode suivie est illustrée en Figure 5.7 :

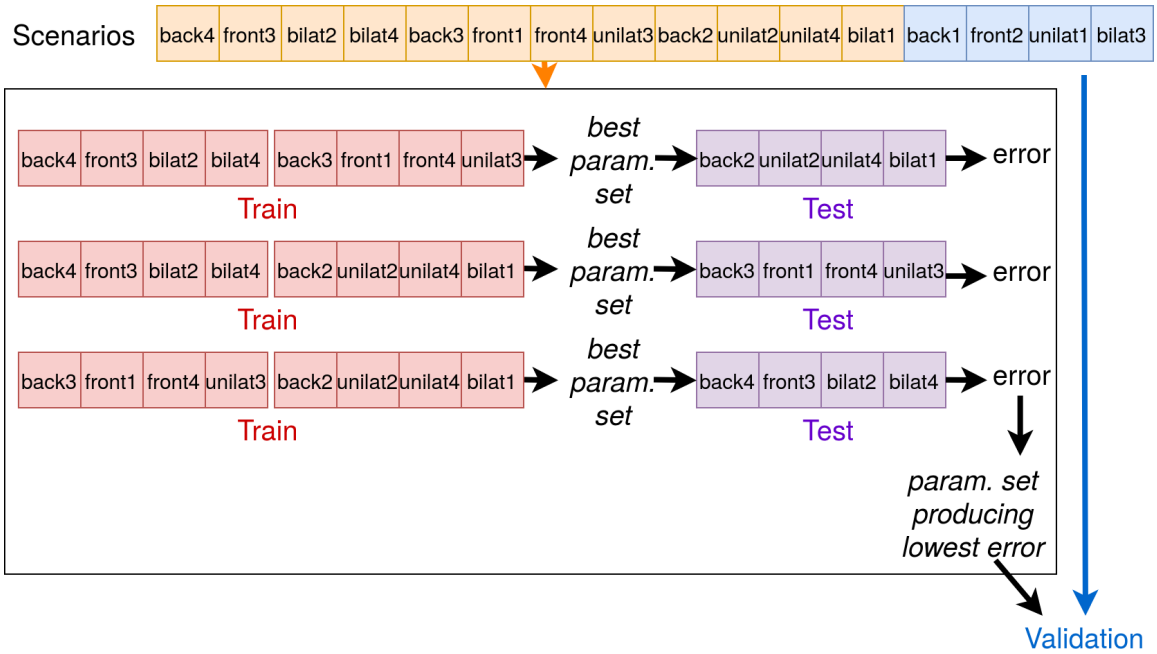


FIGURE 5.7 – Illustration de la méthode de calibration utilisée : validation croisée à 3 blocs.

L'ensemble de données CITR, contenant 16 scénarios d'interaction piéton-AV a été divisé en 3 blocs de 4 scénarios pour la phase d'apprentissage (*train*) et de test. Un dernier bloc de 4 scénarios est réservé pour la phase de validation finale.

Pour la phase d'apprentissage et de test, une validation croisée à 3 blocs a donc été utilisée. 2 des 3 blocs (soit 8 scénarios) sont sélectionnés comme ensemble d'apprentissage pendant que le dernier bloc (soit 4 scénarios) constitue l'ensemble de test. Les 8 scénarios du bloc d'apprentissage sont reproduits en simulation et les trajectoires simulées sont enregistrées. Les trajectoires simulées sont ensuite comparées aux trajectoires réelles en calculant l'erreur moyenne de déplacement (ADE pour *Average Displacement Error*) entre la position des piétons simulés et la position des piétons réels. Ainsi, pour chaque ensemble de paramètres testé, nous avons l'ADE produite par le modèle sur les données d'apprentissage. L'ensemble de paramètres qui optimise l'ADE produite sur les données d'apprentissage est ensuite testé avec les 4 scénarios du bloc de test, afin de calculer l'ADE produite sur un bloc qui n'a pas servi à l'apprentissage.

L'opération est répétée en sélectionnant un autre bloc de test parmi les 3 blocs prédéfinis, jusqu'à ce que chacun des 3 blocs ait servi de bloc de test. À l'issue de la procédure, pour chacun des 3 blocs ayant servi de test, un ensemble de paramètres optimal et l'ADE produite par cet ensemble sur le bloc de test sont obtenus. L'ensemble de paramètres ayant produit l'ADE la

plus petite est sélectionné. Cet ensemble de paramètres est ensuite testé avec les 4 scénarios du dernier bloc réservé pour la phase de validation.

Résultats de la calibration

Pour chaque étape de la phase d'apprentissage et de test, l'ensemble de paramètres optimal trouvé lors de l'apprentissage et l'ADE produite par cet ensemble de paramètres sur le bloc de test associé sont présentés dans le Tableau 5.4.

TABLEAU 5.4 – Ensembles de paramètres optimaux trouvés lors de l'apprentissage et erreurs moyennes de déplacement produites par ces ensembles de paramètres sur les blocs de test associés.

Bloc de test	**Ensemble de paramètres optimal trouvé sur les blocs d'apprentissage**	**Erreur de déplacement moyenne sur le bloc de test**
1	{0,2m ; 0,8m ; 25° ; -2s et 5s ; 3s}	1,52m
2	{0,45m ; 1,4m ; 25° ; -1s et 5s ; 2s}	1,25m
3	{0,7m ; 0,8m ; 17,5° ; -1s et 5s ; 1s}	1,58m

L'ensemble de paramètres optimal diffère selon le bloc considéré. Nous avons décidé de sélectionner l'ensemble de paramètres ayant produit l'ADE la plus petite, soit 1,25m, c'est-à-dire l'ensemble de paramètres {0,45m ; 1,4m ; 25° ; -1s et 5s ; 2s}, obtenu sur le bloc n°2. Il se trouve que parmi les trois ensembles de paramètres distingués, cet ensemble produit à la fois l'ADE la plus faible (1,25m contre 1,52m et 1,58m) et l'erreur de vitesse de marche moyenne (ASE pour *Average Speed Error*) la plus faible (0,33 m/s contre 0,44 m/s et 0,42 m/s).

L'ADE obtenue avec cet ensemble de paramètres sur le bloc de validation est de 1,39m et l'ASE est de 0,39 m/s. Ces valeurs d'erreur sont proches des valeurs obtenues durant la phase d'apprentissage et de test, ce qui supporte la robustesse du modèle. Les trajectoires simulées des piétons pour les 5 répétitions de chacun des 4 scénarios utilisés pour la validation sont présentées en Annexe D afin d'illustrer les performances du modèle. Les valeurs de paramètres calibrées, données dans le Tableau 5.5, sont proches des valeurs par défaut calibrées manuellement (voir Tableau 5.2). Notre estimation initiale des valeurs des paramètres était donc correcte.

TABLEAU 5.5 – Paramètres du modèle de décision et valeurs calibrées (en gras).

Paramètre	**Valeur calibrée**
$radius_{AV}$	1,1 m
$radius_p$	0,35 m
$margin_{danger}$	**0,45 m**
$margin_{risk}$	**1,4 m**
vitesse de course	[2-3] × vitesse désirée m/s
ϕ	**25°**
$TTC_{danger}considered$	**[-1s ;+5s]**
$TTC_{imminent}$	**2s**
seuil d'hésitation sur $\dot{\alpha}$	0,1 rad s^{-1}

5.4.3 Simulation et données utilisées pour la validation

Questions de recherche

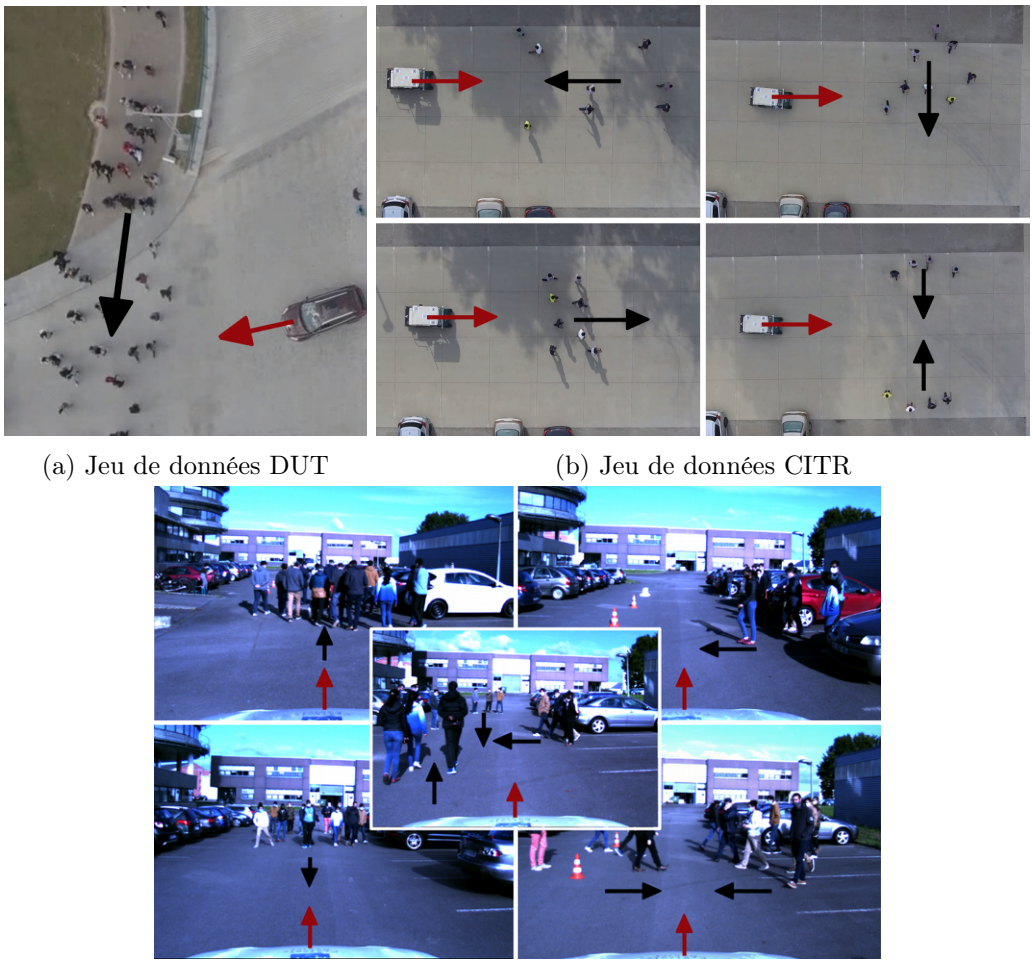
L'objectif de ce travail est de prédire les trajectoires des piétons interagissant avec un AV, connaissant leur position initiale, leur vitesse et leur orientation. Cependant, les trajectoires ne peuvent pas être parfaitement reproduites (i.e. une erreur de prédiction nulle), car il existe un risque de sur-ajustement. Cela se produit lorsque le modèle est trop étroitement adapté aux données limitées disponibles et ne tient pas compte de la variabilité des comportements. Le

modèle ne peut alors pas être appliqué à de nouvelles situations. Le modèle doit être capable de traiter de manière réaliste diverses situations d'interaction et de comportements dans un espace partagé. Afin d'évaluer la performance du modèle proposé, nous avons effectué plusieurs simulations. Dans la section 5.5, nous répondons aux questions de recherche suivantes :

1. Le modèle capture-t-il la diversité des comportements piétons observés ?
2. Avec quelle précision le modèle prédit-il les trajectoires des piétons ?
3. Dans quelle mesure le modèle est-il généralisable à de nouveaux scénarios et applicable à de la prédiction embarquée ?

Données utilisées pour la validation

Afin d'évaluer le réalisme des trajectoires simulées, nous les avons comparées à des trajectoires réelles provenant de trois jeux de données. Ces jeux de données comprennent des vidéos et des trajectoires de piétons et de véhicules interagissant dans plusieurs scénarios d'espace partagé, comme le montre la Figure 5.8.



(a) Jeu de données DUT (b) Jeu de données CITR

(c) Jeu de données Nantes

FIGURE 5.8 – Instantanés issus des vidéos des jeux de données (a) DUT, (b) CITR et (c) Nantes.

Le jeu de données DUT consiste en des interactions piétons-voiture non contrôlées sur un campus de l'Université de Technologie de Dalian, en Chine. Le jeu de données est présenté en détail dans [227]. Une partie du jeu de données a été enregistrée dans un large espace partagé, dans lequel les piétons et les véhicules peuvent se déplacer librement. Les principales interactions sont des croisement latéraux entre un flux de piétons et une voiture.

Le jeu de données CITR [227] a été préalablement présenté en section 5.4.2. Il regroupe des interactions piétons-véhicule dans 4 scénarios d'interaction, enregistrés dans un parking de l'Université d'État de l'Ohio, aux États-Unis lors d'expériences contrôlées.

Le jeu de données Nantes a été enregistré par l'équipe LS2N ARMEN et l'équipe Inria Chroma, dans le cadre du projet HIANIC. Il se concentre également sur des scénarios fondamentaux dans des expériences contrôlées. Ce jeu de données a été enregistré dans un parking du campus de l'École Centrale de Nantes, en France. Le jeu de données est composé de 19 scénarios d'interaction entre plusieurs piétons et une voiture Renault Fluence : des interactions frontales, arrière, unilatérales, bilatérales et plus mixtes sont représentées.

Alors que les jeux de données DUT et CITR ont été enregistrés en vue aérienne par un drone, le jeu de données Nantes a été enregistré par des capteurs embarqués sur le véhicule (caméras, Velodyne, unité de mouvement inertiel et GPS). Ce jeu de données représente donc un cas d'utilisation plus proche de la réalité pour la prédiction embarquée de trajectoires, où le véhicule navigue parmi les piétons et obtient toutes les informations sur les piétons à partir de ses capteurs.

Processus de validation du modèle

Nous avons d'abord utilisé le jeu de données DUT pour effectuer une évaluation qualitative du comportement simulé des piétons. Le scénario considéré est une interaction latérale entre une voiture et un flux de piétons, comme dans le jeu de données. La simulation a été répétée 20 fois afin de lisser les erreurs stochastiques. La simulation a été exécutée à la fois avec le SFM seul et avec le modèle proposé pour comparaison. Le SFM est utilisé comme référence pour illustrer les différents comportements introduits par la solution proposée. Le SFM modélise les réactions des piétons avec une force répulsive, tandis que le modèle proposé combine une force répulsive pour les interactions non conflictuelles et un modèle de décision pour les interactions conflictuelles.

Cette évaluation qualitative permet de valider que le modèle proposé peut bien reproduire la variété des comportements piétons observés dans l'ensemble de données (question de recherche 1).

Nous avons ensuite utilisé le jeu de données CITR pour effectuer une évaluation quantitative du modèle. Pour chacun des 4 scénarios et chacune des 4 instances, nous avons simulé des piétons avec les mêmes conditions initiales que dans les données. Afin d'avoir le même déroulement que dans le jeu de données, nous avons fixé le pas de temps de simulation à 0,033s, soit 30 images par seconde. Les agents simulés ont été placés à des positions correspondant à leurs positions initiales dans l'ensemble de données et ont reçu un point de destination correspondant à une trajectoire en ligne droite de leur position initiale à la zone d'arrivée. Les agents se sont vus attribuer une vitesse de marche préférée suivant la distribution normale généralement observée chez les piétons avec $\mu = 1{,}34$ m/s et $\sigma = 0{,}26$ m/s [25]. L'AV simulé se déplace dans la simulation selon sa trajectoire réelle dans les données.

Le modèle est partiellement stochastique, c'est-à-dire que les vitesses préférées des piétons, leur taille, la force aléatoire *rand*, et la décision de courir ou de s'arrêter en cas d'hésitation, sont des variables aléatoires. Par conséquent, chacun des 16 cas de simulation a été répété 20 fois afin d'obtenir des résultats moyens. Les simulations ont été effectuées à la fois avec le SFM seul et avec le modèle proposé pour comparaison. Le SFM est utilisé comme référence pour montrer les avantages potentiels de la solution proposée.

Cette évaluation quantitative fournit une indication de la précision des prédictions du modèle, et une comparaison de la précision du modèle avec le SFM (question de recherche 2).

Enfin, nous avons utilisé le jeu de données Nantes pour évaluer la généralisabilité du modèle proposé sur de nouveaux scénarios et l'applicabilité du modèle pour une prédiction embarquée sur un AV. Pour chacun des 19 scénarios, nous avons extrait un instantané des perceptions du véhicule au moment où il détecte au moins un piéton à moins de 10m de lui. L'instantané est reproduit en simulation en plaçant les agents simulés (piétons et AV) à leur position détectée au moment de l'instantané. Les agents piétons ont un point de destination correspondant à une

trajectoire en ligne droite de leur position initiale à la zone d'arrivée, et ont une vitesse de marche préférée suivant une distribution normale avec $\mu = 1{,}34$ m/s et $\sigma = 0{,}26$ m/s [25]. L'AV simulé se déplace dans la simulation selon sa trajectoire réelle. Chacun des 19 cas de simulation a été répliqué 20 fois afin d'obtenir des résultats moyens.

Cette évaluation permet de mesurer la capacité du modèle à se généraliser à de nouveaux scénarios, sans recalibration préalable. L'évaluation permet aussi de savoir si le modèle pourrait être utilisé par un véritable AV pour prédire les trajectoires des piétons environnants (question de recherche 3).

La configuration expérimentale est résumée dans le Tableau 5.6.

TABLEAU 5.6 – Résumé de la configuration expérimentale pour évaluer le modèle proposé.

Question de recherche	*Jeu de donnée*	*Scénarios*	*Composition*
1. Le modèle capture-t-il la diversité des comportements piétons observés ?	DUT	2 (flux latéral avec et sans groupes)	28 piétons et 1 voiture
2. Avec quelle précision le modèle prédit-il les trajectoires des piétons ?	CITR	16	8 piétons et 1 voiture
3.Dans quelle mesure le modèle est-il généralisable à de nouveaux scénarios et applicable à de la prédiction embarquée ?	Nantes	19	5 à 11 piétons et 1 voiture

5.5 Validation et discussion

Une vidéo illustrant les comportements simulés des piétons dans les deux modèles est disponible [1] [180].

5.5.1 Diversité des comportements piétons (question de recherche 1)

La capacité du SFM et du modèle proposé à reproduire les différents comportements des piétons identifiés dans l'ensemble de données DUT [227] lors d'une interaction latérale avec un véhicule est présentée dans le Tableau 5.7.

TABLEAU 5.7 – Comportements piétons observés reproduits par le SFM et par le modèle proposé.

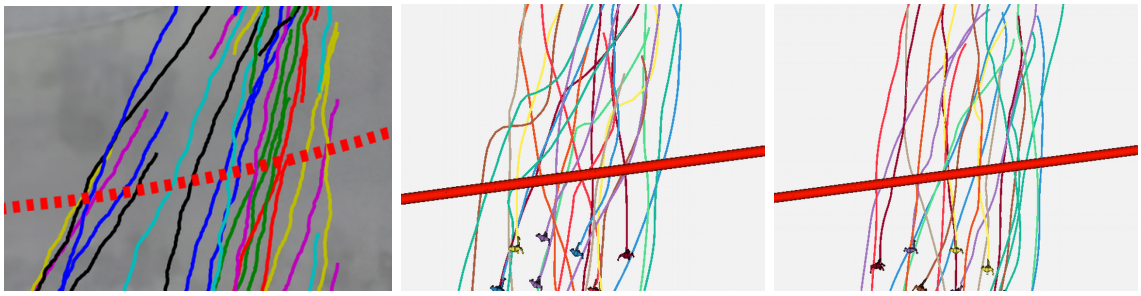
Comportement observé	**SFM**	**Modèle proposé**
Accélérer pour traverser	✓	✓
Courir pour traverser	✘	✓
Ralentir pour laisser passer	✓	✓
S'arrêter pour laisser passer (sans dévier)	✘	✓
Hésiter et reculer	✓	✓
Rester avec son groupe, sans collision	✘	✓

Le modèle proposé reproduit de nouveaux comportements observés, en plus des comportements déjà reproduits par le SFM. Les piétons courent pour traverser devant le véhicule, s'arrêtent pour attendre que le véhicule passe, et les membres d'un groupe évitent ensemble le véhicule sans entrer en collision.

1. `https://youtu.be/HcCDudnlisM`

De plus, les trajectoires observées lors d'une interaction latérale sont plus fidèlement reproduites avec le modèle proposé qu'avec le SFM. Dans les observations empiriques, les piétons en interaction latérale avec une voiture accélèrent (voire courent) pour traverser, ou ralentissent (voire s'arrêtent) pour attendre que la voiture passe, sans dévier de leurs trajectoires. La Figure 5.9a montre que les trajectoires des piétons observées restent rectilignes.

Avec le SFM, les agents dévient de leur trajectoire, comme le montre la Figure 5.9b. Cette déviation est causée par la calibration du SFM, qui a été effectuée sur un mélange de plusieurs scénarios. Comme discuté en section 5.1, le SFM seul ne peut pas reproduire avec précision tous les cas d'interaction possibles. Un ensemble différent de valeurs de paramètres, calibré pour chaque cas d'interaction, est nécessaire. Avec le modèle proposé, les agents adaptent leur vitesse et ne dévient pas de leur trajectoire lors des interactions latérales, comme le montre la Figure 5.9c.



(a) Dans le jeu de données DUT (b) Avec le SFM (c) Avec le modèle proposé

FIGURE 5.9 – Trajectoires des piétons observées et simulées lors d'une interaction latérale avec une voiture (trajectoire de la voiture représentée en ligne rouge épaisse, de droite à gauche).

En ce qui concerne les groupes de piétons, les observations empiriques [50, 67] montrent que les membres d'un groupe essaient de rester ensemble lors d'une interaction avec une voiture. Avec le SFM, les forces de groupe font que les membres du groupe restent ensemble, mais ils entrent en collision avec la voiture et/ou dévient de leur trajectoire. En cas de collision imminente, un agent va soit suivre son groupe et entrer en collision avec la voiture, soit se séparer de son groupe mais continuer à marcher très près de la voiture. Dans le SFM, la force de cohérence du groupe peut en fait contrebalancer la force répulsive émise par la voiture. Une calibration de la force répulsive émise par la voiture différente de celle pour les piéton seuls est nécessaire pour les groupes. Avec le modèle proposé, les membres du groupe restent ensemble ; ils s'arrêtent tous pour attendre ou courent tous pour traverser. En cas de collision imminente, un agent abandonne temporairement son groupe et agit individuellement pour éviter la voiture.

Le modèle capture-t-il la diversité des comportements piétons observés ? Le modèle proposé, avec un modèle de décision combiné à un SFM adapté, rend mieux compte de la diversité des comportements piétons observés que le SFM seul.

5.5.2 Précision des prédictions de trajectoires (question de recherche 2)

Les résultats présentés dans cette section sont différents de ceux obtenus dans nos travaux précédents [177] car les modèles sont calibrés plus finement (voir section 5.4).

Afin d'évaluer la capacité de prédiction du modèle proposé, nous avons calculé des mesures couramment utilisées dans la littérature pour la prédiction de trajectoires [7, 22, 108]. Afin de comparer et d'agréger les erreurs de prédiction, le temps de prédiction est limité par le temps d'interaction le plus court du jeu de données CITR, c'est-à-dire 5 secondes.

Pour chaque mesure, nous avons calculé l'erreur de prédiction dans chaque simulation pour chaque piéton et pour chaque horizon temporel de 1s à 5s. Pour chaque scénario (frontal, arrière, unilatéral et bilatéral) et pour chaque horizon temporel, nous avons calculé l'erreur médiane et l'écart interquartile (IQR) associé. La médiane et l'IQR constituent un bon moyen d'étudier la

précision des prédictions, car les erreurs de prédiction suivent une distribution asymétrique à gauche. Toutes les figures suivantes montrent des mesures d'erreur ; les valeurs les plus petites sont les meilleures. Nous avons comparé les erreurs de prédiction du modèle proposé et du SFM avec un test U de Mann-Whitney pour déterminer si les erreurs produites par les deux modèles diffèrent de manière significative, c'est-à-dire si le modèle avec l'erreur la plus faible produit une amélioration significative de la prédiction. Le test U de Mann-Whitney est utilisé car le test ne répond pas à l'hypothèse de normalité.

L'erreur finale de déplacement (FDE) est la distance entre la position du piéton prédite et la position du piéton réelle à l'horizon de prédiction t. Les FDE médianes avec le modèle proposé et le SFM sont présentées en Figure 5.10.

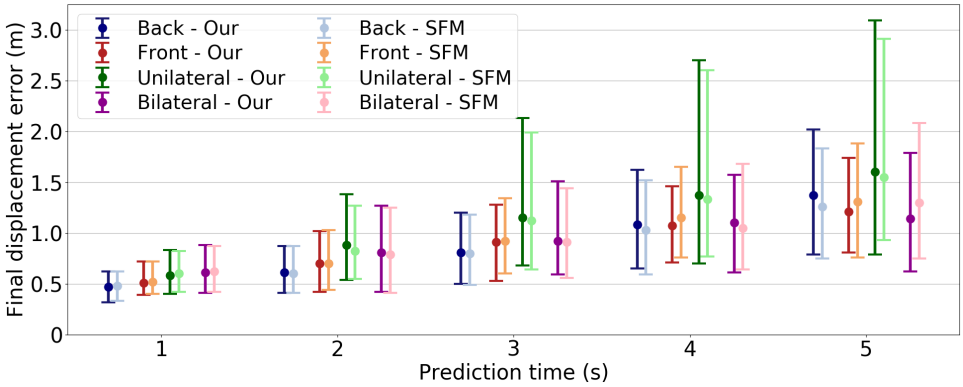


FIGURE 5.10 – Erreurs finales médianes de déplacement et écarts interquartiles, avec le modèle proposé (lignes sombres) et le SFM (lignes claires), pour un temps de prédiction de 1s à 5s et pour chaque scénario d'interaction : arrière (« *back* ») (bleu), frontal (rouge-orange), unilatéral (vert) et bilatéral (violet-rose).

Les FDE augmentent avec le temps de prédiction, ce qui est attendu, car l'incertitude sur la position des piétons augmente avec le temps.

Les deux modèles produisent des FDE très similaires. Notre modèle semble produire de meilleures prédictions pour les scénarios frontal (rouge-orange) et bilatéral (violet-rose), tandis que le SFM semble produire de meilleures prédictions pour les scénarios arrière (bleu) et latéral (vert). Cependant, dans presque tous les cas, aucune différence significative entre les deux modèles n'a été trouvée. Les seules différences significatives sont que le modèle proposé produit des FDEs plus petites que le SFM pour le scénario frontal à l'horizon de prédiction de 4s, et pour le scénario bilatéral à 5s (p-valeurs < 0.01). Pour ces prédictions, les FDEs médianes avec le modèle proposé sont plus petites de 8 cm et 16 cm respectivement. Pour les autres horizons de prédiction et pour les autres scénarios, aucune différence significative n'a été trouvée dans les FDEs avec les deux modèles.

L'erreur finale de vitesse (FSE) est la différence absolue entre la vitesse prédite pour un piéton et sa vitesse observée réellement à l'horizon de prédiction t. Les FSE médianes avec le modèle proposé et le SFM sont présentées en Figure 5.11.

Les FSEs restent presque constantes avec un horizon de prédiction croissant pour les scénarios arrière, frontal et unilatéral. Cela indique que l'erreur est principalement due à l'initialisation de la vitesse de marche des piétons. Ceci est confirmé par une FSE élevée (0.18-0.27 m/s) après seulement 1s de prédiction. Nous supposons donc qu'avec une initialisation plus précise de la vitesse, de meilleures prédictions seraient faites. Le modèle est générique ; les piétons simulés ont une vitesse de marche préférée générique. Cependant, avec davantage de données disponibles, nous pourrions observer les premières secondes de données pour calculer la vitesse préférée de chaque piéton et l'utiliser pour initialiser le modèle.

La FSE augmente particulièrement à 4s et 5s pour le scénario bilatéral (lignes violettes-roses), ce qui correspond au moment où les piétons s'arrêtent ou courent pour éviter le véhicule. Une

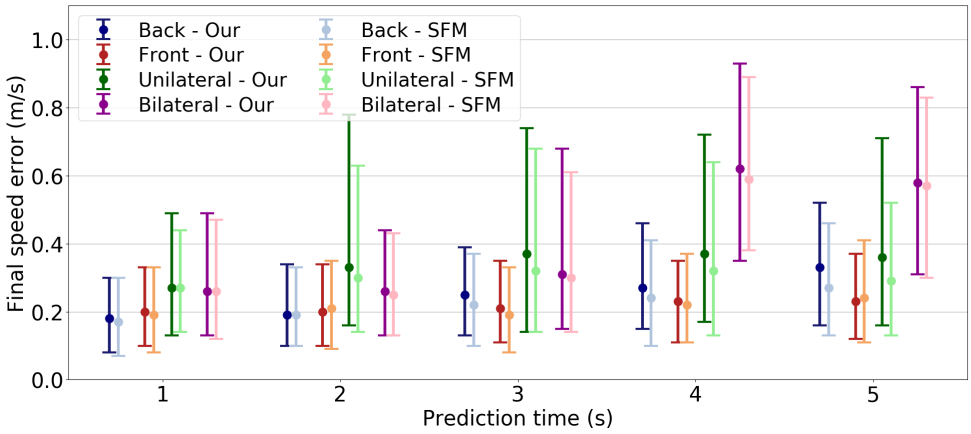


FIGURE 5.11 – Erreurs finales médianes de vitesse et écarts interquartiles, avec le modèle proposé (lignes sombres) et le SFM (lignes claires), pour un temps de prédiction de 1s à 5s et pour chaque scénario d'interaction : arrière (« *back* ») (bleu), frontal (rouge-orange), unilatéral (vert) et bilatéral (violet-rose).

analyse des vidéos de l'ensemble de données montre que dans les scénarios bilatéraux, certains piétons ont des comportements inhabituels : ils courent pour passer lorsque la voiture est proche ou s'arrêtent plus tôt alors qu'ils auraient eu le temps de passer. D'autres données sont nécessaires pour étudier ces comportements car d'autres facteurs peuvent affecter les réactions des piétons (par exemple, l'influence des piétons environnants, la confiance dans l'AV, etc.)

Les FSE sont plus élevées et plus dispersées dans les scénarios unilatéral et bilatéral (lignes vertes et violettes-roses) que dans les scénarios arrière et frontal (lignes bleues et rouges-oranges). Ceci est attendu car lors des interactions latérales, les piétons doivent adapter leur vitesse, et selon que le piéton accélère ou ralentit, l'erreur de vitesse peut être importante.

Pour les scénarios arrière (lignes bleues) et unilatéral (lignes vertes), le modèle proposé produit des FSE significativement plus élevées que le SFM pour des horizons de prédiction de 4s et 5s (p-valeurs < 0.01). Cependant, les différences dans les FSE médianes des deux modèles sont faibles : de 0,03 m/s à 0,07 m/s. Pour les autres horizons de prédiction, et pour les scénarios frontal et bilatéral, aucune différence statistiquement significative n'a été trouvée.

L'erreur d'orientation finale (FOE) est la différence absolue entre l'orientation du piéton prédite et l'orientation réelle à l'horizon de prédiction t. Les FOE médianes sont présentées en Figure 5.12.

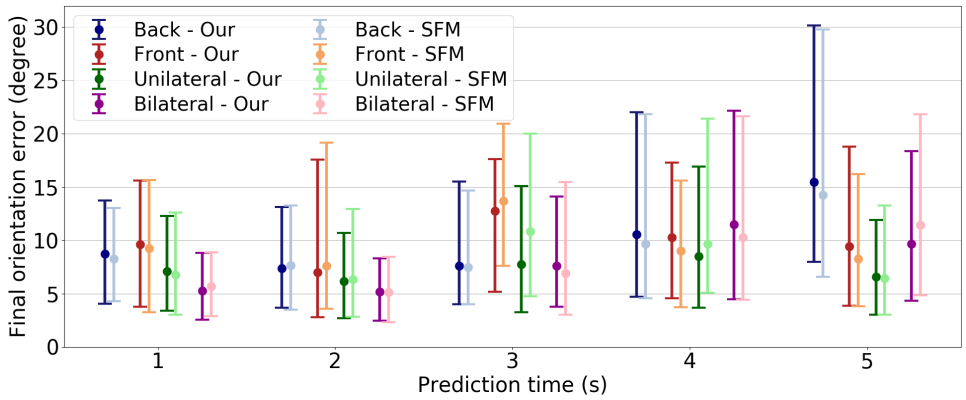


FIGURE 5.12 – Erreurs finales médianes d'orientation et écarts interquartiles, avec le modèle proposé (lignes sombres) et le SFM (lignes claires), pour un temps de prédiction de 1s à 5s et pour chaque scénario d'interaction : arrière (« *back* ») (bleu), frontal (rouge-orange), unilatéral (vert) et bilatéral (violet-rose).

Pour les scénarios frontal (lignes rouges-oranges), unilatéral (lignes vertes) et bilatéral (lignes violettes-roses), le modèle proposé produit des FOE significativement plus petites que le SFM pour des horizons de prédiction de 3s ; 3s et 4s ; et 5s respectivement (p-valeurs < 0.01). Cependant, les différences dans les FOEs médianes des deux modèles sont faibles : de 1° à 3°. Pour les autres horizons de prédiction et pour le scénario arrière (lignes bleues), il n'y a pas de différences statistiquement significatives dans les FOEs produites avec les deux modèles.

Pour l'interaction unilatérale, la FOE médiane avec le SFM augmente de 6,4° à 10,8° durant l'interaction, tandis que la FOE médiane reste presque constante avec le modèle proposé (de 6,2° à 7,7°). Cela confirme les observations faites concernant les interactions latérales en section 5.5.1. Avec le SFM, les piétons simulés dévient de leur trajectoire initiale, ce qui est contraire à ce qui est observé empiriquement et conduit à une erreur plus élevée. Le modèle proposé ne produit aucune déviation pendant une interaction latérale, ce qui est plus proche de la réalité.

Une limite importante dans la façon dont les erreurs de prédiction sont mesurées est qu'elle ne tient pas compte des différentes trajectoires possibles pour un piéton. Dans certains cas, deux piétons se trouvant exactement dans la même situation avec le véhicule peuvent prendre des décisions très différentes. Par exemple, nous avons observé dans le jeu de données que lors d'une interaction latérale, un piéton décide de courir devant la voiture tandis qu'un autre piéton décide de s'arrêter pour laisser passer la voiture. Dans un tel cas, deux trajectoires très différentes peuvent être réalistes pour un piéton donné. Toutefois, si le piéton réel s'arrête, l'erreur sera plus faible pour une trajectoire simulée où l'agent entre en collision avec la voiture que pour une trajectoire simulée où l'agent court devant la voiture et évite la collision.

Nous avons donc complété l'évaluation quantitative par des mesures supplémentaires. Dans chaque simulation et pour chaque piéton, nous avons mesuré la distance d'approche la plus proche entre le piéton et le véhicule, en considérant l'ensemble de l'interaction (similaire à la mesure $MPD(tcross)$ pour l'interaction piéton-piéton définie par [162]). Nous avons ensuite calculé l'erreur sur la distance d'approche la plus proche (DCAE), c'est-à-dire la différence absolue entre la distance d'approche la plus proche mesurée en simulation et la distance d'approche la plus proche dans la vérité terrain. La DCAE mesure la capacité du modèle à prédire la distance minimale maintenue par chaque piéton autour du véhicule. Pour chaque scénario, la DCAE médiane et l'IQR sont indiqués en Figure 5.13. Nous avons utilisé un test U de Mann-Whitney pour déterminer si les erreurs produites par les deux modèles diffèrent de manière significative.

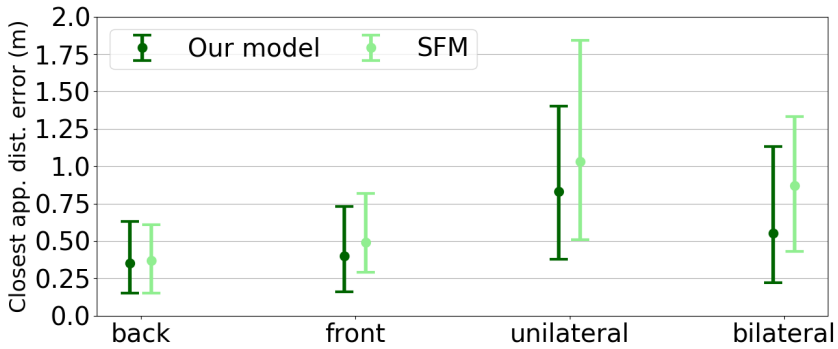


FIGURE 5.13 – Erreurs médianes de distance d'approche la plus proche et écarts interquartiles, avec le modèle proposé (lignes sombres) et le SFM (lignes claires), pour chaque scénario.

Pour le scénario arrière, les deux modèles prédisent avec précision la distance d'approche la plus proche des piétons autour du véhicule. Aucune différence statistiquement significative n'a été constatée dans les DCAE produites avec les deux modèles (p-valeur de 0,9987). Pour les scénarios frontal, unilatéral et bilatéral, le modèle proposé produit des DCAE significativement plus petites que le SFM (p-valeurs de 9.685×10^{-7}, 2.509×10^{-6} et 3.555×10^{-10} respectivement).

Enfin, nous avons calculé le pourcentage d'agents qui sont entrés en collision avec l'AV avec les deux modèles, afin de vérifier qu'il n'y a pas de trajectoires simulées menant à une collision.

Pour chaque scénario, le taux de collision est indiqué dans le Tableau 5.8 :

TABLEAU 5.8 – Taux de collisions entre les piétons simulés et l'AV avec le SFM et le modèle proposé, pour chaque scénario d'interaction.

	Avec le SFM	*Avec le modèle proposé*
Frontal	0 %	0 %
Arrière	0.78 %	0 %
Unilatéral	6.72 %	0.63 %
Bilatéral	5.63 %	0.94 %

Avec le SFM, certaines collisions se sont produites ; de 0 à 6,72% des agents sont entrés en collision avec l'AV, selon le scénario. Les forces du SFM se contrebalancent parfois et produisent des comportements irréalistes. Très peu de collisions ont été observées avec le modèle proposé ; 0% à 0,94% des interactions ont conduit à une collision. Ce résultat est cohérent avec la mise en œuvre du modèle ; les piétons simulés perçoivent l'AV avant qu'il n'atteigne le point de passage et ils ont suffisamment de temps pour éviter la collision. Un faible taux de collision est plus conforme aux observations ; les collisions peuvent se produire dans la vie réelle mais dans les scénarios considérés, cela est très peu probable.

Afin d'avoir une évaluation globale de la précision avec laquelle le modèle proposé prédit les trajectoires des piétons, les erreurs de prédiction obtenues avec le modèle proposé et le SFM sur les 16 interactions sont présentées dans la Figure 5.14.

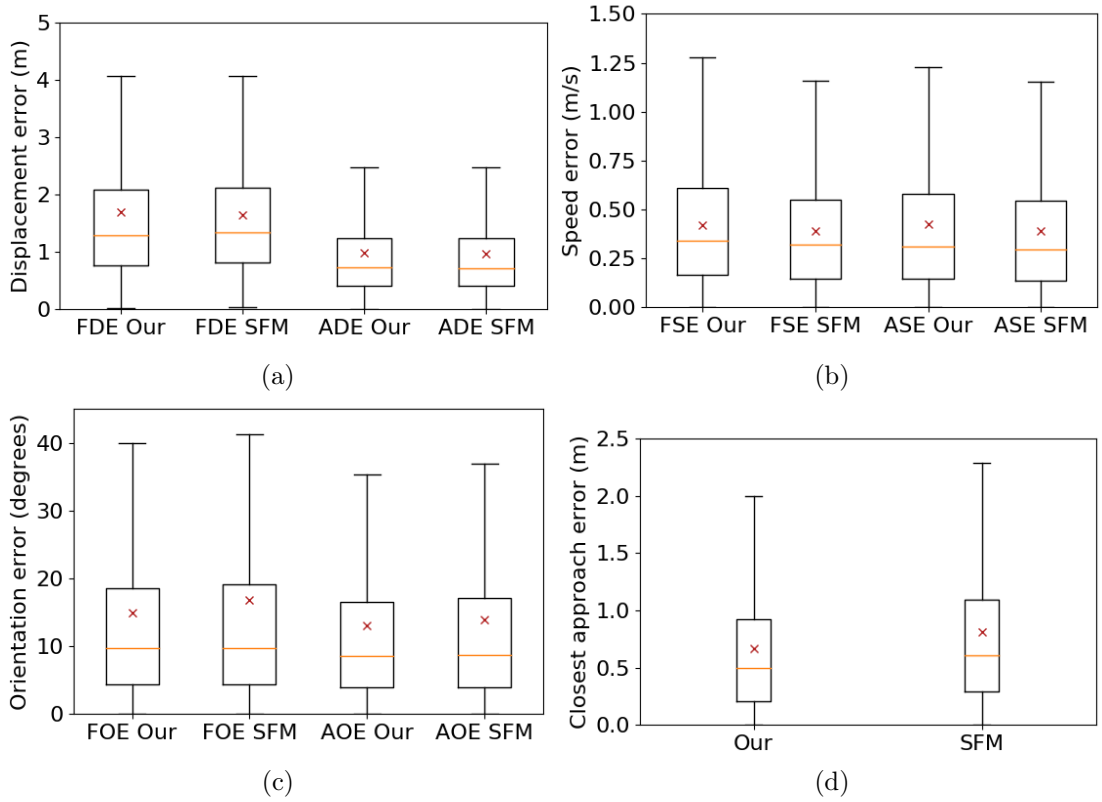


FIGURE 5.14 – Erreurs de prédiction finales et moyennes de (a) déplacement, (b) vitesse et (c) orientation, sur les 16 interactions CITR et à 5s, avec le modèle proposé et le SFM. Les erreurs de prédiction de la distance d'approche la plus proche sont présentées en (d). La boîte s'étend des quartiles Q1 à Q3, avec une ligne à la médiane. Les moustaches indiquent l'étendue des erreurs, et la moyenne est représentée par une croix rouge.

La Figure 5.14 présente les FDE, FSE et FOE après 5s de prédiction. La Figure 5.14 présente également les erreurs de prédiction moyennes du déplacement (ADE), de la vitesse (ASE) et de

l'orientation (AOE) sur les 5 premières secondes de prédiction. Enfin, la Figure 5.14d présente les DCAE.

Des tests U de Mann-Whitney confirment qu'il n'y a pas de différence significative entre les FDE, ADE, ASE et FOE produites par les deux modèles. Pour les FSE, AOE et DCAE, les tests rejettent l'hypothèse nulle et soutiennent l'hypothèse que les erreurs produites par les deux modèles diffèrent significativement (p-valeurs < 0.01). Le modèle proposé est donc meilleur que le SFM pour prédire la distance d'approche la plus proche entre les piétons et le véhicule, ainsi que l'orientation des piétons. Le modèle SFM est meilleur que le modèle proposé pour prédire la vitesse des piétons durant l'interaction.

Tous scénarios confondus, le SFM produit des collisions entre les piétons et le véhicule dans 3,28 % des cas. Le modèle proposé produit 8 fois moins de collisions, avec 0,39 % des agents entrant en collision avec le véhicule.

Avec quelle précision le modèle prédit-il les trajectoires des piétons ? Dans l'ensemble, le modèle proposé a des performances très similaires à celles du SFM pour la prédiction du déplacement, de la vitesse et de l'orientation des piétons, tout en prédisant mieux la distance d'approche autour du véhicule. Le modèle proposé produit aussi des trajectoires plus réalistes en termes de collisions que le SFM seul.

5.5.3 Généralisabilité à de nouveaux scénarios et applicabilité à de la prédiction embarquée (question de recherche 3)

Afin d'évaluer la généralisabilité et l'applicabilité du modèle proposé, nous avons calculé les mêmes mesures que sur le jeu de données CITR, sur le jeu de données Nantes sans recalibration préalable. Les erreurs de prédiction obtenues avec le modèle proposé sur les 19 interactions sont présentées en Figure 5.15 : FDE, FSE et FOE après 5s de prédiction ; ADE, ASE et AOE sur les 5 premières secondes de prédiction ; et DCAE entre les piétons et le véhicule.

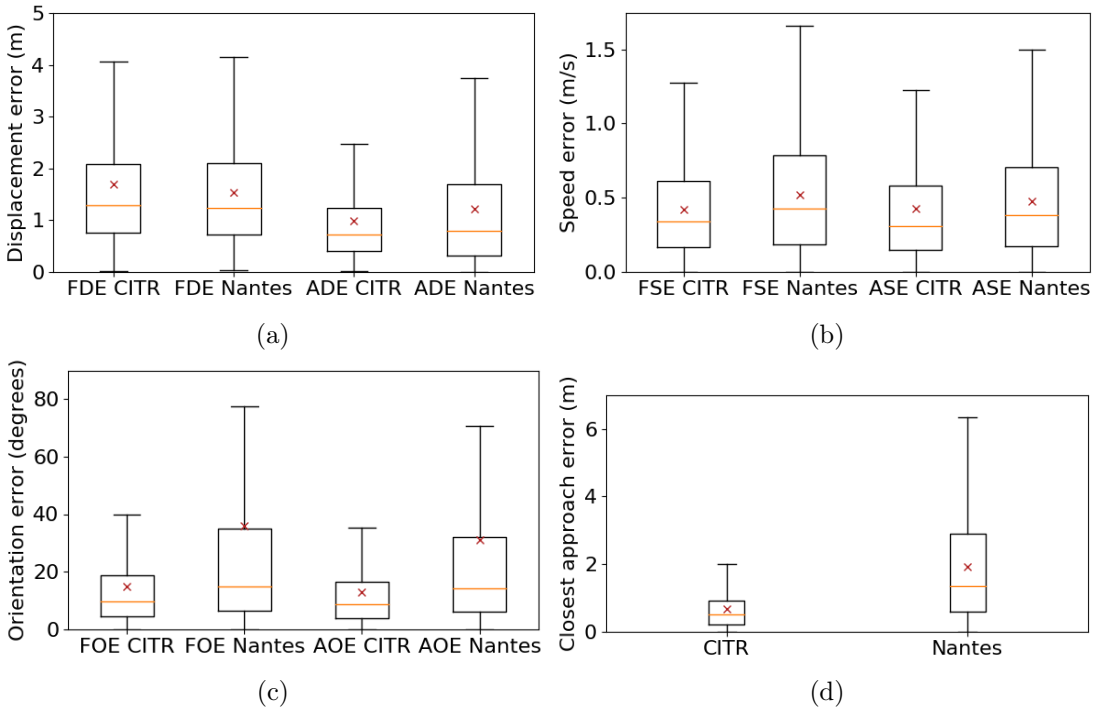


FIGURE 5.15 – Erreurs de prédiction finales et moyennes de (a) déplacement, (b) vitesse et (c) orientation, sur les jeux de données CITR et Nantes et à 5s, avec le modèle proposé. Les erreurs de prédiction de la distance d'approche la plus proche sont présentées en (d). La boîte s'étend des quartiles Q1 à Q3, avec une ligne à la médiane. Les moustaches indiquent l'étendue des erreurs, et la moyenne est représentée par une croix rouge.

Le modèle proposé produit des prédictions moins précises sur le jeu de données de Nantes que sur le jeu de données CITR. Ceci est attendu car le jeu de données CITR a été utilisé pour calibrer le modèle. Cependant, les erreurs de prédiction sur Nantes restent dans une fourchette acceptable : l'ADE moyenne est de 0,99m sur CITR et de 1,21m sur Nantes ; l'ASE moyenne est de 0,43m/s sur CITR et de 0,48m/s sur Nantes ; l'AOE moyenne est de 13° sur CITR et de 31° sur Nantes ; la DCAE moyenne est de 0,67m sur CITR et de 1,93m sur Nantes. Les tests U de Mann-Whitney confirment qu'il existe une différence significative entre les ADE, FSE, FOE, AOE et DCAE (p-valeurs < 0.01) produites sur les deux ensembles de données. Cependant, pour les FDE et ASE, les tests n'ont trouvé aucune différence significative entre les deux jeux de données.

De plus, tous scénarios de Nantes confondus, le modèle proposé produit des collisions entre les piétons et le véhicule dans 0,35% des cas, donc aussi peu que sur le jeu de données CITR.

Le modèle proposé reste fiable pour prédire les vitesses et les mouvements des piétons, même dans un nouveau contexte, et sans recalibration préalable. Cependant, le modèle est plus limité pour la prédiction des orientations des piétons et des distances d'approche autour du véhicule. Pour les distances, cela peut être dû à des différences culturelles. En effet, les distances sociales que les piétons respectent varient avec la culture [88]. Nous avons calibré le modèle sur les données CITR enregistrées aux États-Unis, mais il est possible qu'en France, les distances soient différentes. Le modèle proposé produit des trajectoires qui sont réalistes en termes de collisions avec la voiture.

L'application du modèle sur des données provenant de capteurs embarqués sur la voiture permet d'anticiper certains problèmes qui seront rencontrés lors d'une application réelle. Les problèmes de détection et de traçage, par exemple les piétons non détectés, les piétons détectés en doublon, les piétons perçus tardivement, ont une influence sur la qualité des prédictions. Dans le jeu de données Nantes, tous les piétons ne sont pas perçus et détectés correctement par les capteurs ; certains piétons apparaissent dans les vidéos du jeu de données mais ne sont pas présents dans les trajectoires car n'ont pas été détectés. Par conséquent, certains piétons ne sont pas reproduits dans la simulation et ne sont pas inclus dans les prédictions. Cependant, les trajectoires réelles sont influencées par ces piétons non détectés. Contrairement aux données CITR, où nous avons accès à toutes les informations sur les piétons à tout moment de l'interaction (vision aérienne), dans le jeu de données de Nantes, des prédictions précises sont plus difficiles, car elles sont basées sur des données incomplètes.

De même, dans les vidéos de Nantes, certains obstacles statiques comme des voitures garées sur le côté du parking, limitent les mouvements des piétons. Cependant, ces obstacles ne sont pas présents dans le jeu de données et ne sont donc pas reproduits dans la simulation ou incorporés dans les prédictions.

Enfin, avec le modèle proposé, la simulation fonctionne en temps réel même avec un grand nombre de piétons. À 25Hz, une simulation avec un AV dans une foule de 100 piétons à une densité de 0,5 piéton/m^2 s'exécute en temps réel sur un PC standard (Intel Core i7-7920HQ, 4,10GHz). Le simulateur peut être accéléré pour fonctionner plus rapidement que le temps réel et être utilisé pour des prédictions en direct.

Dans quelle mesure le modèle est-il généralisable à de nouveaux scénarios et applicable à de la prédiction embarquée ? Globalement, le modèle proposé est fiable pour prédire les trajectoires des piétons dans un nouveau contexte, même si le modèle est moins précis sur un nouveau jeu de données que sur le jeu de données utilisé pour la calibration. Le modèle pourrait être utilisé par un AV pour prédire les trajectoires des piétons environnants, couplé à des systèmes de détection et de traçage perfectionnés.

5.6 Synthèse

5.6.1 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons proposé un nouveau modèle expert pour les comportements des piétons face à un AV dans un espace partagé.

La plupart des modèles d'interaction piéton-véhicule ne sont pas adaptés à la prédiction des trajectoires individuelles. Ils n'intègrent pas les différents comportements observés dans divers cas d'interaction en espace partagé, et ne sont pas suffisamment précis et rapides pour être utilisés pour de la prédiction embarquée de trajectoires.

Le modèle combine le SFM avec un nouveau modèle de décision, qui intègre les différentes réactions observées chez les piétons et les groupes de piétons, en utilisant des concepts issus des sciences cognitives et de l'accidentologie. Nous avons implémenté le modèle proposé et effectué une évaluation qualitative et quantitative, en comparant les trajectoires simulées avec des trajectoires réelles. Nous avons évalué la généralisabilité du modèle proposé sur de nouveaux scénarios et son applicabilité pour de la prédiction embarquée.

Nous avons identifié certains comportements de piétons qui n'ont pas été reproduits fidèlement par le SFM : courir pour traverser, s'arrêter pour attendre sans dévier, rester avec son groupe pour éviter l'AV. Le modèle proposé reproduit bien ces différents comportements. La capacité de reproduire des décisions qui ne peuvent pas être exprimées par une superposition de forces est nécessaire lorsqu'il s'agit de comportements piétons complexes. De plus, le modèle proposé est plus performant que le SFM pour prédire la distance d'approche des piétons autour de l'AV dans les interactions fondamentales. En outre, le modèle proposé produit moins de collisions que le SFM, tout en maintenant une précision similaire dans la prédiction du déplacement, de la vitesse et de l'orientation des piétons. Le modèle ne nécessite pas de grandes quantités de données pour générer des prédictions de trajectoires précises et explicables en temps réel.

Le modèle proposé s'est bien généralisé à un nouvel ensemble de données, sans recalibration préalable. L'évaluation de la précision du modèle sur un ensemble de données enregistrées à partir de capteurs embarqués montre que le modèle est applicable pour la prédiction à bord du véhicule des trajectoires des piétons environnants, en temps réel. De plus, cette évaluation permet d'anticiper les problèmes qui seront rencontrés lors de l'application du modèle à des cas réels.

5.6.2 Leçons apprises

Ce travail a permis de tirer des leçons qui peuvent être appliquées à d'autres travaux.

— Si les prédictions doivent être utilisées pour la prise de décision par un AV, il est essentiel que le modèle soit transparent et que les trajectoires prédites soient explicables pour des questions éthiques ou légales. En outre, notre travail montre que la génération de trajectoires explicables est cruciale pour évaluer le réalisme des prédictions, car les mesures d'erreurs seules sont insuffisantes pour évaluer le réalisme d'un modèle. Les erreurs de prédiction couramment utilisées pour évaluer les modèles sont utiles mais ne doivent pas être utilisées seules. Il arrive que deux trajectoires prédites produisent des erreurs de prédiction similaires, alors que l'une est plus réaliste que l'autre, qui produit une collision par exemple. Il est donc important de procéder à une évaluation à la fois qualitative et quantitative, et de disposer de modèles et de résultats explicables.

— Alors qu'en simulation un scénario peut être répété de nombreuses fois afin de générer plusieurs trajectoires possibles, les trajectoires réelles des piétons sont rarement répétées dans les jeux de données. Il est donc difficile de savoir si, compte tenu des mêmes conditions extérieures, la trajectoire empruntée par le piéton aurait été exactement la même en répétant l'expérience. De plus, les trajectoires des piétons sont souvent interdépendantes : si la trajectoire d'un piéton change, cela aura un impact sur les trajectoires de ses voisins. Cela confirme que l'évaluation du réalisme d'un modèle devrait également impliquer

la comparaison d'autres comportements que les trajectoires, comme la comparaison des distances sociales maintenues entre les piétons et l'AV.

— La qualité de la prédiction de la trajectoire dépend fortement de la qualité de la détection et du traçage des piétons. Les problèmes de détection et de traçage affecteront la qualité de la prédiction, car chaque piéton influence les trajectoires des autres piétons alentour. Pour faire progresser les développements relatifs aux AVs, il est important que les domaines de la modélisation et de la prédiction et ceux de la détection et du traçage progressent ensemble.

— Les données sur le comportement des piétons face aux AVs sont limitées car les expériences avec des AVs en contact étroit avec des humains ne sont pas faciles à organiser et peuvent être risquées. Ce manque de données entrave le développement de systèmes de navigation en foule. Une approche experte comme celle que nous proposons dans ce chapitre est une première étape pour surmonter ce problème. Un modèle expert permet de créer une foule de piétons et un AV simulés, même en l'absence de nombreuses données du monde réel. La foule simulée peut être utilisée pour tester des systèmes de navigation AV afin de proposer une navigation sûre, avant de pouvoir naviguer en foule et enregistrer des données de foules réelles. Des approches basées sur les données pourront ensuite être utilisées seules ou dans des modèles hybrides pour améliorer les prédictions, comme le suggèrent les auteurs de [40]. Cette application du modèle proposé à des fins de test de systèmes de navigation AV dans des foules simulées est discutée dans le chapitre suivant.

Chapitre 6

SPACiSS : un simulateur de piétons réalistes pour tester la navigation d'un véhicule autonome en espace partagé

Ce chapitre présente le simulateur SPACiSS, l'extension de Pedsim_ros que nous proposons pour simuler des piétons en espace partagé avec un AV. SPACiSS est la quatrième contribution de la thèse. Le chapitre est organisé de la façon suivante. Nous rappelons l'importance de disposer d'un simulateur intégrant des comportements piétons réalistes afin de tester des systèmes de navigation autonome en section 6.1. Dans la section 6.2, nous présentons le simulateur SPACiSS, son implémentation et son architecture. Nous illustrons ensuite en section 6.3 l'utilisation de SPACiSS pour tester et valider un système de navigation en espaces partagés. Nous présentons notamment le système de navigation testé, le processus expérimental de test et les métriques de performance utilisées pour la validation. La section 6.4 analyse les principaux résultats de validation obtenus. Enfin, les conclusions sont discutées en section 6.5.

Le travail de test et de validation du système de navigation avec SPACiSS, présenté en sections 6.3 et 6.4, est issu d'une collaboration avec Maria Kabtoul, doctorante financée par le projet HIANIC. La répartition des tâches a été la suivante. J'ai conçu et implémenté le simulateur. Maria Kabtoul a développé le système de navigation testé (section 6.3.1). Nous avons toutes les deux travaillé à l'élaboration des expérimentations et de métriques de validation adaptées à un environnement partagé (sections 6.3.2 et 6.3.3). J'ai calculé les métriques et produit les résultats présentés en section 6.4.

Cette collaboration apparaît aussi dans la thèse de Maria Kabtoul et va donner lieu à un article en cours de rédaction pour le journal IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.

6.1 Introduction

Le développement d'un système de navigation de véhicules entièrement autonomes parmi des piétons est actuellement une question critique. Une fois conçu, un tel système doit être testé et validé avant de laisser un système potentiellement dangereux tel que les AVs, naviguer à proximité des humains. Cependant, le test de systèmes de navigation en foule est entravé par la difficulté à mettre en place des expérimentations réelles avec des AVs en contact avec les humains, qui sont difficiles à organiser et peuvent être risquées. La simulation est d'une grande aide pour surmonter ce problème. Elle permet de créer des foules de piétons virtuelles où un système de navigation autonome peut être testé, en toute sécurité et de manière répétée. De plus, les coûts de recherche pour développer des systèmes de navigation sont réduits en utilisant la simulation.

Cependant, les simulateurs existants sont limités. D'une part les simulateurs conçus pour des tests d'AVs n'intègrent qu'un comportement très simple pour les piétons. D'autre part, les simulateurs qui se concentrent sur les piétons ne sont pas conçus pour tester des systèmes de

navigation autonome. Il est donc nécessaire de disposer d'un simulateur avec des comportements piétons réalistes dans diverses situations d'interaction, et qui permette de tester des systèmes de navigation d'AVs en toute sécurité.

Dans ce chapitre, nous proposons SPACiSS, pour *Simulator for Pedestrians and an Autonomous Car in Shared Spaces*. Il s'agit d'un simulateur open source et compatible avec ROS [182] (framework pour le développement de logiciels robotiques) pour le test de systèmes de navigation autonome parmi les piétons. L'approche proposée consiste à adapter Pedsim_ros, un simulateur de foule existant compatible ROS, au contexte des espaces partagés avec des AVs. Le simulateur SPACiSS hérite des fonctionnalités de Pedsim_ros et y ajoute les modèles préalablement proposés et validés dans les chapitres 3, 4 et 5. SPACiSS permet ainsi de représenter des scènes d'espaces partagés avec des comportements piétons hétérogènes et réalistes. La navigation du véhicule dans la simulation peut être contrôlée avec un système de navigation externe, développé indépendamment du simulateur, afin d'être testée et validée.

Après une présentation de SPACiSS, son utilisation pour le test et la validation d'un système de navigation est illustrée sur un cas concret. Grâce au simulateur proposé, un environnement de test virtuel est développé et un large éventail de scénarios d'interaction en espace partagé est testé. La performance du système de navigation est ensuite validée sur trois aspects : la sécurité du mouvement, l'efficacité de la trajectoire et le confort des piétons. Ces trois aspects de la navigation sont analysés en utilisant un ensemble de métriques couramment utilisées, que nous avons ajustées pour la navigation parmi des piétons.

6.2 Présentation du simulateur

Nous avons précédemment proposé de nouveaux modèles pour les piétons dans les espaces ouverts, pour différents types de groupes de piétons et pour les interactions piéton-AV. Ces nouveaux modèles ont été implémenté en C++ dans un simulateur que nous avons nommé SPACiSS. Nous avons développé SPACiSS sur la base de Pedsim_ros [161], un simulateur de foule open source existant, compatible avec ROS. Pedsim_ros est lui-même basé sur la bibliothèque open source PEDSIM [84], permettant de simuler des foules avec le SFM (voir Figure 6.1). Le simulateur final SPACiSS que nous proposons est open source et à disposition sur GitHub [179].

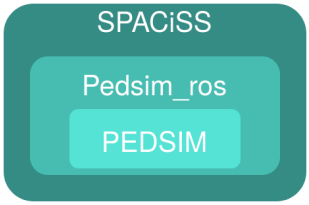


FIGURE 6.1 – Simulateur proposé SPACiSS [179], basé sur le simulateur Pedsim_ros [161], lui-même basé sur la bibliothèque PEDSIM [84].

6.2.1 Modélisation UML et implémentation du modèle piéton

UML (*Unified Modeling Language*) [195] est un langage de modélisation graphique pour la conception et la mise en œuvre de systèmes logiciels. Nous avons choisi d'utiliser UML et non AML (*Agent Modeling Language*) [214] ou le protocole ODD (Overview, Design concepts, and Details) [85] car UML est largement répandu et apporte une compréhension rapide du modèle, même pour des personnes ne connaissant pas les systèmes basés agents. De plus, UML est suffisamment riche pour décrire le modèle proposé.

Fonctionnement de ROS

ROS est l'abbréviation de Robot Operating System. Il s'agit d'un cadre pour le développement de logiciels pour robots [182]. ROS fournit un ensemble d'outils open source permettant de réduire le temps de développement des systèmes robotiques. ROS est largement utilisé dans la communauté robotique depuis sa création en 2007 au Stanford Artificial Intelligence Laboratory. Depuis 2013, ROS est géré par l'Open Source Robotics Foundation, une organisation à but non lucratif fondée par des membres de la communauté robotique mondiale.

Le *package* est l'unité principale d'organisation des logiciels dans ROS. Chaque *package* correspond à un *node* ROS ou un ensemble de nodes ROS. Un *node* est un processus exécutable, qui peut communiquer avec d'autres nodes en publiant ou en recevant des *messages* sur des *topics*, comme présenté en Figure 6.2. Un *message* est une structure de données, composée d'un ensemble de champs typés. Les *topics* permettent une communication unidirectionnelle entre nodes. Ils sont basés sur un mécanisme de publication et d'abonnement : les nodes qui produisent des données les publient sous forme de messages sur un topic, et les nodes ayant besoin de ces données s'abonnent au topic afin de recevoir les messages. Un second moyen de communication entre les nodes existe, via des *services*. Un *service* permet une communication bidirectionelle entre nodes, avec une requête suivie d'une réponse.

FIGURE 6.2 – Illustration de la communication entre nodes dans ROS.

Packages de SPACiSS

SPACiSS est compatible avec les versions ROS Kinetic Kame (publiée en 2016) et ROS Melodic Morenia (publiée en 2018), deux versions de ROS stables et largement utilisées dans la communauté robotique. L'avantage d'une compatibilité avec ROS est que notre simulateur SPACiSS peut être facilement combiné avec tout outil robotique développé dans le cadre ROS. De nombreux packages ROS libres d'utilisation ont été développés par la communauté robotique et sont disponibles pour la perception et la navigation de robots par exemple.

SPACiSS a une architecture modulaire et se compose de 10 packages ROS, présentés en Figure 6.3. Chaque package est dédié à une fonctionnalité :

- *spencer_pkg* contient le code nécessaire à la détection, au tracking et à la visualisation des agents ;
- *libpedsim* contient la bibliothèque PEDSIM ;
- *experimental_package* contient des scénarios d'espaces partagés que nous avons définis ;
- 7 packages *pedsim_...* contiennent les extensions relatives à Pedsim_ros et à SPACiSS :
  - *pedsim_srvs* contient la définition des services utilisés par les nodes pour communiquer entre eux.
  - *pedsim_msgs* regroupe la définition des messages utilisés par les nodes pour communiquer entre eux.
  - *pedsim_simulator* gère la simulation de tous les agents de la scène.
  - *pedsim_utils* regroupe des utilitaires utilisés par plusieurs packages, notamment pour des conversions géométriques.
  - *pedsim_sensors* contient le code nécessaire à la simulation des capteurs de l'AV.

— *pedsim_ visualizer* permet la visualisation en direct de la simulation avec Rviz, un outil ROS de visualisation 3D.
— *pedsim_ ros* est un métapackage qui ne contient pas de code ou de fichiers, mais permet de regrouper tous les packages apparentés.

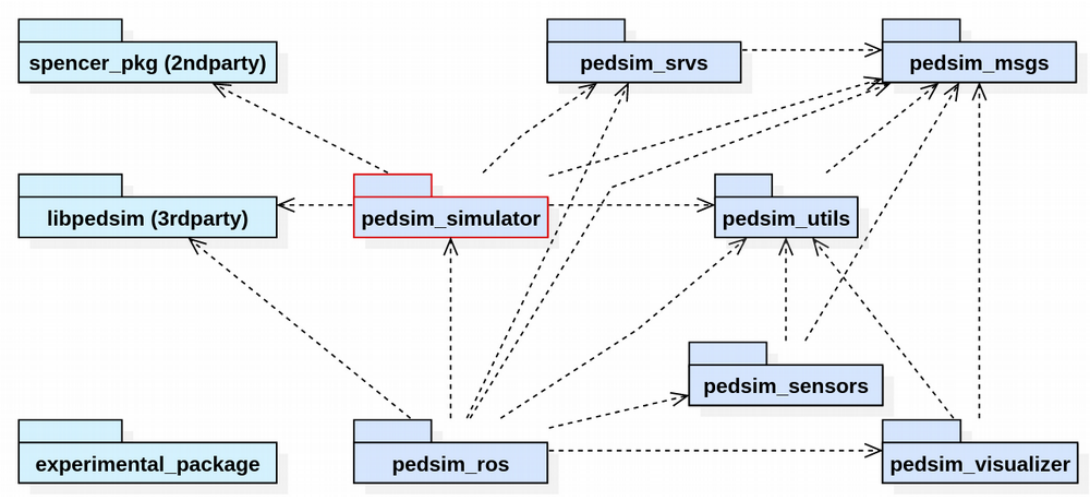


FIGURE 6.3 – Diagramme UML de packages représentant les dépendances entre les packages composant SPACiSS.

Nous détaillons uniquement les packages contenant l'implémentation du modèle : *libpedsim* et son extension *pedsim_ simulator*. Nous avons principalement adapté *pedsim_ simulator*.

Package *libpedsim*

Le package *libpedsim* contient la bibliothèque PEDSIM [84], c'est-à-dire les classes de base pour simuler des foules avec le SFM. Nous avons utilisé ce package sans le modifier. Le package est expliqué car les classes qu'il contient servent de base au reste du modèle.

Une diagramme UML de classes simplifié du package *libpedsim* est présenté en Figure 6.4.

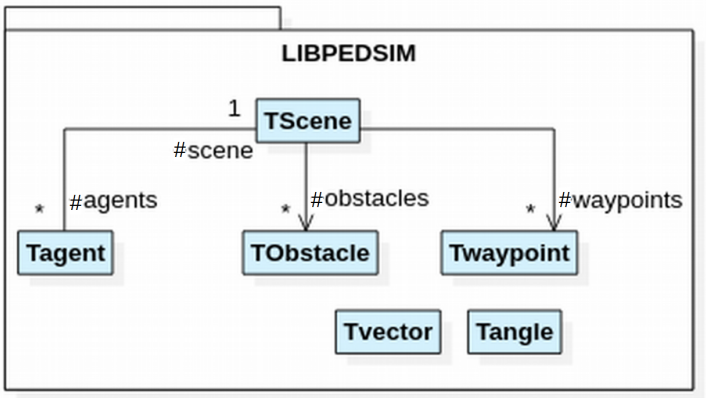


FIGURE 6.4 – Diagramme UML de classes simplifié du package *libpedsim* dans SPACiSS.

Une version plus complète du diagramme est disponible en Annexe E. Les constructeurs et destructeurs, les getters et setters, les méthodes de type add et remove, ainsi que les opérateurs surchargés ne sont pas spécifiés par souci de simplicité. Certaines classes ne sont pas utilisées et ne sont donc pas présentées dans le diagramme, comme la classe Ttree par exemple qui est réservée à la modélisation de foules très importantes (> 1000 agents).

Le diagramme comprend 6 classes. La classe *Tagent* est la classe principale de la bibliothèque ; elle représente un agent avec notamment sa position et sa vitesse. Chaque *Tagent* a un type

déterminant s'il est un piéton ou un robot. Un *Tagent*, se déplace dans la *Tscene*, de *Twaypoint* en *Twaypoint* et interagit avec des *Tobstacle* et d'autres *Tagent*. La classe *Tscene* contient la représentation spatiale du monde dans lequel vivent les agents. Un *Twaypoint* assigné à un agent est un point par lequel l'agent doit passer. Un *Twaypoint* a un comportement donné ; il peut agir comme un « simple » point de passage, comme un point « source » (où les agents apparaissent) ou comme un point « puit » (où les agents disparaissent). Un *Tobstacle* est un mur avec des coordonnées de début et de fin. Enfin, les classes *Tvector* et *Tangle* sont des classes de support pour les représentations géométriques récurrentes, de sorte qu'on puisse les manipuler facilement.

Package *pedsim_ simulator*

Le package *pedsim_ simulator* est la partie la plus importante de SPACiSS. Ce package étend le package *libpedsim* avec de nouvelles classes correspondant au modèle piéton et gère la simulation de tous les agents de la scène. Le package *pedsim_ simulator* est issu de Pedsim_ros [161]. Nous avons adapté les classes de ce package afin d'implémenter les nouveaux modèles proposés en chapitres 3, 4 et 5. Le package entier est décrit car aucune documentation des classes de Pedsim_ros n'a été trouvée et toutes les classes ont été modifiées.

Une diagramme UML de classes simplifié du package *pedsim_ simulator* est présenté en Figure 6.5. Une version plus complète du diagramme est disponible en Annexes F et G.

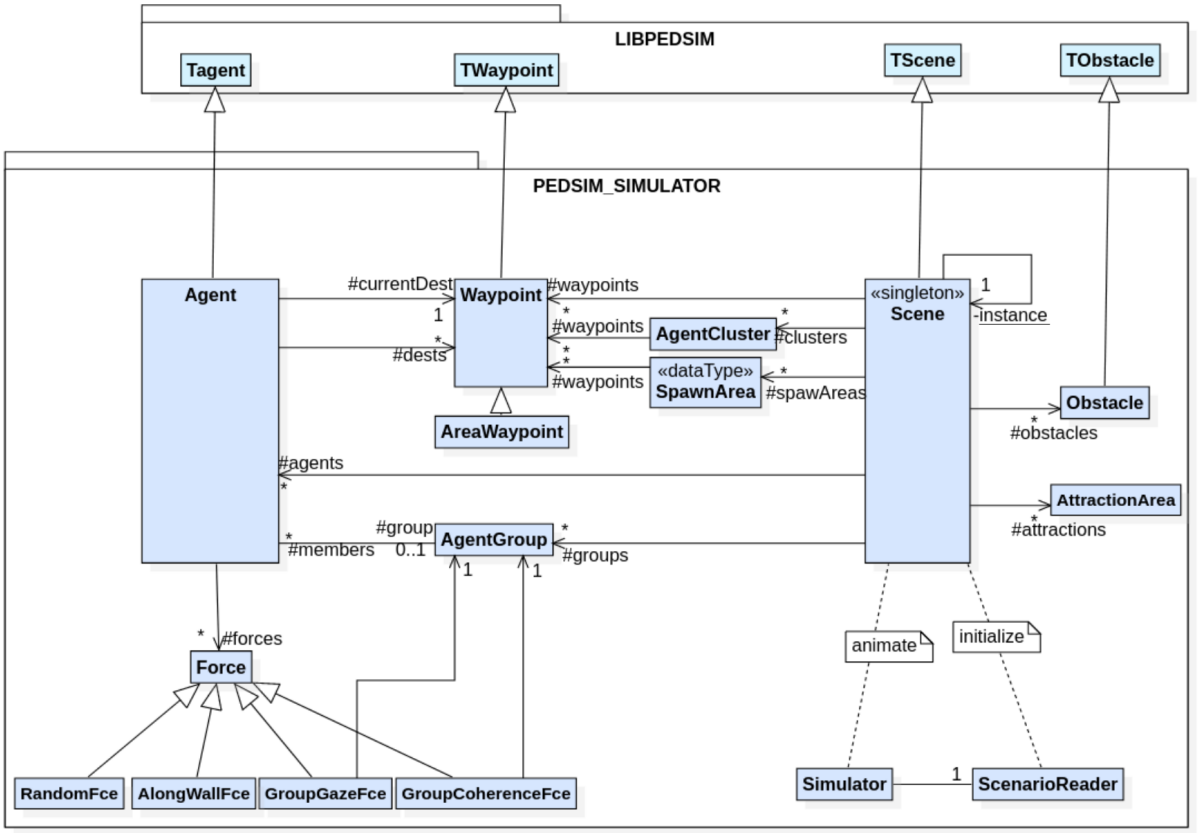


FIGURE 6.5 – Diagramme UML de classes simplifié du package *pedsim_ simulator* dans SPACiSS.

Le diagramme comprend 16 classes. La classe *Scene* est un singleton qui étend *Tscene*. Elle contient la représentation statique du monde : un ensemble d'*Obstacle*, d'*AttractionArea*, d'*AgentCluster*, de *SpawnArea* et de *Waypoint*.

Un *Obstacle* est un mur. Une *AttractionArea* est une zone d'attraction, qui peut représenter des boutiques ou des zones avec du mobilier urbain, c'est-à-dire toute zone par laquelle les piétons peuvent être attirés et passer du temps avant de poursuivre leur trajectoire. Un *AgentCluster* définit la génération d'un paquet d'agents en début de simulation. Chaque *AgentCluster* spécifie

une zone de départ commune aux agents du paquet, le nombre d'agents générés dans cette zone de départ, les caractéristiques des agents générés et leurs destinations. Une *SpawnArea* est une zone dans laquelle de nouveaux agents apparaissent à intervalle régulier durant la simulation. Un *Waypoint* est une destination (ou un point de passage) pour les agents. Une spécialisation de *Waypoint* est utilisée avec la classe *AreaWaypoint*, qui représente des zones de destination à atteindre, plutôt que des points.

La *Scene* contient aussi la représentation dynamique du monde : un ensemble d'*Agent* et un ensemble d'*AgentGroup*.

Un *Agent* est un piéton (ou l'AV) et a un ensemble de *Waypoint* qui sont ses destinations successives. Chaque *Agent* piéton a un objectif de déplacement, qui peut être « travail » ou « loisir ». Cet objectif influence sa vitesse et son comportement : ceux qui ont un objectif de « travail » marchent plus rapidement et font moins d'arrêts aux points d'attractions que ceux qui ont un objectif de « loisir ». Un *Agent* peut se déplacer en groupe social avec d'autres agents, constituant ainsi un *AgentGroup*. Chaque *Agent* a un ensemble de *Force*, qui correspondent aux forces qui ont été ajoutées au SFM original. La force *RandomFce* empêche les agents d'avoir une trajectoire trop rigide. La force *AlongWallFce* pousse les agents à contourner les obstacles au lieu de simplement rester à distance. Les forces *GroupGazeFce* et *GroupCoherenceFce* sont appliquées uniquement aux agents appartenant à un groupe et permettent à l'*AgentGroup* de maintenir sa formation.

Enfin, la classe *ScenarioReader* initialise la *Scene* à partir d'un fichier définissant un scénario. La classe *Simulator* permet d'exécuter la simulation en animant la *Scene* à chaque pas de temps.

Aperçu de l'exécution d'une simulation

La simulation est exécutée dans un node ROS nommé *pedsim_simulator*. Un aperçu de l'initialisation et de l'exécution d'une simulation est détaillé avec des diagrammes UML de séquences en Annexes H et I.

Le simulateur prend en paramètre un fichier XML décrivant un *scénario*. Il contient la définition de la scène : obstacles, zones d'attraction, zones de génération des agents, destinations, caractéristiques des agents, etc. Le simulateur prend en second paramètre un fichier XML décrivant la *configuration* de la simulation : pas de temps de simulation, facteur d'accélération, visualisation activée ou non, distraction des agents activée ou non, présence de groupes ou non, etc. Les différents paramètres pour les deux fichiers XML en entrée sont détaillés en section 6.2.3. La scène et les différentes entités la composant (obstacles, zones d'attraction, agents, etc.) sont instanciées à partir du scénario d'entrée, puis la simulation est initialisée avec la scène et la configuration d'entrée.

La simulation est ensuite exécutée. À chaque pas de temps de simulation, la méthode *moveAllAgents()* de la scène est appelée et chaque agent réalise un cycle perception-cognition-action. Lors de la phase de perception, chaque agent met à jour son niveau de distraction si nécessaire, ce qui modifie les distances de perception de l'agent. Chaque agent met ensuite à jour sa liste de voisins et sa liste d'obstacles perçus. Dans un deuxième temps, chaque agent applique le SFM, en calculant l'ensemble des forces qui s'exercent sur lui. Si l'agent perçoit l'AV, il applique le modèle de décision proposé en chapitre 5. Enfin, chaque agent utilise l'accélération calculée à partir des forces pour mettre à jour sa vitesse et sa position, et se déplace dans la scène.

À chaque pas de temps de simulation, le node *pedsim_simulator* publie des messages contenant les informations actualisées de la simulation sur des topics ROS. Le node *pedsim_visualizer* s'abonne aux topics correspondants et convertit les messages en messages de visualisation interprétables par Rviz, un node ROS permettant une visualisation 3D. Les différents nodes et la communication entre eux est illustrée en Figure 6.6.

Cela permet une visualisation de la scène en temps réel durant la simulation, comme le montre la Figure 6.7. Les données d'exécution d'une simulation peuvent aussi être sauvegardées en enregistrant les messages publiés par le node *pedsim_simulator* avec l'utilitaire ROS *rosbag*. Une fois la simulation terminée, toutes les trajectoires des agents peuvent ainsi être traitées et

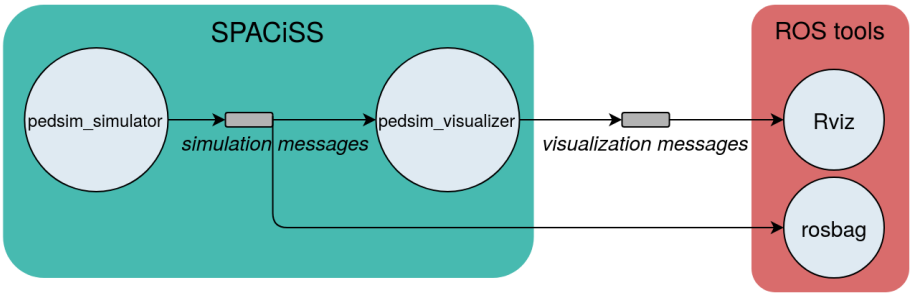


FIGURE 6.6 – Nodes ROS exécutés durant une simulation avec SPACiSS.

analysées post-simulation.

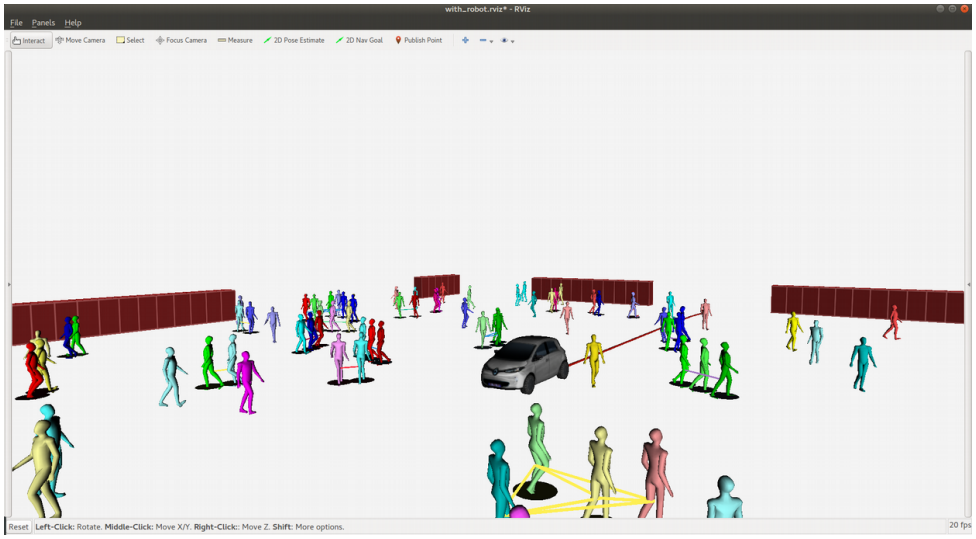


FIGURE 6.7 – Visualisation d'une simulation avec Rviz.

6.2.2 Implémentation d'un modèle AV

Afin de pouvoir simuler les réactions des piétons à un AV, des déplacements réalistes de l'AV dans la scène sont nécessaires. C'est pourquoi, bien que ce ne soit pas le sujet de cette thèse, un modèle de voiture a été mis en place dans SPACiSS pour représenter l'AV comme un agent avec sa taille spécifique, ses perceptions et ses contraintes cinématiques.

La voiture Renault Zoé, visible sur la Figure 6.8a, est utilisée pour le modèle de l'AV, car ce véhicule sera utilisé pour des expérimentations réelles dans de futurs travaux du projet HIANIC. Cependant, le modèle peut facilement être configuré pour représenter tout type de véhicule. Un modèle 3D de l'AV, créé par l'équipe Chroma d'Inria, est utilisé pour la visualisation dans SPACiSS (Figure 6.8b). Dans le simulateur, l'AV est modélisé comme un *Agent* de type « *ROBOT* », défini par sa position, au milieu des 4 roues, et par une ellipse englobante (Figure 6.8c).

Les capacités de perception de l'AV ont été discutées avec certains membres du projet HIANIC en charge de cet aspect. Dans la configuration actuellement décidée, l'AV perçoit dans toutes les directions, c'est-à-dire à 360°, sur une distance de 10 mètres. Ce type de perception peut être obtenu avec un LIDAR (*LIght Detection And Ranging*) placé sur le toit du véhicule et combinés à des caméras. Un LIDAR permet une visualisation 3D à 360° sur plusieurs dizaines de mètres. Il émet des impulsions laser à intervalle régulier et crée une carte de nuages de points, qui décrit les objets dans l'espace autour du véhicule. La zone de perception de l'AV simulé peut être facilement configurée pour représenter d'autres systèmes de perception.

Dans SPACiSS, la navigation de l'AV peut être contrôlée de deux façons différentes :

(a) (b) (c)

FIGURE 6.8 – Voiture Renault Zoé utilisée pour (a) les expérimentations [43] et modèles de l'AV Renault Zoé utilisés pour (b) la visualisation et (c) la simulation.

1. via un contrôle interne. Les mouvements de l'AV dans la simulation sont calculés en utilisant le SFM, comme pour les piétons. Avec ce mode, les contraintes cinématiques et dynamiques de l'AV doivent être gérées dans le simulateur.
2. via un contrôle externe. Les mouvements de l'AV dans la simulation sont contrôlés par l'envoi de commandes ROS depuis l'extérieur du simulateur. Ce mode de navigation est utile pour tester des systèmes de navigation développés indépendamment du simulateur.

Contrôle interne

Si le contrôle interne est activé, l'AV fonctionne comme un agent piéton : à chaque pas de temps de simulation, l'AV suit le cycle perception-décision-action.

Lors de la phase de perception, l'AV met à jour sa liste de piétons perçus et sa liste d'obstacles perçus dans sa zone de perception. Dans un deuxième temps, l'AV applique le SFM, en calculant l'ensemble des forces qui s'appliquent sur lui. La force de désir permet à l'AV de se déplacer vers sa destination, la force répulsive permet d'éviter les obstacles et la force sociale permet d'éviter les piétons. Selon le comportement de navigation souhaité, certaines forces peuvent être désactivées. La force sociale peut par exemple être désactivée afin que le véhicule se dirige directement vers sa destination, en essayant d'éviter les obstacles mais sans éviter les piétons. Enfin, l'AV utilise l'accélération calculée à partir des forces pour mettre à jour sa vitesse et sa position, et se déplacer dans la scène. La navigation parmi les piétons impose au véhicule une vitesse faible et une accélération limitée. Dans le modèle, la vitesse maximale de l'AV est configurable avec comme valeur par défaut la vitesse maximale autorisée dans la plupart des espaces partagés [114], soit 20 km/h. L'accélération de l'AV simulée est limitée à 2 m/s^2, valeur maximale conseillée pour une navigation confortable [208].

De par leur conception, les voitures ne sont pas holonomes : elles ne peuvent que se déplacer instantanément que d'avant en arrière et non latéralement, ce qui rend certaines trajectoires irréalisables (voir Figure 6.9). Le modèle de mouvement utilisé pour les agents a donc été adapté pour prendre en compte cette contrainte pour l'AV.

Pour représenter cette contrainte, la vitesse angulaire de la voiture, c.-à-d. son degré de changement de direction dans le temps, est limitée dans le modèle. En tenant compte des caractéristiques techniques du véhicule issues de la brochure Renault [187] : diamètre de braquage entre deux trottoirs, empattement (distance ente les essieux avant et arrière) et largeur (distance entre les deux roues d'un même essieu), la vitesse angulaire maximale de l'AV à faible vitesse a été estimée à 0,25 rad/s.

Contrôle externe

Si le contrôle externe est activé, la navigation de l'AV est contrôlée depuis l'extérieur du simulateur, par un système de navigation ROS. Le système de navigation peut être n'importe quel node ou ensemble de nodes, qui émet des commandes de vélocité. Cela peut être réalisé en publiant manuellement des commandes via la console Linux ou avec un programme indépendant

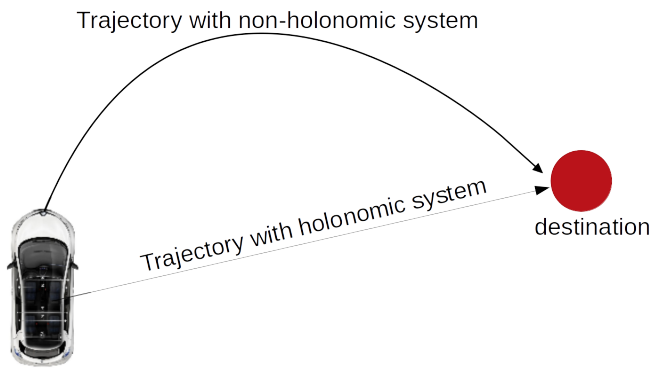


FIGURE 6.9 – Illustration des trajectoires réalisables pour un système holonome et pour un système non-holonome.

du simulateur, qui est simplement connecté au simulateur en publiant et en s'abonnant aux topics ROS appropriés. Le simulateur sert alors de source de perception et de support d'action pour le système de navigation, comme présenté en Figure 6.10.

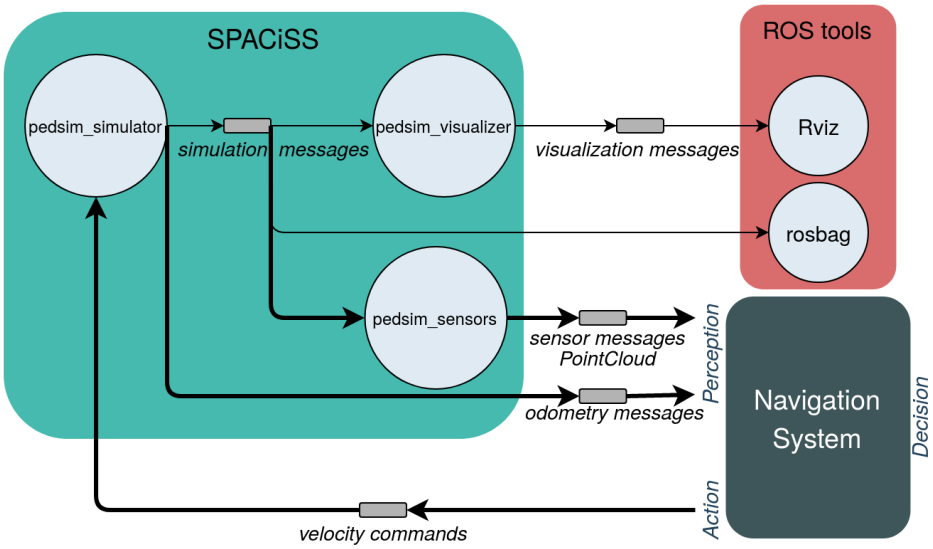


FIGURE 6.10 – Nodes ROS exécutés durant une simulation avec SPACiSS, avec l'AV contrôlée depuis l'extérieur du simulateur.

À chaque pas de temps, le node *pedsim_simulator* publie des messages contenant les informations de la simulation. Il publie également une estimation de la position et de la vitesse de l'AV dans la scène sous forme de message d'odométrie. Pour chaque piéton dans la zone de perception de l'AV dans la scène, le node *pedsim_sensors* transforme les informations du piéton en scans laser 3D, c'est-à-dire en nuages de points. Le node *pedsim_sensors* publie ensuite ces nuages de points sur un topic, permettant de simuler la perception des capteurs radar de l'AV.

Ces informations servent de source de perception au système de navigation. Le système s'abonne au topic pour obtenir les nuages de points correspondant aux piétons environnants et peut ainsi les intégrer dans la planification de sa trajectoire. Le système de navigation s'abonne également au topic d'odométrie, afin de connaître la position actuelle de l'AV dans la scène.

La phase de décision et cognition de l'AV est la responsabilité du système de navigation, développé en dehors de SPACiSS. Le système de navigation calcule des commandes de vélocité et les publie dans un format spécifié par ROS. Chaque commande envoyée à l'AV comporte un vecteur de vitesse linéaire et un vecteur de vitesse angulaire.

À chaque pas de temps, le node *pedsim_simulator* récupère les commandes de vélocité publiées par le système de navigation. Les commandes sont converties en une nouvelle position et

une nouvelle vitesse pour l'AV simulé, qui se déplace en conséquence dans la scène.

Grâce à la boucle d'interaction apparaissant en gras dans la Figure 6.10, le système de navigation peut intégrer les piétons simulés dans la planification, et les piétons simulés réagissent aux mouvements de l'AV dans SPACiSS en temps réel. Cette architecture convient donc pour tester des systèmes de navigation AV dans des foules simulées et dans plusieurs scénarios avec des obstacles statiques, des piétons et un AV. Le système de navigation étant compatible avec ROS, il peut ensuite être facilement transférés à un vrai AV pour des expériences dans le monde réel.

6.2.3 Paramètres configurables dans le simulateur

SPACiSS permet de modéliser divers scénarios d'espaces partagés, et d'exécuter une simulation avec différentes configurations. Les Tableaux 6.1 et 6.2 résument les principaux paramètres qui peuvent être ajustés dans le scénario et dans la configuration du simulateur.

TABLEAU 6.1 – Paramètres d'un scénario avec SPACiSS.

Paramètre	**Valeur**
Mur (*Obstacle*)	position début position fin
Zone d'attraction (*AttractionZone*)	position taille force d'attraction
Destination (*Waypoint*)	position taille comportement (simple, source ou puits)
Agents (*AgentCluster*)	position nombre d'agents distribution autour de la position type d'agents (piéton ou AV) objectif (travail ou loisir) destinations
Zone d'apparition (*SpawnArea*)	position nombre d'agents distribution autour de la position type d'agents (piéton ou AV) objectif (travail ou loisir) destinations

De nombreux scénarios d'espaces partagés peuvent être élaborés, en ajustant les éléments liés à l'environnement (murs, zones attraction), à la foule (agents, zones d'apparitions, destinations) ou à l'AV. Un même scénario peut être exécuté avec différentes configurations. De plus, il est important de noter que le modèle de mouvement des piétons dans le simulateur est stochastique. Un même scénario de simulation peut être répété plusieurs fois, afin de tester la robustesse du système de navigation AV dans un scénario donné. Afin d'effectuer des tests massifs, plusieurs nodes *pedsim_simulator* peuvent être exécutés en parallèle.

TABLEAU 6.2 – Paramètres d'une configuration de simulation avec SPACiSS.

Exécution de la simulation	Pas de temps (Hz) Facteur d'accélération Visualisation activée/désactivée Sauvegarde activée/désactivée
Foule	Distraction activée/désactivée Présence de groupes Distribution de la taille des groupes Proportion des relations de groupe
AV	Présence d'un AV Vitesse maximale Mode de contrôle (interne ou externe)

6.3 Utilisation du simulateur pour le test et la validation d'un système de navigation en espaces partagés

Afin d'illustrer le fonctionnement du simulateur SPACiSS, nous l'utilisons pour tester et valider un système de navigation en espaces partagés, développé par Maria Kabtoul. Le système de navigation testé et le simulateur SPACiSS ont chacun été développés de façon totalement indépendante. Le processus de développement d'un système de navigation, présenté en Figure 6.11, comporte une phase de conception, une phase de test et une phase de validation.

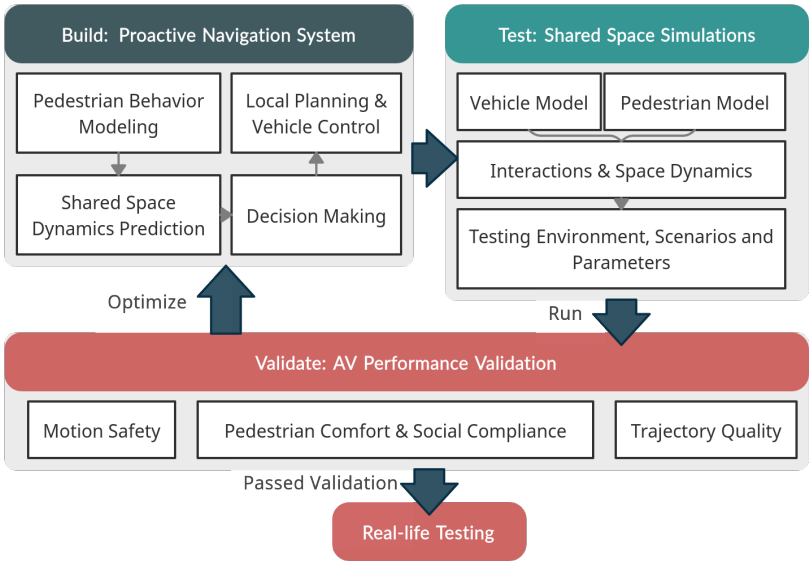


FIGURE 6.11 – Processus de développement d'un système de navigation AV et validation des performances avant les tests en situation réelle. Figure réalisée par M. Kabtoul.

Une fois le système de navigation conçu, il est crucial d'effectuer un nombre suffisant de tests dans un environnement virtuel qui simule les piétons aussi précisément que possible. Dans les espaces partagés, ouverts et peu structurés par nature, un large éventail de scénarios possibles doit être testé. Pour cela nous utilisons le simulateur SPACiSS. Après avoir établi l'environnement de test virtuel, le processus de validation consiste à s'assurer que le système de navigation est fonctionnel dans tous les scénarios envisagés. Pour valider les performances du système, trois aspects de la navigation en espace partagé sont abordés : la sécurité du mouvement, l'efficacité

de la trajectoire et le confort des piétons.

6.3.1 Système de navigation testé

Les mesures de sécurité strictes en matière de navigation autour des piétons ont conduit au développement de systèmes de navigation réactifs. Cependant, ces systèmes ne permettent pas d'obtenir un comportement de conduite naturel et efficace. Un système de navigation proactif, qui anticipe la coopération des piétons et influence leurs trajectoires au lieu de se contenter de réagir à leurs influences [108], est nécessaire.

Le système de navigation testé ici est un système de navigation local proactif, compatible avec ROS, qui a été développé par Maria Kabtoul dans le cadre du projet HIANIC. Le système est composé de trois éléments : un estimateur de la coopération des piétons [108], un contrôle de la vitesse longitudinale du véhicule [106] et un contrôle de la direction du véhicule [107]. Le système est combiné à un planificateur global en modifiant la trajectoire globale en fonction des interactions locales avec les piétons.

Le système est basé sur le concept de coopération entre le véhicule et les piétons. Il a été observé que les humains coopèrent avec d'autres individus ou avec un robot lorsqu'ils naviguent dans un espace partagé [219]. Les piétons peuvent adopter des comportements coopératifs similaires autour des véhicules pour assurer leur sécurité ou pour faciliter le déplacement de l'AV. Le système de navigation commence par estimer quantitativement la coopération de chaque piéton pendant une interaction avec le véhicule [108]. La coopération d'un piéton est la tendance du piéton à adapter sa trajectoire pour faciliter le mouvement du véhicule. Par exemple, un piéton est considéré comme plus coopératif lorsqu'il s'éloigne de la trajectoire du véhicule pour lui permettre de passer. La coopération d'un piéton est estimée à partir de ses paramètres individuels, de l'état de l'espace environnant et de la probabilité de collision entre le piéton et l'AV. Cette estimation est ensuite utilisée par l'AV pour prédire la trajectoire future du piéton à court terme.

Sur la base de cette estimation, le système conduit le véhicule de manière proactive en sollicitant la coopération des agents piétons environnant tout en assurant leur sécurité. Un contrôleur de vitesse longitudinale [106] a été conçu pour conduire le véhicule de manière proactive et sûre parmi les piétons. Un contrôle optimal est dérivé en maximisant une fonction représentant la sécurité et la coopération des piétons. La sécurité des piétons est estimée à l'aide de la probabilité de collision et de la distance entre le piéton et le véhicule. Pour la navigation testée, la vitesse maximale de l'AV est fixée à $5,55m/s$, c.-à-d. 20 km/h, soit la vitesse maximale autorisée dans la plupart des espaces partagés [114].

Afin d'obtenir un contrôle de la direction naturel et lisible pour les piétons, le système utilise une méthode basée sur la définition dynamique de canaux de navigation [107]. Cette méthode impose une structure de l'espace en le divisant en un ensemble de canaux, similaires aux différentes voies d'une route. L'AV navigue en effectuant des transitions entre ces canaux. Lorsque l'AV doit changer de direction (pour éviter des piétons par exemple), un canal destination est sélectionné en minimisant son coût. Le coût d'un canal est calculé en fonction de la distance de déplacement jusqu'au canal, de la distance entre le canal et la trajectoire globale, et du coût de dérangement des piétons dans le canal. L'AV se déplace ensuite vers le canal sélectionné de façon fluide.

6.3.2 Processus expérimental de test

Pour tester et valider le système de navigation proactif, nous avons considéré un environnement de test qui représente un espace partagé sans zone spécifique assignée aux piétons ou au véhicule. L'espace ne contient ni route, ni trottoirs, ni passages pour piétons, ni signalisation. Il s'agit d'un large espace de 30 m de largeur par 150 m de longueur pouvant représenter un parking ou un espace partagé comme l'Exhibition Road à Londres par exemple.

Pour cet environnement, la navigation est testée dans 7 scénarios d'interaction différents. Chaque scénario correspond à un type d'interaction entre les piétons et l'AV : interaction frontale,

arrière, frontale et arrière, latérale, bilatérale, 45° unidirectionnelle, 45° bidirectionnelle. Chaque scène comporte entre 15 et 160 piétons selon le scénario considéré.

Dans tous les scénarios, l'objectif de l'AV est de traverser l'espace partagé. Les points de départ et d'arrivée des piétons varient en fonction du scénario. L'environnement de test avec les points d'arrivée des agents représentés par des cercles rouges est visible en Figure 6.12 pour chaque scénario. Certains scénarios comportent des murs afin de forcer l'AV à traverser le flux de piétons.

Dans chaque scénario, un ensemble de paramètres représente les différentes conditions de test qui peuvent se produire. L'ensemble des paramètres comprend la densité de la foule D, la distribution des piétons dans l'espace GI et l'existence de groupes de piétons GP.

La densité de la foule D est le nombre moyen de piétons par m^2 dans une zone carrée de 20 m × 20 m autour du véhicule.

$$D = \frac{1}{T_F} \sum_{t=t_0}^{t_0+T_F} \frac{N(t)}{A} (\mathrm{p}/m^2) \tag{6.1}$$

avec $[t_0, t_0 + T_F]$ la période de simulation, A la surface de la zone autour du véhicule, c.-à-d. $400m^2$, et $N(t)$ le nombre de piétons présents dans la zone autour du véhicule à l'instant t. Seules les densités > 0 sont comptabilisées (au moins un piéton présent autour du véhicule). Pour la densité de foule, la plage de valeurs possibles s'étend de 0 p/m^2 pour un espace vide à 9 p/m^2 dans certains rassemblements très denses [135]. Nous avons testé différentes densités de foule dans la plage de densité de foule normale attendue dans les espaces partagés, avec $D \in$ [0,01 ; 0,1] p/m^2. Des densités relativement faibles ont été utilisées car ce sont des tests préliminaires, des densités plus élevées ($D > 0.1$ p/m^2) pourront être testées dans de futurs travaux.

La distribution des piétons dans l'espace est estimée avec un indice de Gini [69] GI qui partitionne l'espace occupé par les piétons en une grille de $N(t)$ cellules de taille égale. Puis pour chaque cellule j, le nombre de piétons N_j présents dans la cellule est mesuré.

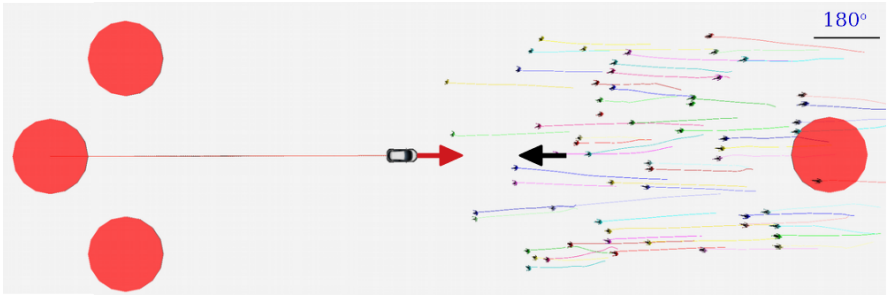
$$GI = \frac{1}{T_F} \sum_{t=t_0}^{t_0+T_F} \sum_{j=1}^{N(t)} \frac{|1 - N_j(t)|}{2N(t) - 2} \times 100\% \tag{6.2}$$

Ainsi, si la distribution des piétons est parfaitement uniforme, il y a un piéton dans chaque cellule, donc $GI = 0\%$. Si tous les piétons sont dans une cellule, la distribution est fortement irrégulière et $GI = 100\%$. Nous avons testé différentes distributions de foule possibles dans les espaces partagés, avec $GI \in [20, 50]\%$. Les distributions de foules testées sont relativement uniformes. Cet intervalle a été considéré car il est difficile de générer une foule réaliste qui soit distribuée de façon parfaitement uniforme tout au long de la simulation (GI proche de 0%) car les piétons avancent à différentes vitesses. De même il est difficile de générer une foule réaliste qui soit très irrégulière tout au long de la simulation (GI proche de 100%) car les piétons ont tendance à occuper l'espace disponible pour protéger leur espace personnel des intrusions. Des distributions plus irrégulières ($GI > 50\%$) pourront être conçues et testées par la suite.

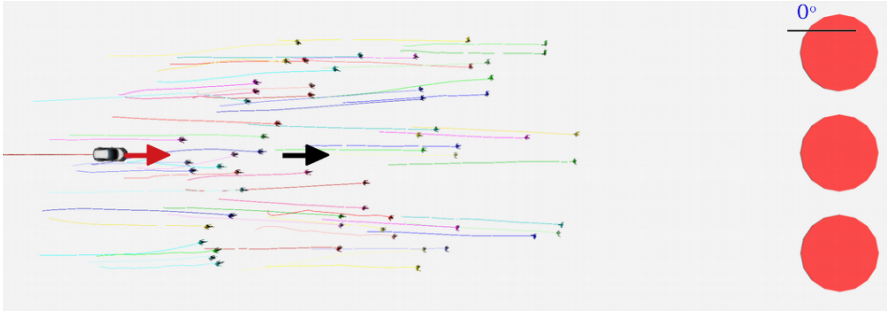
16 combinaisons de paramètres (D, GI, GP) différentes ont été testées. Chaque simulation a été répétée 20 fois pour assurer la convergence des performances. Au total, 2240 simulations de test ont été exécutées pour valider les performances du système de navigation.

6.3.3 Métriques de validation des performances

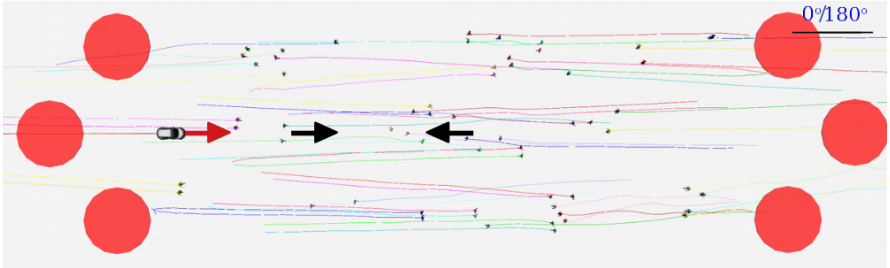
Pour effectuer une évaluation approfondie du système, il est nécessaire de combiner différentes métriques, quantifiant différents aspects du système. Pour valider les performances du système, un ensemble de métriques inspirées de la littérature et pertinentes pour la navigation parmi les piétons a été proposé par Maria Kabtoul et moi-même. Nous avons choisi d'étudier trois aspects : la sécurité du mouvement, l'efficacité de la trajectoire du véhicule et le confort des piétons.



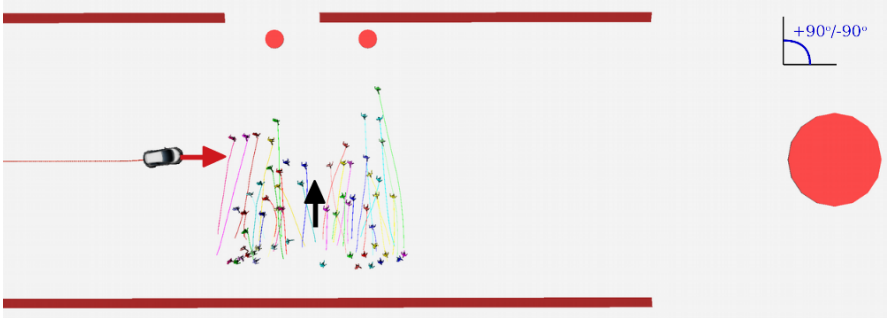
(a) Frontal



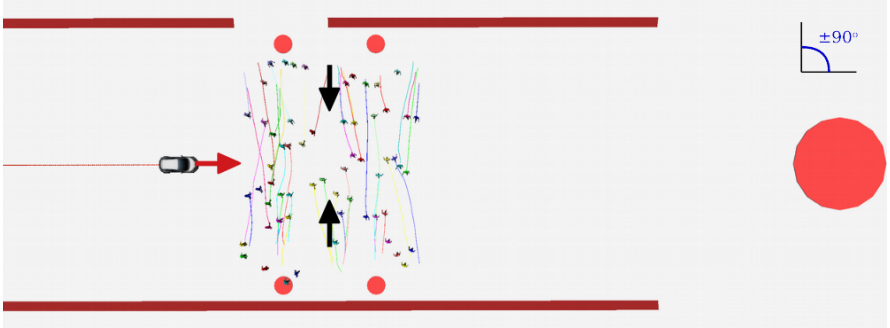
(b) Arrière



(c) Frontal et arrière

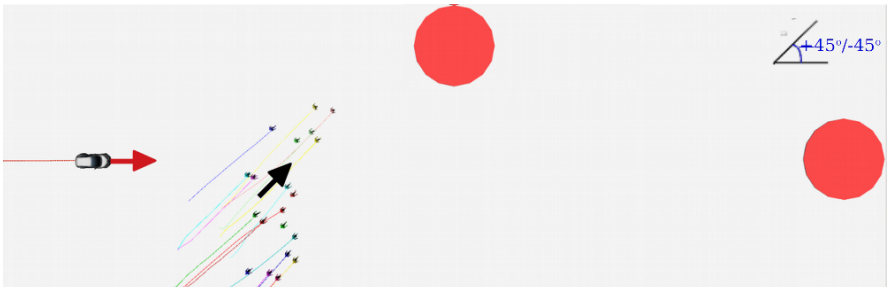


(d) Latéral

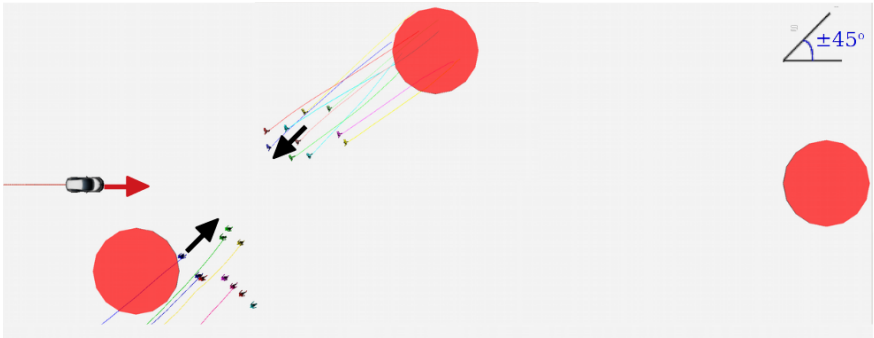


(e) Bilatéral

FIGURE 6.12 – Scénarios d'interaction testés. Les zones rouges sont les points d'arrivée des agents.



(f) 45°unilatéral



(g) 45°bilatéral

FIGURE 6.12 – Scénarios d'interaction testés (suite).

Sécurité du mouvement

La sécurité d'un système de navigation est le plus souvent évaluée par le taux de collisions, c'est-à-dire le nombre de piétons ayant eu un accident parmi ceux qui ont interagi avec le véhicule [139]. Le taux de quasi-collisions peut être utilisé à la place du taux de collisions, en comptant les occurrences d'approches très rapprochées entre les piétons et le véhicule [16]. Une métrique continue comme la distance minimale et moyenne entre les piétons et le véhicule peut aussi être utilisée [155].

Pour notre évaluation, nous utilisons le **taux de collisions** CR, calculé selon :

$$\mathrm{CR} = \frac{Nb_{p_coll}}{Nb_{p_inter}} \times 100\% \tag{6.3}$$

avec Nb_{p_coll} le nombre de piétons étant entrés en collision avec l'AV et Nb_{p_inter} le nombre de piétons ayant interagi avec l'AV. Une collision est détectée dans la simulation lorsqu'un contact se produit entre les empreintes du piéton et du véhicule. Nous considérons qu'un piéton a interagi avec l'AV s'il a perçu l'AV à un moment donné de la simulation.

Un taux de collisions proche de zéro est nécessaire pour valider la navigation. Cependant, il a été observé dans le chapitre 5 que le simulateur pouvait produire un faible taux de collisions irréalistes, dans des cas qui ne pourraient pas conduire à une collision réelle dans la vraie vie. Pour valider la sécurité du système de navigation, il est important d'évaluer si la collision pourrait réellement se produire dans le monde réel.

Un exemple est illustré en Figure 6.13a où le véhicule finit de passer devant le piéton et le piéton heurte l'arrière du véhicule. Ce cas est détecté comme une collision dans le simulateur alors qu'il est très improbable que cela se produise dans la vie réelle. Une telle situation signifierait, par exemple, qu'une personne distraite heurte un véhicule qui a quasiment fini de passer devant elle, ce qui n'est pas considéré comme un accident et ne peut être évité par l'algorithme de navigation. Au contraire, la collision illustrée en Figure 6.13b est considérée comme réaliste ; elle aurait dû être anticipée et évitée par le système de navigation.

Pour déterminer si une collision est réaliste ou non, une analyse des collisions basée la méthode

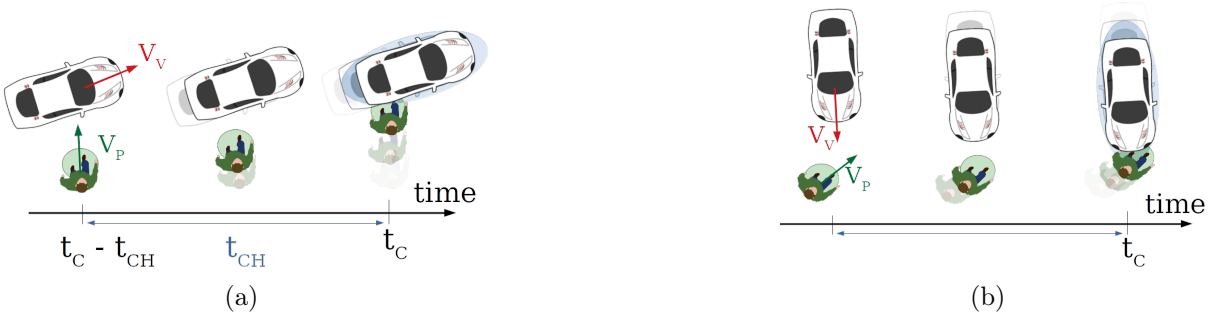


FIGURE 6.13 – Illustration d'une collision irréaliste et d'une collision réaliste entre un piéton et l'AV. Les deux collisions sont détectées au temps de simulation t_C. L'état de l'AV et du piéton juste avant la collision permettent de classifier la collision (a) comme irréaliste et (b) comme réaliste. Figure réalisée par M. Kabtoul.

VO est utilisée. Cette méthode permet de déterminer, à chaque instant de la simulation, un VO représentant l'ensemble des vélocités de l'AV qui peuvent conduire à une collision avec un piéton. Le mouvement du véhicule juste avant la collision avec un piéton est examinée. Si la vélocité du véhicule appartient au VO lié au piéton en collision, la collision est considérée comme « réaliste » ; le véhicule aurait pu anticiper la collision. Dans le cas contraire, la collision est considérée comme « irréaliste », car l'AV s'éloigne du piéton et ce dernier entre quand même en collision.

Un second aspect important de la sécurité du mouvement est la **sévérité d'une collision potentielle**, c'est-à-dire que si une collision se produit, quelle est la sévérité des blessures que les piétons sont susceptibles de subir. La sévérité d'une collision potentielle peut être mesurée par la distance ou la proximité temporelle de la collision lorsque l'action d'évitement commence. Par exemple, le TTC avant que l'AV ne commence à réagir a été utilisé par [109, 169, 209]. Le *Post Encroachment Time* correspondant au TTC à la distance d'approche minimale à été utilisé par [169, 209]. Une autre mesure est la vitesse de l'AV avant qu'il ne commence à réagir, comme proposé par [169].

Pour notre évaluation, nous avons utilisé la vitesse de collision AV et l'angle de collision par rapport à l'AV. D'après le modèle développé par [54] à partir de données d'accidents de la circulation, la probabilité d'une blessure mortelle, grave ou légère pour un piéton peut être estimée en se basant principalement sur la vitesse de collision du véhicule. La probabilité de subir une collision de sévérité {légère, grave, mortelle} lorsque la vitesse de collision du véhicule est v est estimée avec :

$$\begin{cases} P(\text{légère}|v) = & \frac{e^{a_1-bv}}{1+e^{a_1-bv}} \\ P(\text{grave}|v) = & \frac{e^{a_2-bv}}{1+e^{a_2-bv}} - P(\text{légère}|v) \\ P(\text{mortelle}|v) = & 1-(P(\text{grave}|v)+P(\text{légère}|v)) \end{cases}$$

où les valeurs de b, et de a_1, a_2 sont issues de [54].

Efficacité de la trajectoire

Pour notre validation, nous avons défini la trajectoire du véhicule pendant la simulation par $T_j = \{(x_j, y_j, t_j) : ; j \in [0, .., M]\}$.

La trajectoire la plus efficace, c'est-à-dire optimale, est une ligne droite du point de départ à la destination, de longueur minimale, parcourue en un temps minimal. Pour mesurer l'efficacité d'une trajectoire, on peut utiliser la longueur de la trajectoire ou le temps de parcours [155], comme dans [139] et [16]. Dans [139], les auteurs ont également utilisé une métrique de taux de réussite, rapportant le pourcentage de simulations où l'AV atteint sa destination dans une limite de temps arbitraire. Cependant, afin d'obtenir des mesures comparables pour différentes trajectoires, il est préférable d'utiliser des distances et des temps relatifs, comme dans [169].

La trajectoire parcourue par l'AV peut être comparée à sa trajectoire optimale, afin d'obtenir le retard et la distance excédentaire parcourue. Ces mesures représentent la perte d'efficacité causée par les interactions avec les piétons.

Pour notre évaluation, nous utilisons la **distance excédentaire relative parcourue** (C_L), qui mesure la longueur de la trajectoire parcourue par l'AV par rapport au chemin le plus court pour atteindre sa position finale. Un C_L égal à 0% indique que la distance parcourue est égale au chemin le plus court, donc que la trajectoire est très efficace. Un C_L égal à 100% indique que l'AV a parcouru l'équivalent de deux fois le chemin le plus court pour atteindre sa position finale, donc que la trajectoire est très peu efficace.

$$C_L = \frac{(\sum_{i=0}^{M} d(X_{i+1} - Xi)) - d(X_M, X_0)}{d(X_M, X_0)} \times 100\% \qquad d(X_2, X_1) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \tag{6.4}$$

Nous utilisons aussi le **retard relatif pris** (TT_G), qui mesure le temps de parcours par rapport au temps nécessaire pour atteindre la position finale à vitesse maximale. Un TT_G égal à 0% indique que le véhicule n'a pris aucun retard sur sa trajectoire optimale. Un TT_G égal à 100% indique que l'AV a mis deux fois le temps minimum nécessaire pour atteindre sa position finale.

$$TT_G = \frac{(t_M - t_0) - (d(X_M, X_0)/v_{max})}{d(X_M, X_0)/v_{max}} \times 100\% \tag{6.5}$$

Confort des piétons

Outre la sécurité et l'efficacité, le confort des piétons autour de l'AV est un facteur important pour l'acceptation des AVs. La durée du conflit a par exemple été utilisée comme mesure de confort par [169], sur la base de l'idée que plus le conflit avec le véhicule est long, moins l'interaction est confortable pour le piéton. La distance d'approche minimale entre le piéton et l'AV peut également être utilisée, comme dans [109] et [169]. Une mesure de l'inconfort du piéton a aussi été proposée par [95]. Cette métrique reflète le degré moyen et la fréquence des changements de vitesse des piétons, dus aux manœuvres d'évitement. De même, les variations de la vitesse de marche et de la trajectoire des piétons ont été utilisées par [169] et [209] pour mesurer le confort des piétons. Ces métriques supposent que les modifications du comportement de marche pour éviter la voiture demandent un effort de la part des piétons, ce qui peut être source d'inconfort. Suivant une idée similaire, [109] a proposé d'utiliser la sévérité et la complexité de l'action d'évitement effectuée par le piéton. La sévérité est le degré de changement de vitesse et la complexité est liée au fait que le piéton effectue un changement de vitesse, de direction ou une combinaison des deux.

Pour notre évaluation du confort des piétons, nous utilisons l'**indice d'inconfort** I_{ucf} proposé dans [95]. Dans une simulation d'une durée $[t_0, t_0+T_F]$, l'indice d'inconfort est évalué comme suit :

$$I_{ucf} = \frac{\bar{y}_i}{\bar{h}_i} \times 100\% \tag{6.6}$$

$$\begin{aligned} \bar{h}_i &= \tfrac{1}{T_F} \textstyle\sum_{t=t_0}^{t_0+T_F} v_i^2(t) \quad \bar{y}_i = \tfrac{1}{T_F} \textstyle\sum_{t=t_0}^{t_0+T_F} (v_i(t) - \bar{g}_i)^2 \\ &N \\ \bar{g}_i &= \tfrac{1}{T_F} \textstyle\sum_{t=t_0}^{t_0+T_H} v_i(t) \end{aligned} \tag{6.7}$$

où $\bar{h}_i$ est la vitesse quadratique moyenne au carré de l'agent i, $\bar{y}_i$ est la moyenne des carrés des écarts à la vitesse moyenne de l'agent i, et $\bar{g}_i$ la vitesse moyenne de l'agent i sur la période de simulation. Un I_{ucf} égal à 0% indique que le piéton marche à sa vitesse moyenne tout au long de la simulation, donc que l'AV ne provoque aucun changement dans sa vitesse de marche, ce

qui est très confortable. Un I_{ucf} égal à 100% indique que le piéton a une vitesse de marche très éloignée de sa vitesse moyenne, donc que l'AV provoque beaucoup d'adaptations de sa vitesse de marche, ce qui est très inconfortable.

Une limite de cet indice est qu'il considère uniquement les variations de la vitesse de marche, et non les variations de direction des piétons. Nous avons donc complété notre évaluation du confort des piétons par un second **indice d'inconfort** $I_{ucf\theta}$, inspiré de l'indice I_{ucf}. $I_{ucf\theta}$ est calculé comme suit :

$$I_{ucf\theta} = \frac{\bar{z}_i}{\bar{l}_i} \times 100\% \tag{6.8}$$

$$\begin{aligned} \bar{l}_i &= \frac{1}{T_F}\sum_{t=t_0}^{t_0+T_F} \theta_i^2(t) \quad \bar{z}_i = \frac{1}{T_F}\sum_{t=t_0}^{t_0+T_F} \left(\theta_i(t) - \bar{f}_i\right)^2 \\ & N \\ \bar{f}_i &= \frac{1}{T_F}\sum_{t=t_0}^{t_0+T_H} \theta_i(t) \end{aligned} \tag{6.9}$$

où $\bar{l}_i$ est l'orientation moyenne au carré de l'agent i, $\bar{z}_i$ est la moyenne des carrés des écarts à l'orientation moyenne de l'agent i, et $\bar{f}_i$ l'orientation moyenne de l'agent i sur la période de simulation. Un $I_{ucf\theta}$ égal à 0% indique que le piéton marche dans sa direction moyenne tout au long de la simulation, donc que l'AV ne provoque aucun changement de direction du piéton, ce qui est très confortable. Un $I_{ucf\theta}$ égal à 100% indique que le piéton a une orientation très éloignée de son orientation moyenne, donc que l'AV provoque beaucoup d'adaptations dans sa direction de marche, ce qui est très inconfortable.

6.4 Validation et discussion

6.4.1 Sécurité du mouvement

La Figure 6.14 montre les taux de collisions réalistes (en bleu) et irréalistes (en rouge) moyens détectés dans les différents scénarios, toutes combinaisons de paramètres confondues.

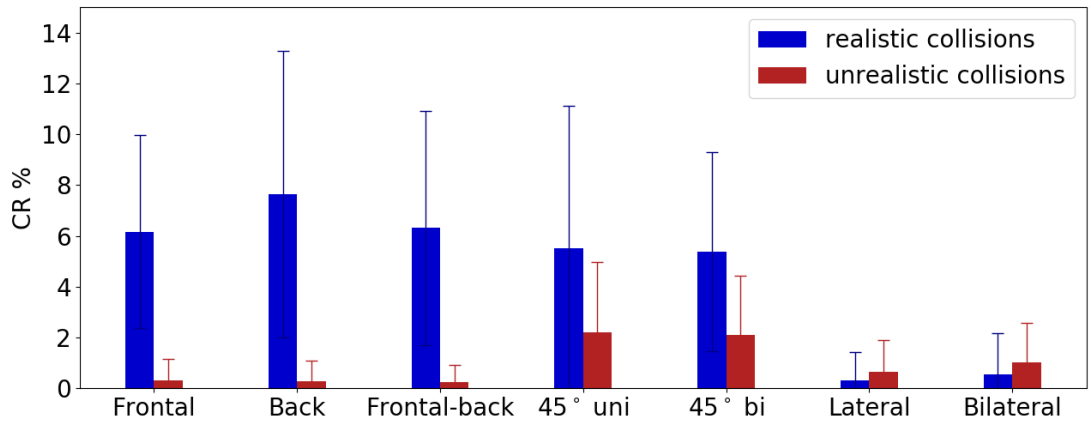


FIGURE 6.14 – Taux de collisions réalistes (bleu) et irréalistes (rouge) moyens détectés dans les différents scénarios simulés, toutes combinaisons de paramètres confondues. Les écart-types sont indiqués par des barres d'erreur.

Parmi les piétons ayant interagi avec l'AV, moins 8% en moyenne ont eu une collision qui aurait pu se produire réellement. Le taux de collisions réalistes le plus élevé est détecté dans les interactions arrières (7,63%). Cela peut être dû au fait que le système de navigation ne tient pas compte de la perception des piétons ; dans le système de navigation, le comportement des piétons lors d'une interaction arrière est supposé similaire à leur comportement lors d'une interaction frontale. Dans tous les autres scénarios, moins de 6,2% des piétons en interaction avec l'AV ont eu une collision réaliste. Le taux de collisions réalistes est particulièrement faible dans les interactions latérales (0,3%) et bilatérales (0,54%). Globalement, les taux de collisions réalistes

sont plutôt faibles mais indiquent que la sécurité du système de navigation de l'AV pourrait être améliorée, notamment sur les interactions frontale, arrière et à 45°.

Les taux de collisions irréalistes sont très faibles : dans tous les scénarios, moins de 2.2% des interactions ont donné lieu à une collision irréaliste. Ces taux de collisions sont en accord avec ceux relevés dans les simulations du chapitre 5. Le simulateur produit très peu de collisions irréalistes lors des interactions frontales et arrières (0,32% et 0,29%). Les taux de collisions irréalistes les plus élevés sont détectés dans les interactions à 45° (2,19% et 2,11%). Ceci s'explique par le fait que ces scénarios d'interaction à 45° n'ont jamais été étudiés dans le simulateur précédemment. Il est possible que le modèle nécessite l'ajout de nouveaux comportements piétons spécifiques à ces cas d'interactions.

Afin de mieux comprendre les cas de collisions, une analyse de la sévérité des collisions a été effectuée. La vitesse de collision de l'AV ne dépasse pas 6,22 m/s. En utilisant le modèle de sévérité des collisions dans l'équation (6.3.3), les probabilités que la collision soit légère, grave ou mortelle, avec $v_{AV} \leq 6,22m/s$, sont les suivantes :

$$\begin{aligned}
&\text{P(légère)} = 89,35\% \\
&\text{P(grave)} = 10,41\% \\
&\text{P(mortelle)} = 0,24\%
\end{aligned}$$

Ensuite, l'angle de collision moyen par rapport à l'AV est estimé. La Figure 6.15 montre les principaux points de concentration des collisions dans chaque scénario d'interaction. Les résultats sur le scénario frontal-arrière ne sont pas présentés car identiques à ceux sur le scénario arrière.

Un angle de collision à 0° indique une collision à l'avant du véhicule, un angle à 90° indique une collision latérale, et un angle à 180° indique une collision à l'arrière du véhicule. En examinant les points de collisions, on remarque un pourcentage élevé de collisions frontales (environ 20° par rapport à l'orientation du véhicule) dans la plupart des scénarios d'interaction. Les collisions sont donc majoritairement dues soit aux piétons qui passent devant le véhicule alors qu'ils n'ont pas le temps de traverser, soit au véhicule qui n'anticipe pas assez et ne ralentit pas assez tôt pour éviter les piétons.

On peut noter que des collisions latérales voire arrière ont lieu dans les scénarios d'interaction latérale et bilatérale (Figures 6.15e et 6.15f). Ces angles de collisions sont peu réalistes, car ils indiquent que les piétons percutent le côté ou l'arrière du véhicule. Ces résultats sont cohérents avec les taux de collisions observés en Figure 6.14, qui indiquent que pour les scénarios latéraux, il y a plus de collisions irréalistes que réalistes.

Si l'on considère les différents résultats obtenus sur l'aspect de la sécurité, plusieurs conclusions peuvent être tirées :

— Au vu du faible taux de collisions réalistes et de la faible sévérité des collisions, la plupart des interactions avec l'AV sont sans danger pour les piétons. Cependant, les collisions étant en grande majorité frontales, le risque reste trop élevé pour considérer la navigation comme sécurisée.
— Comme les collisions sont pour une grande part considérées comme réalistes, et donc évitables par le véhicule, le système de navigation doit être amélioré sur les cas d'interaction frontale, arrière et à 45°.
— Les faibles taux de collisions irréalistes indiquent que le simulateur produit très peu de comportements piétons irréalistes. Cependant, le modèle piéton peut être amélioré sur les interactions à 45° et latérales.

6.4.2 Efficacité de la trajectoire

La Figure 6.16 montre la distance excédentaire relative C_L parcourue par l'AV dans chaque scénario, toutes combinaisons de paramètres confondues. Les valeurs moyennes et les écart-types sont présentés.

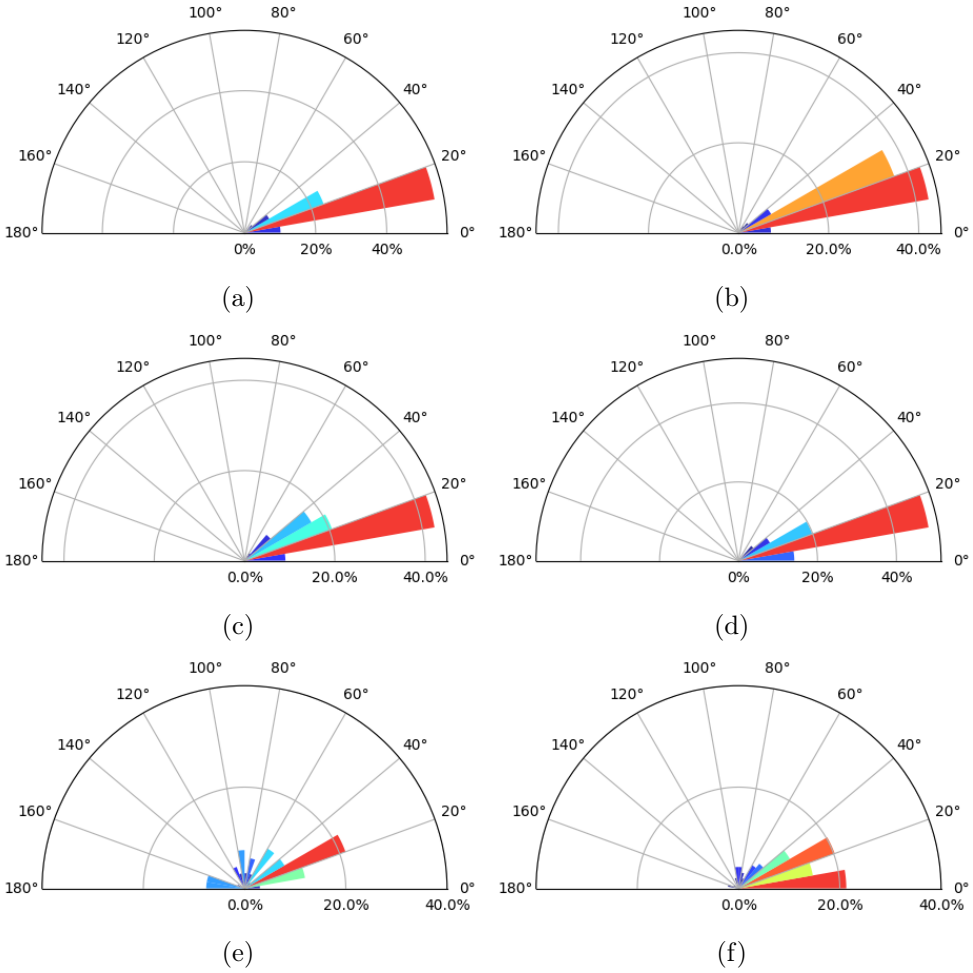


FIGURE 6.15 – Distribution des angles de collision dans chaque scénario simulé : (a) frontal, (b) arrière, (c) 45° unilatéral, (d) 45° bilatéral, (e) latéral et (f) bilatéral.

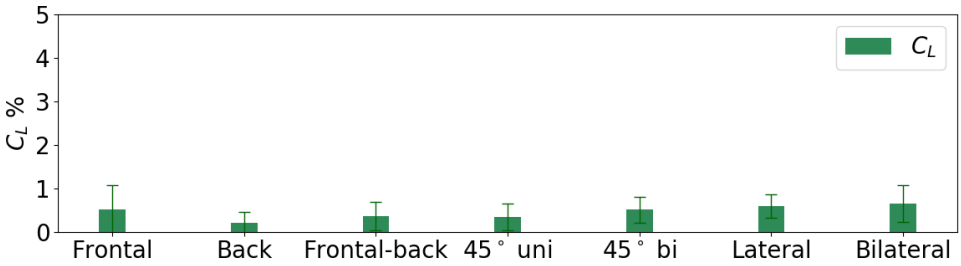


FIGURE 6.16 – Distance excédentaire relative C_L parcourue par l'AV dans les différents scénarios simulés, toutes combinaisons de paramètres confondues. Les moyennes sont présentées et les écart-types sont indiqués par des barres d'erreur.

En moyenne, l'AV a une C_L de 0% à 1% selon le scénario, comme visible sur la Figure 6.16. Cela signifie que pour relier deux points distants de 100m, l'AV parcourt une distance de 100 m à 101 m en moyenne, et fait donc très peu de détours et de changements de direction. La C_L maximale atteinte est de 6,4%, dans un des scénarios d'interaction frontale, ce qui reste faible. Les résultats montrent que quel que soit le scénario considéré, la trajectoire sélectionnée par l'AV est très efficace : la distance réellement parcourue est très proche du chemin le plus court, soit une ligne droite entre son point de départ et sa destination.

La Figure 6.17 montre le retard relatif TT_G pris par l'AV (en orange) et la vitesse moyenne de l'AV (en bleu) dans chaque scénario, toutes combinaisons de paramètres confondues. Les valeurs

moyennes et les écart-types sont présentés.

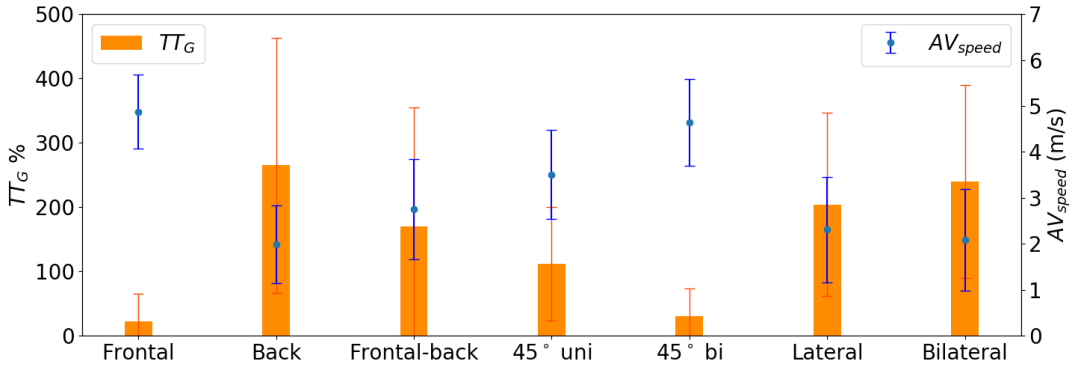


FIGURE 6.17 – Retard relatif TT_G pris par l'AV (orange) et vitesse moyenne de l'AV (bleu) dans les différents scénarios simulés, toutes combinaisons de paramètres confondues. Les moyennes sont présentées et les écart-types sont indiqués par des barres d'erreur.

En moyenne, l'AV a un TT_G de 22% à 265%, comme visible en orange sur la Figure 6.17. Cela signifie que pour atteindre une destination qui pourrait être atteinte en 10s avec une vitesse maximale, l'AV met en moyenne entre 12,2s et 36,5s selon le scénario considéré.

Des variations importantes apparaissent entre les scénarios. Dans les scénarios d'interaction frontale et 45° bilatérale, le retard pris par l'AV est faible, avec un TT_G moyen de 22,2% et de 29,7% respectivement. Un retard de quelques secondes est normal car l'AV doit adapter sa trajectoire pour éviter les piétons, et peut donc difficilement garder une vitesse maximale durant toute sa navigation. Dans ces deux scénarios, la trajectoire de l'AV est donc considérée comme efficace. Le retard est plus important dans les scénarios d'interaction arrière, latérale et bilatérale, avec un TT_G moyen de 264,7%, 204% et 239,6% respectivement. Ces résultats montrent que sur ces scénarios l'AV a un retard très important et une vitesse très peu efficace.

Les résultats sont confirmés par la vitesse moyenne de l'AV (en bleu sur la Figure 6.17). Dans les scénarios avec un faible retard, l'AV a une vitesse moyenne élevée : 4,9 m/s pour les interactions frontales et 4,6 m/s pour les interactions 45° bilatérales. Au contraire, dans les scénarios où l'AV a beaucoup de retard, sa vitesse moyenne est plus basse : 2 m/s, 2,3 m/s et 2,1 m/s respectivement pour les interactions arrières, latérales et bilatérales.

Les résultats obtenus sur l'aspect de l'efficacité de la trajectoire montrent que l'AV choisit un chemin très efficace, proche du chemin le plus court, mais adapte fortement sa vitesse pour éviter les piétons. Ce comportement de navigation peut être dû au fait que les foules testées sont plutôt uniformément réparties dans l'espace ($GI < 50\%$). Dans de telles foules, l'AV ne peut pas trouver un passage plus efficace que les autres parmi les piétons, et est contraint d'adapter sa vitesse et non sa direction. Afin que la navigation soit efficace, un compromis est nécessaire entre la distance parcourue et le retard pris. Dans des foules irrégulièrement distribuées dans l'espace, l'AV doit être capable de contourner les zones denses afin de ne pas rester bloqué, et de garder un retard raisonnable par rapport à la trajectoire optimale.

6.4.3 Confort des piétons

La Figure 6.18 montre l'indice d'inconfort I_{ucf} moyen des piétons dans chaque scénario, toutes combinaisons de paramètres confondues. Les valeurs moyennes et les écart-types sont présentés, pour les piétons ayant interagi avec l'AV et pour les piétons n'ayant pas interagi avec l'AV. Cela permet d'analyser la part d'inconfort liée spécifiquement aux interactions avec l'AV.

En moyenne, les piétons n'ayant pas interagi avec l'AV ont un I_{ucf} de 1,9% à 6,11% selon le scénario considéré, comme présenté en bleu en Figure 6.18. Ces valeurs peuvent être comparées à l'indice d'inconfort rapporté dans [210]. Un calcul de l'indice I_{ucf} a été réalisé par [210] sur des données de foule réelle, enregistrées à un passage piéton (au feu vert uniquement) en août

2000 au Japon. Les données comportent uniquement des interactions entre piétons, et non des interactions piéton-voiture. L'I_{ucf} moyen obtenu était de 7,39% (± 4,25%). Cependant, la foule considérée par [210] était plus dense que dans nos simulations : 0,2 p/m^2 en moyenne, et [210] a relevé que l'indice I_{ucf} augmente exponentiellement avec la densité de la foule. Les valeurs mesurées par [210] donnent donc uniquement un ordre de grandeur de l'I_{ucf} dans des foules piétonnes. Les I_{ucf} moyens pour les piétons n'ayant pas interagi avec l'AV sont proches de l'I_{ucf} moyen mesuré par [210]. Cela montre que l'I_{ucf} des piétons simulés est proche de celui mesuré en foule réelle.

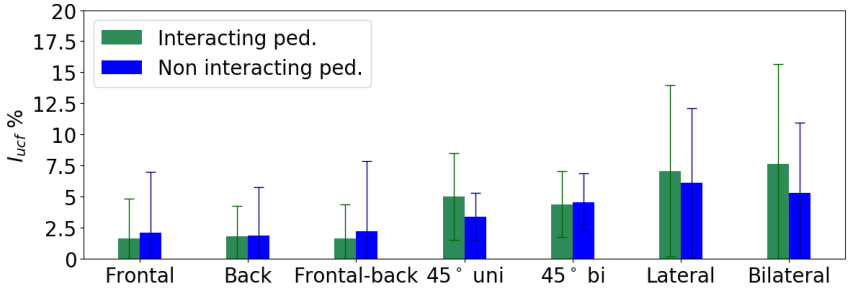


FIGURE 6.18 – Indice d'inconfort I_{ucf} (vitesse) moyen des piétons ayant interagi avec l'AV (vert) et n'ayant pas interagi avec l'AV (bleu) dans les différents scénarios simulés, toutes combinaisons de paramètres confondues. Les moyennes sont présentées et les écart-types sont indiqués par des barres d'erreur.

Sur cette base, nous pouvons comparer les I_{ucf} des piétons ayant interagi avec l'AV, en vert, et les I_{ucf} des piétons n'ayant pas interagi avec l'AV, en bleu. En moyenne, les piétons ayant interagi avec l'AV ont un I_{ucf} de 1,6% à 7,6% selon le scénario considéré. L'inconfort moyen en cas d'interaction avec l'AV est très proche de l'inconfort moyen sans interaction avec l'AV. La trajectoire de l'AV est donc considérée comme globalement confortable pour les piétons.

Le confort des piétons varie selon le scénario d'interaction. Dans les interactions frontales et arrières, les piétons ont un faible niveau d'inconfort moyen. Ces interactions demandent peu d'adaptations de vitesse de la part des piétons et sont donc considérées comme très confortables. Dans les interactions à 45° et dans les interactions latérales et bilatérales, l'I_{ucf} moyen est plus élevé. Les interactions frontales et arrières sont donc plus confortables pour les piétons au niveau de la vitesse de marche que les interactions à 45° et latérales. Il est important de noter que l'indice I_{ucf} considère uniquement les adaptations de vitesse et non les adaptations de direction des piétons. Les piétons adaptent principalement leur direction dans les interactions frontales et arrières avec les voitures, et leur vitesse dans les interactions latérales [142, 227]. Il est donc prévisible d'avoir un I_{ucf} plus élevé dans les interactions latérales.

Dans les interactions à 45° unilatérales et dans les interactions latérales/bilatérales, l'inconfort moyen des piétons est plus important s'il ont interagi avec l'AV, que s'ils n'ont pas interagi avec l'AV. L'AV est donc responsable d'un certain inconfort chez les piétons, notamment dans les scénarios d'interaction latérale.

La Figure 6.19 montre l'indice d'inconfort $I_{ucf\theta}$ moyen des piétons dans chaque scénario, toutes combinaisons de paramètres confondues. Les valeurs moyennes et les écart-types sont présentés, pour les piétons ayant interagi et n'ayant pas interagi avec l'AV.

En moyenne, les piétons ayant interagi avec l'AV ont un $I_{ucf\theta}$ de 8,6% à 86,3% selon le scénario considéré. Les valeurs d'$I_{ucf\theta}$ n'ont pas pu être comparées à des valeurs empiriques car aucune mesure de $I_{ucf\theta}$ sur des données réelles n'a été trouvée dans la littérature.

Le confort des piétons varie encore une fois selon le scénario d'interaction. Dans les interactions frontales, arrières et à 45°, les piétons ont un niveau d'inconfort moyen très élevé : $> 60\%$. Dans les interactions latérales et bilatérales, l'$I_{ucf\theta}$ moyen est beaucoup plus faible : $< 10\%$. Les interactions latérales et bilatérales sont donc plus confortables pour les piétons au niveau des variations dans leur direction de marche. Cela est prévisible car ces interactions demandent peu

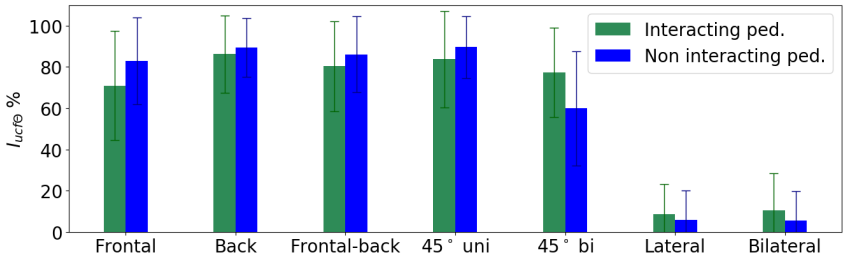


FIGURE 6.19 – Indice d'inconfort $I_{ucf\theta}$ (direction) moyen des piétons ayant interagi (bleu) et n'ayant pas interagi (vert) avec l'AV dans les différents scénarios simulés, toutes combinaisons de paramètres confondues. Les moyennes sont présentées et les écart-types sont indiqués par des barres d'erreur.

d'adaptations de direction de la part des piétons.

L'inconfort moyen en cas d'interaction avec l'AV est encore une fois très proche de l'inconfort moyen sans interaction avec l'AV dans tous les scénarios. La trajectoire de l'AV est donc considérée comme globalement confortable pour les piétons. Cependant, le confort ressenti varie beaucoup d'un piéton à un autre ; $I_{ucf\theta}$ varie de 0% à 100% d'inconfort pour tous les scénarios.

Les résultats obtenus montrent que l'inconfort I_{ucf} et $I_{ucf\theta}$ mesuré pour les piétons interagissant avec l'AV est proche de celui des piétons n'ayant pas interagi avec l'AV. La trajectoire de l'AV est donc considérée comme confortable pour les piétons. Des métriques additionnelles, comme la durée du conflit ou la distance d'approche minimale entre le piéton et l'AV pourraient être utilisées pour des analyses supplémentaires de l'aspect confort de la navigation.

6.5 Synthèse

Dans ce chapitre, nous avons proposé SPACiSS, un nouveau simulateur de piétons pour tester des systèmes de navigation pour AV en espace partagé.

Les simulateurs piétons existants ne sont pas adaptés pour le test de systèmes de navigation AV et les simulateurs d'environnements de test n'intègrent pas des comportements piétons réalistes et complexes. Afin de combler ce manque, nous proposons SPACiSS, un simulateur de comportements piétons en espaces partagés avec un AV. Nous avons implémenté les modèles proposés en chapitres 3, 4 et 5 en adaptant un simulateur de foule existant. Le simulateur SPACiSS proposé est open source et a une architecture modulaire, compatible avec ROS. Le simulateur peut être couplé à d'autres outils ROS, développés de façon totalement indépendante. L'AV dans la simulation peut être contrôlé par un système de navigation externe et les piétons dans l'environnement simulé réagissent dynamiquement aux mouvements du véhicule. Cette architecture permet de tester des systèmes de navigation développés indépendamment du simulateur en conditions proches de la réalité. De plus, SPACiSS comporte de nombreux paramètres d'entrée qui permettent de modéliser divers scénarios d'espaces partagés, et d'exécuter la simulation selon plusieurs configurations.

Afin d'illustrer les capacités du simulateur, un système de navigation proactif est testé dans plusieurs scénarios d'espace partagé nécessitant l'interaction d'un grand nombre de piétons réagissant au mouvement de l'AV. Les performances de navigation sont évaluées sur trois aspects : la sécurité, l'efficacité de la trajectoire du véhicule et le confort des piétons, avec des mesures de performance adaptées à la navigation en espace partagé.

Les résultats montrent que SPACiSS est capable de simuler divers scénarios de foules, avec une centaine de piétons, en temps réel et permet de visualiser en direct les interactions piétons-AV. Sur un CPU multi-coeur (Intel Core i7-7920HQ, 4,10GHz), le simulateur peut modéliser en temps réel jusqu'à 100 piétons à 25 Hz, et jusqu'à 200 piétons à 10 Hz. Cela est suffisant pour analyser la plupart des foules dans lesquelles un AV devra naviguer. SPACiSS permet également d'enregistrer les trajectoires des agents pour une validation post-simulation et pour guider le

développement de nouveaux systèmes de navigation dans les foules.

La validation des performances a montré que le système de navigation AV testé est sécurisé et confortable pour la majorité des piétons. Cependant, de rares interactions pourraient s'avérer dangereuses ou très inconfortables pour les piétons. De plus, bien que l'AV choisisse un chemin très efficace, le véhicule adapte fortement sa vitesse pour éviter les piétons et est lent dans certains scénarios. Une analyse par scénario a montré que la navigation était globalement confortable pour les piétons dans tous les scénarios. La navigation est efficace mais dangereuse dans les interactions frontales, et sécurisée mais peu efficace dans les interactions latérales. Ces résultats aident à identifier les points faibles du système de navigation et permettront de cibler les améliorations futures avant qu'il ne soit déployé dans le monde réel.

De même, l'analyse des performances a montré que le réalisme du simulateur pourrait être amélioré dans les cas d'interactions à 45°, qui n'ont pas été considérés durant le développement du modèle.

Chapitre 7

Conclusions et perspectives

La structure du chapitre est la suivante. La section 7.1 répond à la question de recherche. En section 7.2, les contributions de la thèse sont résumées et mises en relation avec les objectifs. Enfin, les limites du travail sont identifiées et des perspectives de travaux futurs à court et long termes sont suggérées en section 7.3.

7.1 Synthèse globale

Notre question de recherche était : comment anticiper les comportements piétons dans un espace partagé avec un AV ? Les verrous à surmonter pour répondre à cette question ont été présentés dans le chapitre 1 en Figure 1.6. Afin de surmonter ces verrous, notre réponse à la question de recherche est illustrée en Figure 7.1 :

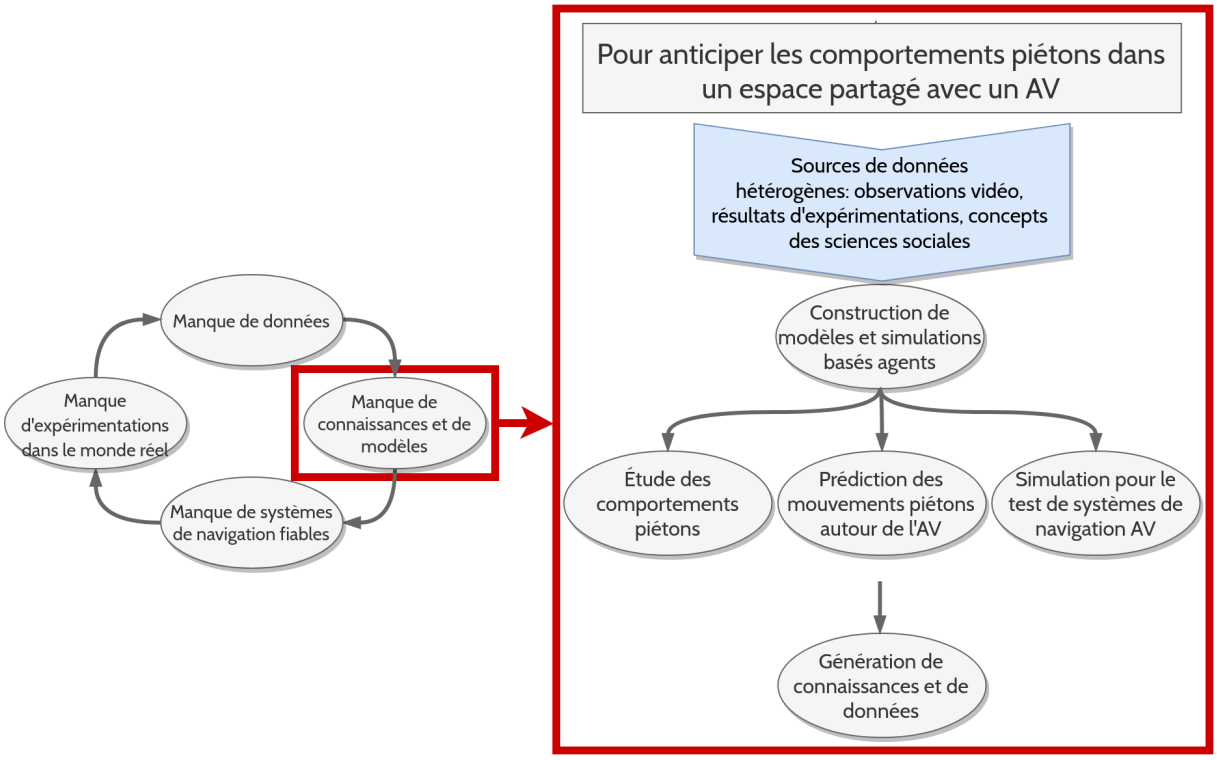


FIGURE 7.1 – Réponse à la question de recherche de la thèse.

Notre approche repose sur le constat que les données sur les comportements piétons en interaction avec un AV sont actuellement rares. Nous avons alors avancé l'hypothèse qu'en l'absence de grandes quantités de données, la construction d'un modèle et de simulations basés agents pouvait aider à anticiper les comportements piétons dans un espace partagé avec un AV.

Les résultats présentés dans cette thèse ont confirmé cette hypothèse. À partir de sources de données hétérogènes, le modèle basé agents proposé intègre des comportements observés empiriquement et des normes sociales piétonnes comme l'espace personnel, la présence de différents groupes sociaux et des comportements piétons spécifiques aux espaces partagés. La modélisation basée agents nous a permis de représenter précisément des comportements individuels hétérogènes et réalistes. Il est toujours délicat de qualifier une modélisation de « réaliste », car un modèle est toujours faux par définition, c'est une approximation du réel basée sur des hypothèses [26]. Cependant, lorsque le modèle est développé pour surmonter un manque de données réelles, une validation à partir de sources variées (résultats théoriques, avis d'un expert, observations vidéos, mesures empiriques, etc.) permet d'assurer un premier niveau de réalisme.

En tenant compte de l'aspect social de la navigation piétonne, des simulations de foules hétérogènes dans plusieurs contextes d'espaces partagés sont possibles. Les résultats présentés au long de cette thèse soulignent la nécessité de tenir compte des comportements sociaux humains dans le développement des AVs, dès la phase de conception. Cette nécessité est d'autant plus grande dans le contexte des espaces partagés, où la navigation repose majoritairement sur des règles sociales implicites [150].

Les modèles et simulations proposés, par leur domaine d'application en robotique mobile, constituent un pas supplémentaire vers la considération de plus de comportements humains en robotique.

7.2 Contributions

Pour rappel, les trois objectifs de la thèse identifiés en chapitre 1 étaient :

1. étudier le comportement des piétons pour mieux comprendre leur navigation et leurs interactions dans les foules ;
2. aider à prédire les mouvements des piétons autour du véhicule afin que l'AV anticipe et adapte sa navigation ;
3. fournir un environnement simulé pour tester les systèmes de navigation AV dans des conditions proches de la réalité, en toute sécurité.

Ces objectifs nécessitent une modélisation réaliste, précise, rapide et explicable de comportements piétons complexes. La revue de littérature effectuée nous a permis d'identifier différentes lacunes qui doivent être traitées pour remplir les objectifs de la recherche. Les manques identifiés, les objectifs correspondants ainsi que les contributions détaillées de la thèse afin de remédier à ces manques sont synthétisés dans le Tableau 7.1.

La **première contribution majeure** de la thèse est un modèle des comportements piétons et de leurs interactions en espaces partagés, présenté en chapitres 3, 4 et 5. Le modèle a été développé sur la base de résultats d'expérimentations dans la littérature, d'observations empiriques et de concepts issus des sciences sociales. Le développement du modèle a été réalisé à travers trois contributions : 1) adaptation du SFM pour simuler les comportements individuels en espaces ouverts à faible densité, 2) adaptation du SFM pour simuler des groupes sociaux de piétons dans différents contextes, 3) adaptation du SFM pour simuler les interactions piétons-AV en espaces partagés. À chaque étape, le modèle proposé a été évalué et validé sur divers aspects par des simulations de plusieurs scénarios et des comparaisons avec des données réelles. Le modèle produit des comportements piétons proches des observations. Il peut notamment être utilisé pour reproduire des scènes du monde réel et prédire les trajectoires des piétons autour d'un véhicule autonome en temps réel.

La **deuxième contribution majeure** de la thèse est l'implémentation du modèle proposé afin de fournir le simulateur SPACiSS, présenté en chapitre 6. Un modèle de voiture autonome a également été implémenté dans le simulateur en tenant compte des contraintes physiques, cinématiques et dynamiques propres à la voiture. Avec ces implémentations, SPACiSS permet de concevoir et d'exécuter des simulations de divers environnements et scénarios d'espaces partagés

TABLEAU 7.1 – Manques identifiés, objectifs correspondants et contributions de la thèse.

Manque identifié	**Objectifs**	**Détails des contributions de la thèse**
Un modèle de piétons individuels tenant compte des comportements spécifiques dans un contexte d'espace partagé	1	**Chapitre 3** Modélisation : -perception et attention des piétons -espace personnel dynamique selon la densité de foule -comportement piéton adapté au contexte Validation : -reproduit les caractéristiques des foules peu denses en espace ouvert -produit des foules moins denses que le SFM avec des piétons plus dynamiques et moins de collisions -simulation en temps réel jusqu'à 200 piétons
Un modèle permettant de représenter les relations sociales au sein des groupes et les comportements d'évitement des groupes	1	**Chapitre 4** Modélisation : -quatre relations sociales au sein des groupes piétons (couples, amis, familles et collègues) -structure physique intra-groupe -comportements d'évitement des groupes Validation : -reproduit les structures intra-groupe -reproduit mieux les comportements d'évitement que le SFM -simulation de groupes sociaux avec des structures et des comportements hétérogènes pour reproduire plusieurs contextes de foule
Un modèle de réaction des piétons à un AV dans divers cas d'interaction en espaces partagés, pour la prédiction des trajectoires piétonnes	1, 2	**Chapitre 5** Modélisation : -prise de décision des piétons lors de conflits avec un véhicule -comportements des piétons et groupes dans divers scénarios d'interaction Validation : -reproduit la diversité des comportements observés -prédit plus précisément que le SFM la distance d'approche des piétons autour de l'AV et les collisions -généralisable et applicable pour de la prédiction embarquée, en temps réel
Un simulateur avec des comportements piétons complexes, réalistes et validés, qui permet un contrôle externe du véhicule pour le test de systèmes de navigation autonome	3	**Chapitre 6** Implémentation : -modèle piéton proposé -modèle AV avec contrôle interne et externe via ROS -nombreux paramètres configurables SPACiSS, un simulateur : -open source -compatible ROS -pour tester des systèmes de navigation dans divers scénarios d'espaces partagés

entre des piétons et un AV. Ces simulations permettent de visualiser les interactions piétons-AV, d'enregistrer leurs trajectoires afin d'effectuer des mesures, et peuvent être répétées. SPACiSS est open source et fournit un environnement simulé pour tester des systèmes de navigation AV en foule dans des conditions proches de la réalité, en toute sécurité. L'utilité de SPACiSS a été illustrée en testant et en évaluant un système de navigation proactif développé dans le cadre du projet HIANIC. SPACiSS a notamment permis d'identifier des cas d'interaction où la navigation pourrait s'avérer difficile et des aspects où elle pourrait être améliorée.

Dans le chapitre 1, nous avions défini une liste de 6 critères que le modèle et le simulateur développés devaient remplir. Les différentes contributions apportées dans cette thèse permettent de proposer un modèle et un simulateur qui satisfont tous les critères définis. Une analyse des contributions de la thèse par chapitre selon les critères est présentée en Tableau 7.2.hbt !

TABLEAU 7.2 – Analyse des contributions de la thèse par chapitre selon les critères définis en chapitre 1.

	Ch. 3	**Ch. 4**	**Ch. 5**	**Ch. 6**
Intégration de comportements sociaux complexes	+	+	+	+
Transparence et explicabilité	+	+	+	+
Réalisme et précision dans les trajectoires des piétons	+	+	+	+
Exécution des simulations en temps réel	+	+	+	+
Modélisation interactions piétons-AV dans divers scénarios			+	+
Capacité à capturer les mouvements du véhicule pour test				+

7.2.1 Publications

Voici la liste des publications issues de cette thèse :

Articles de journaux

- Pedestrian Behavior in Shared Spaces with Autonomous Vehicles : An Integrated Framework and Review. **Prédhumeau, M.**, Spalanzani A., and Dugdale, J.
  Manuscrit accepté pour publication dans IEEE Transactions on Intelligent Vehicles.

- Agent-Based Modeling for Prediction of Pedestrian Trajectories Around an Autonomous Vehicle. **Prédhumeau, M.**, Mancheva, L., Dugdale, J., and Spalanzani A.
  Manuscrit en cours d'évaluation, sur invitation résultant du prix du meilleur article étudiant à AAMAS 2021, pour publication dans Journal of Artificial Intelligence Research.

- Simulation-Based Performance Validation For Autonomous Vehicles Navigation In Shared Spaces. Kabtoul M., **Prédhumeau M.**, Spalanzani A., Martinez P., and Dugdale J.
  Manuscrit en cours de rédaction pour publication dans IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems.

Articles de conférences internationales avec comité de lecture

- An Agent-Based Model to Predict Pedestrians Trajectories with an Autonomous Vehicle in Shared Spaces. **Prédhumeau, M.**, Mancheva, L., Dugdale, J., and Spalanzani A.
  Publié dans Proceedings of the 20th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2021), pp. 1010-1018, May 2021.
  Distinction : Pragnesh Jay Modi Best Student Paper Award

- Simulating Realistic Pedestrian Behaviors in the Context of Autonomous Vehicles in Shared Spaces : Doctoral Consortium. **Prédhumeau, M.**
  Publié dans Proceedings of the 20th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2021), pp. 1829-1831, May 2021.

- Modeling and Simulating Pedestrian Social Group Behavior with Heterogeneous Social Relationships. **Prédhumeau, M.**, Dugdale, J., and Spalanzani A.
  Publié dans Proceedings of the Spring Simulation Conference (SpringSim'20), May 2020.

- Adapting the Social Force Model for Low Density Crowds in Open Environments. **Prédhumeau, M.**, Dugdale, J., and Spalanzani A.
  Publié dans Proceedings of the 15th Social Simulation Conference (SSC19), Sep. 2019.

7.3 Limites et perspectives

Cette section identifie les limites des différentes contributions proposées et suggère des perspectives de travaux à court terme. Des perspectives à long terme sont ensuite présentées, en libérant les contraintes que nous avions fixées pour cette thèse en chapitre 1.

7.3.1 À court terme

Modélisation et simulation de piétons en environnement ouvert

Le modèle proposé pour les piétons en environnement ouvert est principalement basé sur des résultats empiriques ou théoriques issus de la littérature. Dans le cadre de travaux futurs, une analyse de sensibilité pourrait être effectuée, afin de tester la robustesse du modèle et de savoir quels paramètres du modèle ont la plus grande influence sur les trajectoires piétonnes produites.

Les paramètres de ce modèle ont été calibrés manuellement par tests et essais. Il serait intéressant de calibrer plus rigoureusement les paramètres suivants : distances de perception et d'attention, fréquence de la distraction, effets de la distraction sur la perception, taille de l'espace personnel et facteurs de force sociale. Pour cela, des trajectoires piétonnes issues de données réelles enregistrées en environnements urbains ouverts comme [131, 171, 191] pourraient être utilisées.

Des données similaires pourraient ensuite servir à la validation quantitative du modèle. L'objectif du modèle proposé est de produire un comportement piéton le plus réaliste possible, ce qui comprend l'évitement des collisions. Cependant, la quantification des collisions présentée dans nos travaux pourrait être complétée à l'avenir par d'autres mesures, telles que l'évaluation du réalisme de la simulation par des observateurs humains, ou une comparaison quantitative avec des trajectoires issues de séquences vidéo.

Enfin, le modèle intègre la distraction des piétons mais nous avons étudié principalement des scénarios avec des piétons non distraits lors de la phase de validation. Des scénarios supplémentaires, combinant piétons distraits et non distraits pourraient être simulés et analysés en terme de densité, de collisions et de vitesse de marche.

Modélisation et simulation de groupes sociaux de piétons

Quatre types de relations sociales ont été intégrées au modèle : couples, amis, familles et collègues de travail. Dans le cadre de travaux futurs, une attention pourrait être portée sur le cas particulier des enfants à l'intérieur d'un groupe familial, compte tenu de leur comportement parfois erratique.

Le comportement d'évitement des collisions des groupes a été évalué sur plusieurs scénarios et a été validé qualitativement, car il y a un manque de données empiriques concernant cet aspect. Des données issues d'expérimentations prenant en compte le comportement d'évitement selon la relation sociale dans le groupe permettraient de valider quantitativement nos résultats.

Le modèle proposé simule actuellement des groupes sociaux en foule ambulante. Le modèle pourrait être étendu pour simuler précisément le mouvement des groupes sociaux lors de crises ou d'évacuation, avec des comportements de peur ou de fuite. Il pourrait par exemple être couplé au modèle SOLACE [14], qui intègre l'impact des liens sociaux entre piétons sur l'évacuation lors d'une crise sismique.

Enfin, deux applications en robotique mobile peuvent être envisagées.

La première application concerne une situation de robot mobile social navigant en foule. La méthode proposée par [231] pour reconnaître automatiquement les relations sociales au sein des dyades de piétons peut être étendue à d'autres tailles de groupes, et peut être combinée avec nos travaux sur la simulation des relations sociales. Cela permettrait à un robot navigant en foule réelle de détecter les groupes sociaux autour de lui et de les reproduire en simulation en temps réel pour améliorer ses prédictions des trajectoires piétonnes [41]. Cela aiderait aussi le robot à intégrer des comportements sociaux sophistiqués, comme ne pas diviser un groupe à forte cohésion sociale [27].

La seconde application concerne des groupes de robots mobiles navigant en essaims parmi les piétons. Les robots pourraient intégrer le modèle de groupe proposé afin de reproduire fidèlement le comportement humain des groupes. Cela pourrait rendre leur navigation plus proche de la navigation humaine, et donc plus prévisible et mieux acceptée par les piétons partageant leur espace.

Modélisation et simulation de piétons en espace partagé avec un véhicule autonome

En l'absence de données incluant des interactions piétons-AVs, nous avons utilisé des ensembles de données avec des voitures conventionnelles, à conduite manuelle. Nous avons basé notre modèle sur les premières observations de [45, 165, 194], selon lesquelle les piétons se comporteront avec un AV comme ils le font avec un véhicule conventionnel, une fois habitués. Cependant, certaines études prévoient des différences, comme l'émergence d'une confiance excessive des piétons envers les AVs [149] ou le manque de communication entre les piétons et le conducteur [138]. Une fois que les piétons se seront habitués aux AVs, des études expérimentales seront nécessaires pour évaluer leurs interactions. Les changements dans les réactions des piétons sont faciles à mettre en œuvre dans le modèle proposé, simplement en ajustant les valeurs des paramètres du modèle. Par exemple, si les piétons font plus attention aux AVs qu'aux voitures conventionnelles, la zone de perception peut être adaptée ; s'ils gardent plus de distance avec les AVs, les rayons de danger et de risque peuvent être ajustés ; s'ils sont plus ou moins réticents à traverser, le seuil d'hésitation peut évoluer.

Dans le modèle, nous avons considéré les adaptations du piéton à l'AV, et non l'inverse. De plus, dans les cas considérés pour la calibration et la validation du modèle, l'AV suit des trajectoires relativement fluides et rectilignes. Cependant, le comportement de conduite du véhicule semble avoir une grande influence sur les réactions des piétons ; par exemple, un comportement de conduite erratique peut provoquer une hésitation [103, 175]. Il serait intéressant de tester des trajectoires plus variées pour le véhicule.

Le modèle de comportement des groupes de piétons en interaction avec un AV a été évalué qualitativement mais pas quantitativement. Des travaux futurs pourront porter sur une évaluation plus poussée, avec des scénarios et des groupes sociaux plus divers. Il est fort probable que le comportement d'un groupe de piétons avec un AV dépende de la relation au sein du groupe. Des ensemble de données annotés avec des groupes de piétons interagissant avec une voiture pourraient confirmer cette hypothèse.

Les jeux de données utilisés pour évaluer le modèle présentent également certaines limites.

Les jeux de données CITR et Nantes sont issus d'expériences contrôlées. Ils permettent une reproduction plus facile en simulation que les jeux de données non contrôlés car le nombre de

piétons, les points de départ et les destinations sont prédéfinis. Cependant, le comportement des piétons est guidé et les piétons sont conscients de l'expérience. Ainsi, leur comportement peut s'écarter de leur comportement naturel. Ils sont également attentifs et moins susceptibles d'être distraits.

De plus, dans les trois jeux de données utilisés pour la validation, les participants sont des étudiants ou des universitaires sur un campus, ce qui peut créer un biais. En outre, il s'agit souvent de participants particulièrement conscients des technologies. C'est un problème récurrent dans les expériences sur les interactions piétons-AV. Les participants ne se comportent pas comme ils le feraient dans une zone de loisirs, ni comme des parents avec leurs enfants, ni comme des personnes âgées en promenade. Dans un espace urbain partagé, les AVs devront interagir avec une population plus hétérogène et les comportements piétons pourraient être différents. Des expériences en centre ville comme celles menées dans [64, 126, 134, 142, 152, 192] sont nécessaires pour recueillir des comportements plus représentatifs.

Enfin, les jeux de données utilisés pour la validation proviennent de trois pays différents : la Chine, les États-Unis et la France. Des études antérieures ont montré que le comportement des piétons pouvait différer selon leur culture [88, 172]. Même dans un même pays, pour deux villes de tailles différentes, les piétons peuvent avoir des comportements d'interaction significativement différents. Dans une étude menée dans deux villes mexicaines, Currano et al. [50] ont rapporté que dans la plus petite ville, les piétons s'arrêtaient avant de traverser ou ne traversaient qu'une fois la voiture passée, alors qu'à Mexico, ils étaient plus susceptibles de traverser devant la voiture. Les auteurs supposent que cela est lié au rythme de vie et au volume habituel du trafic, qui est beaucoup plus dense à Mexico que dans les autres villes mexicaines. Il pourrait être intéressant d'évaluer ces différences culturelles lorsque les piétons partagent leur espace avec un AV.

Une application envisagée pour le modèle proposé est son utilisation par un vrai AV en foule afin d'anticiper les mouvements des piétons et d'adapter sa navigation à l'avance. Imaginons qu'un AV circule sur une place urbaine partagée avec des piétons. L'AV perçoit son environnement grâce à ses capteurs et détecte les obstacles, notamment les piétons. L'AV dispose d'un module de cognition et de décision qui lui permet d'adapter sa navigation en fonction de ses perceptions. Dans ce module de cognition, le modèle piéton proposé peut être utilisé reproduisant la scène perçue par les capteurs de l'AV en simulation. La simulation peut ensuite être exécutée en accéléré sur quelques secondes afin de prédire les mouvements futurs des piétons environnants et d'adapter la navigation dynamiquement.

SPACiSS : un simulateur de piétons réalistes pour tester la navigation d'un véhicule autonome en espace partagé

Nous avons effectué une première validation d'un système de navigation sur des scénarios structurés en section 6.3.2. Le simulateur SPACiSS pourrait être utilisé pour explorer des scénarios plus complexes dans des travaux futurs. Des scénarios pourraient par exemple inclure des piétons se déplaçant dans diverses directions, des piétons distraits, plusieurs types de groupes, des piétons immobiles, etc.

Le test d'un système de navigation dans plusieurs scénarios nous a permis de simuler de nouveaux cas d'interaction piétons-AV, notamment à 45°, que nous n'avions pas pris en compte lors de la conception et de la validation du modèle. Dans certaines de ces interactions, nous avons identifié des comportements piétons irréalistes, comme des agents percutant le véhicule alors qu'ils auraient pu l'éviter. Ces comportement irréalistes devraient être corrigés dans les futures versions du simulateur. Une observation des piétons lors d'interactions à 45° dans le monde réel pourrait suggérer de nouveaux comportements à ajouter dans le modèle, ou l'ajustement de certains paramètres (marges de danger et de risque, TTC considéré) pour ces cas d'interaction spécifiques.

Il serait également intéressant de tester d'autres variantes du système de navigation, en mo-

difiant l'agressivité de l'AV ou les distances conservées autour des piétons par exemple. En se basant sur les limitations du système identifiées dans certains scénarios, de nouvelles stratégies de navigation pourraient compléter le système existant. Un système proactif intégrant plus de comportement social, avec la détection et l'évitement des groupes de piétons par exemple, pourrait être développé et testé dans le simulateur. Le système proactif pourrait également adapter dynamiquement sa navigation autour des piétons selon le contexte, la densité de la foule ou encore le type de groupe détecté. Enfin, une fois le modèle piéton consolidé, le système de navigation pourrait inclure un apprentissage par renforcement, basé sur une fonction de récompense selon que l'action de l'AV est pertinente ou non. En fonction des actions de navigation entreprises, la simulation fournirait à l'AV une récompense, positive ou négative. L'agent AV apprendrait ainsi par expérience le comportement de navigation le mieux accepté dans différentes situations de foule.

De nouvelles métriques de performance pourraient être proposées pour mieux évaluer l'aspect social de la trajectoire de l'AV. Des métriques incluant le respect de l'espace personnel des piétons et le respect de l'espace des groupes pourraient par exemple être utilisées. La lisibilité de la trajectoire est aussi un aspect social important pour une bonne intégration de l'AV parmi les piétons. Si l'AV présente une trajectoire erratique, avec des oscillations ou des variations de vitesse et de direction fréquentes et abruptes, les piétons risquent de présenter un comportement hésitant. Ce phénomène est bien reproduit en simulation, où les agents utilisent ce qu'ils perçoivent de l'AV pour anticiper sa trajectoire future et prendre des décisions. La lisibilité de la navigation pourrait donc être mesurée dans le simulateur en évaluant la fluidité de la trajectoire. Cela a par exemple été fait en mesurant l'accélération totale de l'AV tout au long de sa trajectoire dans [16], par le nombre d'accélérations et de décélérations de l'AV dans [139], ou par l'intensité des accélérations et décélérations dans [109]. Enfin, le confort ressenti par les passagers de l'AV est un facteur important dans l'acceptation et l'adoption des AVs. Une métrique incluant l'accélération latérale de l'AV, liée à la force centripète, pourrait par exemple être utilisée comme indicateur du confort des passagers, comme l'a montré [81].

Enfin, dans de futurs travaux, SPACiSS pourrait être couplé à d'autres outils robotiques. Le modèle AV suppose une perception parfaite de tous les piétons et obstacles dans sa zone de perception, ce qui n'est pas très réaliste. Dans une foule, la perception des capteurs est souvent obstruée par les piétons les plus proches. Des outils de détection et de suivi des piétons pourraient être intégrés à SPACiSS pour une perception AV plus proche de la réalité terrain.

Une autre idée de perspective est un couplage de SPACiSS avec un simulateur dédié à la conduite autonome comme CARLA par exemple. Le simulateur open source CARLA [61] a été développé pour soutenir le développement et la validation des systèmes de conduite urbaine autonome. Bien que CARLA comprenne un large éventail de conditions environnementales, y compris la météo et l'heure de la journée, les comportements piétons actuellement intégrés sont très simples et homogènes. SPACiSS pourrait être couplé avec CARLA afin de disposer à la fois d'un environnement de test urbain réaliste et de comportements piétons complexes. Un package ROS nommé *ROS_bridge* est proposé avec le simulateur CARLA et permet une communication bidirectionnelle entre ROS et CARLA. Ce package pourrait être utilisé pour contrôler les agents piétons dans CARLA avec SPACiSS.

7.3.2 À long terme

En relâchant les contraintes que nous avions posées lors de la définition du sujet de thèse, de nouvelles pistes de recherche à long terme s'ouvrent.

Dans cette thèse, nous avons considéré uniquement des espaces partagés sans zones prédéfinies pour les usagers. Cependant, dans les espaces partagés existants, les piétons sont nombreux à demander la mise en place de zones qui leur seraient réservées (*safe zones)*, et dans lesquelles ils pourraient s'isoler des véhicules. Les espaces partagés considérés pourraient donc être étendus

afin de tenir compte des différentes variantes possibles.

Nous avons décidé de centrer cette thèse sur les comportements piétons. Cependant, dans les espaces partagés les usagers sont divers : vélos, scooters, motos, bus, etc. D'autres types d'usagers pourraient venir compléter le modèle et le simulateur. Il faudrait alors définir pour chacun un modèle tenant compte des contraintes physiques, cinématiques et dynamiques spécifiques à ce mode de déplacement. De plus, les normes sociales appliquées par les piétons ne sont pas les mêmes que celles appliquées par les cyclistes par exemple, et les interactions entre chacun des modes de déplacement devraient aussi être étudiées et intégrées au modèle.

Une contrainte que nous avons fixé pour ce travail est la présence d'un seul AV à la fois dans l'espace partagé. Une étape intéressante dans le développement du modèle serait d'intégrer plusieurs AVs en même temps dans la simulation. Pour cela, le modèle et son implémentation nécessiteraient quelques adaptations. La principale adaptation serait d'ajuster le modèle de décision des piétons pour intégrer des interactions avec plusieurs véhicules en même temps, et de gérer les interactions entre les AVs.

Nous considérons une foule de piétons « classique », c'est-à-dire un ensemble de piétons qui se trouvent au même endroit au même moment, et se déplacent sans but commun. De même, nous avons choisi d'étudier des foules de faible à moyenne densité ($[0\,;\,0{,}5]$ p/m^2). Cependant, les AVs en zones urbaines auront occasionnellement à interagir avec des foules différentes. Les AVs pourront par exemple rencontrer une foule de spectateurs assistant à un évènement sportif ou culturel, une foule de manifestants participant à un rassemblement revendicatif ou symbolique, ou encore une foule en panique qui tente d'échapper à un danger [1]. Les piétons adaptent leur comportement au contexte et à la densité de la foule, et le modèle proposé pourrait être adapté pour représenter ces cas particuliers.

Nous avons considéré les déplacements piétons localisés et à court terme. Un changement d'échelle constituerait une perspective possible pour ce travail. Nous pourrions étudier par exemple comment la présence d'un AV dans un espace partagé impacte les choix de routes et de destinations à long terme pour les piétons.

De plus, nous avons supposé que les piétons étaient déjà habitués aux AVs et nous n'avons pas modélisé les évolutions possibles de leurs réactions dans le temps. Une perspective pourrait être d'étudier comment les réactions des piétons évoluent au fil des interactions avec l'AV.

Le modèle pourrait aussi être complété avec des réactions piétonnes à différents dispositifs de communication de l'AV. Outre les informations implicites communiquées par le mouvement de l'AV, de nombreux travaux [2, 96, 127, 134, 143, 198] ont porté sur la communication d'informations explicites via un dispositif externe (LED, audio, signal lumineux, etc.) ajouté à l'AV. Les réactions des piétons à ces différents dispositifs seront certainement variées ; certains percevront et comprendront rapidement l'information communiquée alors que d'autres ne percevront pas ou ne comprendront pas. L'AV devra anticiper ces différentes réactions pour agir en conséquence.

Annexes

Annexe A. Résolution de l'Équation 5.1

Étant donné :

t_0	temps de simulation actuel
t	horizon de prédiction
$pos_p = pos_p(t_0)$	position actuelle de p
$pos_{AV} = pos_{AV}(t_0)$	position actuelle de AV
$\vec{v_p^{pref}} = \vec{v_p^{pref}}(t_0)$	vélocité actuelle préférée de p, c.-à-d. direction actuelle de p à sa vitesse préférée
$\vec{v_{AV}} = \vec{v_{AV}}(t_0)$	vélocité actuelle de AV
$pos_p(t_0 + t) = pos_p + t \times \vec{v_p^{pref}}$	future position de p
$pos_{AV}(t_0 + t) = pos_{AV} + t \times \vec{v_{AV}}$	future position de AV
$radius_{danger}$	rayon de la zone de danger

Nous cherchons $TTC_{danger} = t$ tel que :

$$\begin{aligned}
& d(pos_p(t_0 + t), pos_{AV}(t_0 + t)) = radius_{danger} \\
\iff & d(pos_p + t \times \vec{v_p^{pref}}, pos_{AV} + t \times \vec{v_{AV}}) = radius_{danger}
\end{aligned}$$

Étant donné $d(A, B) = \sqrt{(x_A - x_B)^2 + (y_A - y_B)^2}$:

$$\begin{aligned}
\iff & \sqrt{((pos_{p,x} + t \times \vec{v_{p,x}^{pref}}) - (pos_{AV,x} + t \times \vec{v_{AV,x}}))^2} \\
& \overline{+ ((pos_{p,y} + t \times \vec{v_{p,y}^{pref}}) - (pos_{AV,y} + t \times \vec{v_{AV,y}}))^2} = radius_{danger} \\
\iff & ((pos_{p,x} + t \times \vec{v_{p,x}^{pref}}) - (pos_{AV,x} + t \times \vec{v_{AV,x}}))^2 \\
& + ((pos_{p,y} + t \times \vec{v_{p,y}^{pref}}) - (pos_{AV,y} + t \times \vec{v_{AV,y}}))^2 = (radius_{danger})^2 \\
\iff & (((pos_{p,x} - pos_{AV,x}) + (\vec{v_{p,x}^{pref}} - \vec{v_{AV,x}}) \times t)^2 \\
& + ((pos_{p,y} - pos_{AV,y}) + (\vec{v_{p,y}^{pref}} - \vec{v_{AV,y}}) \times t)^2 = (radius_{danger})^2
\end{aligned}$$

En utilisant $(a + b)^2 = a^2 + 2ab + b^2$:

$$\begin{aligned}
\iff & (pos_{p,x} - pos_{AV,x})^2 + 2(pos_{p,x} - pos_{AV,x})(\vec{v_{p,x}^{pref}} - \vec{v_{AV,x}}) \times t + ((\vec{v_{p,x}^{pref}} - \vec{v_{AV,x}}) \times t)^2 \\
& + (pos_{p,y} - pos_{AV,y})^2 + 2(pos_{p,y} - pos_{AV,y})(\vec{v_{p,y}^{pref}} - \vec{v_{AV,y}}) \times t + ((\vec{v_{p,y}^{pref}} - \vec{v_{AV,y}}) \times t)^2 \\
& = (radius_{danger})^2
\end{aligned}$$

On met l'équation sous la forme $at^2 + bt + c = 0$:

$$\begin{aligned}
\iff & ((\vec{v_{p,x}^{pref}} - \vec{v_{AV,x}})^2 + (\vec{v_{p,y}^{pref}} - \vec{v_{AV,y}})^2) \times t^2 \\
& + (2(pos_{p,x} - pos_{AV,x})(\vec{v_{p,x}^{pref}} - \vec{v_{AV,x}}) + 2(pos_{p,y} - pos_{AV,y})(\vec{v_{p,y}^{pref}} - \vec{v_{AV,y}})) \times t \\
& + ((pos_{p,x} - pos_{AV,x})^2 + (pos_{p,y} - pos_{AV,y})^2 - (radius_{danger})^2) = 0
\end{aligned}$$

On a donc :

$$
\begin{aligned}
a &= (\vec{v_{p,x}^{pref}} - \vec{v_{AV,x}})^2 + (\vec{v_{p,y}^{pref}} - \vec{v_{AV,y}})^2 \\
b &= 2(pos_{p,x} - pos_{AV,x})(\vec{v_{p,x}^{pref}} - \vec{v_{AV,x}}) + 2(pos_{p,y} - pos_{AV,y})(\vec{v_{p,y}^{pref}} - \vec{v_{AV,y}}) \\
c &= (pos_{p,x} - pos_{AV,x})^2 + (pos_{p,y} - pos_{AV,y})^2 - (radius_{danger})^2
\end{aligned}
$$

On calcule le discriminant $\Delta_{danger} = b^2 - 4ac$:

$$
\begin{aligned}
\Delta_{danger} = &(2(pos_{p,x} - pos_{AV,x})(\vec{v_{p,x}^{pref}} - \vec{v_{AV,x}}) + 2(pos_{p,y} - pos_{AV,y})(\vec{v_{p,y}^{pref}} - \vec{v_{AV,y}}))^2 \\
&- 4 \times ((\vec{v_{p,x}^{pref}} - \vec{v_{AV,x}})^2 + (\vec{v_{p,y}^{pref}} - \vec{v_{AV,y}})^2) \\
&\times ((pos_{p,x} - pos_{AV,x})^2 + (pos_{p,y} - pos_{AV,y})^2 - (radius_{danger})^2)
\end{aligned}
$$

On calcule la ou les solution(s), c.-à-d. TTC_{danger}, s'il existe :

$$
\begin{cases}
\text{pas de racine réelle,} & \text{si} \Delta_{danger} < 0 \quad (p \text{ jamais en danger}) \\
\text{une racine réelle } t = \frac{-b}{2a}, & \text{si } \Delta_{danger} = 0 \quad (p \text{ en danger à un unique instant t}) \\
\text{deux racines réelles } t_1 = \frac{-b-\sqrt{\Delta_{danger}}}{2a}, & \text{si } \Delta_{danger} > 0 \quad (p \text{ entre dans la zone de danger à } t_0 + t_1 \\
\qquad \text{et } t_2 = \frac{-b+\sqrt{\Delta_{danger}}}{2a} & \qquad \text{et quitte la zone de danger à } t_0 + t_2)
\end{cases}
$$

Annexe B. Algorithmes du modèle de décision proposé

Algorithm 2: Algorithme principal (méthode *processCarInformation* de la classe *Agent*)

Constant: $radius_{collision} = radius_{AV} + radius_p$: rayon de la zone de collision ;
$radius_{danger} = radius_{collision} + margin_{danger}$: rayon de la zone de danger ;
$radius_{risk} = radius_{collision} + margin_{risk}$: rayon de la zone à risque ;
ϕ : seuil d'angle pour classifier les types d'interactions ;
$TTC_{imminent}$: seuil temporel pour identifier un conflit imminent ;
$TTC_{danger}considered$: seuil temporel pour identifier un danger dans un futur proche ;

Input : pos_{AV} : position actuelle de AV ;
pos_p : position actuelle de p ;
$\vec{v_{AV}}$: vélocité actuelle de AV ;
$\vec{v_p}$: vélocité actuelle de p ;
$\vec{v_p^{pref}}$: vélocité actuelle préférée de p, c.-à-d. direction actuelle de p à sa vitesse préférée ;
pos_{group} : si p est en groupe, position actuelle du groupe ;
$\vec{v_{group}}$: si p est en groupe, vélocité actuelle du groupe ;

```
begin
    TTC_danger = computeTTCdanger(pos_p, pos_AV, v_p^pref, v_AV, radius_danger);
    if TTC_danger ∈ TTC_danger considered then
        if isInGroup() then
            TTC_collision = computeTTCcollision(pos_p, pos_AV, v_p^pref, v_AV, radius_collision);
            if TTC_collision < TTC_imminent then
                pedPosition = pos_p;
                pedVelocity = v_group;
                groupForces = null;
            else
                pedPosition = pos_group;
                pedVelocity = v_group;
            end
        else
            pedPosition = pos_p;
            pedVelocity = v_p^pref;
        end
        θ = computeInteractionAngle(v_AV, pedVelocity);
        if !isSteppingBack and (θ ∈ [−φ; +φ] or θ ∈ [180 − φ; 180 + φ]) then
            turnSharply(pedPosition, pos_AV, v_AV);
        else
            order = computeCrossingOrder(pedPosition, pos_AV, pedVelocity, v_AV);
            if order == -1 then
                SFMonly();
            else if order == 1 then
                wantRun();
            else if order == 2 then
                wantStop();
            else if order == 0 then
                hesitate();
            end
        end
    end
    TTC_risk = computeTTCrisk(pos_p, pos_AV, v_p^pref, v_AV, radius_risk);
    if TTC_risk < 0 then
        SFMonly();
    end
    decisionToAction(v_p, v_group, TTC_danger, TTC_imminent));
end
```

Algorithm 3: computeTTCdanger

Input : pos_p : position actuelle de p ;
pos_{AV} : position actuelle de AV ;
$\vec{v_p^{pref}}$: vélocité actuelle préférée de p, c.-à-d. direction actuelle de p à sa vitesse préférée ;
$\vec{v_{AV}}$: vélocité actuelle de AV ;
$radius_{danger}$: rayon de la zone de danger ;

Output: TTC_{danger} : moment relatif où le piéton entre dans la zone de danger ;

```
begin
    TTC_danger = null ;
    a = (v^pref_p,x − v_AV,x)^2 + (v^pref_p,y − v_AV,y)^2 ;
    b = 2 × (pos_p,x − pos_AV,x)(v^pref_p,x − v_AV,x) + 2 × (pos_p,y − pos_AV,y)(v^pref_p,y − v_AV,y) ;
    c_danger = (pos_p,x − pos_AV,x)^2 + (pos_p,y − pos_AV,y)^2 − (radius_danger)^2 ;
    Δ_danger = b^2 − 4 × a × c_danger ;
    if Δ_danger == 0 then
        TTC_danger = −b / 2a ;
    else if Δ_danger > 0 then
        TTC_danger = (−b − √Δ_danger) / 2a ;
    end
    return TTC_danger ;
end
```

Algorithm 4: computeTTCcollision

Input : pos_p : position actuelle de p ;
pos_{AV} : position actuelle de AV ;
$\vec{v_p^{pref}}$: vélocité actuelle préférée de p, c.-à-d. direction actuelle de p à sa vitesse préférée ;
$\vec{v_{AV}}$: vélocité actuelle de AV ;
$radius_{collision}$: rayon de la zone de collision ;

Output: $TTC_{collision}$: moment relatif où le piéton entre dans la zone de collision ;

```
begin
    TTC_collision = null ;
    a = (v^pref_p,x − v_AV,x)^2 + (v^pref_p,y − v_AV,y)^2 ;
    b = 2 × (pos_p,x − pos_AV,x)(v^pref_p,x − v_AV,x) + 2 × (pos_p,y − pos_AV,y)(v^pref_p,y − v_AV,y) ;
    c_collision = (pos_p,x − pos_AV,x)^2 + (pos_p,y − pos_AV,y)^2 - (radius_collision)^2 ;
    Δ_collision = b^2 − 4 × a × c_collision ;
    if Δ_collision == 0 then
        TTC_collision = −b / 2a ;
    else if Δ_collision > 0 then
        TTC_collision = (−b − √Δ_collision) / 2a ;
    end
    return TTC_collision ;
end
```

Algorithm 5: computeInteractionAngle

Input : $\vec{v_{AV}}$: vélocité actuelle de AV ;
$\vec{pedVelocity}$: vélocité actuelle de p ;

Output: θ : angle d'interaction ;

```
begin
    return ∠(v_AV, pedVelocity) ;
end
```

Algorithm 6: computeCrossingOrder

Input : $pedPosition$: position actuelle de p ;
pos_{AV} : position actuelle de AV ;
$pedV\vec{e}locity$: vélocité actuelle de p ;
$v_{\vec{AV}}$: vélocité actuelle de AV ;

Output: $order$: ordre de passage présumé de p.
-1 : déjà passé, 1 : premier, 2 : second, 0 : hésitation ;

begin
- $closestCarPoint$ = getClosestPoint($pedPosition$, pos_{AV}) ;
- $\alpha = \angle(pedV\vec{e}locity, (\overrightarrow{pedPosition\ closestCarPoint}))$;
- $\dot{\alpha} = \angle(\overrightarrow{pedPosition\ closestCarPoint}), \overrightarrow{(pedPosition\ closestCarPoint)} + (v_{\vec{AV}} - pedV\vec{e}locity))$;
- $\alpha_{AV} = \angle(v_{\vec{AV}}, \overrightarrow{(closestCarPoint\ pedPosition)}$;
- $\alpha_{\dot{AV}} = \angle(\overrightarrow{(closestCarPoint\ pedPosition)}, (\overrightarrow{(closestCarPoint\ pedPosition)} + (\ pedV\vec{e}locity - v_{\vec{AV}}))$;
- **if** *(*$sgn(\alpha) \times \dot{\alpha} < 0$ ***and*** $sgn(\alpha_{AV}) \times \alpha_{\dot{AV}} < 0$*)* ***or***
- *(*$sgn(\alpha) \times \dot{\alpha} > 0$ ***and*** $sgn(\alpha_{AV}) \times \alpha_{\dot{AV}} > 0$*)* **then**
  - order = -1 ;
- **else if** $sgn(\alpha) \times \dot{\alpha} > hesitationThreshold$ **then**
  - order = 1 ;
- **else if** $sgn(\alpha) \times \dot{\alpha} <$ *-hesitationThreshold* **then**
  - order = 2 ;
- **else if** *(-hesitationThreshold* $< \dot{\alpha} <$ *hesitationThreshold)* **then**
  - order = 0 ;
- **end**
- return $order$;

end

Algorithm 7: computeTTCrisk

Input : pos_p : position actuelle de p ;
pos_{AV} : position actuelle de AV ;
$v_p^{\vec{pref}}$: vélocité actuelle préférée de p, c.-à-d. direction actuelle de p à sa vitesse préférée ;
$v_{\vec{AV}}$: vélocité actuelle de AV ;
$radius_{risk}$: rayon de la zone à risque ;

Output: TTC_{risk} : moment relatif où le piéton entre dans la zone à risque ;

begin
- TTC_{risk} = null ;
- a = $(v_{p,x}^{\vec{pref}} - v_{\vec{AV},x})^2 + (v_{p,y}^{\vec{pref}} - v_{\vec{AV},y})^2$;
- b = $2 \times (pos_{p,x} - pos_{AV,x})(v_{p,x}^{\vec{pref}} - v_{\vec{AV},x}) + 2 \times (pos_{p,y} - pos_{AV,y})(v_{p,y}^{\vec{pref}} - v_{\vec{AV},y})$;
- $c_{risk} = (pos_{p,x} - pos_{AV,x})^2 + (pos_{p,y} - pos_{AV,y})^2$ - $(radius_{risk})^2$;
- $\Delta_{risk} = b^2 - 4 \times a \times c_{risk}$;
- **if** $\Delta_{risk} == 0$ **then**
  - $TTC_{risk} = \frac{-b}{2a}$;
- **else if** $\Delta_{risk} > 0$ **then**
  - $TTC_{risk} = \frac{-b+\sqrt{\Delta_{risk}}}{2a}$;
- **end**
- return TTC_{risk} ;

end

Procedure hesitate

```
if isRunning or isStopped or isSteppingBack then
    if sgn(α) × α̇ > 0.0 and isRunning then
        wantRun();
    if sgn(α) × α̇ < 0.0 and isStopped then
        isSteppingBack = true;
    else
        wantStop();
else if isInGroup() and TTC_collision > TTC_imminent then
    foreach member m ∈ group do
        if m.isStopped then
            isSteppingBack = true;
            break;
        else if m.isRunning then
            wantRun();
            break;
if !isRunning and !isStopped and !isSteppingBack then
    randomChoiceStopOrRun();
```

Procedure turnSharply($pedPosition$, pos_{AV}, $\vec{v_{AV}}$)

```
SFMonly();
diffDirection = (pos_AV pedPosition);
angle = ∠(v_AV, diffDirection);
turnVector = sgn(angle) × v_AV.leftNormalVector().normalized();
socialforce = turnVector + physicalForce();
```

Procedure SFMonly

```
isRunning = false;
isStopped = false;
isSteppingBack = false;
```

Procedure wantStop

```
isRunning = false;
isStopped = true;
isSteppingBack = false;
```

Procedure wantRun

```
isRunning = true;
isStopped = false;
isSteppingBack = false;
```

Procedure decisionToAction($\vec{v_p}$, $\vec{v_{group}}$, TTC_{danger}, $TTC_{imminent}$)

```
if isRunning then
    socialForce = physicalForce() ;
    if isInGroup() then
        desireForce = (v_group.normalized().scaled(runningSpeed) - v_p)/relaxationTime ;
    else
        desireForce = (v_p.normalized().scaled(runningSpeed) - v_p)/relaxationTime ;
else if isSteppingBack then
    socialForce = physicalForce() ;
    desireForce = -desireForce ;
else if isStopped then
    socialForce = physicalForce() ;
    if TTC_danger < TTC_imminent then
        desireForce = (-v_p/relaxationTime) ;
```

Annexe C. Estimation de la force exercée par l'AV sur les piétons à partir du jeu de données CITR

À partir des trajectoires des piétons autour d'un véhicule durant les interactions enregistrées dans l'ensemble de données CITR [227], nous avons estimé la force sociale exercée par le véhicule sur les piétons lors d'une interaction arrière, frontale, unilatérale et bilatérale.

Le véhicule est représenté par un rectangle noir centré en (0,0) et orienté de gauche à droite. Pour chaque trajectoire piétonne, nous avons estimé la force ressentie par le piéton, à une fréquence de 6Hz, en calculant la différence entre la trajectoire idéale du piéton (sans interaction avec le véhicule) et sa trajectoire réelle dans les données. Nous supposons que la différence entre les deux trajectoires est due à l'adaptation du piéton pour éviter le véhicule. Pour chaque position du piéton autour du véhicule, nous représentons la force répulsive ressentie par le piéton par un vecteur. La taille et la couleur du vecteur permettent de visualiser la magnitude de la force : de rouge pour une magnitude élevée à bleu pour une magnitude faible. Pour l'interaction arrière, les piétons sont orientés de gauche à droite. Pour l'interaction frontale, les piétons sont orientés de droite à gauche. Pour l'interaction unilatérale, les piétons sont orientés de haut en bas. Pour l'interaction bilatérale, les piétons sont orientés de haut en bas ou de bas en haut.

Cette estimation nous a permis :

— de réaliser qu'une calibration unique des forces pour tous les types d'interaction (frontale, latérale, arrière) ne permet pas de reproduire précisément les trajectoires des piétons dans tous les cas.

— de calibrer grossièrement la partie SFM du modèle d'interaction piéton-AV.

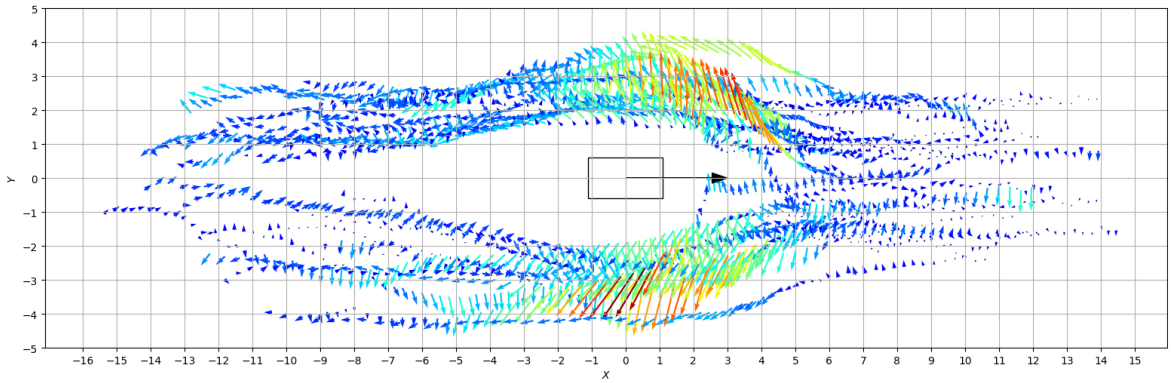


Figure C.1 – Interaction arrière

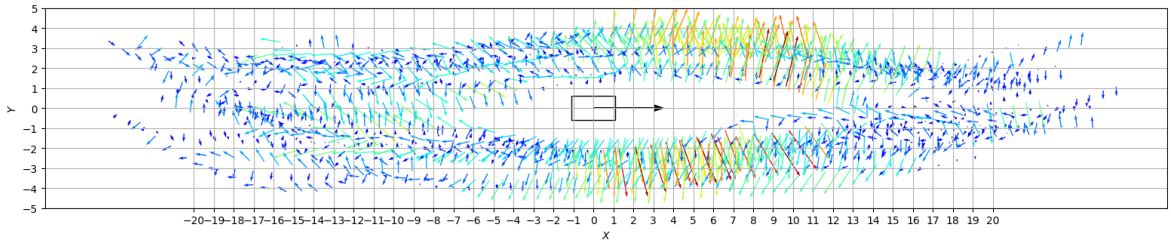


Figure C.2 – Interaction frontale

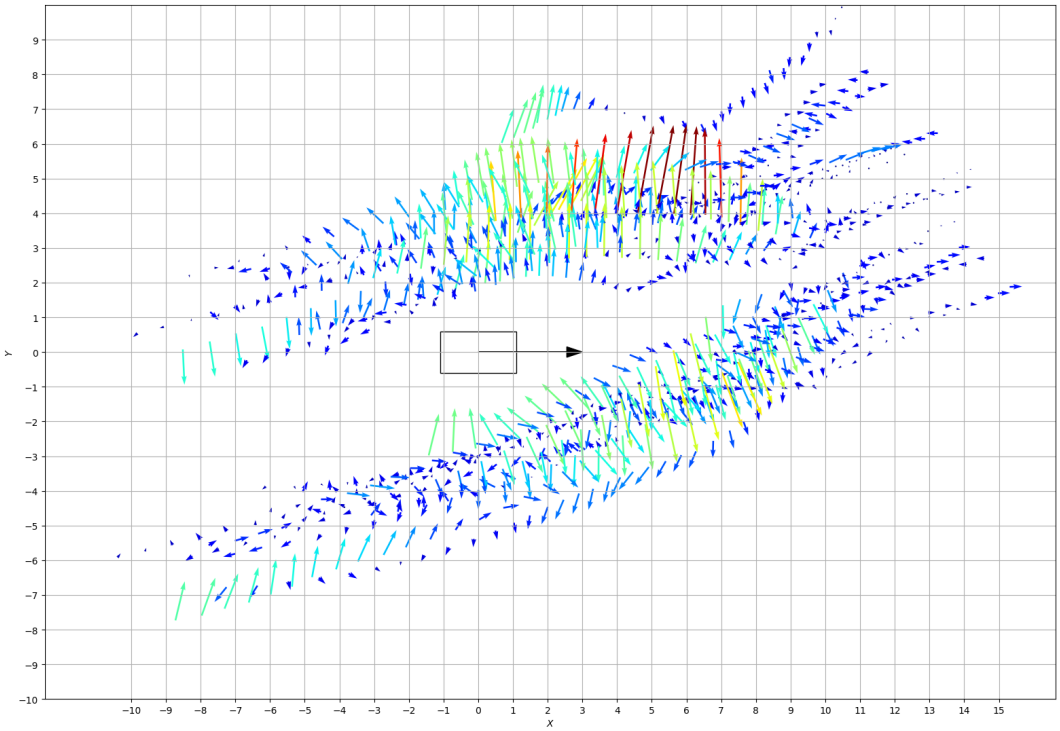


FIGURE C.3 – Interaction unilatérale

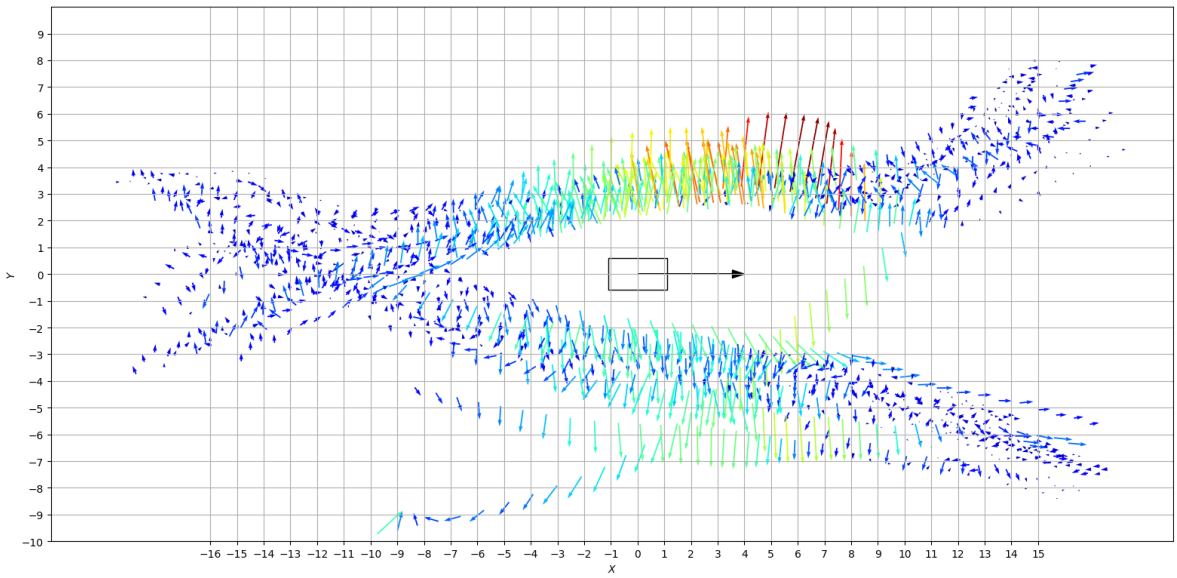


FIGURE C.4 – Interaction bilatérale

Annexe D. Trajectoires piétonnes réelles et simulées dans les 4 scénarios utilisés pour la validation de la calibration (5 répétitions)

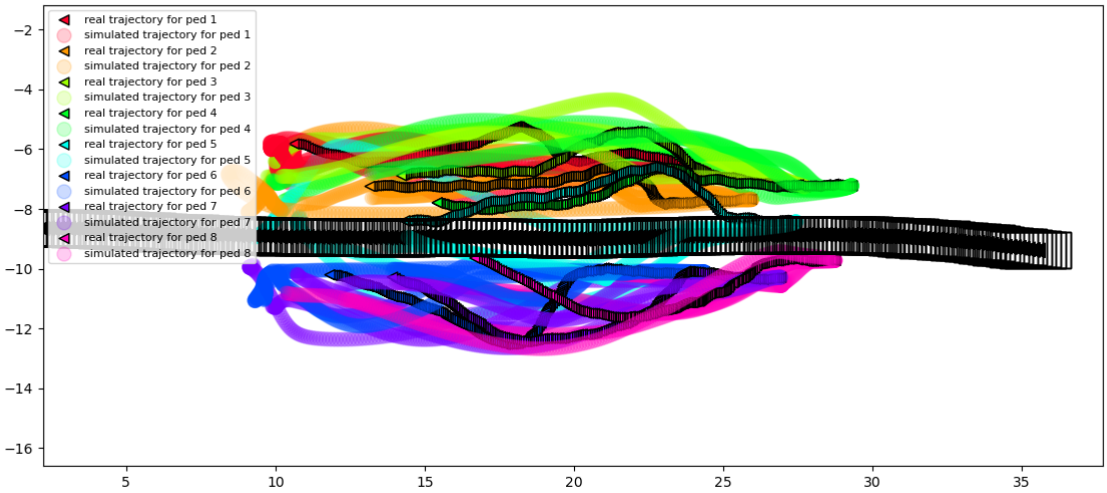


FIGURE D.1 – Interaction arrière

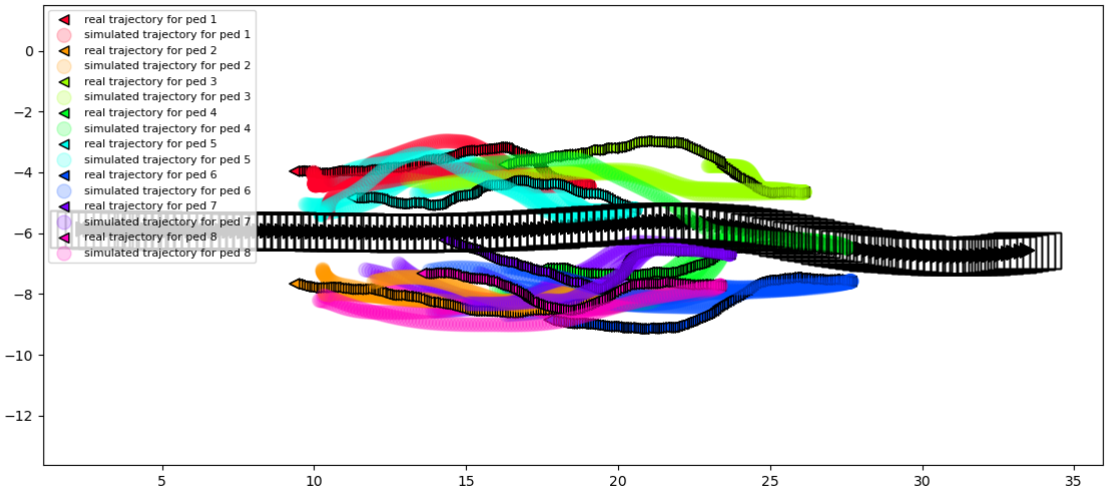


FIGURE D.2 – Interaction frontale

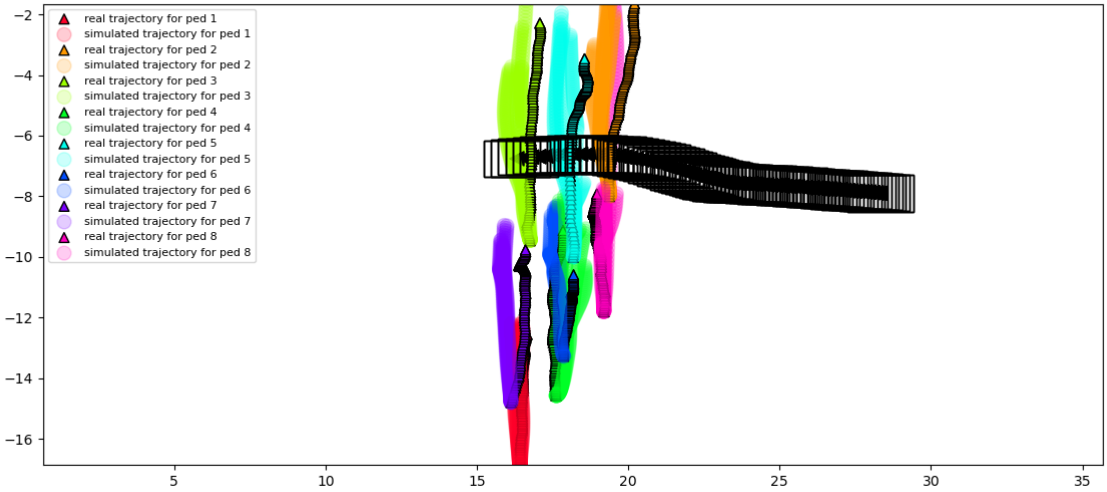


FIGURE D.3 – Interaction unilatérale

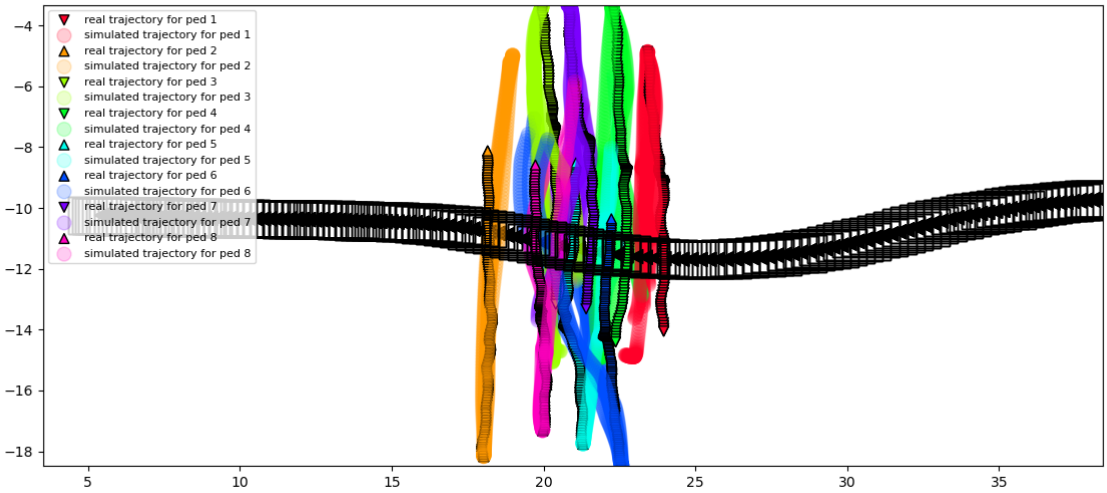
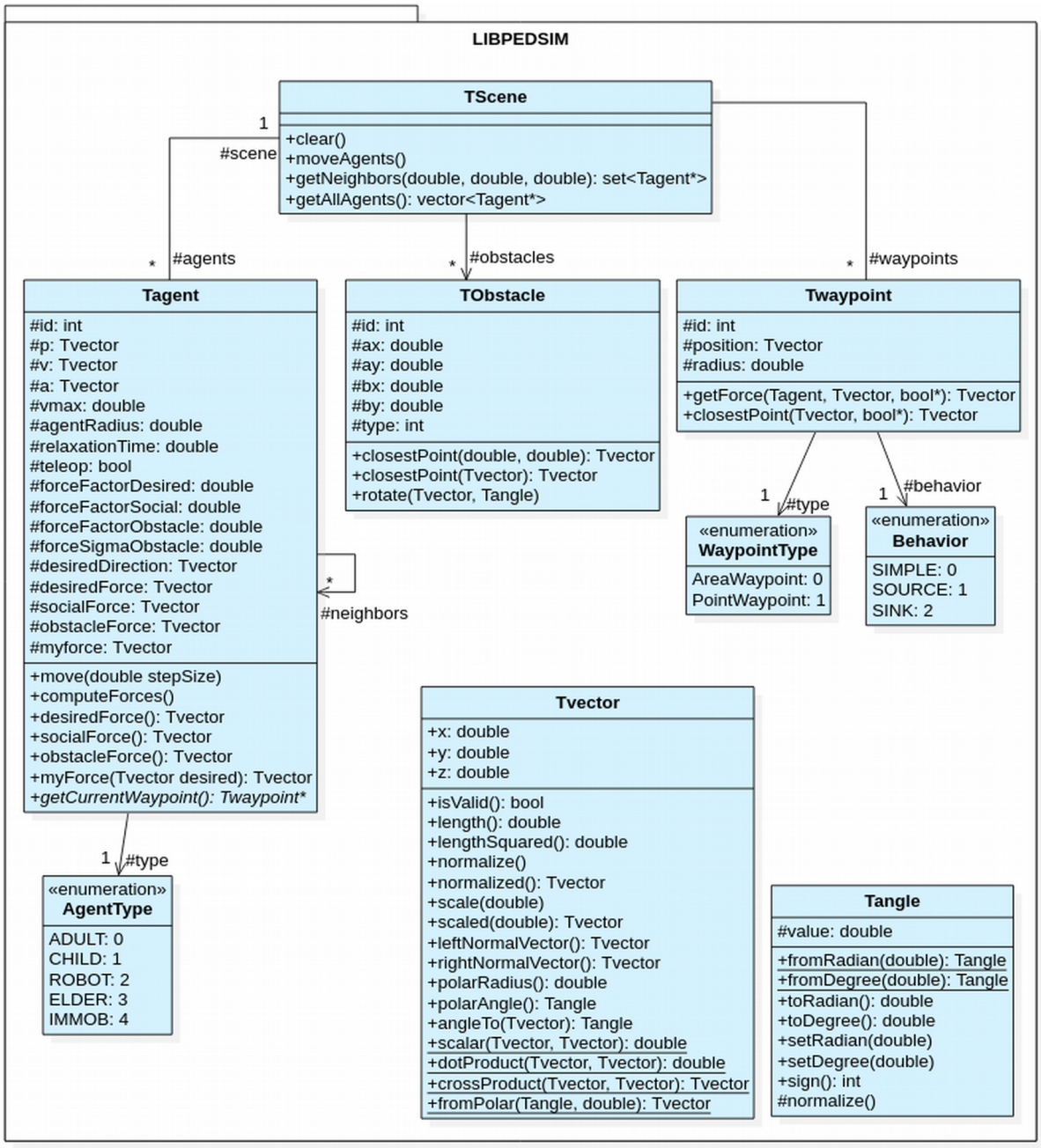
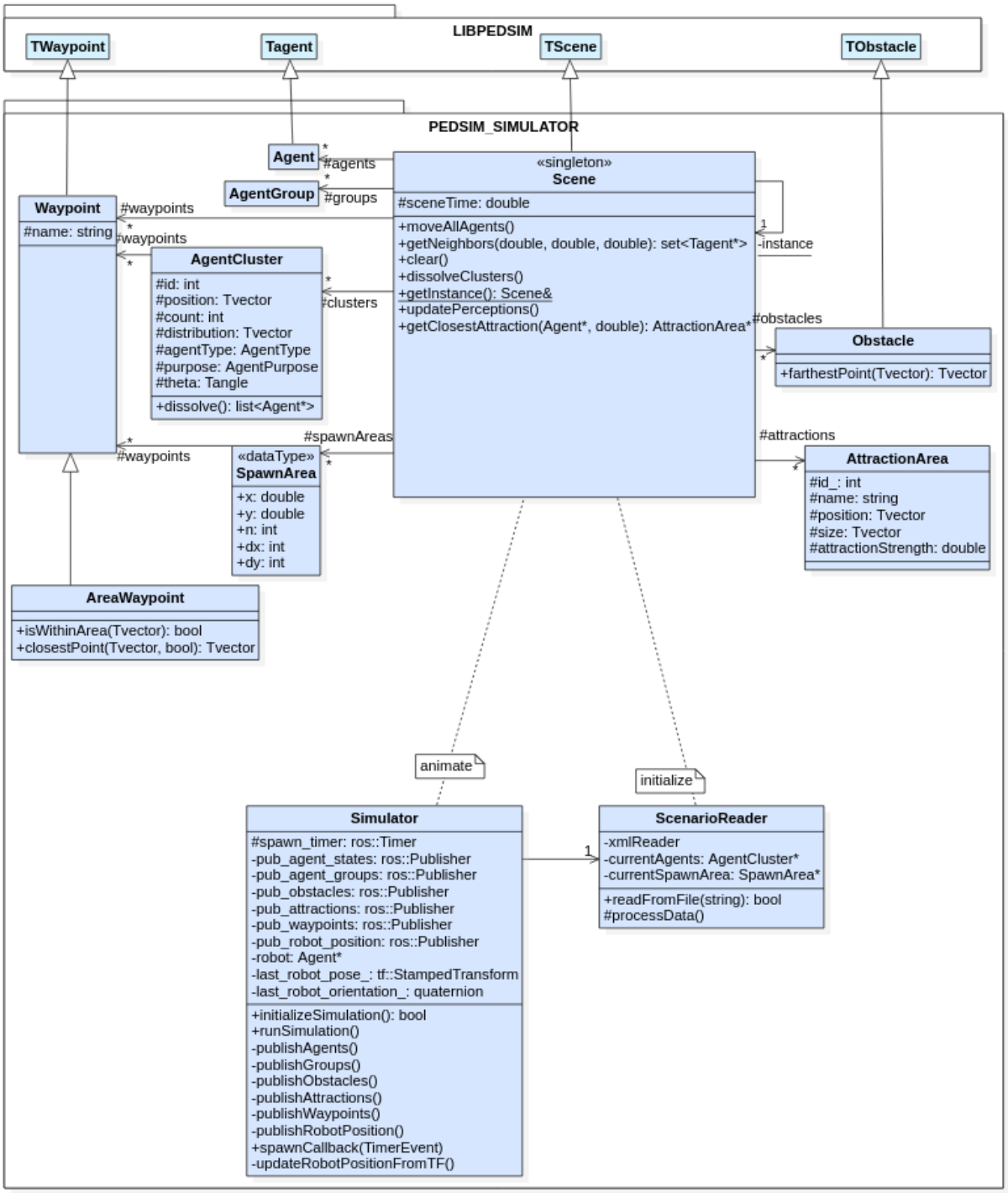


FIGURE D.4 – Interaction bilatérale

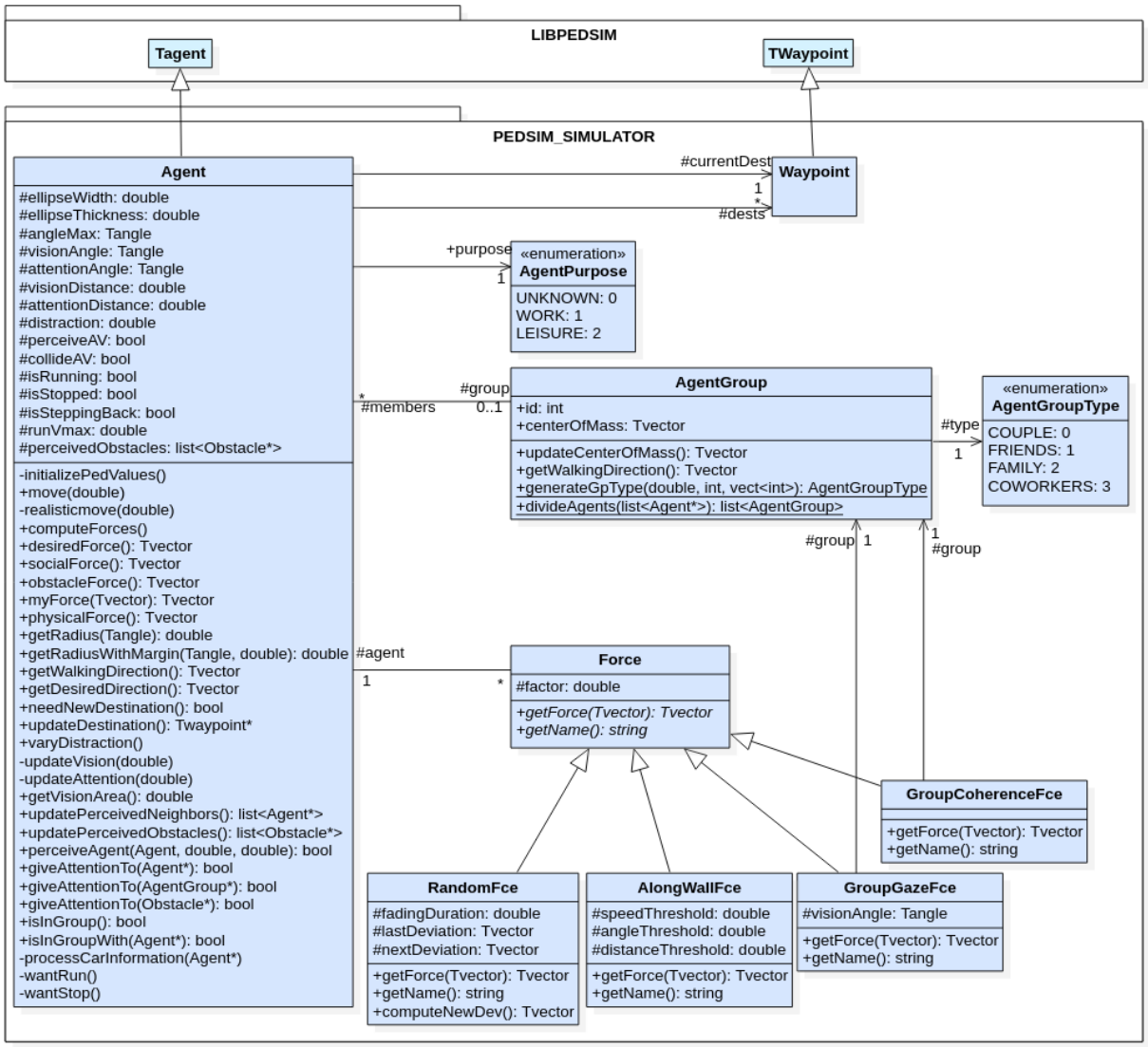
Annexe E. Diagramme UML de classes du package *libpedsim* dans SPACiSS



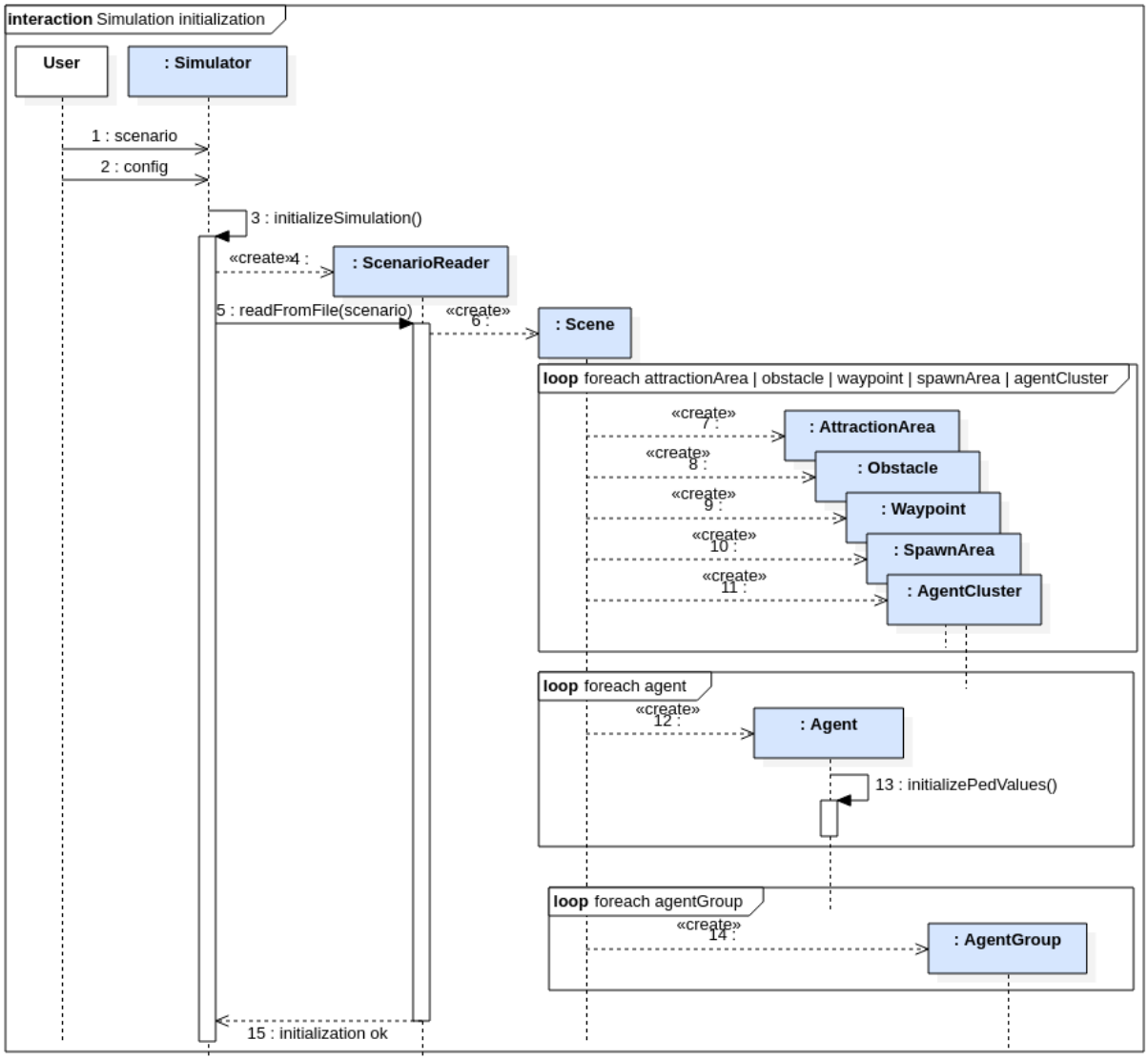
Annexe F. Diagramme UML de classes du package *pedsim_simulator* dans SPACiSS - première partie



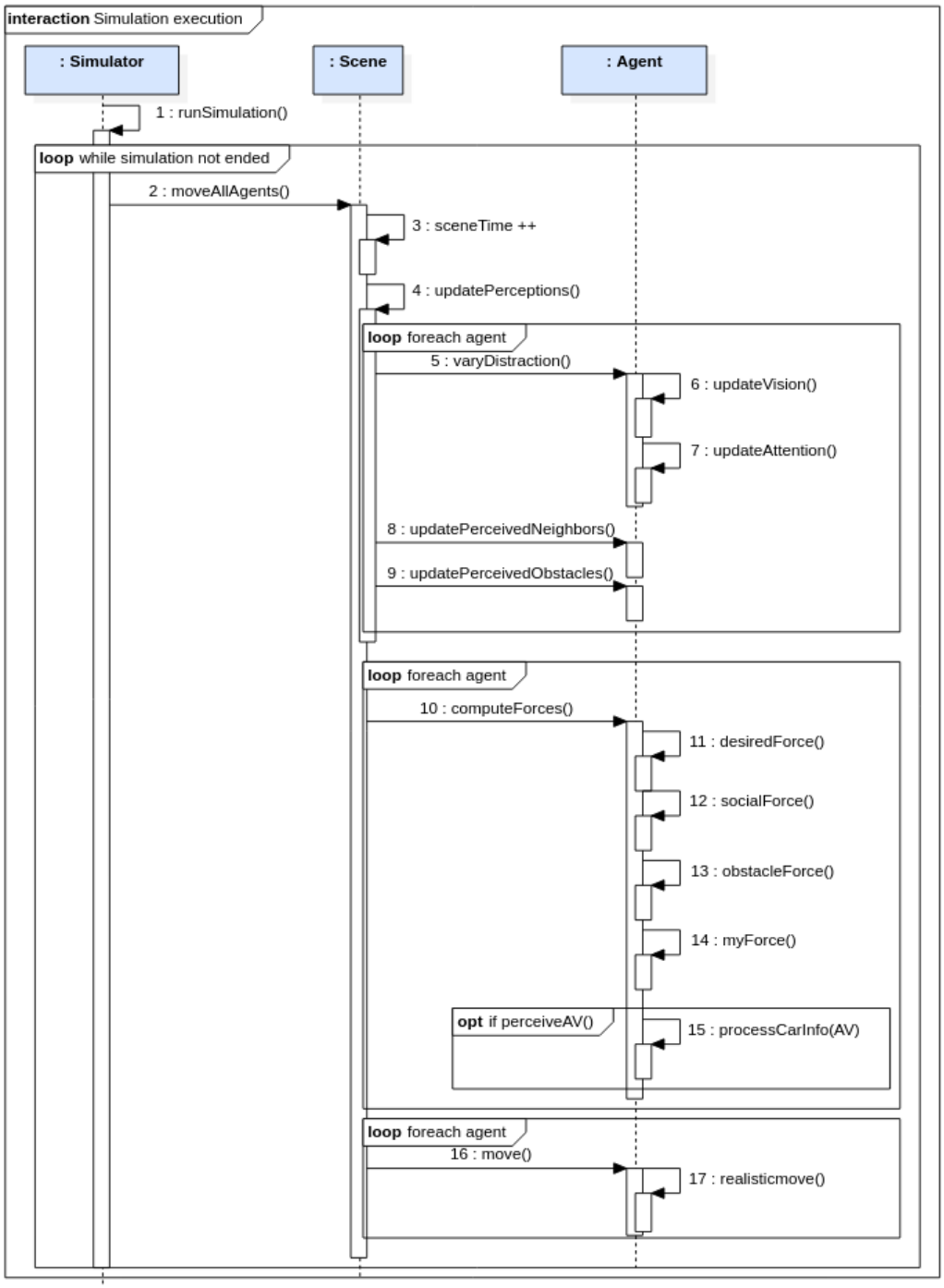
Annexe G. Diagramme UML de classes du package *pedsim_simulator* dans SPACiSS - seconde partie



Annexe H. Diagramme UML de séquence de l'initialisation d'une simulation dans SPACiSS



Annexe I. Diagramme UML de séquence de l'exécution d'une simulation dans SPACiSS



Bibliographie

[1] Abdelhak, H. *Modélisation des phénomènes de panique dans le cadre de la gestion de crise*. PhD thesis, Université du Havre, October 2013. URL: `https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01356721`.

[2] Ackermann, C., Beggiato, M., Schubert, S., and Krems, J. F. An experimental study to investigate design and assessment criteria: What is important for communication between pedestrians and automated vehicles? *Appl. Ergon.*, 75:272–282, February 2019.

[3] Adam, C., Garbay, C., and Dugdale, J. Multi-Factor Model and Simulation of Social Cohesion and Its Effect on Evacuation. In *Hawaii International Conference on System Sciences*, Hawaii, United States., January 2019.

[4] Adrian, J., Bode, N., Amos, M., Baratchi, M., Beermann, M., Boltes, M., Corbetta, A., Dezecache, G., Drury, J., Fu, Z., Geraerts, R., Gwynne, S., Hofinger, G., Hunt, A., Kanters, T., Kneidl, A., Konya, K., Köster, G., Küpper, M., Michalareas, G., Neville, F., Ntontis, E., Reicher, S., Ronchi, E., Schadschneider, A., Seyfried, A., Shipman, A., Sieben, A., Spearpoint, M., Sullivan, G. B., Templeton, A., Toschi, F., Yücel, Z., Zanlungo, F., Zuriguel, I., Van der Wal, N., van Schadewijk, F., von Krüchten, C., and Wijermans, N. A Glossary for Research on Human Crowd Dynamics. *Collective Dynamics*, 4(A19):1–13, 2019.

[5] Ahmed, S., Johora, F. T., and Müller, J. P. Investigating the Role of Pedestrian Groups in Shared Spaces through Simulation Modeling. In *Simulation Science*, pages 52–69, Cham, 2020. Springer International Publishing.

[6] Airault, V., Espié, S., Lattaud, C., and Auberlet, J.-M. Interaction between pedestrians and their environment when road-crossing: A behavioural approach. In *Proceedings of the 24th Urban Data Management Symp*, LIAP-5 (Laboratoire d'Intelligence Artificielle de l'université Paris-5), France, 2004.

[7] Alahi, A., Goel, K., Ramanathan, V., Robicquet, A., Fei-Fei, L., and Savarese, S. Social LSTM: Human Trajectory Prediction in Crowded Spaces. In *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 961–971, Las Vegas, NV, USA, June 2016. IEEE.

[8] Aliaga, A. Les expérimentations de véhicules autonomes. Technical report, Centre d'études et d'expertise sur les risques, l'environnement, la mobilité et l'aménagement, 2020. URL: `https://www.cerema.fr/system/files/documents/2020/07/20200326_cerema_benchmark_experimentations_cadre_reglementaire_va_vf2.pdf`.

[9] Almodfer, R., Xiong, S., Kong, X., and Duan, P. Pedestrian Crossing Speed Patterns and running frequency analysis at a non-signalized marked crosswalk: Quantitative and qualitative approaches. *Sustainable Cities and Society*, 34:183–192, October 2017.

[10] Anvari, B., Bell, M. G., and Angeloudis, P. Calibration and validation of a shared space model: A case study. In *95th Annual Meeting of the Transportation Research Board*, Washington D.C, January 2016.

[11] Anvari, B., Bell, M. G., Sivakumar, A., and Ochieng, W. Y. Modelling shared space users via rule-based social force model. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 51:83–103, February 2015.

[12] AnyLogic Company. AnyLogic pedestrian library web page. URL: `https://www.anylogic.fr/resources/libraries/pedestrian-library/`.

[13] Aroor, A., Epstein, S. L., and Korpan, R. MengeROS: a Crowd Simulation Tool for Autonomous Robot Navigation. In *AAAI Fall Symposium on Artificial Intelligence for Human-Robot Interaction*, 2017.

[14] Bañgate, J., Dugdale, J., Beck, E., and Adam, C. A multi-agent system approach in evaluating human spatio-temporal vulnerability to seismic risk using social attachment. *WIT Transactions on Engineering Sciences*, 121:47–58, 2018.

[15] Badue, C., Guidolini, R., Carneiro, R. V., Azevedo, P., Cardoso, V. B., Forechi, A., Jesus, L., Berriel, R., Paixão, T. M., Mutz, F., de Paula Veronese, L., Oliveira-Santos, T., and De Souza, A. F. Self-driving cars: A survey. *Expert Systems with Applications*, 165:113816, March 2021.

[16] Bai, H., Cai, S., Ye, N., Hsu, D., and Lee, W. S. Intention-aware online POMDP planning for autonomous driving in a crowd. In *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 454–460, Seattle, WA, USA, May 2015. IEEE.

[17] Baidu, A. E. Apollo self-driving platform homepage, 2016. URL: `https://apollo.auto/platform/simulation.html`.

[18] Bandini, S., Rubagotti, F., Vizzari, G., and Shimura, K. An agent model of pedestrian and group dynamics: Experiments on group cohesion. In *AI*IA 2011: Artificial Intelligence Around Man and Beyond - XIIth International Conference of the Italian Association for Artificial Intelligence*, pages 104–116, Palermo, Italy, September 2011.

[19] Bera, A., Kim, S., and Manocha, D. Efficient Trajectory Extraction and Parameter Learning for Data-Driven Crowd Simulation. In *Proceedings of the 41st Graphics Interface Conference*, pages 65–72, 2015.

[20] Berlonghi, A. E. Understanding and planning for different spectator crowds. *Safety Science*, pages 239–247, 1995.

[21] Best, A., Narang, S., Pasqualin, L., Barber, D., and Manocha, D. AutonoVi-Sim: Autonomous vehicle simulation platform with weather, sensing, and traffic control. In *Proceedings of IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pages 1161–1168, Salt Lake City, UT, USA, 2018.

[22] Bi, H., Fang, Z., Mao, T., Wang, Z., and Deng, Z. Joint Prediction for Kinematic Trajectories in Vehicle-Pedestrian-Mixed Scenes. In *Proceeding of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 10382–10391, Seoul, Korea (South), 2019.

[23] Blue, V. J. and Adler, J. L. Emergent fundamental pedestrian flows from cellular automata microsimulation. *Transportation Research Record*, 1644(1):29–36, 1998.

[24] Blumer, H. Collective behavior. *Principles of Sociology. New York: Barnes & Noble*, pages 67–121, 1969.

[25] Bosina, E. and Weidmann, U. Estimating pedestrian speed using aggregated literature data. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 468:1–29, February 2017.

[26] Box, G. E. P. Science and statistics. *Journal of the American Statistical Association*, 71(356):791–799, 1976.

[27] Bresson, R., Saraydaryan, J., Dugdale, J., and Spalanzani, A. Socially Compliant Navigation in Dense Crowds. In *Proceedings of 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 1–7, Paris, France, June 2019.

[28] Bruneau, J. and Pettré, J. EACS: Effective Avoidance Combination Strategy. *Computer Graphics Forum*, 36(8):108–122, December 2017.

[29] Bruneau, J., Olivier, A.-H., and Pettré, J. Going Through, Going Around: A Study on Individual Avoidance of Groups. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 21(4):520–528, 2015.

[30] Buchmüller, S. and Weidmann, U. Parameters of pedestrians, pedestrian traffic and walking facilities. Technical report, ETH Zurich, 2006. URL: `http://hdl.handle.net/20.500.11850/47950`.

[31] Burstedde, C., Klauck, K., Schadschneider, A., and Zittartz, J. Simulation of pedestrian dynamics using a 2-dimensional cellular automaton. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 295(3-4):507–525, June 2001.

[32] Cai, P., Lee, Y., Luo, Y., and Hsu, D. SUMMIT: A Simulator for Urban Driving in Massive Mixed Traffic. In *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 4023–4029, 2020.

[33] Campbell, D. T. Common Fate, Similarity, and Other Indices of the Status of Aggregates of Persons as Social Entities. *Behavioral Science*, 3(1):14–25, 1958.

[34] Captainm, Wikimedia. Véhicule Navya, expérimentation du STIF à la Défense (Paris, France) entre juin 2017 et fin 2019., 2017. URL: `https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/b/bf/Navya_STIF_LaDefense_Jul017.jpg`.

[35] Chang, C.-M., Toda, K., Sakamoto, D., and Igarashi, T. Eyes on a Car: an Interface Design for Communication between an Autonomous Car and a Pedestrian. In *Proceedings of the 9th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*, AutomotiveUI '17, pages 65–73, Oldenburg, Germany, 2017.

[36] Chao, Q., Deng, Z., and Jin, X. Vehicle-pedestrian interaction for mixed traffic simulation. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 26(3-4):405–412, April 2015.

[37] Chao, Q., Jin, X., Huang, H.-W., Foong, S., Yu, L.-F., and Yeung, S.-K. Force-based Heterogeneous Traffic Simulation for Autonomous Vehicle Testing. In *2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pages 8298–8304, Montreal, QC, Canada, May 2019. IEEE.

[38] Charlton, J., Gonzalez, L. R. M., Maddock, S., and Richmond, P. Simulating Crowds and Autonomous Vehicles. *Transactions on Computational Science XXXVII*, 12230, July 2020.

[39] Chen, P., Wu, C., and Zhu, S. Interaction between vehicles and pedestrians at uncontrolled mid-block crosswalks. *Safety Science*, 82:68–76, February 2016.

[40] Cheng, H., Johora, F. T., Sester, M., and Muller, J. P. Trajectory Modelling in Shared Spaces: Expert-Based vs. Deep Learning Approach? In *Multi-Agent-Based Simulation XXI*, volume 12316, Cham, 2021. Springer International Publishing.

[41] Cheng, H., Li, Y., and Sester, M. Pedestrian group detection in shared space. In *2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 1707–1714, 2019.

[42] Cheng, H. and Sester, M. Modeling Mixed Traffic in Shared Space Using LSTM with Probability Density Mapping. In *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 3898–3904, Maui, HI, November 2018. IEEE.

[43] Chroma team - Inria. Photo of autonomous Zoe car of Inria/Chroma., 2018. URL: `https://raweb.inria.fr/rapportsactivite/RA2018/chroma/uid23.html`.

[44] City Clock Magazine. Photo of busy pedestrian crossing (washington square) manhattan, new york city, united states., February 2013. URL: `https://www.flickr.com/photos/118304891@N02/13703674245`.

[45] Clamann, M. P., Aubert, M., and Cummings, M. Evaluation of Vehicle-to-Pedestrian Communication Displays for Autonomous Vehicles. In *Proceedings of the the 96th Annual Meeting of the Transportation Research Board (TRB)*, Washington D.C., USA, January 2017.

[46] Commission delegated regulation (EU). Amending Regulation (EU) n°540 of 2014 of the European Parliament and of the Council as regards the Acoustic Vehicle Alerting System requirements for vehicle EU-type approval, June 2017. URL: `https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:32017R1576&from=EN`.

[47] Corbetta, A., Meeusen, J. A., Lee, C.-M., Benzi, R., and Toschi, F. Physics-based modeling and data representation of pedestrian pairwise interactions. *Physical Review E*, 98, 2018.

[48] Costa, M. Interpersonal Distances in Group Walking. *Journal of Nonverbal Behavior*, 34(1):15–26, 2010.

[49] Crociani, L. and Vizzari, G. An integrated model for the simulation of pedestrian crossings. In *Cellular Automata*, volume 8751, pages 670–679, Cham, September 2014. Springer International Publishing.

[50] Currano, R., Park, S. Y., Domingo, L., Garcia-Mancilla, J., Santana-Mancilla, P. C., Gonzalez, V. M., and Ju, W. ¡Vamos !: Observations of pedestrian interactions with driverless cars in Mexico. In *Proceedings of the 10th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*, AutomotiveUI '18, pages 210–220, Toronto, ON, Canada, 2018.

[51] Curtis, S. *Pedestrian velocity obstacles: Pedestrian simulation through reasoning in velocity space.* PhD thesis, University of North Carolina, Chapel Hill, 2013.

[52] Curtis, S., Best, A., and Manocha, D. Menge: A modular framework for simulating crowd movement. *Collective Dynamics*, 1:1–40, 2016.

[53] Cutting, J. E., Vishton, P. M., and Braren, P. A. How we avoid collisions with stationary and moving obstacles. *Psychological Review*, 102(4):627–651, 1995.

[54] Davis, G., Sanderson, K., and Davuluri, S. Development and testing of a vehicle/pedestrian collision model for neighborhood traffic control. Technical Report Report no. Mn/DOT 2002-23, Center For Transportation Studies, University Of Minnesota, February 2002.

[55] Deb, S., Strawderman, L. J., and Carruth, D. W. Investigating pedestrian suggestions for external features on fully autonomous vehicles: A virtual reality experiment. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 59:135–149, November 2018.

[56] DeFacto. New Road, Brighton - Shared Space, 2007. URL: `https://commons.wikimedia.org/wiki/File:New_Road,_Brighton_-_shared_space.jpg`.

[57] Department of Transport, The Stationery Office, Norwich, UK. Shared space - Local Transport Note 1/11. Technical report, TSO, Norwich, UK, 2011. URL: `https://nacto.org/wp-content/uploads/2015/04/DfT-Shared-Space_2011.pdf`.

[58] Dijkstra, J., Jessurun, J., and Timmermans, H. A Multi-Agent Cellular Automata Model of Pedestrian Movement. *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, pages 173–181, January 2001.

[59] Do, T., Haghani, M., and Sarvi, M. Group and Single Pedestrian Behavior in Crowd Dynamics. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2540:13–19, 2016.

[60] Dommes, A., Cavallo, V., Dubuisson, J.-B., Tournier, I., and Vienne, F. Crossing a two-way street: comparison of young and old pedestrians. *J. Safety Res.*, 50:27–34, September 2014.

[61] Dosovitskiy, A., Ros, G., Codevilla, F., López, A., and Koltun, V. CARLA: An Open Urban Driving Simulator. In *Proceedings of the 1st Conference on Robot Learning (CoRL 2017)*, Mountain View, California, USA, November 2017.

[62] Douthwaite, J. A., Zhao, S., and Mihaylova, L. S. A comparative study of velocity obstacle approaches for multi-agent systems. In *2018 UKACC 12th International Conference on Control (CONTROL)*, 2018.

[63] Earl, R., Falkmer, T., Girdler, S., Morris, S. L., and Falkmer, M. Viewpoints of pedestrians with and without cognitive impairment on shared zones and zebra crossings. *PLOS ONE*, 13(9):e0203765, September 2018.

[64] Eden, G., Nanchen, B., Ramseyer, R., and Evéquoz, F. On the Road with an Autonomous Passenger Shuttle: Integration in Public Spaces. In *Proceedings of ACM CHI EA*, pages 1569–1576, Denver, Colorado, USA, 2017.

[65] Espié, S. and Auberlet, J.-M. ARCHISIM: a behavioral multi-actors traffic simulation model for the study of a traffic system including its aspects. *International Journal of ITS Research*, 5(1):7–16, 2007.

[66] European Union projects database. Shared space: Reconciling people, places and transport, 2004. URL: `https://www.keep.eu/project/354`.

[67] Faria, J. J., Krause, S., and Krause, J. Collective behavior in road crossing pedestrians: the role of social information. *Behavioral Ecology*, 21(6):1236–1242, 2010.

[68] Farina, F., Fontanelli, D., Garulli, A., Giannitrapani, A., and Prattichizzo, D. Walking Ahead: The Headed Social Force Model. *PLOS ONE*, 12(1):e0169734, January 2017.

[69] Farris, F. The gini index and measures of inequality. *American Mathematical Monthly*, 117:851–864, December 2010.

[70] Feliciani, C., Crociani, L., Gorrini, A., Vizzari, G., Bandini, S., and Nishinari, K. A simulation model for non-signalized pedestrian crosswalks based on evidence from on field observation. *Intelligenza Artificiale*, 11(2):117–138, December 2017.

[71] Feliciani, C. and Nishinari, K. Empirical analysis of the lane formation process in bidirectional pedestrian flow. *Physical Review E*, 94:032304, September 2016.

[72] Fellendorf, M. and Vortisch, P. Microscopic Traffic Flow Simulator VISSIM. In *Fundamentals of Traffic Simulation*, volume 145, pages 63–93. Springer New York, New York, NY, 2010.

[73] Ferber, J. *Les Systèmes Multi-Agents. Vers Une Intelligence Collective.* Paris: InterEditions, 1995.

[74] Fiorini, P. and Shiller, Z. Motion Planning in Dynamic Environments Using Velocity Obstacles. *The International Journal of Robotics Research*, 17(7):760–772, July 1998.

[75] Fischer, E. Pedestrian crowds, May 2015. URL: `https://www.flickr.com/photos/walkingsf/18360816278/`.

[76] Fox, C. W., Camara, F., Markkula, G., Romano, R. A., Madigan, R., and Merat, N. When Should the Chicken Cross the Road? - Game Theory for Autonomous Vehicle - Human Interactions:. In *Proceedings of the 4th International Conference on Vehicle Technology and Intelligent Transport Systems*, pages 431–439, Funchal, Madeira, Portugal, 2018.

[77] Frohnwieser, A., Hopf, R., and Oberzaucher, E. Human Walking Behavior - The Effect of Pedestrian Flow and Personal Space Invasions on Walking Speed and Direction. *Human Ethology Bulletin*, pages 20–28, 2013.

[78] Fruin, J. *Designing for pedestrians: A level-of-service concept.* PhD thesis, Brooklyn, N.Y., 1971.

[79] Fuest, T., Michalowski, L., Traris, L., Bellem, H., and Bengler, K. Using the Driving Behavior of an Automated Vehicle to Communicate Intentions - A Wizard of Oz Study. In *Proceedings of IEEE ITSC*, pages 3596–3601, Maui, HI, November 2018.

[80] Gao, Y., Luh, P. B., Zhang, H., and Chen, T. A modified social force model considering relative velocity of pedestrians. In *2013 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, pages 747–751, Madison, WI, USA, August 2013. IEEE.

[81] García, R. Y. and Cárdenas, D. Passengers comfort in horizontal curves on mountain roads: A field study using lateral accelerations. *Revista Facultad de Ingenieria*, 98:94–103, March 2021.

[82] Gerlach, J., Methorst, R., Boenke, D., and Leven, J. Sense and nonsense about Shared Space. *World Road Association - PIARC*, 342:36–45, 2009.

[83] Gipps, P. G. and Marksjö, B. A micro-simulation model for pedestrian flows. *Mathematics and Computers in Simulation*, 27(2):95–105, 1985.

[84] Gloor, C. Pedsim: Pedestrian crowd simulation homepage, 2012. URL: `https://sourceforge.net/projects/pedsim/`.

[85] Grimm, V., Berger, U., Bastiansen, F., Eliassen, S., Ginot, V., Giske, J., Goss-Custard, J., Grand, T., Heinz, S. K., Huse, G., Huth, A., Jepsen, J. U., Jørgensen, C., Mooij, W. M., Müller, B., Pe'er, G., Piou, C., Railsback, S. F., Robbins, A. M., Robbins, M. M., Rossmanith, E., Rüger, N., Strand, E., Souissi, S., Stillman, R. A., Vabø, R., Visser, U., and DeAngelis, D. L. A standard protocol for describing individual-based and agent-based models. *Ecological Modelling*, 198(1):115–126, 2006.

[86] Gérin-Lajoie, M., Richards, C. L., Fung, J., and McFadyen, B. J. Characteristics of personal space during obstacle circumvention in physical and virtual environments. *Gait & Posture*, 27(2):239–247, 2008.

[87] Habibovic, A., Lundgren, V. M., Andersson, J., Klingegård, M., Lagström, T., Sirkka, A., Fagerlönn, J., Edgren, C., Fredriksson, R., Krupenia, S., Saluäär, D., and Larsson, P. Communicating Intent of Automated Vehicles to Pedestrians. *Frontiers in psychology*, 9(1336), August 2018.

[88] Hall, E. T. *The hidden dimension.* Anchor Books, New York, 1966.

[89] Hammond, V. and Musselwhite, C. The Attitudes, Perceptions and Concerns of Pedestrians and Vulnerable Road Users to Shared Space: A Case Study from the UK. *Journal of Urban Design*, 18(1):78–97, February 2013.

[90] Hayduk, L. A. The shape of personal space: An experimental investigation. *Canadian Journal of Behavioural Science/Revue canadienne des sciences du comportement*, 13(1):87–93, 1981.

[91] Hecht, H., Welsch, R., Viehoff, J., and Longo, M. R. The shape of personal space. *Acta Psychologica*, 193:113–122, 2019.

[92] Helbing, D., Farkas, I., and Vicsek, T. Simulating Dynamical Features of Escape Panic. *Nature*, 407(6803):487–490, September 2000.

[93] Helbing, D., Farkas, I. J., Molnar, P., and Vicsek, T. Simulation of Pedestrian Crowds in Normal and Evacuation Situations. In *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, volume 407, pages 21–58, Duisburg, Germany, 2002. Springer.

[94] Helbing, D. and Molnár, P. Social force model for pedestrian dynamics. *Physical review. E, Statistical physics, plasmas, fluids, and related interdisciplinary topics*, 51(5):4282–4286, 1995.

[95] Helbing, D., Molnár, P., Farkas, I. J., and Bolay, K. Self-Organizing Pedestrian Movement. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 28(3):361–383, June 2001.

[96] Hensch, A.-C., Neumann, I., Beggiato, M., Halama, J., and Krems, J. F. How Should Automated Vehicles Communicate? – Effects of a Light-Based Communication Approach in a Wizard-of-Oz Study. In *Proceedings AHFE*, pages 79–91, 2020.

[97] HIANIC team. Page web du projet hianic., 2018. URL: `https://project.inria.fr/hianic/`.

[98] Horberry, T., Osborne, R., and Young, K. Pedestrian smartphone distraction: Prevalence and potential severity. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 60:515–523, January 2019.

[99] Huang, L., Gong, J., Li, W., Xu, T., Shen, S., Liang, J., Feng, Q., Zhang, D., and Sun, J. Social Force Model-Based Group Behavior Simulation in Virtual Geographic Environments. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(2):79, 2018.

[100] Huang, S., Yang, J., and Eklund, F. Analysis of car-pedestrian impact scenarios for the evaluation of a pedestrian sensor system based on accident data from sweden. In *Expert Symposium on Accident Research*, 2006.

[101] Hydén, C. *The development of a method for traffic safety evaluation: The Swedish Traffic-Conflicts Technique.* Bulletin Department of traffic planning and engeneering. University of Lund, Lund institute of technology, 1987.

[102] Jan, Q., Kleen, J., and Berns, K. Self-aware Pedestrians Modeling for Testing Autonomous Vehicles in Simulation. In *Proceedings of the 6th International Conference on Vehicle Technology and Intelligent Transport Systems*, pages 577–584, Prague, Czech Republic, 2020.

[103] Jayaraman, S. K., Creech, C., Tilbury, D. M., Yang, X. J., Pradhan, A. K., Tsui, K. M., and Robert, L. P. Pedestrian Trust in Automated Vehicles: Role of Traffic Signal and AV Driving Behavior. *Frontiers in Robotics and AI*, 6:117, November 2019.

[104] Johora, F. T. and Muller, J. P. Modeling interactions of multimodal road users in shared spaces. In *Proceedings of the 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 3568–3574, Maui, HI, 2018. IEEE.

[105] JORF n°0151. Décret n° 2021-873 du 29 juin 2021 portant application de l'ordonnance n° 2021-443 du 14 avril 2021 relative au régime de responsabilité pénale applicable en cas de circulation d'un véhicule à délégation de conduite et à ses conditions d'utilisation, 2021. URL: `https://www.legifrance.gouv.fr/jorf/id/JORFTEXT000043729532`.

[106] Kabtoul, M., Martinet, P., and Spalanzani, A. Proactive longitudinal velocity control in pedestrians-vehicle interaction scenarios. In *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. Virtual.* IEEE, September 2020.

[107] Kabtoul, M., Spalanzani, A., and Martinet, P. Proactive and human-like maneuvering in close interaction with pedestrians using a dynamic channel method. Submitted for IEEE International Conference on Robotics and Automation. Philadelphia, USA.

[108] Kabtoul, M., Spalanzani, A., and Martinet, P. Towards Proactive Navigation: A Pedestrian-Vehicle Cooperation Based Behavioral Model. In *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2020)*, Paris, France, 2020.

[109] Kaparias, I., Bell, M. G. H., Dong, W., Sastrawinata, A., Singh, A., Wang, X., and Mount, B. Analysis of Pedestrian–Vehicle Traffic Conflicts in Street Designs with Elements of Shared Space. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2393(1):21–30, 2013.

[110] Karamouzas, I. *Motion Planning for Human Crowds from Individuals to Groups of Virtual Characters.* PhD thesis, Utrecht University, the Netherlands, 2012.

[111] Karamouzas, I., Heil, P., van Beek, P., and Overmars, M. A predictive collision avoidance model for pedestrian simulation. In *Motion in Games. MIG 2009.*, volume 5884, pages 41–52, November 2009.

[112] Karamouzas, I., Skinner, B., and Guy, S. J. A universal power law governing pedestrian interactions. *Physical Review Letters 113(23)*, December 2014.

[113] Karndacharuk, A., Vasisht, P., and Prasad, M. Shared Space Evaluation: O'Connell Street, Auckland. In *Australasian Transport Research Forum 2015 Proceedings*, Sydney, Australia, 2015.

[114] Karndacharuk, A., Wilson, D. J., and Dunn, R. A Review of the Evolution of Shared (Street) Space Concepts in Urban Environments. *Transport Reviews*, 34(2):190–220, March 2014.

[115] Karndacharuk, A. A., Wilson, D. J., and Dunn, R. C. M. Analysis of Pedestrian Performance in Shared-Space Environments. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2393(1):1–11, January 2013.

[116] Kennedy, D. P., Gläscher, J., Tyszka, J. M., and Adolphs, R. Personal Space Regulation by the Human Amygdala. *Nature neuroscience*, 12(10):1226–1227, October 2009.

[117] Kiefer, A. W., Rio, K., Bonneaud, S., Walton, A., and Warren, W. H. Quantifying and Modeling Coordination and Coherence in Pedestrian Groups. *Frontiers in Psychology*, 8, June 2017.

[118] Kim, S., Choi, J., Kim, S., and Tay, R. Personal space, evasive movement and pedestrian level of service. *Journal of Advanced Transportation*, 48, October 2014.

[119] Kim, S., Guy, S. J., Liu, W., Wilkie, D., Lau, R. W., Lin, M. C., and Manocha, D. BRVO: Predicting pedestrian trajectories using velocity-space reasoning. *The International Journal of Robotics Research*, 34(2):201–217, February 2015.

[120] Kimmel, A., Dobson, A., and Bekris, K. Maintaining Team Coherence under the Velocity Obstacle Framework. In *Proceedings of the 11th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2012)*, Valencia, Spain, June 2012.

[121] Kitazawa, K. and Fujiyama, T. Pedestrian Vision and Collision Avoidance Behavior: Investigation of the Information Process Space of Pedestrians Using an Eye Tracker. In *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2008*, pages 95–108. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2010.

[122] Knowles, E. Boundaries around social space: Dyadic responses to an invader. *Environment and Behavior*, 4:437–445, 1972.

[123] Koenig, N. and Howard, A. Design and use paradigms for Gazebo, an open source multi-robot simulator. In *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, page 2149–2154, Sendai, Japan, 2004.

[124] Krajzewicz, D., Erdmann, J., Behrisch, M., and Bieker, L. Recent Development and Applications of SUMO – Simulation of Urban MObility. *International Journal on Advances in Systems and Measurements*, 5(3 & 4):128–138, 2012.

[125] Krajzewicz, D., Erdmann, J., Härri, J., and Spyropoulos, T. Including pedestrian and bicycle traffic into the traffic simulation SUMO. In *Proceedings of the 10th ITS European Congress*, Helsinki, Finland, 2014.

[126] Kümmerle, R., Ruhnke, M., Steder, B., Stachniss, C., and Burgard, W. Autonomous Robot Navigation in Highly Populated Pedestrian Zones. *Journal of Field Robotics*, 32(4):565–589, June 2015.

[127] Lagström, T. and Lundgren, V. M. *AVIP - An investigation of pedestrian-driver communication and development of a vehicle external interface*. PhD thesis, Chalmers Univ. of Technology, Gothenborg, Sweden, 2015.

[128] Lakoba, T. I., Kaup, D. J., and Finkelstein, N. M. Modifications of the Helbing-Molnár-Farkas-Vicsek Social Force Model for Pedestrian Evolution. *SIMULATION*, 81(5):339–352, May 2005.

[129] Lee, K. H., Choi, M. G., Hong, Q., and Lee, J. Group Behavior from Video: A Data-Driven Approach to Crowd Simulation. In *Eurographics/ ACM SIGGRAPH Symposium on Computer Animation*, 2007.

[130] Lemercier, S. and Auberlet, J.-M. Towards more behaviours in crowd simulation: Towards more behaviours in crowd simulation. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 27(1):24–34, January 2016.

[131] Lerner, A., Chrysanthou, Y., and Lischinski, D. Crowds by Example. *EUROGRAPHICS Computer Graphics Forum*, 26(3):655–664, September 2007.

[132] Lickel, B., Hamilton, D. L., Wieczorkowska, G., Lewis, A., Sherman, S. J., and Uhles, A. N. Varieties of groups and the perception of group entitativity. *Journal of Personality and Social Psychology*, 78(2):223–246, 2000.

[133] Liu, Y., Sun, C., and Bie, Y. Modeling Unidirectional Pedestrian Movement: An Investigation of Diffusion Behavior in the Built Environment. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015:1–6, 2015.

[134] Locken, A., Wintersberger, P., Frison, A.-K., and Riener, A. Investigating User Requirements for Communication Between Automated Vehicles and Vulnerable Road Users. In *Proceedings of 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pages 879–884, Paris, France, June 2019.

[135] Lohner, R., Muhamad, B., Dambalmath, P., and Haug, E. Fundamental Diagrams for Specific Very High Density Crowds. *Collective Dynamics*, 2:1–15, January 2018.

[136] Loscos, C., Marchal, D., and Meyer, A. Intuitive Crowd Behaviour in Dense Urban Environments using Local Laws. In *Theory and Practice of Computer Graphics*, Birmingham, United Kingdom, 2003.

[137] Lu, L., Ren, G., Wang, W., Chan, C.-Y., and Wang, J. A cellular automaton simulation model for pedestrian and vehicle interaction behaviors at unsignalized mid-block crosswalks. *Accident Analysis & Prevention*, 95:425–437, October 2016.

[138] Lundgren, V. M., Habibovic, A., Andersson, J., Lagström, T., Nilsson, M., Sirkka, A., Fagerlönn, J., Fredriksson, R., Edgren, C., Krupenia, S., and Saluäär, D. Will There Be New Communication Needs When Introducing Automated Vehicles to the Urban Context? In *Advances in Human Aspects of Transportation*, volume 484, pages 485–497. Springer International Publishing, Cham, 2017.

[139] Luo, Y., Cai, P., Bera, A., Hsu, D., Lee, W. S., and Manocha, D. PORCA: Modeling and Planning for Autonomous Driving Among Many Pedestrians. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 3(4):3418–3425, October 2018.

[140] Ma, Y., Manocha, D., and Wang, W. AutoRVO: Local Navigation with Dynamic Constraints in Dense Heterogeneous Traffic. In *ACM Computer Science in Cars Symposium (CSCS)*, April 2018.

[141] Ma, Y., Zhu, X., Zhang, S., Yang, R., Wang, W., and Manocha, D. TrafficPredict: Trajectory Prediction for Heterogeneous Traffic-Agents. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 33, pages 6120–6127, April 2019.

[142] Madigan, R., Nordhoff, S., Fox, C., Ezzati Amini, R., Louw, T., Wilbrink, M., Schieben, A., and Merat, N. Understanding interactions between automated road transport systems and other road users: A video analysis. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 66:196–213, 2019.

[143] Mahadevan, K., Somanath, S., and Sharlin, E. Communicating awareness and intent in autonomous vehicle-pedestrian interaction. In *Proceedings of ACM CHI*, 2018.

[144] Marshall, W. Elements of access: Shared spaces, 2015. URL: `https://transportist.org/2015/02/09/elements-of-access-shared-spaces/`.

[145] Matthews, M., Chowdhary, G., and Kieson, E. Intent Communication between Autonomous Vehicles and Pedestrians. unpublished, August 2017. URL: `http://arxiv.org/abs/1708.07123`.

[146] Meeder, M., Bosina, E., and Weidmann, U. Autonomous vehicles: Pedestrian heaven or pedestrian hell? In *17th Swiss Transport Research Conference*, 2017.

[147] Methorst, R., Gerlach, J., Boenke, D., and Leven, J. Shared Space: Safe or Dangerous? A contribution to objectification of a popular design philosophy. In *WALK21 Conference*, Toronto, Canada, October 2007.

[148] Michel, O. WebotsTM: Professional mobile robot simulation. *International Journal of Advanced Robotic Systems*, 1, March 2004.

[149] Millard-Ball, A. Pedestrians, Autonomous Vehicles, and Cities. *Journal of Planning Education and Research*, 38(1):6–12, 2016.

[150] Monderman, H., Clarke, E., and Baillie, B. H. Shared space: The alternative approach to calming traffic. *Traffic engineering and Control*, 47(8):290–292, 2006.

[151] Moody, S. and Melia, S. Shared space – research, policy and problems. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers - Transport*, 167(6):384–392, November 2014.

[152] Morales, Y., Carballo, A., Takeuchi, E., Aburadani, A., and Tsubouchi, T. Autonomous robot navigation in outdoor cluttered pedestrian walkways. *Journal of Field Robotics*, 26(8):609–635, August 2009.

[153] Moussaïd, M., Helbing, D., Garnier, S., Johansson, A., Combe, M., and Theraulaz, G. Experimental study of the behavioural mechanisms underlying self-organization in human crowds. *Proceedings of the Royal Society B: Biological Sciences*, 276(1668):2755–2762, 2009.

[154] Moussaïd, M., Perozo, N., Garnier, S., Helbing, D., and Theraulaz, G. The Walking Behaviour of Pedestrian Social Groups and Its Impact on Crowd Dynamics. *PLoS ONE*, 5(4):e10047, 2010.

[155] Muñoz, N. D., Valencia, J. A., and Londoño, N. Evaluation of navigation of an autonomous mobile robot. In *Proceedings of the 2007 Workshop on Performance Metrics for Intelligent Systems*, PerMIS '07, page 15–21, New York, NY, USA, 2007.

[156] Murakami, H., Feliciani, C., Nishiyama, Y., and Nishinari, K. Mutual anticipation can contribute to self-organization in human crowds. *Science Advances*, 7(12):eabe7758, 2021.

[157] Nasar, J., Hecht, P., and Wener, R. Mobile telephones, distracted attention, and pedestrian safety. *Accident Analysis & Prevention*, 40(1):69–75, January 2008.

[158] National Association of City Transportation Officials (NACTO). Blueprint for autonomous urbanism: Second edition. `https://nacto.org/publication/bau2`, September 2019.

[159] National Research Council. *Highway Capacity Manual*. Transportation Research Board, Washington, D.C, 2000.

[160] Niederer, D., Bumann, A., Mühlhauser, Y., Schmitt, M., Wess, K., Engeroff, T., Wilke, J., Vogt, L., and Banzer, W. Specific smartphone usage and cognitive performance affect gait characteristics during free-living and treadmill walking. *Gait & Posture*, 62:415–421, May 2018.

[161] Okal, B., Linder, T., Vasquez, D., Wehner, S., Islas, O., and Palmieri, L. Github repository srl-freiburg/pedsim_ros. `https://github.com/srl-freiburg/pedsim_ros`, 2014. Accessed Sept. 11, 2020.

[162] Olivier, A.-H., Marin, A., Crétual, A., and Pettré, J. Minimal predicted distance: A common metric for collision avoidance during pairwise interactions between walkers. *Gait & Posture*, 36(3):399–404, 2012.

[163] Olivier, A.-H., Marin, A., Crétual, A., Berthoz, A., and Pettré, J. Collision avoidance between two walkers: Role-dependent strategies. *Gait & Posture*, 38(4):751–756, 2013.

[164] Ondřej, J., Pettré, J., Olivier, A.-H., and Donikian, S. A synthetic-vision based steering approach for crowd simulation. *ACM Transactions on Graphics*, 29, 2010.

[165] Palmeiro, A. R., van der Kint, S., Vissers, L., Farah, H., de Winter, J. C., and Hagenzieker, M. Interaction between pedestrians and automated vehicles: A Wizard of Oz experiment. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 58:1005–1020, October 2018.

[166] Paris, S., Pettré, J., and Donikian, S. Pedestrian reactive navigation for crowd simulation: a predictive approach abstract. *Computer Graphics Forum*, 26:665–674, September 2007.

[167] Parisi, D. R., Gilman, M., and Moldovan, H. A modification of the Social Force Model can reproduce experimental data of pedestrian flows in normal conditions. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 388(17):3600–3608, September 2009.

[168] Park, S. I. *Modeling Social Group Interactions for Realistic Crowd Behaviors*. PhD thesis, Faculty of Virginia Polytechnic Institute and State University, Blacksburg, Virginia, 2013.

[169] Pascucci, F. *A microsimulation based method to evaluate shared space performances*. PhD thesis, Technische Universität Braunschweig, Braunschweig, Germany, 2020.

[170] Pascucci, F., Rinke, N., Schiermeyer, C., Friedrich, B., and Berkhahn, V. Modeling of shared space with multi-modal traffic using a multi-layer social force approach. *Transportation Research Procedia*, 10:316–326, 2015.

[171] Pellegrini, S., Ess, A., Schindler, K., and van Gool, L. You'll Never Walk Alone: Modeling Social Behavior for Multi-target Tracking. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, pages 261–268, 2009.

[172] Pelé, M., Bellut, C., Debergue, E., Gauvin, C., Jeanneret, A., Leclere, T., Nicolas, L., Pontier, F., Zausa, D., and Sueur, C. Cultural influence of social information use in pedestrian road-crossing behaviours. *Royal Society Open Science*, 4(160739), 2017.

[173] Peters, C. and Ennis, C. Modeling Groups of Plausible Virtual Pedestrians. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 29(4):54–63, 2009.

[174] Pettré, J., Ondřej, J., Olivier, A.-H., Cretual, A., and Donikian, S. Experiment-based modeling, simulation and validation of interactions between virtual walkers. In *Proceedings of the 2009 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation - SCA '09*, New Orleans, Louisiana, 2009. ACM Press.

[175] Pillai, A. Virtual Reality based Study to Analyse Pedestrian Attitude towards Autonomous Vehicles. Master's thesis, KTH Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden, October 2017.

[176] Prédhumeau, M., Dugdale, J., and Spalanzani, A. Adapting the Social Force Model for Low Density Crowds in Open Environments. In *Social Simulation Conference 2019*, Mainz, Germany, 2019.

[177] Prédhumeau, M., Mancheva, L., Dugdale, J., and Spalanzani, A. An agent-based model to predict pedestrians trajectories with an autonomous vehicle in shared spaces. In *Proceedings of the 20th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS 2021)*, pages 1010–1018, Online, 2021. IFAAMAS.

[178] Prédhumeau, M., Dugdale, J., and Spalanzani, A. Modeling and simulating pedestrian social group behavior with heterogeneous social relationships. In *Spring Simulation Conference 2020*, George Mason University, Fairfax Campus, Virginia, USA, 2020.

[179] Prédhumeau, M., Mancheva, L., Dugdale, J., and Spalanzani, A. SPACiSS simulator GitHub repository, 2020. URL: `https://github.com/maprdhm/spaciss`.

[180] Prédhumeau, M., Mancheva, L., Dugdale, J., and Spalanzani, A. An Agent-Based Model to Predict Pedestrians Trajectories with an Autonomous Vehicle in Shared Spaces: Video Results, January 2021. URL: `https://doi.org/10.5281/zenodo.4442416`.

[181] Qiu, F. and Hu, X. Modeling group structures in pedestrian crowd simulation. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 18(2):190–205, 2010.

[182] Quigley, M., Conley, K., Gerkey, B., Faust, J., Foote, T., Leibs, J., Berger, E., Wheeler, R., and Ng, A. ROS: an open-source robot operating system. In *ICRA Workshop on Open Source Software*, volume 3, 2009.

[183] Quimby, A. and Castle, J. A Review of Simplified Streetscape Schemes. Published project report PPR292. Technical report, Transport for London, Street Management, January 2006.

[184] Rasouli, A. and Tsotsos, J. K. Autonomous Vehicles that Interact with Pedestrians: A Survey of Theory and Practice. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019.

[185] Ren, J., Xiang, W., Xiao, Y., Yang, R., Manocha, D., and Jin, X. Heter-Sim: Heterogeneous Multi-Agent Systems Simulation by Interactive Data-Driven Optimization. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 27(3):1953–1966, March 2021.

[186] Ren, Z., Charalambous, P., Bruneau, J., Peng, Q., and Pettré, J. Group Modeling: A Unified Velocity-Based Approach: Group Modeling. *Computer Graphics Forum*, 36(8):45–56, December 2017.

[187] Renault. Renault Zoé brochure, 2018. URL: `https://www.cdn.renault.com/content/dam/renault/fr/brochures/X101VEVPZOE/fr/fr_FR_X101VEVPZOE.pdf`.

[188] Reynolds, C. W. Flocks, Herds, and Schools: A Distributed Behavioral Model. *Computer Graphics, 21(4)*, 4(21):25–34, 1987.

[189] Rinke, N., Schiermeyer, C., Pascucci, F., Berkhahn, V., and Friedrich, B. A multi-layer social force approach to model interactions in shared spaces using collision prediction. *Transportation Research Procedia*, 25:1249–1267, 2017.

[190] Rios-Martinez, J., Spalanzani, A., and Laugier, C. From Proxemics Theory to Socially-Aware Navigation: A Survey. *International Journal of Social Robotics*, 7(2):137–153, April 2015.

[191] Robicquet, A., Sadeghian, A., Alahi, A., and Savarese, S. Learning Social Etiquette: Human Trajectory Understanding In Crowded Scenes. In *Computer Vision – ECCV 2016*, volume 9912, pages 549–565. Springer International Publishing, Cham, 2016.

[192] Rodríguez, P. *Safety of Pedestrians and Cyclists when Interacting with Automated Vehicles: A Case Study of the WEpods*. PhD thesis, Delft Univ. of Technology, Delft, Netherlands, 2017.

[193] Rong, G., Shin, B. H., Tabatabaee, H., Lu, Q., Lemke, S., Možeiko, M., Boise, E., Uhm, G., Gerow, M., Mehta, S., Agafonov, E., Kim, T. H., Sterner, E., Ushiroda, K., Reyes, M., Zelenkovsky, D., and Kim, S. Lgsvl simulator: A high fidelity simulator for autonomous driving. In *2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2020.

[194] Rothenbucher, D., Li, J., Sirkin, D., Mok, B., and Ju, W. Ghost driver: A field study investigating the interaction between pedestrians and driverless vehicles. In *2016 25th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, pages 795–802, New York, NY, USA, August 2016.

[195] Rumbaugh, J., Jacobson, I., and Booch, G. *Unified Modeling Language Reference Manual, 2nd Edition*. Pearson Higher Education, 2004.

[196] SAE. SAE J3016 Niveaux d'automatisation de la conduite, 2021. URL: `https://www.sae.org/binaries/content/assets/cm/content/blog/sae-j3016-visual-chart_5.3.21.pdf`.

[197] Sarmady, S., Haron, F., and Talib, A. Modeling groups of pedestrians in least effort crowd movements using cellular automata. In *Proceedings Third Asia International Conference on Modelling and Simulation, AMS 2009*, pages 520–525, January 2009.

[198] Schieben, A. M., Wilbrink, M., Kettwich, C., Dodiya, J., Oehl, M., Weber, F., Sorokin, L., Lee, Y. M., Madigan, R., Markula, G., Merat, N., Dietrich, A., Bengler, K., and Kaup, M. Testing external HMI designs for automated vehicles – An overview on user study results from the EU project interACT. Tagung Automatisiertes Fahren, 2019. URL: `https://mediatum.ub.tum.de/doc/1535145/1535145.pdf`.

[199] Schwebel, D. C., Stavrinos, D., Byington, K. W., Davis, T., O'Neal, E. E., and de Jong, D. Distraction and pedestrian safety: How talking on the phone, texting, and listening to music impact crossing the street. *Accident Analysis & Prevention*, 45:266–271, March 2012.

[200] Schöller, C., Aravantinos, V., Lay, F., and Knoll, A. What the Constant Velocity Model Can Teach Us About Pedestrian Motion Prediction. *Robotics and Automation Letters (RA-L), 2020*, January 2020.

[201] Schönauer, R. *A Microscopic Traffic Flow Model for Shared Space*. PhD thesis, Graz University of Technology, 2017.

[202] Seitz, M., Köster, G., and Hartmann, D. On Modeling the Separation and Reunion of Social Groups. In *Emergency Evacuation of People From Buildings*, page 7, Warsaw, Poland, 2011.

[203] Seitz, M., Köster, G., and Pfaffinger, A. Pedestrian group behavior in a cellular automaton. In *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2012*, Zurich, Switzerland, January 2012.

[204] Shah, S., Dey, D., Lovett, C., and Kapoor, A. AirSim: High-Fidelity Visual and Physical Simulation for Autonomous Vehicles. In *Field and Service Robotics*, volume 5, pages 621–635, Cham, 2018. Springer International Publishing.

[205] Shearer, D. *Shared spaces in New Zealand urban areas.* PhD thesis, School of Surveying University of Otago, 2010.

[206] Singh, H., Arter, R., Dodd, L., Langston, P., Lester, E., and Drury, J. Modelling subgroup behaviour in crowd dynamics DEM simulation. *Applied Mathematical Modelling*, 33(12):4408–4423, 2009.

[207] Snape, J., Van den Berg, J., Guy, S. J., and Manocha, D. The Hybrid Reciprocal Velocity Obstacle. *IEEE Transactions on Robotics*, 27(4):696–706, August 2011.

[208] Svensson, L. and Eriksson, J. Tuning for ride quality in autonomous vehicle : Application to linear quadratic path planning algorithm. Master's thesis, Uppsala University, Division of Systems and Control, 2015.

[209] Tageldin, A. and Sayed, T. Developing evasive action-based indicators for identifying pedestrian conflicts in less organized traffic environments: Developing Evasive Action-Based Indicators. *Journal of Advanced Transportation*, 50(6):1193–1208, October 2016.

[210] Teknomo, K. *Microscopic Pedestrian Flow Characteristics: Development of an Image Processing Data Collection and Simulation Model.* PhD thesis, Department of Human Social Information Sciences Graduate School of Information Sciences Tohoku University Japan, 2002.

[211] Thompson, L. L., Rivara, F. P., Ayyagari, R. C., and Ebel, B. E. Impact of social and technological distraction on pedestrian crossing behaviour: an observational study. *Injury Prevention*, 19(4):232–237, 2013.

[212] Todd, J. Visual information about moving objects. *Journal of experimental psychology. Human perception and performance*, 7:975–810, September 1981.

[213] Trautman, P. and Kraus, A. Unfreezing the robot Navigation in dense, interacting crowds. In *International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Taipei, Taiwan, October 2010. IEEE.

[214] Trenčanský, I. and Červenka, R. Agent modeling language (aml): A comprehensive approach to modeling multi-agent systems. *Informatica (Slovenia)*, 29:391–400, November 2005.

[215] Tsai, J., Fridman, N., Bowring, E., Brown, M., Epstein, S., Kaminka, G., Marsella, S., Ogden, A., Rika, I., Sheel, A., Taylor, M., Wang, X., Zilka, A., and Tambe, M. ESCAPES - Evacuation simulation with children, authorities, parents, emotions, and social comparison. In *AAMAS '11: The 10th International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems*, volume 2, pages 457–464, May 2011.

[216] United Nations - ONU Info. Adoption à Genève d'une norme de l'ONU sur les systèmes de voitures autonomes, 2021. URL: `https://news.un.org/fr/story/2020/06/1071712`.

[217] Van den Berg, J., Guy, S. J., Lin, M., and Manocha, D. Reciprocal n-Body Collision Avoidance. In *Robotics Research*, volume 70, pages 3–19. Springer Berlin Heidelberg, 2011.

[218] Van den Berg, J., Ming Lin, and Manocha, D. Reciprocal Velocity Obstacles for real-time multi-agent navigation. In *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 1928–1935, Pasadena, CA, USA, May 2008. IEEE.

[219] Vassallo, C., Olivier, A.-H., Souères, P., Crétual, A., Stasse, O., and Pettré, J. How do walkers behave when crossing the way of a mobile robot that replicates human interaction rules? *Gait & Posture*, 60:188–193, February 2018.

[220] Vizzari, G., Manenti, L., and Crociani, L. Adaptive pedestrian behaviour for the preservation of group cohesion. *Complex Adaptive Systems Modeling*, 1, December 2013.

[221] Wei, X., Lv, W., Song, W., and Li, X. Survey study and experimental investigation on the local behavior of pedestrian groups. *Complexity*, 20(6):87–97, 2015.

[222] Wolinski, D., Lin, M. C., and Pettré, J. WarpDriver: context-aware probabilistic motion prediction for crowd simulation. *ACM Transactions on Graphics*, 35(6), November 2016.

[223] WSP Parsons Brinckerhoff & Farrells. Making better places: Autonomous vehicles and future opportunities. Technical report, WSP Parsons Brinckerhoff & Farrells, 2016.

[224] Wu, W., Chen, R., Jia, H., Li, Y., and Liang, Z. Game theory modeling for vehicle–pedestrian interactions and simulation based on cellular automata. *International Journal of Modern Physics C*, 30:1950025, April 2019.

[225] Xu, S. and Duh, H. A simulation of bonding effects and their impacts on pedestrian dynamics. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 11:153 – 161, April 2010.

[226] Yamamoto, H., Yanagisawa, D., Feliciani, C., and Nishinari, K. Body-rotation behavior of pedestrians for collision avoidance in passing and cross flow. *Transportation Research Part B: Methodological*, 122:486–510, April 2019.

[227] Yang, D., Li, L., Redmill, K., and Özgüner, U. Top-view Trajectories: A Pedestrian Dataset of Vehicle-Crowd Interaction from Controlled Experiments and Crowded Campus. In *30th IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, Paris, France, February 2019.

[228] Yang, D., Özgüner, U., and Redmill, K. Social Force Based Microscopic Modeling of Vehicle-Crowd Interaction. In *Proceedings of 2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, pages 1537–1542, Changshu, June 2018. IEEE.

[229] Yang, D., Özgüner, U., and Redmill, K. A social force based pedestrian motion model considering multi-pedestrian interaction with a vehicle. *ACM Transactions on Spatial Algorithms and Systems*, 6(2):1–27, 2020.

[230] Yuan, Z., Jia, H., Liao, M., Zhang, L., Feng, Y., and Tian, G. Simulation model of self-organizing pedestrian movement considering following behavior. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 18(8):1142–1150, August 2017.

[231] Yucel, Z., Zanlungo, F., Feliciani, C., Gregorj, A., and Kanda, T. Identification of social relation within pedestrian dyads. *PLOS ONE*, 14(10):e0223656, 2019.

[232] Zainuddin, Z., Thinakaran, K., and Shuaib, M. Modification of the social force model for pedestrian dynamics using a dynamic respect factor. In *International Conference on Intelligent Network and Computing (ICINC 2010)*, 2010.

[233] Zanlungo, F., Ikeda, T., and Kanda, T. Social force model with explicit collision prediction. *EPL (Europhysics Letters)*, 93(6), March 2011.

[234] Zanlungo, F., Brščić, D., and Kanda, T. Pedestrian Group Behaviour Analysis under Different Density Conditions. *Transportation Research Procedia*, 2:149–158, 2014.

[235] Zanlungo, F., Ikeda, T., and Kanda, T. Potential for the dynamics of pedestrians in a socially interacting group. *Physical Review E*, 89(1):012811, 2014.

[236] Zanlungo, F. and Kanda, T. Do walking pedestrians stabily interact inside a large group? Analysis of group and sub-group spatial structure. In *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 2013.

[237] Zanlungo, F., Yücel, Z., Brščić, D., Kanda, T., and Hagita, N. Intrinsic group behaviour: dependence of pedestrian dyad dynamics on principal social and personal features. *PLOS ONE*, 12(11), 2017.

[238] Zanlungo, F., Yücel, Z., and Kanda, T. The effect of social roles on group behaviour. In *Proceedings of the 8th International Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics (PED2016)*, Hefei, China, 2016.

[239] Zhao, P., Sun, L., Cui, L., Luo, W., and Ding, Y. The Walking Behaviours of Pedestrian Social Group in the Corridor of Subway Station. In *Pedestrian Evacuation Dynamics 2016*, page 17, 2016.

[240] Zhuang, X. and Wu, C. Pedestrians' crossing behaviors and safety at unmarked roadway in China. *Accident Analysis & Prevention*, 43(6):1927–1936, 2011.

[241] Zipf G. K. *Human behavior and the principle of least effort.* Addison-Wesley Press, Cambridge, Massachusetts, USA, 1949.