



HAL
open science

Simulation du comportement de suivi dans une foule de piétons à travers l'expérience, l'analyse et la modélisation

Samuel Lemerrier

► **To cite this version:**

Samuel Lemerrier. Simulation du comportement de suivi dans une foule de piétons à travers l'expérience, l'analyse et la modélisation. Modélisation et simulation. Université Rennes 1, 2012. Français. NNT : 2012REN1S028 . tel-00724072

HAL Id: tel-00724072

<https://theses.hal.science/tel-00724072>

Submitted on 17 Aug 2012

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 / UNIVERSITÉ DE RENNES 1
sous le sceau de l'Université Européenne de Bretagne

pour le grade de
DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE RENNES 1

Mention : Informatique
École doctorale Matisse

présentée par
Samuel Lemercier

préparée à l'unité de recherche INRIA Rennes

**Simulation du
comportement
de suivi dans
une foule de
piétons à
travers
l'expérience,
l'analyse et la
modélisation**

**Thèse soutenue à Rennes
le 11 Avril 2012**

devant le jury composé de :

Kadi BOUATOUCH

Professeur, Université de Rennes 1 / *Président*

Céline LOSCOS

Professeur, Université Reims-Champagne Ardenne
/ *Rapporteuse*

Ronan BOULIC

Maître d'enseignement et de recherche, EPFL
Lausanne / *Rapporteur*

Cécile APPERT-ROLLAND

Chargée de Recherche, CNRS, LPT Orsay /
Examinatrice

Jean-Paul LAUMOND

Directeur de Recherche, LAAS-CNRS Toulouse /
Examineur

Stéphane DONIKIAN

Directeur de Recherche, INRIA Rennes /
Directeur de thèse

Julien PETTRE

Chargé de Recherche, INRIA Rennes /
Encadrant de thèse

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier mon encadrant de thèse, Julien Pettré, pour m'avoir guidé et accompagné tout au long de ma thèse. Merci Julien pour ta disponibilité, tes nombreux conseils, et pour m'avoir assumé tout au long de ces 3 années !

Je remercie également mon directeur de thèse, Stéphane Donikian, qui a toujours su répondre présent quand j'ai eu besoin de lui, et à qui je souhaite encore bien du courage pour gérer tous ses gugus de chez Golaem !

Merci à Céline Loscos et à Ronan Boulic pour avoir accepté d'être mes rapporteurs de thèse. Merci pour vos remarques et vos conseils sur la rédaction de mon manuscrit de thèse et merci pour avoir participé à mon jury de thèse.

Merci à Cécile Appert-Rolland et à Jean-Paul Laumond pour avoir accepté d'être mes examinateurs de thèse et d'avoir participé à mon jury de thèse, ainsi qu'à Kadi Bouatouch pour avoir accepté d'être mon président de jury.

Merci à mes parents pour leur soutien et leur disponibilité, et pour m'accompagner tout au long de ma vie. Merci à Mireille qui a su partir en éclaireur pour ce qui est de la rédaction d'une thèse. Merci à mes grands parents et à ma famille pour leur présence et leur suivi.

Merci à mes amis, qui ont été à mes côtés tout au long de cette thèse. Merci pour avoir toujours été là, notamment dans les moments les plus difficiles.

Merci aux zukaris avec qui j'ai passé d'agréables moments tout au long de ma thèse. Merci aussi pour toutes les aides diverses et variées que j'ai pu recevoir de leur part. Merci également aux membres du projet Pedigree pour toutes ces discussions intéressantes que nous avons eu et qui m'ont beaucoup aidé.

Table des matières

Table des matières	i
Introduction	1
1 Etat de l'art	7
1.1 Modèles macroscopiques	8
1.1.1 Modèles statistiques	9
1.1.2 Modèles de flots	9
1.2 Modèles microscopiques	10
1.2.1 Automates cellulaires	11
1.2.2 Modèles à base de règles	12
1.2.3 Modèles à base de forces	13
1.2.4 Modèles géométriques	15
1.2.5 Modèles basés vision	17
1.2.6 Modèles basés données	18
1.3 Suivi de piéton	19
1.4 Observations	21
1.4.1 Observations Naturelles	21
1.4.2 Observations Expérimentales	22
1.5 Conclusion	24
2 Observations Expérimentales	25
2.1 Campagnes d'observations	26
2.1.1 Situations étudiées	26
2.1.1.1 Expérience anneau	26
2.1.1.2 Expérience passage de porte	27
2.1.1.3 Expérience front de piétons	27
2.1.1.4 Expérience canon à piétons	27
2.1.1.5 Expérience interaction 1-1	28
2.1.1.6 Expérience cercle 1D	29
2.1.2 Déroulement des expériences	29
2.1.3 Moyens utilisés	29
2.2 Expérience Cercle 1D	30
2.2.1 Objectif	30
2.2.2 Tâche	30
2.2.3 Population	31

2.2.4	Dispositif	31
2.2.5	Conditions expérimentales	31
2.2.6	Programme expérimental	32
2.3	Discussion	33
3	Reconstruction des données cinématiques	35
3.1	Reconstruction de données de capture de mouvements, état le l'art	38
3.2	Méthode de reconstruction	39
3.2.1	Alignement des données par rapport au plan horizontal	39
3.2.2	Identification des marqueurs	40
3.2.2.1	Suppression des marqueurs fantômes	40
3.2.2.2	Regroupement des marqueurs par participant	40
3.2.2.3	Fusion des trajectoires d'un même participant	41
3.2.2.4	Identification des marqueurs	42
3.2.3	Estimation de la position d'un participant	42
3.2.3.1	Estimation du squelette d'un participant	42
3.2.3.2	Hypothèses sur le mouvement du squelette	43
3.2.3.3	Estimation de l'orientation du participant	44
3.2.3.4	Résolution Numérique	44
3.2.3.5	Interpolation avec l'aide des participants voisins	45
3.3	Résultats et Évaluation	46
3.3.1	Validation de l'estimation de la position du participant	46
3.3.1.1	Comparaison des résultats quant aux positions moyennes des marqueurs	46
3.3.1.2	Robustesse à la perte de marqueur	47
3.3.2	Évaluation globale de la méthode de reconstruction	48
3.4	Discussion et conclusion	48
4	Analyse des données cinématiques	51
4.1	Analyse microscopique	51
4.1.1	Filtrage des données cinématiques	51
4.1.2	Étude des variables locales	52
4.1.3	Étude des corrélations	53
4.1.4	Observation d'un retard	56
4.2	Analyse macroscopique	56
4.2.1	Diagramme fondamental	56
4.2.2	Vagues de vitesse	57
4.3	Étude des pas	61
4.4	Discussion et Conclusion	63
5	Modélisation et Calibrage	65
5.1	Modèle de suivi de piéton	65
5.2	Calibrage	66
5.2.1	Calibrage microscopique	66
5.2.1.1	Méthode	66

5.2.1.2	Évaluation	67
5.2.2	Calibrage macroscopique	71
5.2.2.1	Méthode	71
5.2.2.2	Évaluation	72
5.3	Rôle des paramètres	74
5.4	Discussion	74
6	Résultats	77
6.1	Comparaison	77
6.1.1	Comparaison avec le modèle de Reynolds	77
6.1.2	Comparaison avec le modèle d’Helbing	79
6.1.3	Comparaison avec le modèle des tangentes	80
6.2	Applications	80
6.2.1	Scénario 1 : File d’attente en serpentin	82
6.2.1.1	Description	82
6.2.1.2	Résultats et Comparaison	82
6.2.2	Scénario 2 : Flux unidirectionnel en couloir	84
6.2.2.1	Description	84
6.2.2.2	Résultats et comparaison	86
6.3	Discussion et conclusion	87
	Conclusion	93
	Publications relatives à ces travaux	97
	Bibliographie	99

Table des figures

1	Exemple de structure macroscopique spatiotemporelle	2
2	Niveaux de performance, autonomie et réalisme attendus dans différents domaines d'applications.	3
3	Classification des actions d'un agent virtuel	5
1.1	Modèles de flots	10
1.2	Automates Cellulaires	11
1.3	Automates Cellulaires, Résolution d'un conflit de collision	12
1.4	Exemples de règles de comportement proposées par Reynolds	12
1.5	Simulations de modèles de forces	14
1.6	Modifications apportées au modèle d'Helbing	15
1.7	Adaptation de la vitesse en fonction d'un obstacle mobile dans des modèles géométriques.	16
1.8	Modèles basés vision	18
1.9	Processus de résolution d'une interaction dans [LCL07]	19
1.10	Conditions initiales de différentes expériences réalisées sur le cas du goulot d'étranglement	23
1.11	Photos d'expériences réalisées sur les foules de piétons	24
2.1	Schéma et photo de l'expérience anneau.	26
2.2	Schéma et photo de l'expérience passage de porte.	27
2.3	Schéma et photo de l'expérience front de piétons.	27
2.4	Schéma et photo de l'expérience canon à piétons.	28
2.5	Schéma et photo de l'expérience interaction 1-1.	28
2.6	Dispositifs expérimentaux	30
2.7	Illustrations des conditions expérimentales : nombre de sujets, longueur du chemin, positions initiales	32
3.1	Système de capture Vicon	36
3.2	Placement des marqueurs pour l'expérience cercle 1D	37
3.3	Positions des marqueurs selon θ en fonction du temps et répartition de la quantité d'information par durée de trajectoires de marqueurs	41
3.4	Identification des marqueurs	43
3.5	Exemple de l'évaluation du squelette d'un participant en utilisant quatre marqueurs	44
3.6	Position reconstruite en 3D d'un participant au cours du temps à partir de ses quatre marqueurs	45

3.7	Tracé des trajectoires de participants reconstruites	46
3.8	Évolution de la distance entre les positions reconstruites et celles de la méthode de référence en fonction de la proportion de mesures supprimées pour différentes durées moyennes de disparition τ	48
4.1	Vitesse d'un sujet et distance avec le sujet précédent	52
4.2	Accélération d'un sujet, vitesse relative par rapport au sujet précédent et vitesse relative divisée par la distance	53
4.3	Nuage de points représentant l'accélération a d'un piéton en fonction de $\Delta v/\Delta p$	54
4.4	Matrice de densité de a en fonction de $\Delta v/\Delta p$ sur l'ensemble des données collectées.	55
4.5	Corrélations croisées moyennes par densité	55
4.6	Tracé de l'accélération superposé à celui de la vitesse relative en fonction du temps avec et sans retard	56
4.7	Corrélations croisées moyennes par densité, impact du retard	57
4.8	Diagramme Fondamental. Vitesse moyenne des sujets en fonction de la densité globale	58
4.9	Positions 1D individuelles en fonction du temps coloriées en fonction de la vitesse	59
4.10	Vitesses moyennes des sujets à l'intérieur de l'embouteillage	59
4.11	Coloriage de l'espace piéton/temps en fonction de la vitesse des participants	60
4.12	Vitesses des participants	61
4.13	Taille moyenne des pas et écart type en fonction de la densité globale.	62
4.14	Durée moyenne des pas et écart type en fonction de la densité globale.	62
4.15	Durée des pas en fonction de leur longueur par densité globale.	63
4.16	Distribution du retard des pas par rapport au pas du participant précédent.	63
5.1	Résultats du calibrage microscopique.	68
5.2	3 simulations lancées à partir des conditions de l'enregistrement n°25 avec des valeurs de paramètres distribuées obtenues par le calibrage microscopique	69
5.3	Diagramme Fondamental des simulations réalisées à partir du calibrage microscopique	70
5.4	Trajectoires individuelles d'une simulation lancée à partir des conditions de l'enregistrement n°25 avec les valeurs de paramètres moyennes obtenues par le calibrage microscopique	71
5.5	Diagramme Fondamental des simulations réalisées à partir du calibrage microscopique	72
5.6	Trajectoires individuelles d'une simulation lancée à partir des conditions de l'enregistrement n°25 avec les valeurs de paramètres moyennes obtenues par le calibrage macroscopique	73
5.7	Simulation lancée à partir des conditions de l'enregistrement n°25 avec les valeurs de paramètres obtenues par le calibrage macroscopique. Évolution de la vitesse moyenne pour chaque piéton à l'intérieur de l'embouteillage.	73
5.8	Influence des paramètres C et τ	75

6.1	Simulation lancée à partir du modèle de Reynolds	78
6.2	Diagramme Fondamental des simulations réalisées à partir du modèle de Reynolds	79
6.3	Simulation lancée à partir du modèle d'Helbing	80
6.4	Diagramme Fondamental des simulations réalisées à partir du modèle d'Helbing	81
6.5	Simulation lancée à partir du modèle des tangentes	81
6.6	Vue du dessus de l'animation de la file d'attente en serpent.	82
6.7	Vue du départ de l'animation de la file d'attente en serpent.	83
6.8	Trajectoires des piétons virtuels sur les 20 premiers mètres d'un scénario de file d'attente simulées à partir de notre modèle.	83
6.9	Trajectoires des piétons virtuels sur les 20 premiers mètres d'un scénario de file d'attente simulées à partir du modèle de Reynolds.	84
6.10	Trajectoires des piétons virtuels sur les 20 premiers mètres d'un scénario de file d'attente simulées à partir du modèle de Reynolds. La distance initiale entre les piétons a été réduite.	85
6.11	Trajectoires des piétons virtuels sur les 20 premiers mètres d'un scénario de file d'attente simulées à partir du modèle d'Helbing.	85
6.12	Illustration de la règle de suivi de piéton	88
6.13	Illustration de la règle de dépassement	89
6.14	Propagation et amortissement de la vague de "stop-&-go" simulée par notre modèle dans le couloir	90
6.15	Simulation du scénario couloir en utilisant le modèle d'Helbing	91
6.16	Simulation du scénario couloir en utilisant le modèle RVO	91
6.17	Simulation du scénario couloir en utilisant le modèle des tangentes	91

Liste des tableaux

2.1	Planning des expériences réalisées dans le cadre du projet Pedigree et nombre de participants par séance.	29
2.2	Liste des densités étudiées	31
4.1	Exemples de résultats de l'analyse macroscopique pour les enregistrements n°13, 25, 32, 35 et 38	58
5.1	Résultats des analyses macroscopiques pour les simulations à partir des conditions initiales des enregistrements n°13,25,32,35 et 38 avec les valeurs de paramètres obtenues par le calibrage macroscopique.	74

Introduction

Contexte

La locomotion humaine est un sujet d'étude vaste sur lequel se sont penchées différentes communautés et disciplines. Les sciences du mouvement et les neurosciences ont en particulier fourni des descriptions détaillées de la manière dont le corps humain se met en mouvement pour exécuter une marche et comment il en vient à former des trajectoires globales dans son environnement dans le but d'exécuter certaines tâches. L'informatique a permis de reproduire ces mouvements et ces comportements par simulation à travers l'utilisation de modèles numériques issus de ces observations. Dans cette thèse, nous nous penchons sur les interactions physiques qui interviennent entre les humains dans des tâches de navigation. Nous cherchons à observer expérimentalement ces interactions, à les modéliser, puis à les reproduire en simulation. La simulation des interactions entre piétons et de leur influence mutuelle sur la trajectoire est la base de la simulation de foule. Nous nous situons dans ce contexte. La foule a de particulier que des phénomènes typiques interviennent à une échelle globale comme par exemple la formation de files de piétons comme illustré Figure 1. En choisissant le contexte de la foule pour étudier les interactions entre marcheurs, nous cherchons donc à atteindre un double objectif. Nous cherchons premièrement à modéliser les interactions locales entre les piétons de manière réaliste. Deuxièmement, nous cherchons à ce que la composition de ces interactions par la simulation reproduise les observations de phénomènes globaux propres à la foule.

Comme pour la locomotion, de nombreuses disciplines se sont penchées sur la simulation de foule. Les sciences sociales et cognitives telles que la psychosociologie se sont d'abord intéressées à la foule, la considérant comme un foyer d'interactions sociales. La biomécanique a étudié les interactions entre marcheurs et obstacles mobiles. Les mathématiques appliquées ont fourni un corpus de résultats et d'outils permettant de qualifier et de quantifier les phénomènes de foule observés et d'assimiler les données expérimentales pour calibrer les modèles de simulation. La physique a fait l'analogie avec des systèmes naturels tels que les fluides, les milieux granulaires et les particules chargées dans des champs de potentiels.

Les sciences de la sécurité et du transport apparues plus récemment y voient des applications concrètes, comme la simulation de l'évacuation de bâtiments, la protection de personnes, la prévention de mouvements de foule lors de grandes manifestations, ou en architecture dans la conception de grands bâtiments comme des halls de gares ou des aéroports. Ainsi, ces modèles proposent des simulations à haut niveau de réalisme d'un point de vue global ou statistique (comme les temps d'évacuation ou la répartition



Figure 1 – Exemple de structure macroscopique spatiotemporelle : organisation spontanée de files de piétons.

des flux et des densités). Les applications s'intéressent peu à la finesse et au réalisme des mouvements et des interactions locales.

Au contraire, l'animation graphique cherche à simuler et animer des environnements virtuels qui sont généralement peuplés d'humains virtuels, et s'intéresse surtout au réalisme local et au réalisme visuel plutôt qu'au réalisme d'échelle. Des foules virtuelles sont notamment simulées dans les domaines de la cinématographie, des jeux vidéos ou dans des démonstrations de réalité virtuelle.

Dans cette thèse, nous cherchons à modéliser les interactions entre piétons à l'échelle microscopique et à simuler le comportement de foules de piétons dans des environnements virtuels. Nous cherchons donc à obtenir un réalisme à la fois à l'échelle locale et à l'échelle globale.

Problématique

On comprend alors que les propriétés souhaitées pour un simulateur de foule dépendent directement des applications envisagées.

La performance est une notion essentielle. Elle est peu critique dans les applications du cinéma, où le mouvement est simulé hors ligne mais est capitale dans les environnements interactifs. L'environnement peuplé doit réagir immédiatement aux réactions de l'utilisateur.

L'autonomie est un autre critère d'importance. On souhaitera une foule peu autonome mais au mouvement contrôlable par l'utilisateur pour le cinéma par exemple (afin de satisfaire aux besoins d'un scénario précis). Au contraire, on souhaitera une autonomie complète de décision et de mouvement des agents pour simuler une évacuation.

Enfin, la notion de réalisme est notre dernier critère primordial. Il peut être visuel, de par l'apparence d'un humain virtuel par exemple. D'un point de vue comportemental, il peut être microscopique si les trajectoires sont jugées conformes à la réalité ou macroscopique s'il reproduit fidèlement les phénomènes de foule à l'échelle globale.

La Figure 2 illustre enfin qu'il est difficile de proposer des modèles de simulation qui combinent à la fois performance, réalisme et autonomie. C'est la direction que cherche à suivre ce travail de thèse.

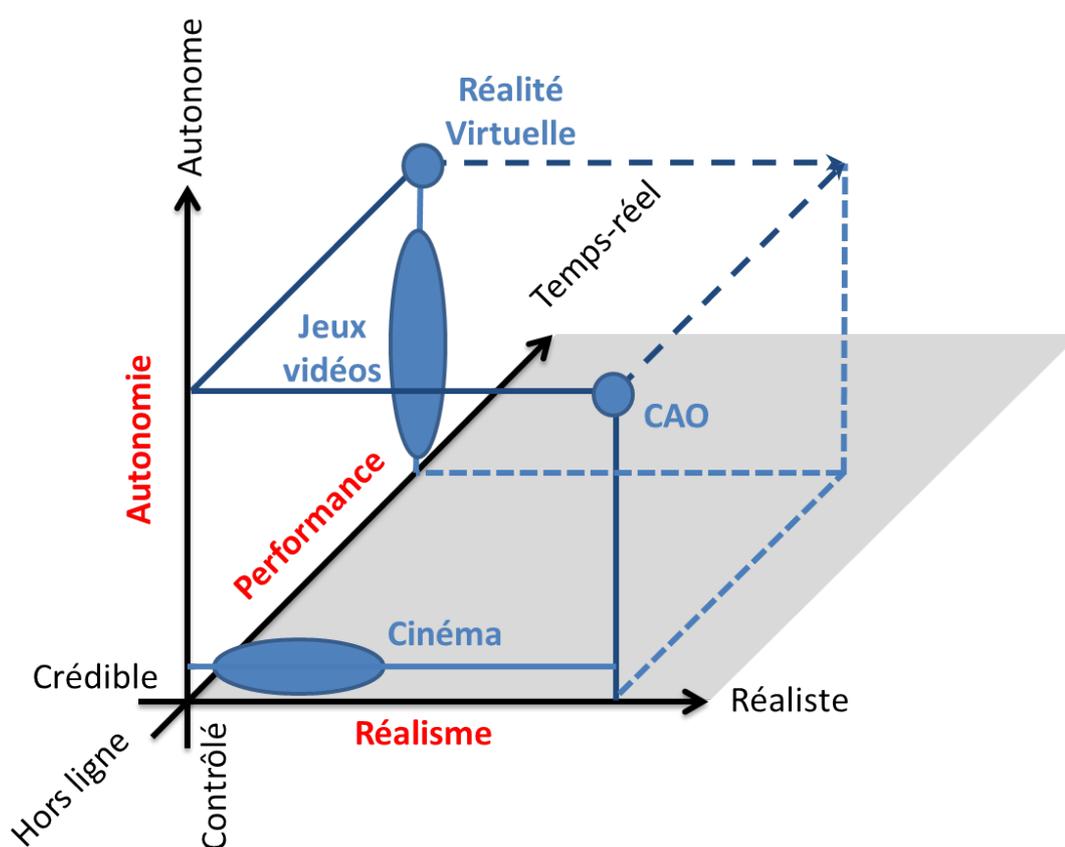


Figure 2 – Niveaux de performance, autonomie et réalisme attendus dans différents domaines d'applications.

Nous abordons différentes questions :

- Quelle est la nature des interactions physiques entre marcheurs dans une foule ? Si l'évitement de collision a reçu beaucoup d'attention, nous cherchons à caractériser d'autres types d'interactions tels que le suivi entre marcheurs.
- Comment évaluer le réalisme d'un modèle lorsque le phénomène simulé est chaotique ?

tique par nature et qu'il n'est pas possible de confronter directement observations expérimentales et résultats ?

- Comment coupler les échelles microscopiques et macroscopiques étant donné que ces phénomènes sont interdépendants ?

Approche

Nous adoptons une approche de simulation microscopique basée agent. Le comportement d'un agent résulte des différentes interactions qu'il a avec son environnement. A partir du travail de Newell [New94], Donikian [Don04] propose une classification de ces interactions en plusieurs niveaux de complexité comme illustré Figure 3. Dans le contexte de la simulation de foule le comportement d'un humain virtuel en terme de navigation est traité à un niveau de complexité assez bas, en général le niveau réactif. En effet, la tâche de marche chez un être humain ne demande pas un effort cognitif important ; mais malgré une apparente simplicité, il est extrêmement difficile de décrire de manière rationnelle cette tâche. En effet, une trajectoire de marche dépend des contraintes engendrées par les objets et les humains situés sur le chemin mais est également influencée par des facteurs secondaires tels que l'âge, l'état mental, ou des facteurs sociologiques ou culturels. Le problème devient même encore plus complexe lorsqu'il faut gérer simultanément de nombreux humains virtuels, empêchant l'utilisation de règles de comportement complexes si l'on souhaite garder un niveau de performance de l'ordre du temps réel. Il est ainsi essentiel de trouver un bon compromis entre réalisme et performance.

Pour simuler le comportement d'un humain dans un environnement virtuel, il est important de comprendre son fonctionnement en situation de marche. Nous adoptons une approche expérimentale en suivant le déroulement de la méthode scientifique, à savoir : à partir des problématiques rencontrées, émettre des hypothèses, élaborer un protocole expérimental pour évaluer leur validité à travers l'analyse des résultats, puis proposer un modèle et l'évaluer par simulation.

Cette thèse s'inscrit dans le cadre du projet ANR Pedigree qui est composé de 4 équipes de recherche :

- l'Institut de Mathématiques de Toulouse
- le Centre de Recherches sur la Cognition Animale (Toulouse)
- le Laboratoire de Physique Théorique de l'université Paris-Sud 11 (Orsay)
- l'Institut National de Recherche en Informatique et Automatique de Rennes.

Ce projet s'intéresse à étudier de manière expérimentale et théorique la formation de structures spatiotemporelles de piétons et à développer des modèles mathématiques et des simulations réalistes basées sur les données expérimentales acquises.

Contributions

Parmi les interactions liées à la marche, la tâche de suivi est une situation qui se produit souvent pendant le trajet d'un piéton. Dans la littérature, peu d'études et de

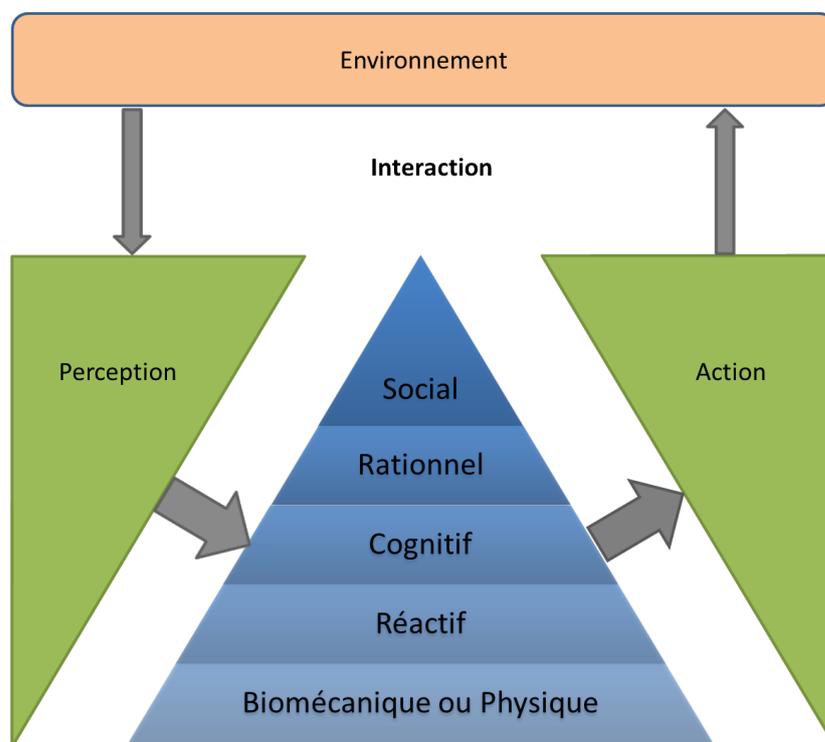


Figure 3 – Classification des actions d’un agent virtuel proposée par Donikian [Don04] à partir du travail de Newell [New94].

modèles ont été proposés pour le comportement de suivi, contrairement à l’évitement de collision. Dans cette thèse, nous nous intéressons plus particulièrement au comportement de suivi. Un phénomène macroscopique de vagues de vitesse, généralement appelées vagues de “stop-&-go” ou aussi plus communément “circulation en accordéon” est souvent observé dans des flux piétonniers unidirectionnels pour des densités relativement élevées. Ainsi, nous observons et étudions dans cette thèse un suivi contraint, unidimensionnel et sans dépassement.

Nous élaborons un protocole expérimental capable de reproduire ces vagues et d’évaluer qualitativement et quantitativement leurs propriétés et les conditions de leur apparition. Nous proposons une méthode spécifique de reconstruction de données de capture de mouvements et obtenons une base de données adaptée à notre étude. Nous analysons en détail ces données. Nous mettons en évidence d’une part, la nature des interactions locales entre les sujets et l’interdépendance des variables d’accélération, de vitesse et de distance, et d’autre part, les phénomènes globaux qui émergent de la combinaison de ces interactions dont en particulier la formation de vague de vitesses qui se propagent. À partir de cette analyse, nous proposons un modèle numérique de suivi piétonnier que nous calibrons à partir des données collectées. Nous évaluons notre modèle à l’échelle macroscopique, notamment par sa capacité à correctement reproduire les phénomènes macroscopiques observés et le comparons à d’autres modèles présents dans la littérature.

Structure

Cette thèse est organisée de la manière suivante. Dans le chapitre 1 nous proposons une revue de la littérature sur la simulation de foule de piétons en les différenciant par échelle puis par type. Puis, nous nous intéressons plus particulièrement à la tâche de suivi, et aux observations qui ont été réalisées pour observer le comportement des piétons. Nous présentons dans le chapitre 2 les observations expérimentales qui ont été réalisées dans le cadre du projet ANR Pedigree et nous intéressons plus particulièrement à celles concernant le comportement de suivi qui a été étudié au cours de cette thèse. Dans le cadre de l'étude de cette expérimentation, nous avons développé une méthode de reconstruction des données que nous présentons dans le chapitre 3. Une analyse de cette expérimentation, à la fois à l'échelle microscopique et à l'échelle macroscopique est réalisée dans le chapitre 4. Dans le chapitre 5 nous proposons un modèle de suivi basé sur notre analyse et calibré à partir des données microscopiques que nous avons acquises. Nous y évaluons également notre modèle à l'échelle macroscopique. Enfin, nous exposons les résultats de notre modèle en le comparant à d'autres modèles issus de la littérature et en l'appliquant à différents scénarios de simulation dans le chapitre 6 avant de conclure.

Etat de l'art

1

Table des matières

1.1 Modèles macroscopiques	8
1.1.1 Modèles statistiques	9
1.1.2 Modèles de flots	9
1.2 Modèles microscopiques	10
1.2.1 Automates cellulaires	11
1.2.2 Modèles à base de règles	12
1.2.3 Modèles à base de forces	13
1.2.4 Modèles géométriques	15
1.2.5 Modèles basés vision	17
1.2.6 Modèles basés données	18
1.3 Suivi de piéton	19
1.4 Observations	21
1.4.1 Observations Naturelles	21
1.4.2 Observations Expérimentales	22
1.5 Conclusion	24

La foule est un sujet d'étude vaste sur lequel se sont penchées plusieurs disciplines telles que les mathématiques, les sciences du transport, la physique, la psychosociologie ou encore l'animation graphique. Ces disciplines ont soulevé différentes problématiques : l'analyse statistique des mouvements de foule, la pertinence de l'analogie avec des systèmes physiques ou encore la compréhension et la modélisation du comportement de l'humain. Ainsi, plusieurs types de modèles de simulation de foule ont été imaginés en fonction du type d'approche, des objectifs, mais aussi de la date de leur développement : l'explosion de la performance des outils de calcul permettant la mise en place de modèles de plus en plus sophistiqués. Nous classons ces modèles par échelle puis par type et les présentons dans les sections 1.1, 1.2, 1.3. L'acquisition de données expérimentales permet non seulement de comprendre certains phénomènes liés à la circulation des foules d'humains mais aussi à évaluer et valider le réalisme des modèles proposés. Les méthodes d'observation ont également profité des progrès technologiques pour évoluer dans le temps : alors que les premières observations se résumaient à des comptages manuels de piétons à des endroits particuliers, les techniques d'acquisition vidéos puis plus récemment les moyens de capture de mouvements permettent d'obtenir des enregistrements de plus en plus précis. Nous présentons dans la section 1.4 différentes observations qui ont été réalisées.

Avant d'aborder en détails ces sujets, notons que des questions plus vastes que la modélisation de foule en elle-même existent et ont fait l'objet de plusieurs survols. Papadimitriou et al. [PYG09] évaluent les méthodes existantes de choix de trajectoires et de croisement de piétons. Bierlaire et al. [Bie03] présentent comment des éléments tels que les agents ou l'espace peuvent être représentés dans leur environnement. Ils décrivent également les différents comportements que les agents peuvent avoir dans le choix d'une trajectoire, d'une vitesse, ou de l'évitement d'une collision.

Des méthodes de décomposition de l'espace et de planification de chemin en environnements complexes existent pour trouver une trajectoire vers le but d'un agent. Une combinaison avec des méthodes d'évitement dédiées est souvent nécessaire pour obtenir des comportements intéressants [BLA03, LD04, PCM⁺06, ST07].

Schadschneider et al. [SKK⁺08] proposent une revue des études réalisées sur les foules de piétons. Ils décrivent les phénomènes collectifs émergents : les embouteillages, les vagues de densités, les oscillations aux passages étroits, et l'apparition de structures spécifiques telles que la formation de files ou de vortex. Il compare différentes études qui ont été réalisées sur le diagramme fondamental et sur les goulots d'étranglement (voir section 1.4). A propos de la modélisation, ils extraient diverses caractéristiques permettant de classer les modèles de la littérature : microscopique ou macroscopique, discret ou continu, déterministe ou stochastique, basé règles ou basé forces, ou crédible ou réalisme.

Santos et Aguirre [SA05] présentent un inventaire de plusieurs logiciels de simulation d'évacuation. On peut citer EVACNET4 [KFC98], EGRESSO [Sim01] comme logiciels utilisant des approches macroscopiques, SIMULEX [TWE96], EXIT89 [Fah94], EXODUS [FGGL03], FIRESCAPE [FJ95], NOMAD [Daa03] qui utilisent des approches microscopiques. Pelechano et al. [PAB08] présentent une revue sur des logiciels de simulation de foule de manière plus générale. On peut alors ajouter Legion [Leg], STEPS [MM03], ViCrowd [MBCT98], OpenSteer [Rey99], Massive [Lin99]. Plus récemment, un ensemble d'outils permettant la simulation de foule est proposé par la société Golaem [Gol].

Enfin, plusieurs bibliographies sur les modèles de simulation de foule ont été présentées, notamment dans des ouvrages dédiés [PAB08, TM07]. [PAB08] se focalise plutôt sur les aspects simulation tandis que [TM07] aborde également les problématiques de l'aspect visuel et de l'animation des agents virtuels.

1.1 Modèles macroscopiques

Les modèles macroscopiques sont les premiers modèles de simulation de foule à être apparus. Ceci est notamment dû à leur faible consommation en terme de ressources de calcul. Ainsi, ils simulent un grand nombre de piétons sans s'intéresser à leur comportement individuel. Ces modèles sont généralement dédiés aux simulations d'évacuation de bâtiments et à la mise en place des conditions de sécurité qui sont liées à l'évacuation. Ils ont aussi pour but de simuler de manière réaliste les phénomènes macroscopiques sans que l'individu ne soit représenté dans le modèle.

1.1.1 Modèles statistiques

Les modèles statistiques s'intéressent directement aux débits de piétons. Certains sont basés sur la dynamique des fluides. Henderson [Hen71] propose un modèle gazeux permettant de simuler des foules de piétons de faible densité et assimile les états de déplacement (arrêt, marche, course) aux différents niveaux d'énergie des gaz. Archea [Arc79] propose quant à lui un modèle hydraulique pour simuler des foules de forte densité.

Plusieurs modèles s'intéressent aux débits de piétons quant à l'évacuation de bâtiments [MB75, PM69, Pau84], et notamment le débit de piétons que peuvent permettre les portes et les escaliers. Ceux-ci proposent des formules calculant le temps d'évacuation en fonction de divers paramètres comme le nombre de piétons, la largeur des zones de circulation, la pente ou encore l'espace occupé par une personne.

Plus récemment, Colombo et Rosini [CR05] proposent un modèle qui s'inspire de modèles de trafic routier [LW55, Ric56]. Il s'appuie sur deux suppositions : le nombre total de piétons reste constant au cours de la simulation et la loi de vitesse est fonction de la densité. Leur modèle introduit la notion de débit de piétons à très haute densité, dans des situations exceptionnelles de type panique où le débit serait quasi-nul en situation normale.

De par leur nature, ces modèles macroscopiques sont capables de simuler des foules de piétons avec un très faible coût calculatoire et sont capables d'intégrer facilement des observations réelles. Ils ont en revanche besoin d'informations issues d'observations réelles pour fonctionner correctement et sont peu adaptables à de nouvelles situations. De plus, ils ne simulent pas les piétons à l'échelle individuelle.

1.1.2 Modèles de flots

Les modèles de flots sont inspirés de la dynamique des fluides. Des champs de potentiel agissent sur les piétons qui sont considérés comme des particules soumises à des champs.

Dans le cadre de la simulation de fluides, Cheney [Che04] représente des champs de vitesse à travers un carrelage de flots. Chaque carreau contient son propre champ et leur assemblage produit des flots plus grands. Les arêtes et les coins des carreaux sont élaborés de manière à assurer une continuité entre les carreaux. Non seulement des fluides peuvent être dirigés ainsi mais cette méthode peut également être appliquée aux foules. Les carreaux sont stationnaires (leur champ n'est pas modifié au cours du temps) mais peuvent générer des flots dynamiques en combinant le carrelage en fonction du temps.

Inspiré des travaux de Hughes [Hug02] et Cheney [Che04], Treuille et al. [TCP06] ont simulé des foules de piétons à partir d'un modèle qui s'appuie sur les quatre hypothèses suivantes :

- chaque personne tente d'atteindre un objectif géographique.
- les personnes cherchent à marcher à la vitesse la plus élevée possible.
- il existe des endroits dits inconfortables que les piétons vont chercher à éviter.

- le piéton cherchera à emprunter le chemin le moins “coûteux”, en fonction de sa longueur, de son temps de parcours et de son niveau d'inconfort.

Un champ de potentiel dynamique intègre simultanément la navigation globale avec des obstacles mobiles tels que d'autres piétons, permettant de simuler de grandes foules en temps réel, les collisions étant résolues de manière implicite.

Narain et al. [NGCL09] proposent quant à eux une approche hybride basée sur le principe des flots continus où les interactions locales sont résolues à partir d'une approche géométrique (voir section 1.2.4) .

Maury et Venel [MV07] proposent un modèle déterministe d'évacuation de bâtiments dans lequel chaque personne est assimilée à un disque. Son approche repose sur deux principes :

- chaque personne a une vitesse souhaitée, vitesse qu'elle aurait en l'absence des autres. L'espace est considéré comme un flot de champs de vitesse qui détermine le plus court chemin entre chaque point et la sortie.
- une contrainte d'encombrement empêche les personnes (représentées par leur disque) de se chevaucher ou de chevaucher des obstacles.

Les modèles de flots permettent de simuler des foules de manière efficace en terme de coût calculatoire et de reproduire certains phénomènes macroscopiques. Les piétons étant considérés comme des particules, ils font souvent preuve d'un manque d'individualité et le flot prend souvent le pas sur leurs objectifs propres. Ces modèles sont intéressants lorsque tous les piétons ont un objectif commun. A l'échelle locale, on peut aussi observer quelques artéfacts et des mouvements impossibles d'un point de vue biomécanique, affectant le réalisme à l'échelle microscopique.

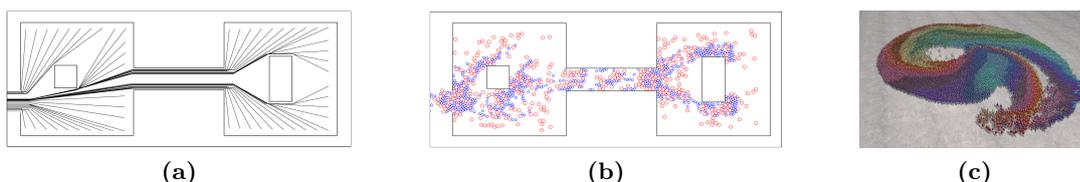


Figure 1.1 – Modèles de flots. (a). Représentation des flots des champs de vitesse dans [MV07] (b). Exemple d'évacuation [MV07] (c). Exemple de simulation dans [NGCL09] : 10000 agents placés en cercle et devant aller à l'endroit diamétralement opposé.

1.2 Modèles microscopiques

L'approche microscopique consiste à identifier les interactions entre chaque individu et son voisinage pour ensuite influencer le comportement de l'individu. Ces modèles se différencient par leur manière de prendre en compte les informations provenant du voisinage d'un piéton et par la réaction de l'individu compte tenu de ces informations.

1.2.1 Automates cellulaires

Certains modèles, appelés automates cellulaires, sont basés sur une discrétisation de l'espace en cellules, souvent carrées mais parfois hexagonales ou octogonales. Leur principe repose sur le fait que chaque piéton occupe une cellule et ne peut se déplacer vers une autre cellule que si celle-ci est libre.

Burstedde et al. [BKSZ01] proposent un modèle où la structure spatiale de l'environnement est une grille bidimensionnelle. A chaque instant, chaque piéton a une direction de préférence qui permet de construire une matrice 3*3 (représentant la cellule courante et chaque cellule adjacente, par le coin ou l'arête) contenant les probabilités de déplacement du piéton (cf. Figures 1.2 et 1.3). Cette matrice permet de déterminer la prochaine cellule sur laquelle le piéton va se déplacer. Si celle-ci est occupée, le piéton va rester sur sa cellule. Ce modèle permet de reproduire la formation de lignes à l'intérieur d'un couloir. Afin de reproduire des phénomènes collectifs, un champ de potentiel a été ajouté à chaque cellule pour inciter les piétons à aller dans une direction [Sch01, NKNS03].

Dans [DT02], un piéton peut parcourir plusieurs cellules pendant un pas de temps Δt . Une densité est affectée à chaque cellule pour indiquer le nombre de cellules alentour occupées par un piéton.

Outre le fait de proposer une vitesse supérieure à 1 cellule par pas de temps Δt , Kirchner et al. [KKN⁺04] s'intéressent aux effets de la discrétisation et proposent un modèle dans lequel un piéton peut occuper plusieurs cellules.

L'approche probabiliste des automates cellulaires simplifie l'expression des interactions entre piétons. Les automates cellulaires permettent ainsi de tester rapidement différentes hypothèses de par leur capacité à reproduire différents phénomènes macroscopiques. L'aspect discret des trajectoires qui résultent de ces modèles limite cependant leur utilisation dans le domaine de l'animation graphique. Tecchia et al. et Loscos et al. [TLC02, LMM03] proposent néanmoins quelques adaptations pour pallier à ce genre de problème. Shao et Terzopoulos [ST07] proposent d'utiliser des grilles multi-résolution pour gérer des environnements de taille conséquente. Ces modèles souffrent cependant d'un manque d'exactitude au niveau du calcul des trajectoires impliquant un niveau de réalisme relativement faible à l'échelle microscopique.

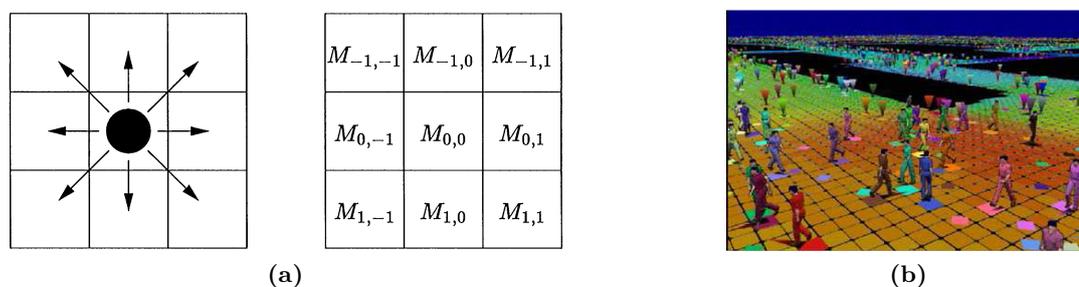


Figure 1.2 – Automates cellulaires. (a). Matrice 3*3 des probabilités de la prochaine position d'un piéton [BKSZ01] (b) Décomposition de l'espace en grille régulière à 2 dimensions [TLC02].

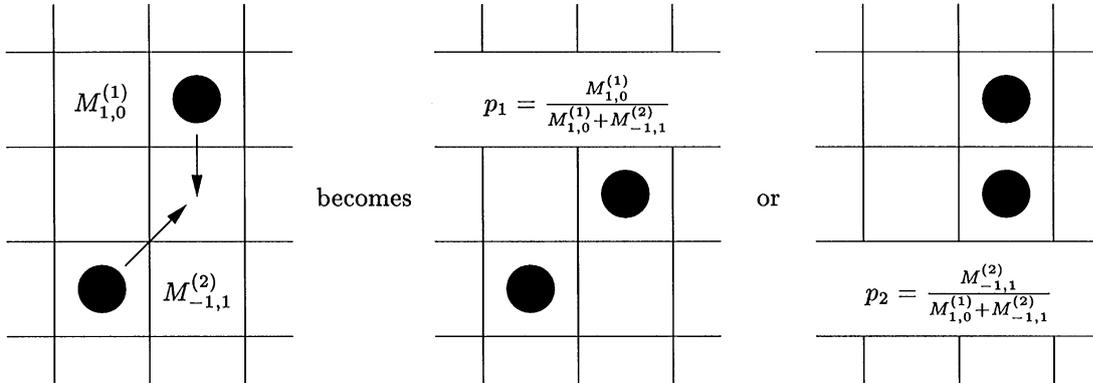


Figure 1.3 – Résolution d’un conflit de collision à travers l’approche statistique présentée dans [BKSZ01].

1.2.2 Modèles à base de règles

Les modèles à base de règles ont été introduits par Reynolds [Rey87] qui, en travaillant sur des animations cinématographiques, s’est intéressé à la simulation de foules d’animaux comme les bancs de poissons, les troupes de mammifères ou les nuées d’oiseaux. Les membres d’un groupe sont considérés comme des agents individuels et sont ainsi traités un à un. Chacun de ces agents est soumis à des règles : l’évitement de collisions, l’asservissement à la vitesse de ses voisins, et la tendance à rester au sein du groupe. Il propose ensuite [Rey99] un ensemble de règles qui décrivent différents comportements humains de base tels que l’atteinte d’une cible, l’évitement de collision, la poursuite, la cohésion de groupe ou le suivi de leader. Une combinaison de ces comportements de base permet de créer des comportements plus complexes.

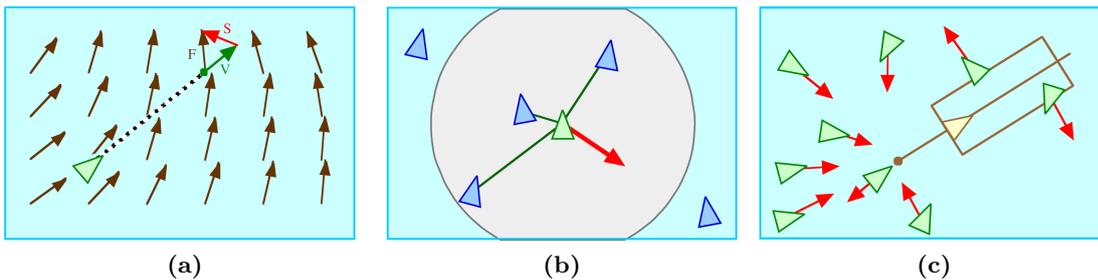


Figure 1.4 – Exemples de règles de comportement proposées par Reynolds [Rey99]. (a) Alignement de flots. (b) Séparation. (c) Suivi de leader.

Qui et Hu [QH10] proposent une architecture pour modéliser les structures de groupes de piétons en considérant à la fois les relations inter-groupes et intra-groupes. Chaque groupe possède un leader qui est le seul à pouvoir être influencé par des individus d’autres groupes. Les relations entre agents sont stockées à l’intérieur de deux types de matrices : celles gérant les relations à l’intérieur d’un groupe et celles gérant les relations entre les différents groupes.

Lamarche et Donikian [LD04] différencient les situations amenant à une collision en plusieurs types en fonction de leur configuration. Chaque piéton virtuel adopte ensuite une stratégie d'évitement en fonction du type de situation.

Goldenstein et al. [GKM⁺01] présentent une méthode de modélisation d'agent basée sur l'intégration de systèmes dynamiques non-linéaires et de structures de données cinétiques. Cette méthode est structurée en 3 niveaux. Le premier est le niveau local, il modélise le comportement de chaque agent. Le second est le niveau d'environnement global, il permet de gérer les obstacles et les collisions entre agents. Le dernier niveau, celui de planification globale gère quant à lui les objectifs des agents.

Kapadia et al. [KSHF09] proposent une architecture basée sur les affordances du piéton, c'est à dire ses possibilités d'actions dans son environnement. Chaque piéton perçoit l'environnement à travers des champs de perception égocentriques (qui quantifient les propriétés de l'environnement local du piéton) et d'affordance (qui donnent une valeur d'affordance basée sur l'objectif du piéton et qui sont calculés comme fonction des champs de perception). Le piéton choisit l'affordance dont la valeur est la plus élevée.

Antonini et al. [ABW06] modélisent le comportement des piétons via un modèle de choix discrets. Ils représentent l'espace en utilisant une discrétisation dynamique basée agent pour avoir une bonne flexibilité, la possibilité de gérer des individus et être compatible avec une simulation basée agent. Ils discrétisent l'espace en angle et distance par rapport à l'individu. Cette approche est reprise par Robin et al. [RABC09] qui définissent deux types de comportements : contraint et non contraint. Les comportements contraints sont représentés par un modèle de suivi de leader ou un modèle d'évitement de collision. Les comportements non contraints se réfèrent à un maintien de direction, l'atteinte d'un objectif ou le fait d'avoir une accélération libre. L'évitement de collision est géré quant à lui par un modèle de forces. Une collision potentielle est détectée si un obstacle est dans le cône de vision du piéton, s'il n'est pas trop loin et s'il marche dans sa direction. Ce type de modélisation peut ainsi être considéré comme hybride.

Les modèles à base de règles présentent l'avantage d'exprimer explicitement un comportement à travers une règle. Ces règles sont issues de l'observation et permettent en général d'obtenir des comportements relativement réalistes. Des questions se posent cependant quant à la manière de combiner ces règles et sur les effets de leur composition ainsi que sur le domaine de validité et de la complétude des modèles.

1.2.3 Modèles à base de forces

En faisant une analogie avec la physique newtonienne, les modèles de forces considèrent qu'un piéton est soumis à des forces d'attraction et de répulsion qui agissent sur son accélération suivant la deuxième loi de Newton :

$$\sum \mathbf{F} = m \cdot \mathbf{a} \quad (1.1)$$

où $\sum \mathbf{F}$ est la somme des forces appliquées à un corps de masse m et \mathbf{a} son accélération. Les forces d'attraction permettent de faire avancer un piéton vers un but précis. Les forces de répulsion résolvent les problèmes de collision entre piétons, les

piétons se repoussant mutuellement. Cette approche a été introduite par Helbing et al. [HM95, HFV00]. Il propose ainsi la loi suivante :

$$m_i \frac{d\mathbf{v}_i}{dt} = m_i \frac{v_i^0(t) \mathbf{e}_i^0(t) - \mathbf{v}_i(t)}{\tau_i} + \sum_{j(\neq i)} \mathbf{f}_{ij} + \sum_w \mathbf{f}_{iw} \quad (1.2)$$

où m_i représente la masse d'un piéton i , $\frac{d\mathbf{v}_i}{dt}$ son accélération, $v_i^0(t)$ la vitesse qu'il souhaite atteindre dans une direction $\mathbf{e}_i^0(t)$, $\mathbf{v}_i(t)$ sa vitesse actuelle, τ_i un paramètre temporel, \mathbf{f}_{ij} les forces d'interaction auquel il est soumis avec les autres piétons, \mathbf{f}_{iw} les forces d'interactions auquel il est soumis avec les murs (qui empêchent une collision entre le piéton et les murs). La force d'interaction avec un autre piéton j s'exprime :

$$\mathbf{f}_{ij} = \{A_i \exp(r_{ij} - d_{ij}/B_i + kg(r_{ij} - d_{ij}))\} \mathbf{n}_{ij} + Kg(r_{ij} - d_{ij}) \Delta v_{ji}^t \mathbf{t}_{ij} \quad (1.3)$$

$A_i \exp(r_{ij} - d_{ij}/B_i) \mathbf{n}_{ij}$ est la force d'interaction répulsive où A_i et B_i sont des constantes, d_{ij} la distance entre les centres de gravité des deux piétons, \mathbf{n}_{ij} le vecteur normalisé pointant du piéton i au piéton j , r_{ij} la somme de leur rayon. Deux forces sont ajoutées : une force de contact $k(r_{ij} - d_{ij}) \mathbf{n}_{ij}$ qui empêche l'interpénétration des piétons et une force de friction $K(r_{ij} - d_{ij}) \Delta v_{ji}^t \mathbf{t}_{ij}$ où \mathbf{t}_{ij} représente la direction tangentielle, Δv_{ji}^t la vitesse tangentielle relative, k et K des constantes. La fonction $g(x)$ est égale à x si les piétons se touchent et égale à 0 sinon.

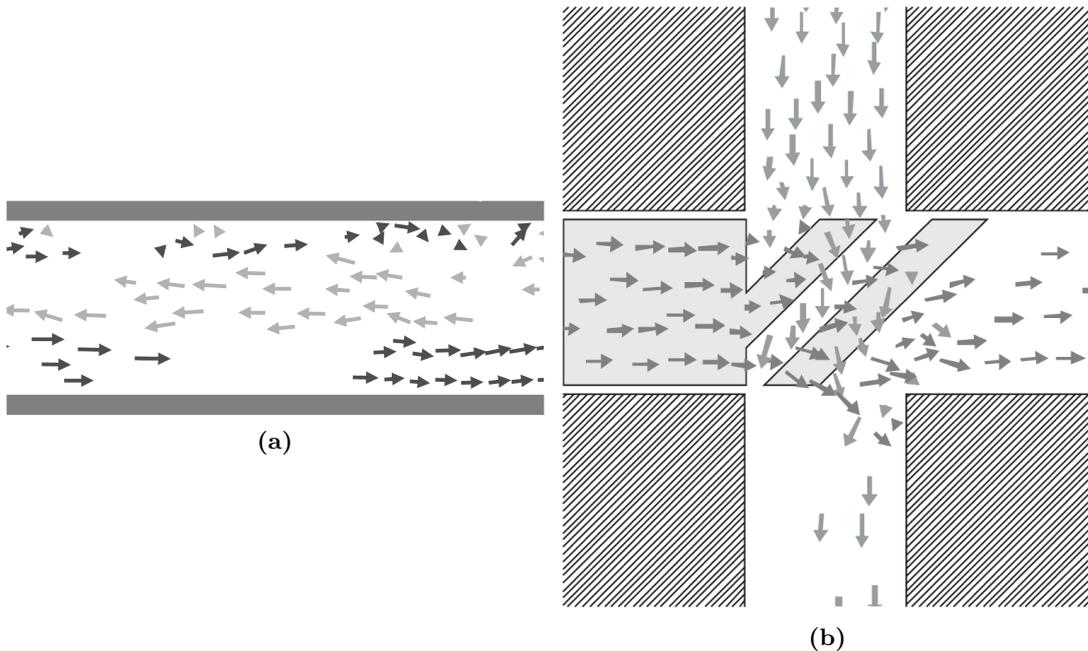


Figure 1.5 – Simulations de modèles de forces. (a) Formation de files dans un couloir [HMFB01] (b) Formation de lignes de flots diagonales à un croisement [HB03]

Différentes simulations proposent un comportement piétonnier qui utilise ce modèle de forces [MH03, HB03, Tek06]. Ce modèle affiche des temps de calcul performants

et reproduit certains phénomènes macroscopiques mais il génère cependant des trajectoires non-réalistes, notamment à faible densité. Différentes améliorations y ont été apportées. Lakoba et Finkelstein [LKF05] re-calibrent le modèle en choisissant des valeurs judicieuses de paramètres à partir de données expérimentales. Ils obtiennent de meilleures trajectoires mais des problèmes subsistent, notamment lors de face-à-face où les piétons ralentissent au lieu de changer de direction. Johansson et al. [JHS07] proposent d’avoir des champs de forces anisotropiques, la force de répulsion exercée par un piéton étant plus forte dans la direction de la marche que sur les côtés.

Les différentes modifications apportées à ce modèle ne permettent cependant pas d’obtenir un comportement prédictif, les trajectoires ainsi obtenues demeurent peu réalistes. Pelechano et al. [PB06, PAB07] proposent une approche hybride basée sur les forces sociales et sur un système à base de règles pour obtenir des comportements réalistes tout en gardant des temps de calculs intéressants.

Ces modèles présentent cependant des difficultés à résoudre des problèmes particuliers tels que la symétrie ou les impasses et ont dans ces cas besoin de faire appel à des comportements de plus haut niveau. La combinaison des interactions qui est résolue comme une somme de ces interactions reste un problème ouvert car provoquant un certain nombre de comportements non réalistes à l’échelle microscopique.

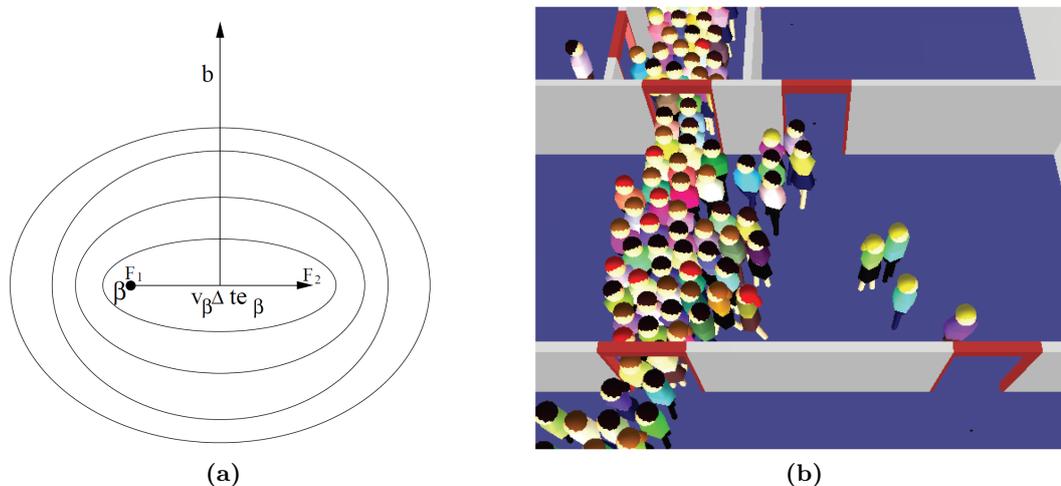


Figure 1.6 – Modifications apportées au modèle d’Helbing. (a) Champs de forces elliptiques [JHS07]. (b) Simulation d’évacuation d’un bâtiment avec une approche hybride [PAB07].

1.2.4 Modèles géométriques

Alors que les modèles basés forces ne prennent en compte que la position des différents obstacles, les modèles géométriques prennent également en compte la vitesse relative de ces obstacles. Ces modèles sont ainsi considérés comme prédictifs car ils sont capables de déterminer une future collision si aucun changement n’est apporté à la trajectoire d’un piéton. Ils déterminent ainsi quelles vitesses futures permettront à

un piéton d'éviter une collision avec les obstacles qui l'entourent.

Fiorini et Shiller [FS98] présentent une approche pour planifier le mouvement de robots basée sur le concept d'obstacles vitesse qui définit l'ensemble des vitesses qui provoqueraient une collision entre le robot et un obstacle en mouvement. Ils définissent un ensemble de vitesses accessibles que le robot peut atteindre compte tenu de ses capacités d'accélération. La vitesse adoptée par le robot doit appartenir à l'intersection de l'ensemble des vitesses accessibles et de l'ensemble des vitesses ne provoquant pas de collision.

Cette approche a été plus récemment développée et améliorée. Van Den Berg et al. [vdBLM08] résolvent un problème d'oscillation et introduisent le modèle RVO (Reciprocal Velocity Obstacles). Guy et al. [GCK⁺09] présentent un algorithme parallélisable qui utilise une méthode d'optimisation discrète, permettant d'augmenter le nombre d'humains virtuels pouvant être simulés en temps réel. Ce travail est ensuite étendu à des interactions impliquant plus de deux agents [GCC⁺10, vdBGLM11]. Van Den Berg et al. [vdBSGM11] proposent de prendre en compte l'accélération des autres piétons en plus de leur vitesse et de leur position.

Inspirés par Feurtey [Feu00], Paris et al. [PPD07] proposent une approche prédictive basée agent à travers une perspective égocentrique. Chaque piéton explore l'espace qu'il peut atteindre, perçoit le mouvement des piétons voisins et prédit leur mouvement par extrapolation linéaire. Un domaine de vitesses admissibles est déduit pour chaque piéton. Une fonction de coût est utilisée pour évaluer la vitesse la plus appropriée à la situation parmi l'ensemble des vitesses admissibles.

Le modèle des tangentes proposé par Pettré et al. [POO⁺09] utilise la position et la vitesse relative entre deux piétons pour estimer la position et le moment d'une éventuelle collision entre ces deux piétons. Une règle permet de déterminer lequel des deux piétons passera devant l'autre.

Karamouzas et Overmars [KO10] résolvent les collisions entre agents en déterminant tout d'abord l'ensemble des vitesses et des orientations admissibles puis en sélectionnant la solution optimale.

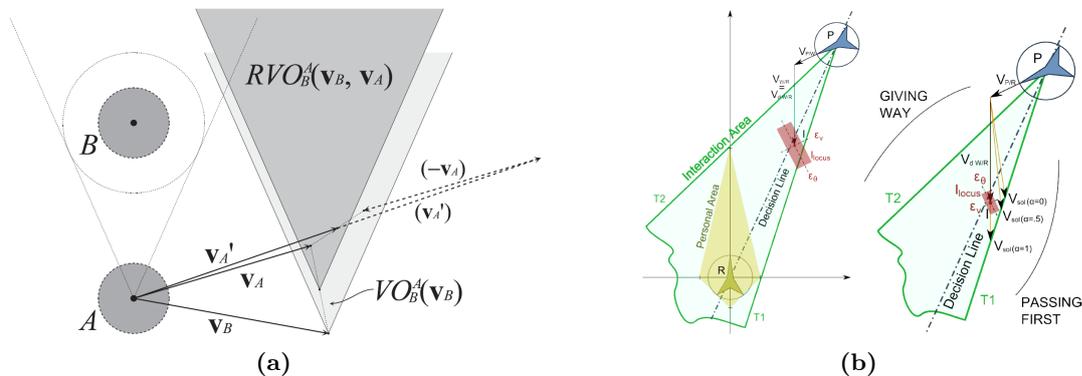


Figure 1.7 – Adaptation de la vitesse en fonction d'un obstacle mobile dans des modèles géométriques. (a). Modèle RVO [vdBLM08]. (b) Modèle des tangentes [POO⁺09]

Les modèles géométriques offrent ainsi un haut niveau de réalisme à l'échelle mi-

croscopique et sont capables de reproduire plusieurs phénomènes macroscopiques. Des questions restent posées sur la combinaison des différentes interactions et sur la manière d'incorporer différents facteurs socio-culturels. La prédiction effectuée par ces modèles est principalement linéaire et ne considère pas les intentions des autres piétons, qui sont pourtant souvent prises en compte dans les cas réels.

1.2.5 Modèles basés vision

Turner et Penn [TP02, Tur07] montrent l'importance de la vision et de la perception dans la simulation de foule de piétons, affirmant que des modèles à champs de potentiel par exemple, pourraient fonctionner dans l'obscurité. En s'appuyant sur la théorie de la perception de Gibson [Gib86], ils proposent un modèle basé sur la vision où l'humain choisit une destination à atteindre dans son champ de vision en fonction de son objectif et des différents obstacles et réactualise cette destination au fur et à mesure.

Fajen et al. [FWTK03] proposent un modèle dynamique basé sur la vision en s'intéressant à l'évitement d'obstacles et aux trajectoires empruntées. Ce modèle prend la forme d'un système d'équations différentielles prenant en compte la vitesse du sujet, sa direction, la distance et l'angle des obstacles, la distance et l'angle de l'objectif qu'il cherche à atteindre.

Dans le cadre de la navigation de robots, Huang et al. [HFFW06] calculent un champ de potentiel basé sur le flux optique autour du robot à partir de sa distance et de son orientation par rapport à son objectif et aux différents obstacles.

Sakuma et al. [SMK05] proposent un modèle psychologique où le système d'évitement de collision d'un agent dépend de ses relations de position avec les autres piétons proches. Ce système est basé sur la définition d'un espace personnel à deux niveaux (une région d'avertissement où l'agent essaie d'éviter les autres en déviant graduellement sa trajectoire, et une région critique dans laquelle il prend une décision immédiate pour éviter une collision en décélérant rapidement ou en effectuant un changement brusque de direction), et sur une structure de mémoire virtuelle (basée sur le fait que les humains ne traitent pas immédiatement toutes les informations perçues mais sélectionnent seulement les plus importantes avec une capacité mémorielle limitée et un délai de traitement). Les informations environnementales d'un agent sont perçues par un senseur virtuel qui identifie les positions et les vitesses des autres agents à l'intérieur du champ de vision. Il prédit ainsi des collisions futures en extrapolant les trajectoires des agents et en calculant les points d'intersection. La navigation des agents est basée sur un modèle de forces.

Dans le modèle de Shao et Terzopoulos [ST07], chaque piéton perçoit les obstacles en effectuant des lancers de rayon à l'intérieur d'un cône représentant son champ de vision. Ceci permet de déterminer à quelle distance se trouve un objet dans une direction particulière comprise dans le cône. Le comportement des piétons est géré sur plusieurs niveaux. Un niveau basique traite des stratégies d'évitement d'obstacles proches. Un autre s'occupe des stratégies de navigation plus globale comme l'atteinte d'un objectif, la gestion de passages étroits ou encore la navigation guidée par la perception. Le comportement de l'individu dépend également d'un ensemble de facteurs tel que son statut, son rôle ou son état cognitif.

Pellegrini et al. [PESvG09] proposent également une approche basée vision pour établir une fonction de coût relative aux objectifs et aux obstacles des agents.

Ondrej et al. [OPOD10] utilisent la taille et la position d'un obstacle mobile dans le champ de vision virtuel d'un agent ainsi que leurs dérivés respectives pour prédire une éventuelle collision et établir une stratégie adaptée quant à sa résolution. Les informations visuelles sont transformées en termes de temps avant collision et de dérivées d'angles de perception des obstacles pour détecter les situations dangereuses menant à une collision et déduire la réaction appropriée.

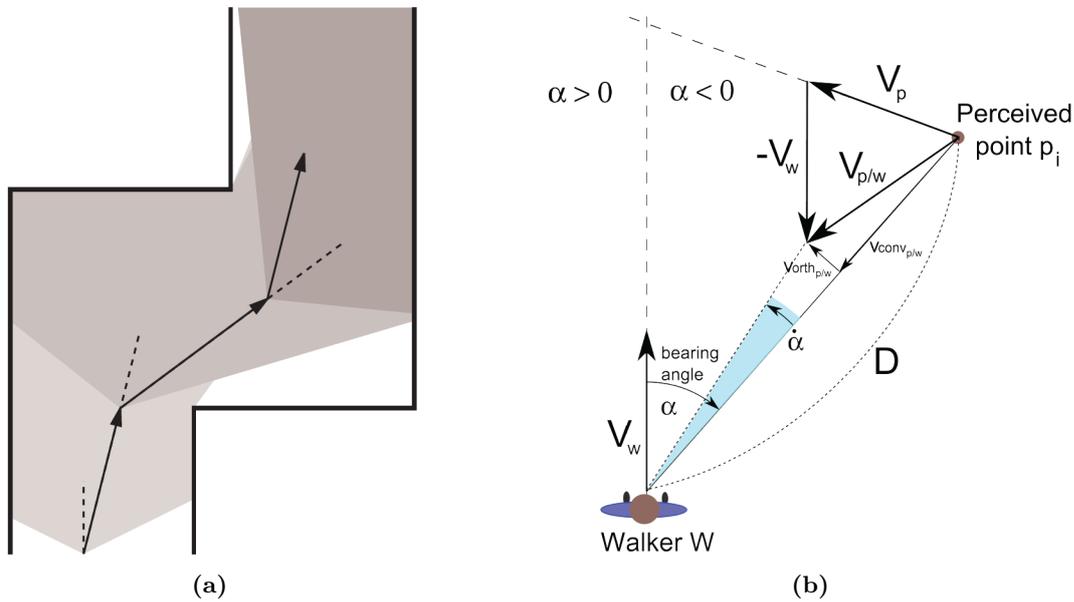


Figure 1.8 – Modèles basés vision. (a) Réactualisation de la destination en fonction de la découverte de l'environnement [TP02]. (b) Adaptation de la vitesse en fonction de la perception d'un objet mobile [OPOD10]

Les modèles basés vision proposent en général un haut niveau de réalisme et introduisent la boucle perception/action dans le comportement de l'individu. Ils souffrent en revanche de problèmes de performance, le lancer de rayon étant un outil très coûteux en terme de calcul. De plus, ces modèles ont encore besoin d'être validés à partir d'observations réelles.

1.2.6 Modèles basés données

Plusieurs méthodes utilisent des enregistrements vidéos ou de capture de données pour créer des bases de données d'interactions entre piétons [LCL07, CC07]. Une interaction entre piétons est modélisée en recherchant dans la base un exemple similaire à la situation. La principale difficulté réside dans la quantification de la similitude entre une situation et un exemple.

Lee et al. [LCHL07], puis Ju et al. [JCP+10] utilisent une caméra vidéo pour obtenir des vidéos aériennes de foules d'humains. Ils proposent un modèle d'agents qui apprend

à partir des trajectoires observées. Il décide des actions de chaque agent en fonction du mouvement des agents voisins, des caractéristiques de l'environnement et simule une foule virtuelle qui se comporte de la même manière que celle observée.

Les modèles basés données sont implicitement réalistes puisqu'ils reproduisent des trajectoires réelles. Des problèmes se posent cependant sur l'enchaînement de ces trajectoires, le comportement des agents et la prise en compte de leur objectif. Ces modèles souffrent également d'un manque de performance et il est nécessaire de disposer d'un exemple proche de chaque situation. De plus, la complétude des données demeure une question ouverte.

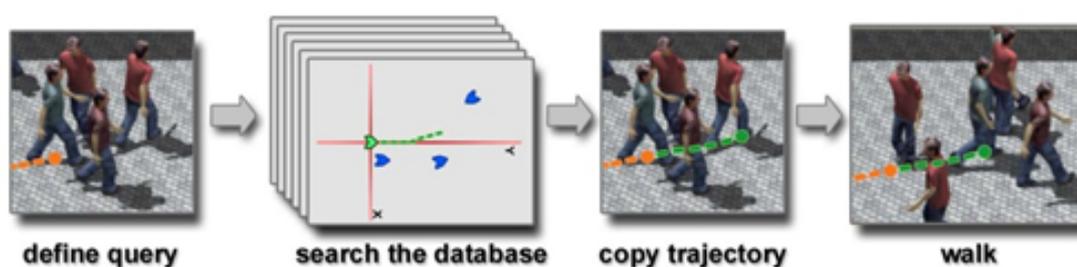


Figure 1.9 – Processus de résolution d'une interaction dans [LCL07]

1.3 Suivi de piéton

Les différents modèles présentés jusqu'ici abordent principalement la simulation de foule comme un problème d'évitement de collision. D'autres types de comportements sont cependant présents chez un humain lorsqu'il marche en foule. Cas particulier du domaine de la simulation de foule, le comportement de suivi chez un piéton peut être étudié en tant que tel. Plusieurs études se sont intéressées à ce phénomène mais peu de modèles dédiés à la tâche de suivi ont pour l'instant été proposés.

En animation graphique, le phénomène de suivi de piéton a été principalement inclus dans des études sur le comportement des groupes de piétons. La plupart des modèles qui choisissent de considérer le comportement de groupe choisissent d'avoir un leader dans chaque groupe. Ainsi, plusieurs modèles de suivi de leader ont été proposés, où plusieurs piétons suivent le même leader comme dans [LJC01]. Musse et al. [MT01] définissent des règles pour modéliser la formation de mouvements de groupes en cohésion. Les agents d'un même groupe ont les mêmes objectifs et la même vitesse mais chacun d'entre eux emprunte un chemin différent en fonction de sa position actuelle. Le fait de suivre un agent est ainsi défini comme le fait d'adopter ses objectifs. En utilisant un modèle basé forces sociales pour simuler des foules virtuelles, Braun et al. [BMdOB03] implémentent une force d'altruisme qui incite les piétons à marcher ensemble.

Pelechano et al. [PAB07] utilisent des aires d'influence pour modéliser le comportement de suivi : si l'aire d'influence d'un piéton est libre, alors il peut avancer. Dans leur simulation, les piétons se déplacent tous ensemble dans la même direction pour évacuer un bâtiment.

Bien que le fait de suivre quelqu'un d'autre de manière stricte se produise souvent dans les comportements humains, comme dans les files d'attente ou dans le déplacement en files, aucun des modèles précédents ne représente le fait d'avoir la même trajectoire que le piéton situé devant soi, c'est à dire de marcher en file indienne. Le problème se réduit ainsi à une étude unidirectionnelle du mouvement. Parmi les différentes situations prises en compte dans [LMM03], Loscos et al. proposent plusieurs réactions dans le cas du suivi de piéton en fonction de la distance et du comportement du piéton situé devant. Si celui-ci est arrêté, le piéton ralentit, si le piéton situé devant marche et est relativement proche, le piéton va progressivement calquer sa vitesse sur lui. Parmi les différents comportements modélisés par Reynolds [Rey99] (voir section 1.2.2), une implémentation du comportement de suivi est proposée. L'agent suiveur cible un point situé juste derrière l'agent leader et trace cette cible en adaptant sa vitesse et sa direction dessus.

L'adaptation de sa propre vitesse en fonction du piéton situé devant soi a davantage été étudiée en psychologie, en science cognitive, ou même dans l'étude du trafic routier. Lee [Lee76] introduit une théorie de contrôle visuel de freinage dans le cadre de la conduite automobile. Il utilise la variable optique τ qui est l'inverse du taux de dilatation pour définir le temps avant collision d'un conducteur.

$$\tau(t) = \frac{\theta(t)}{\dot{\theta}(t)} = \frac{Z(t)}{V(t)} \quad (1.4)$$

où θ est la taille de l'obstacle sur la rétine, Z la distance par rapport à l'obstacle, et V la vitesse relative entre l'observateur et l'obstacle. $\dot{\tau}(t)$, la dérivée première de la variable optique détermine si le conducteur décélère suffisamment pour éviter une collision avec l'obstacle. Yilmaz et al. [YW95] ont réalisé une expérience qui confirme la stratégie du $\dot{\tau}$ de Lee. Ils remarquent cependant que les humains ne peuvent faire des prédictions que lorsque le temps avant collision est inférieur à 2 ou 3 secondes. Dans le cas des piétons qui se suivent, nous avons observé que le temps avant collision est la plupart du temps beaucoup plus élevé. Fajen [Faj07] va plus loin en proposant un contrôle basé affordance en utilisant la théorie du $\dot{\tau}$, s'intéressant à la capacité du sujet à freiner avant l'obstacle compte tenu de ses capacités de freinage.

Aw et al. [AKMR02] proposent un modèle de trafic routier pour lequel l'accélération est obtenue comme suit :

$$a = C \frac{v_{i+1} - v_i}{(x_{i+1} - x_i)^{\gamma+1}} + A \frac{1}{T_r} \left[v \left(\frac{\Delta X}{x_{i+1} - x_i} \right) - v_i \right] \quad (1.5)$$

où x_i et v_i sont la position et la vitesse du véhicule i , ΔX est la taille du véhicule, $C > 0$, $A > 0$, $\gamma \geq 0$ et T_r des constantes. En considérant ce qu'ils appellent le cas homogène où $A = 0$, ce modèle ressemble à celui de Lee, mais ici, l'accélération n'est pas fonction de τ mais de son inverse, c'est à dire le taux de dilatation.

1.4 Observations

Diverses observations sur les foules de piétons ont été réalisées. Le piéton a été étudié à la fois en évoluant dans un environnement naturel mais aussi à travers des études en laboratoire. Ces observations ont pour but de mieux comprendre le comportement des piétons à la fois à l'échelle microscopique et à l'échelle macroscopique mais aussi d'évaluer, de calibrer et de valider les différents modèles proposés. Plusieurs modèles se basent sur des observations spécifiques pour être calibrés et évalués à l'échelle microscopique [RABC09, JHS07, PPD07, POO⁺09, FWTK03, HFFW06, PESvG09, OPOD10], c'est aussi implicitement le cas des modèles basés données. L'évaluation est cependant plus souvent réalisée uniquement à l'échelle macroscopique.

1.4.1 Observations Naturelles

A partir de différents jeux de données vidéos, Helbing et al. [HMFB01] ont pu réaliser différentes observations sur le comportement de piétons :

- Les piétons sont peu enclins à faire des détours et préfèrent emprunter un chemin court et dense (donc lent) plutôt qu'un chemin plus long mais plus rapide.
- Chaque piéton se déplace à une vitesse propre qui correspond à celle qui lui est le plus confortable. Cette vitesse est en moyenne de $1,34m.s^{-1}$ (écart type = $0,26m.s^{-1}$).
- Les piétons gardent une certaine distance à la fois entre eux et avec les différents obstacles. Cette distance diminue lorsque les piétons sont pressés ou lorsque la densité augmente.
- La stratégie comportementale développée durant la tâche de marche ne demande pas beaucoup de réflexion mais se réalise de manière plus ou moins automatique.

Ils ont également observé l'écoulement de piétons à l'entrée du pont Jamarat lors d'un pèlerinage à La Mecque où chaque année sont atteintes des densités très élevées de piétons [HJAA07]. Ils différencient trois régimes de circulation : le régime laminaire où les piétons circulent de manière relativement fluide, le régime de type "stop-&-go" où apparaissent des embouteillages à forte densité, et le régime turbulent atteint lorsque la pression dépasse un certain seuil et où les piétons sont soumis aux mouvements de la foule. Dans ce dernier régime, les piétons se déplacent de manière beaucoup plus aléatoire et on peut même observer des déplacements dans des directions opposées à la destination choisie. La pression est définie comme le produit de la densité locale et de la variance de la vitesse locale. Une pression trop forte, peut provoquer des mouvements de foule incontrôlés pouvant avoir des conséquences désastreuses.

En s'intéressant aux liens entre modèles microscopiques et macroscopiques, Yamori [Yam98] a observé un passage piéton très emprunté. Selon ses enregistrements, il a pu observer des formations plus ou moins claires de structures de files et classer ces structures pour les comparer à la densité de piétons. La stabilité des files augmente lorsque la densité augmente mais dépend aussi du comportement propre des piétons, plus particulièrement de ceux qui sont en tête de file.

1.4.2 Observations Expérimentales

L'évaluation et la validation du réalisme des modèles sont souvent réalisées en comparant une simulation et une observation expérimentale. L'acquisition de données expérimentales permet ainsi d'avoir un support pour évaluer les différents modèles et d'étudier plus en détail les foules d'humains. Plusieurs expériences ont été menées pour étudier le comportement des piétons.

Daamen et Hoogendoorn [DH03] ont réalisé 10 expériences pour étudier des trafics de piétons unidirectionnels et bidirectionnels, des situations de croisements et de goulots d'étranglement. Environ 80 personnes ont été recrutées pour ces expériences. Des données vidéos ont été acquises à partir d'une caméra numérique placée au plafond. Les participants portaient des casquettes de couleur afin d'être mieux identifiés. Les observations sur les trafics unidirectionnels et bidirectionnels ont été réalisées dans un couloir de 10 mètres de long et 4 mètres de large.

Pour des déplacements unidirectionnels et à vitesse libre, ils ont pu relever une réduction de la vitesse à haute densité ainsi que la formation de rangées afin d'occuper la totalité de la surface de navigation. Ils ont ensuite forcé une partie des individus à marcher à une vitesse élevée. Ils ont observé chez ces individus deux manières d'augmenter leur vitesse : soit en allongeant leurs foulées, soit en augmentant leur fréquence de marche. Lorsque ces piétons n'ont pas de surface disponible pour se déplacer, ils essaient de suivre d'autres piétons se déplaçant à grande vitesse, amenant à la formation de files de vitesse.

Pour des déplacements bidirectionnels, ils ont également pu observer la formation de files de piétons. Le nombre et la largeur de ces files dépend de la densité, en général plus celle-ci est élevée, plus le nombre de lignes est élevé et plus la vitesse est faible [Hoo08].

Dans les situations de croisements, ils remarquent que les piétons préfèrent adapter leur vitesse plutôt que de changer de direction. A haute densité, chaque flux avance par vague, formant ainsi des lignes diagonales.

Dans l'étude du goulot d'étranglement, des embouteillages apparaissent, mais, contrairement au trafic routier, ils observent que la densité à l'entrée du goulot n'est pas plus importante que celle à l'intérieur. Seyfried et al. [SPS⁺09] ont également étudié le comportement de piétons dans un goulot d'étranglement. Ils ont fait varier la largeur du goulot et le nombre de piétons et ont principalement étudié le débit de piétons et les effets du positionnement, en files ou en quinconce. Une autre étude sur les goulots d'étranglements menée par Kretz et al. [KGS06] porte davantage sur les flux et les intervalles de temps entre chaque piéton en faisant varier la largeur du goulot : de 40cm à 160 cm. Ils ont ainsi observé une linéarité entre les flux et la largeur du goulot ainsi qu'entre les temps d'écoulement et la largeur du goulot. Les intervalles de temps entre chaque piéton augmentent lorsque la largeur du goulot diminue. Finalement, un certain nombre d'études ont déjà été menées sur ce cas particulier [NFN06, PM69, MBM96, Mül81].

Seyfried et al. [SSKB05] établissent ainsi une relation entre la vitesse des piétons et la densité, appelée diagramme fondamental déjà proposé par Weidmann [Wei93]. Ils ont réalisé une expérimentation pour observer un flot unidimensionnel de piétons. Ils ont pour cela réalisé un couloir ovale et observé la vitesse et la densité de piétons marchant

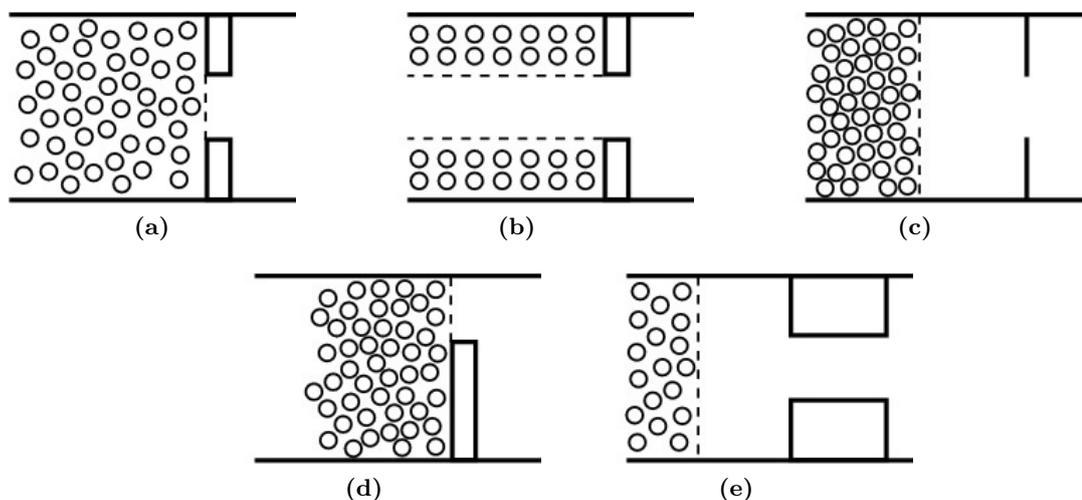


Figure 1.10 – Conditions initiales de différentes expériences réalisées sur le cas du goulot d'étranglement. (a) [KGS06] (b) [MBM96] (c) [Mül81] (d) [NFN06] (e) [SPS⁺09]. Figures provenant de www.ped-net.org [ped].

en file indienne sur une section droite et fait varier le nombre de piétons présent dans le dispositif.

Ils proposent un partitionnement du diagramme en 4 domaines. Le 1^{er} domaine comprend les densités inférieures à $0,7p.m^{-2}$. On y observe une faible décroissance de la vitesse en fonction de la densité. La vitesse est surtout déterminée par la vitesse libre de chaque individu. Le déclin de la vitesse est causé par les manoeuvres d'évitement entre piétons. Le 2^{ème} domaine se situe dans des densités comprises entre $0,7$ et $2,3p.m^{-2}$. La vitesse diminue de manière presque linéaire en fonction de la densité. Ceci s'explique par la difficulté croissante de la réalisation des manoeuvres d'évitement. Le 3^{ème} domaine se situe dans des densités allant de $2,3$ à $4,7p.m^{-2}$. On peut observer une réduction de la diminution de la vitesse allant vers une vitesse quasiment constante sur la fin du domaine. A ce stade, les collisions entre piétons sont quasiment inévitables. Le 4^{ème} domaine contient les densités supérieures à $4,7p.m^{-2}$. La vitesse décroît rapidement vers $0m.s^{-1}$ et la situation devient complètement bloquée car on atteint rapidement la densité maximale. Des modèles statistiques [Fru71, PZ77, PSU83, TG89, Bri94] sont également basés sur ce genre d'observations.

Pour établir une relation entre leurs résultats à une dimension et le diagramme fondamental décrit dans un plan, ils introduisent un correcteur dépendant linéairement de la vitesse. Ils observent que les résultats coïncident de manière surprenante et en concluent que les interférences latérales influent très peu sur la vitesse des piétons dans les domaines de densités qu'ils ont observés (domaines 2 et 3).



Figure 1.11 – Photos d’expériences réalisées sur les foules de piétons. (a) Goulot d’étranglement [DH03]. (b) Croisement de piétons [DH03]. (c) Expérience sur les flux unidimensionnels [SSKB05]

1.5 Conclusion

Différents modèles ont été présentés dans cet état de l’art à travers leur type d’approche. Nous remarquons que la plupart des modèles présentés restreignent la simulation de foule à la résolution d’un problème d’évitement de collision. Peu d’entre eux s’intéressent au comportement de suivi. Parmi ceux ci, rares sont ceux proposant un haut niveau de réalisme et aucun d’entre eux n’a été évalué à partir d’observations réelles.

La plupart des études présentées cherchent à reproduire différentes structures macroscopiques. En revanche, peu d’observations réalisent un couplage entre les niveaux microscopiques et macroscopiques. De plus aucune d’entre elles ne fait d’observations de trajectoires fines à travers l’utilisation de moyens de capture de mouvement. Les trajectoires sont en général capturées sur de courtes portions de distance et de temps et ne permettent pas d’observer le comportement d’un piéton sur la durée. Enfin, le comportement de suivi n’a été que peu observé.

Dans le chapitre 2, nous proposons de réaliser différentes observations expérimentales à travers des moyens de capture de mouvement, permettant d’acquérir à la fois des données plus précises mais aussi de capturer l’ensemble du système d’observation. Le but de ces observations est d’étudier les comportements microscopiques des piétons et l’émergence de structures macroscopiques qui résultent de ces comportements individuels. Nous proposons dans le chapitre 4 d’analyser le comportement de suivi de piéton et présentons dans le chapitre 5 un modèle de suivi calibré sur les données expérimentales.

Observations Expérimentales

2

Table des matières

2.1 Campagnes d'observations	26
2.1.1 Situations étudiées	26
2.1.2 Déroulement des expériences	29
2.1.3 Moyens utilisés	29
2.2 Expérience Cercle 1D	30
2.2.1 Objectif	30
2.2.2 Tâche	30
2.2.3 Population	31
2.2.4 Dispositif	31
2.2.5 Conditions expérimentales	31
2.2.6 Programme expérimental	32
2.3 Discussion	33

Les foules de piétons peuvent former, à l'échelle macroscopique, des structures spatiotemporelles assez spécifiques telles que :

- l'organisation spontanée des flux de piétons en files,
- l'oscillation des flux de piétons à des portes ou des intersections,
- la formation de vortex à des intersections,
- l'apparition de vagues de vitesse appelées “stop-&-go”.

Ces structures s'organisent de manière inconsciente par les piétons qui forment la foule et émergent systématiquement dans des conditions de trafic spécifiques. Elles proviennent de la combinaison de nombreuses interactions que les piétons ont à une échelle locale.

La compréhension de ces phénomènes requiert une connaissance approfondie des lois qui gouvernent ces interactions individuelles. Bien que, comme présenté dans le chapitre précédent, un certain nombre d'études expérimentales peuvent être trouvées dans la littérature, les jeux de données sont souvent indisponibles ou incomplets. De plus, à notre connaissance, aucune mesure n'a été réalisée à partir de moyens de capture de mouvements. Les données vidéos obtenues ne proposent souvent qu'un mouvement partiel et non continu des piétons et offrent une précision de mesure insuffisante pour de tels objectifs. Dans le cadre du projet ANR Pedigree, nous avons mené plusieurs séries d'expériences visant à faire apparaître de telles structures afin de mieux comprendre les conditions et les raisons de leur émergence en collaboration avec le Centre de Recherche sur la Cognition Animale de Toulouse et le Laboratoire de Physique Théorique d'Orsay.

Un autre objectif de ces campagnes d'observations est d'extraire un ensemble de lois décrivant le comportement des piétons à l'échelle microscopique et de les insérer dans des modèles de simulation. Les données obtenues doivent également permettre de valider différents modèles de simulation. En effet, la simulation microscopique de foule doit être capable de reproduire ces phénomènes émergents. Des phénomènes macroscopiques apparaissent dans les simulations de trafic piétonnier dans des configurations spécifiques, tout comme les structures macroscopiques réelles dans des conditions spécifiques. Cette émergence dépend notamment du modèle numérique d'interactions locales entre les agents. La reproduction réaliste de structures spatiotemporelles est ainsi un moyen prometteur de valider les modèles de simulation de foule.

2.1 Campagnes d'observations

2.1.1 Situations étudiées

Aux cours des expériences Pedigree, six situations ont pu être étudiées. Nous leur donnons chacune un nom : l'anneau, le passage de porte, le front de piétons, le canon à piétons, l'interaction 1-1 et le cercle 1D.

2.1.1.1 Expérience anneau

L'expérience anneau consiste à faire marcher des sujets dans le dispositif anneau de $1,5m$ de rayon intérieur et $4,5m$ de rayon extérieur, pour une superficie totale de $56,5m^2$. Il leur a été demandé de marcher dans un sens ou dans l'autre "comme s'il marchait dans la rue". Plusieurs conditions ont été observées :

- la densité de piétons, en faisant varier le nombre de sujets de 10 à 60, allant ainsi de $0,18p.m^{-2}$ à $1,06p.m^{-2}$
- les flux de piétons : 50% dans un sens et 50% dans l'autre, 75%/25% et 100% dans le même sens.

Le principal objectif de cette expérience est d'observer les conditions d'émergence des files de piétons.

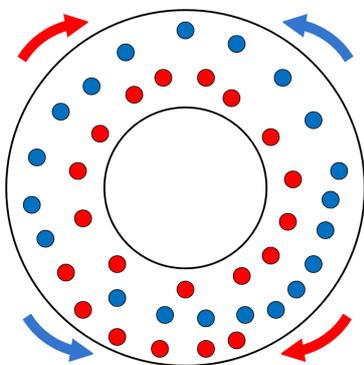


Figure 2.1 – Schéma et photo de l'expérience anneau.

2.1.1.2 Expérience passage de porte

L'expérience passage de porte consiste à faire marcher des sujets du dispositif anneau dans un sens ou dans l'autre, avec un flux de 50%/50%. A l'intérieur de l'anneau est placé un mur avec une porte de 80cm de large. Le principal objectif de cette expérience est d'observer l'oscillation des flux au niveau de la porte.

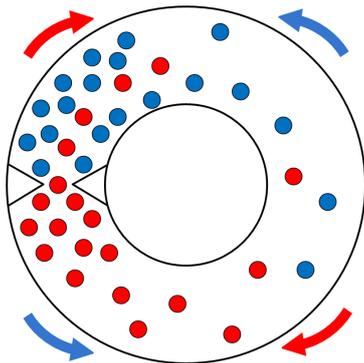


Figure 2.2 – Schéma et photo de l'expérience passage de porte.

2.1.1.3 Expérience front de piétons

L'expérience front de piétons consiste à opposer deux blocs de piétons collés à l'intérieur du dispositif anneau. Chaque piéton d'un bloc doit aller dans la direction de l'autre bloc. L'objectif de cette expérience est d'observer comment les files de piétons se forment à très hautes densités et de déterminer sous quelles conditions des collisions physiques entre piétons se produisent.

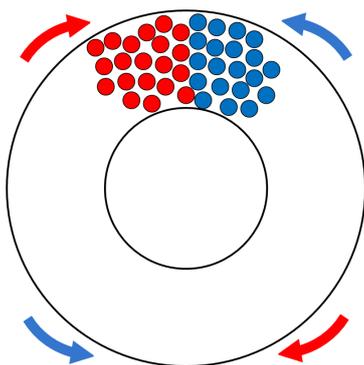


Figure 2.3 – Schéma et photo de l'expérience front de piétons.

2.1.1.4 Expérience canon à piétons

L'expérience canon à piéton consiste à créer une intersection de 3 flux de piétons venant de 3 directions différentes décalées chacune par rapport à l'autre de 120°. Nous

avons contrôlé l'entrée des piétons en les insérant dans le dispositif canon à des fréquences allant de $0.33Hz$ à $1Hz$, en augmentant la fréquence au cours d'un même enregistrement. Nous avons également réalisé des départs asynchrones, les fréquences d'entrée depuis chacune des trois portes augmentant aussi progressivement de $0.33Hz$ à $1Hz$. Le principal objectif de cette expérience est d'observer l'apparition de vortex au niveau du point d'intersection. Cependant, aucun vortex n'a été observé. Plusieurs hypothèses peuvent expliquer la non apparition de vortex :

- la densité de piétons à l'intérieur du dispositif pourrait ne pas avoir été suffisamment grande
- le nombre d'entrées pourrait être insuffisant, la plupart des vortex observés l'ont été avec des dispositifs à 4 entrées.

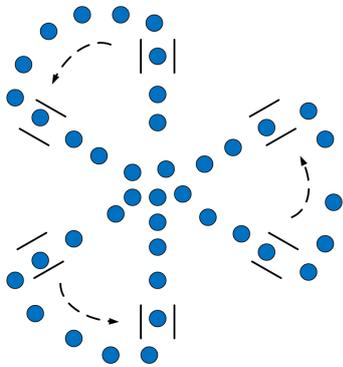


Figure 2.4 – Schéma et photo de l'expérience canon à piétons.

2.1.1.5 Expérience interaction 1-1

L'expérience interaction 1-1 consiste à envoyer 1,2 ou 3 piétons, de manière décalée de 0, 0,75 ou 1,5 secondes, depuis les entrées du dispositif canon. Le principal objectif de cette expérience est d'observer les interactions unitaires entre les piétons et d'étudier l'impact de l'avance d'un piéton par rapport à un autre relativement à leur intersection.

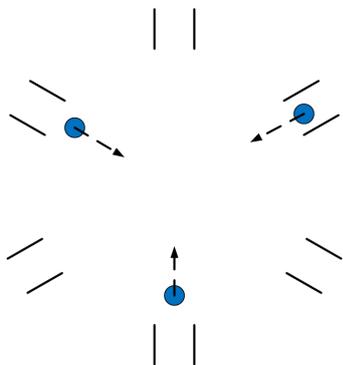


Figure 2.5 – Schéma et photo de l'expérience interaction 1-1.

2.1.1.6 Expérience cercle 1D

Cette expérience a été étudiée particulièrement dans le cadre de cette thèse et est décrite dans la section 2.2.

2.1.2 Déroulement des expériences

2 campagnes d'observation ont été réalisées. La première campagne a eu lieu du 13 mai 2009 au 15 mai 2009. Deux séances d'expériences de deux heures chacune ont eu lieu chaque après-midi. Les 3 premières séances ont été réservées à l'expérience anneau. Le cercle 1D a été réalisé pendant la 4^{ème} séance, le canon à piéton pendant la 5^{ème} et l'interaction 1-1 pendant la 6^{ème}. La seconde campagne a eu lieu les 18 et 26 mars 2010. Une séance d'une heure a eu lieu chaque jour. Pendant chacune de ces séances, 3 expériences ont été observées : l'anneau, le passage de porte et le front de piétons. L'expérience anneau a été réalisée à nouveau mais pendant des durées d'enregistrement plus longues afin de pouvoir mieux observer les phénomènes de stabilité de files. Nous avons également décidé de regrouper plusieurs expériences dans une séance pour diminuer la lassitude provoquée chez les sujets, le temps pour passer d'une expérience à une autre étant très faible puisqu'utilisant le même dispositif (seule la porte étant à enlever après le passage de porte).

Date	13/05/2009	14/05/2009	15/05/2009	16/03/2010	26/03/2010
1 ^{ère} séance	Anneau 40 sujets	Anneau 60 sujets	Canon à piétons 41 sujets	Anneau (long) Porte Front de piétons 36 sujets	Anneau (long) Porte Front de piétons 38 sujets
2 ^{ème} séance	Anneau 20 sujets	Cercle 1D 28 sujets	Interaction 1-1 24 sujets		

Table 2.1 – Planning des expériences réalisées dans le cadre du projet Pedigree et nombre de participants par séance.

2.1.3 Moyens utilisés

Les campagnes d'observations ont eu lieu dans la salle ETI (Espace des Technologies Innovantes) située sur le campus de l'Université de Rennes 1. Les dimensions de la salle sont de $12 \times 16m$. Elle dispose de rideaux permettant de masquer la lumière du jour afin d'obtenir des conditions d'éclairage appropriées à la capture de mouvements.

Pendant la première campagne d'observation, environ 175 volontaires ont été recrutés par plusieurs méthodes publicitaires (bouche à oreille, mailing listes, affiches, encarts publicitaires dans des journaux). La plupart des volontaires provenaient du campus de Beaulieu. Une récompense sous forme de cadeau a été offerte aux participants comme gratitude pour leur participation. Pour la deuxième campagne d'observation, des classes de lycéens ont été démarchées. En échange de leur participation, une intervention scientifique des expérimentateurs leur était donnée après les expériences. Un ravitaillement en nourriture et boisson était offert à tous les participants au milieu et à la fin de chaque séance.

Les trajectoires des sujets ont été mesurées en utilisant un système de capture de mouvements Vicon MX-40 de 12 caméras avec une fréquence d’acquisition de $120Hz$. Pendant la première campagne d’observation, chaque sujet portait un maillot blanc et quatre marqueurs : un sur l’épaule gauche, un sur la tête et deux sur l’épaule droite. Pendant la seconde campagne d’observation, chaque sujet portait un maillot noir et cinq marqueurs, un marqueur ayant été ajouté à la tête pour connaître la direction du regard des sujets.

Deux dispositifs ont été utilisés lors de ces observations. Le dispositif anneau est affiché Figure 2.6a, les participants marchant à l’intérieur des 2 murs circulaires. Le dispositif canon est affiché Figure 2.6b. Ce dispositif dispose de 3 entrées disposées à 120° les unes par rapport aux autres et des 3 sorties situées à l’opposé des entrées. Lorsqu’un piéton sort du dispositif, il est orienté vers l’entrée suivante.



Figure 2.6 – Dispositifs expérimentaux. (a) Dispositif anneau. (b) Dispositif canon.

2.2 Expérience Cercle 1D

2.2.1 Objectif

L’objectif de cette expérience est d’étudier la cinématique globale de la locomotion humaine dans une tâche de suivi d’un autre humain. Nous nous intéressons principalement aux vagues de propagation de vitesses dites de “stop-&-go” qui émergent du trafic piétonnier unidirectionnel. Ces vagues sont fréquemment observées quand des personnes marchent dans un couloir ou en file indienne. Deux questions sont principalement posées. Premièrement, d’un point de vue microscopique, comment un marcheur contrôle-t-il sa locomotion par rapport au marcheur qu’il suit ? Deuxièmement, à un niveau macroscopique, quelles sont les conditions d’émergence et les propriétés des vagues de “stop-&-go” ?

2.2.2 Tâche

Il a été demandé aux sujets de marcher en file indienne le long d’un cercle délimité par des murs à une vitesse naturelle, “comme s’ils marchaient seuls dans la rue”. Il

leur était interdit de se dépasser. Cette tâche nous a permis d'observer une circulation unidimensionnelle (trafic 1D).

2.2.3 Population

28 volontaires (20 hommes et 8 femmes) ont participé à notre expérience. Ils ont donné leur accord formel, l'étude était conforme à la déclaration d'Helsinki. Les sujets n'étaient pas informés du but de l'expérience au moment du déroulement de celle-ci.

2.2.4 Dispositif

Afin d'étudier différentes conditions de densité, nous avons à la fois joué sur le nombre de marcheurs à chaque enregistrement et sur la longueur du cercle sur lequel ils marchaient. Afin d'éviter des effets de bord, les sujets suivaient un chemin circulaire délimité par des murs comme illustré sur la Figure 2.7. Il leur a été demandé de marcher soit le long du mur intérieur soit le long du mur extérieur de la structure dédiée, offrant ainsi deux longueurs de chemin possibles :

- le cercle intérieur de $2,4m$ de rayon, soit $15,08m$ de long,
- le cercle extérieur de $4,1m$ de rayon, soit $25,76m$ de long.

2.2.5 Conditions expérimentales

Nous avons étudié l'effet de la densité de piétons sur les conditions globales de trafic, et en particulier le flux, et sur les caractéristiques des phénomènes macroscopiques émergents. La Table 2.2 présente les différentes densités étudiées. De plus, afin d'éviter un biais dû aux conditions initiales, nous en avons défini deux, soit en disposant les sujets uniformément le long du cercle, soit en les regroupant tous ensemble en laissant ainsi une zone vide. Ces deux conditions sont illustrées sur la Figure 2.7.

nombre de sujets	périmètre du cercle (m)	densité ($p.m^{-1}$)
8	25,76	0,31
16	25,76	0,62
24	25,76	0,93
16	15,08	1,06
28	25,76	1,09
20	15,08	1,33
21	15,08	1,39
24	15,08	1,59
28	15,08	1,86

Table 2.2 – Liste des densités étudiées. En combinant le nombre de sujets dans notre étude avec le périmètre du chemin circulaire qu'ils suivent, nous avons pu étudier 9 conditions de densités différentes allant de $0,31$ à $1,86p.m^{-1}$

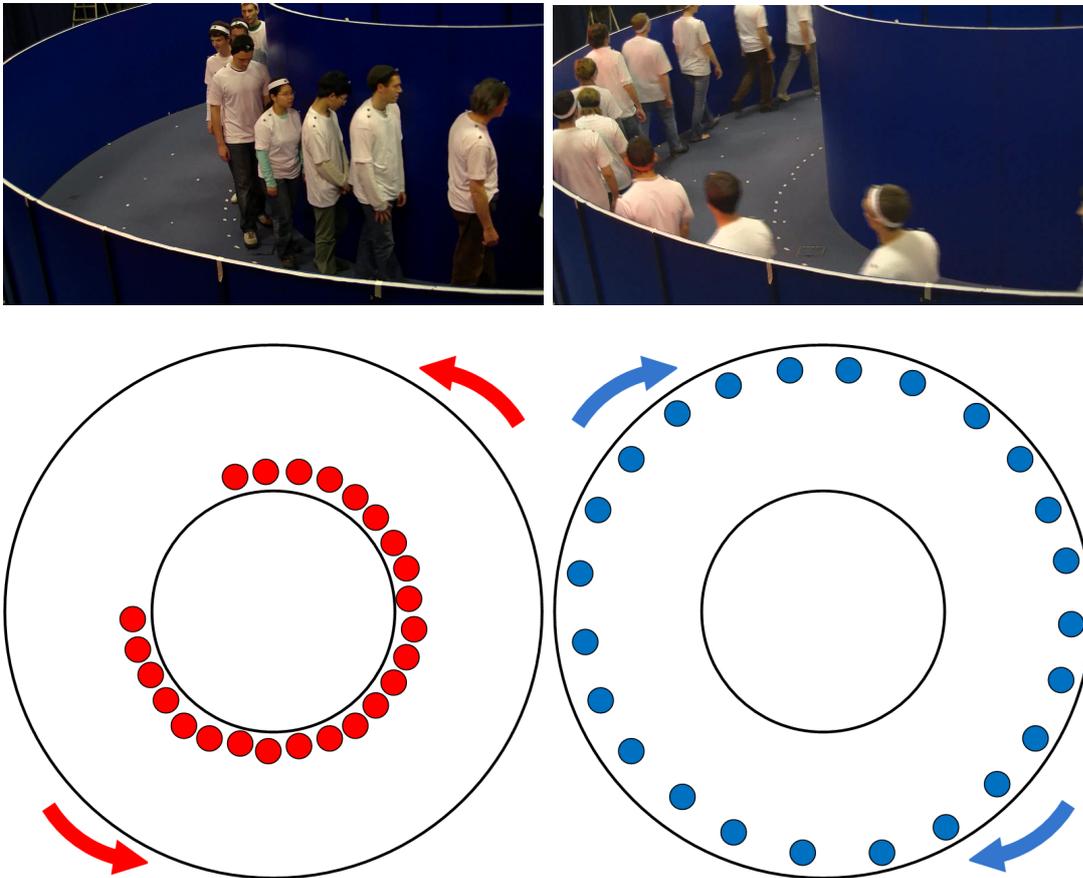


Figure 2.7 – Schémas et photos de l’expérience Cercle 1D. A gauche : 24 personnes marchant le long du cercle intérieur dans le sens trigonométrique et initialement regroupés. A droite : 24 personnes marchant le long du cercle extérieur dans le sens anti-trigonométrique et initialement uniformément réparties.

2.2.6 Programme expérimental

Nous avons successivement demandé à 8, 16, 24 et 28 personnes de marcher le long du cercle extérieur. Les dispositions initiales (regroupés ou uniformément répartis le long du cercle) ont été utilisées alternativement. Nous avons successivement demandé à 16, 20, 21, 24, et 28 personnes de marcher le long du cercle intérieur. De même, les conditions initiales ont été utilisées alternativement. Ceci a permis d’obtenir les densités moyennes de piétons suivantes : 0.31, 0.62, 0.93, 1.06, 1.08, 1.33, 1.39, 1.59, et 1.86 $p.m^{-1}$. Pour chaque condition initiale, un nombre varié de répétitions a été effectué (entre 2 et 8). En effet, nous n’avons pas cherché à obtenir un plan expérimental équilibré : nous avons combiné les contraintes expérimentales pour maximiser la gamme de densités couvertes par notre expérience et avons répétés les mesures pour lesquelles des phénomènes intéressants se produisaient (vagues de “stop-&-go”). L’expérience entière a duré 2 heures, 52 enregistrements d’environ une minute chacun ont été réalisés.

2.3 Discussion

Dans le cadre de cette thèse, nous avons ensuite travaillé sur l'expérience Cercle 1D. Les données acquises à partir des autres expériences ont été étudiées par d'autres partenaires du projet Pedigree.

Avant de pouvoir être analysées, les données expérimentales obtenues ont dues être reconstruites afin de pouvoir estimer le mouvement global de chaque participant. Cette étape s'est révélée particulièrement délicate à cause des nombreuses occultations de marqueurs qui se sont produites. Nous décrivons dans le chapitre suivant la méthode que nous avons mise en place pour reconstruire les données de l'expérience Cercle 1D, qui a donc été plus particulièrement étudiée dans le cadre de cette thèse.

Reconstruction des données cinématiques

Table des matières

3.1 Reconstruction de données de capture de mouvements, état le l'art	38
3.2 Méthode de reconstruction	39
3.2.1 Alignement des données par rapport au plan horizontal	39
3.2.2 Identification des marqueurs	40
3.2.3 Estimation de la position d'un participant	42
3.3 Résultats et Évaluation	46
3.3.1 Validation de l'estimation de la position du participant	46
3.3.2 Évaluation globale de la méthode de reconstruction	48
3.4 Discussion et conclusion	48

Dans ce chapitre, nous cherchons à déterminer le mouvement global d'un participant à partir des données brutes obtenues par le système de capture de mouvements.

12 caméras infrarouges ont été placées autour de la zone de capture. Chaque caméra perçoit une image 2D et peut ainsi déterminer la direction des marqueurs qui se trouvent dans son champ de vision par rapport la direction vers laquelle elle est dirigée. Si au moins 2 caméras "voient" un marqueur, alors il est possible de déterminer sa position dans l'espace 3D par triangulation.

Le système Vicon a capturé la scène à une fréquence de $120Hz$. Entre chaque instant de capture, un marqueur ne se déplace que d'une très courte distance. Le système peut ainsi suivre le déplacement d'un marqueur. Sa trajectoire est l'ensemble de ses positions au cours du temps pendant un enregistrement.

Lorsqu'on enregistre le mouvement d'un humain à l'aide de systèmes de capture de mouvements, on pose généralement un nombre de marqueurs importants sur son corps afin de suivre l'ensemble des gestes qu'il effectue comme illustré Figure 3.1(b). A cause du nombre de participants capturés simultanément, nous n'étions pas en mesure d'utiliser un jeu de marqueur entier pour suivre chaque participant. En effet, ceci aurait amené le nombre total de marqueurs à un nombre supérieur à 1000 pour les enregistrements à 28 participants, ce qui aurait été impossible à capturer. Comme dit précédemment, nous avons donc utilisé un jeu limité de 4 marqueurs par participant : un placé sur la tête (appelé marqueur T), un sur l'épaule gauche (appelé marqueur G), et deux sur l'épaule droite (appelés D pour celui le plus à droite et C (comme

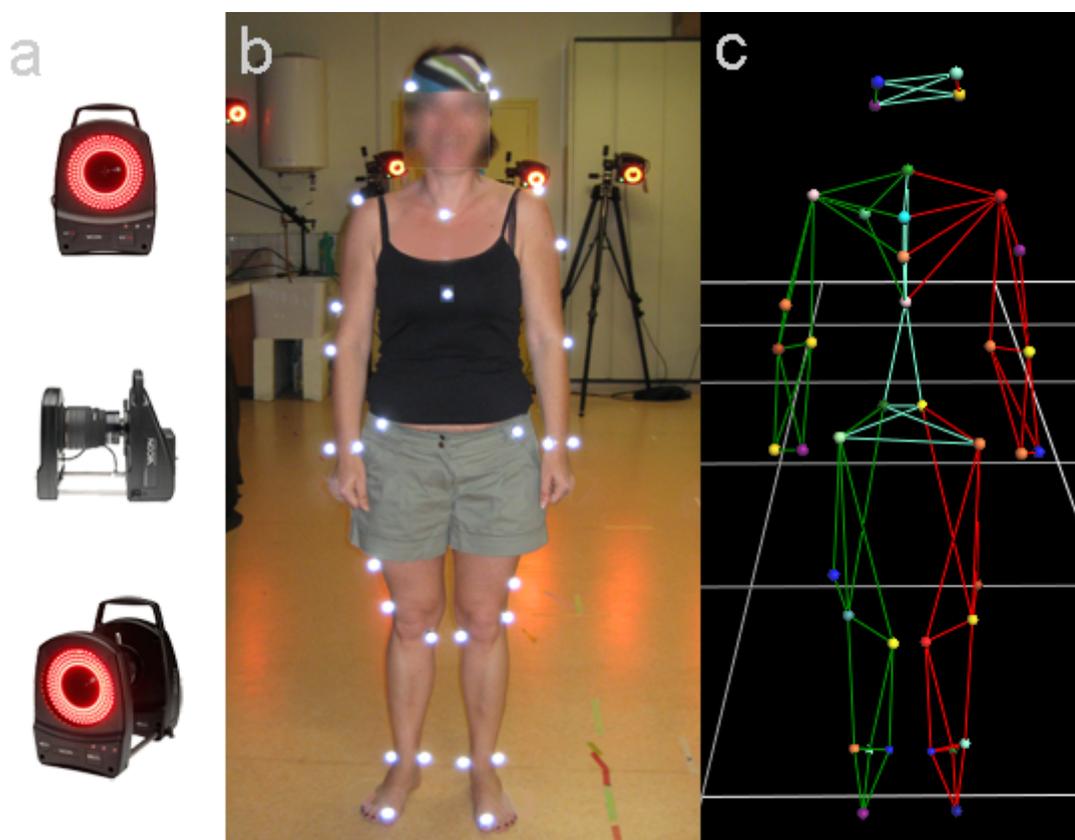


Figure 3.1 – Système de capture Vicon. (a) Photos d’une caméra infrarouge Vicon. (b) Placement de marqueurs pour une reconnaissance de l’ensemble des gestes d’un humain. (c) Reconstruction du squelette correspondant par le logiciel Vicon IQ. [Vic03]

cou) pour l’autre) afin de connaître leur orientation. Le nombre total de marqueurs atteint tout de même à 112 pour les enregistrements à 28 participants. La Figure 3.2 montre le placement des marqueurs sur un sujet ainsi qu’une capture de la scène pendant un enregistrement vue par le logiciel Vicon IQ [Vic03]. Celui-ci est normalement capable d’identifier automatiquement un marqueur lorsqu’il réapparaît en utilisant les propriétés du squelette du sujet. Avec seulement 4 marqueurs par participant, les squelettes des participants obtenus sont proches les uns des autres et le logiciel Vicon IQ n’est pas capable de les reconstruire lorsqu’un marqueur disparaît. Il faut alors ré-identifier manuellement chaque marqueur lorsqu’il réapparaît.

Les données brutes de mouvements récupérées sont soumises à des disparitions puisque chaque marqueur doit être vu par au moins 2 caméras pour être localisé en 3D. Nous avons donc obtenu des données incomplètes. En effet, les participants masquent les marqueurs des autres en passant devant une caméra ; les marqueurs ont également été masqués par les murs qui délimitent le dispositif expérimental. De plus, à cause du nombre limité de caméras et de la taille de la surface d’observation, certaines zones étaient couvertes par seulement 2 caméras, ce qui est le strict minimum pour permettre la capture. Deux principales raisons expliquent donc ces disparitions : les participants

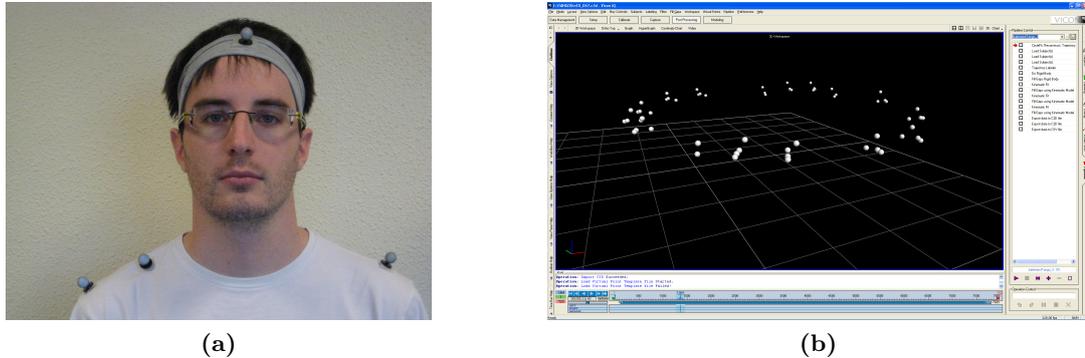


Figure 3.2 – Placement des marqueurs pour l'expérience cercle 1D. (a) Placement des quatre marqueurs sur un sujet pendant les expérimentations Pedigree. (b) Vue sous Vicon IQ [Vic03] de l'ensemble des marqueurs pour un enregistrement de l'expérience cercle 1D.

masquent des marqueurs en passant devant une caméra et certaines zones sont peu couvertes par le système de capture de mouvements. Ainsi la qualité des données décroît avec l'augmentation de la densité de participants. Ces disparitions sont particulièrement problématiques pour les enregistrements à forte densité (près de 33% de perte de données lorsque les 28 participants marchaient le long du cercle intérieur).

Le logiciel Vicon IQ [Vic03] n'a pas été capable de reconstruire automatiquement les trajectoires des marqueurs et le nombre important d'occultations de marqueurs implique un temps de traitement manuel très long. Nous avons donc choisi de développer notre propre méthode d'identification dans le but de gagner du temps de travail. Dans ce chapitre, notre premier objectif est de reconstruire automatiquement les données brutes de mouvement que nous avons obtenues à partir de nos expériences. La qualité des données obtenues pouvant varier fortement d'un enregistrement à un autre, nous avons rencontré plusieurs niveaux de difficulté :

- la présence de marqueurs fantômes (bruit interprété comme des marqueurs par le système de capture)
- la perte temporaire de certains marqueurs
- la perte complète de certains marqueurs pendant toute la durée de l'enregistrement
- la perte temporaire de tous les marqueurs appartenant à un même participant.

Notre second objectif est d'estimer la position globale de chaque participant grâce à une méthode robuste étant donné le nombre réduit de marqueurs et la perte de données. Cette seconde partie a été réalisée en collaboration avec le Centre de Recherche sur la Cognition Animale de Toulouse.

3.1 Reconstruction de données de capture de mouvements, état le l'art

L'occultation de marqueurs est un problème qui est souvent rencontré en capture de mouvements. Différentes méthodes d'interpolation ont déjà été proposées. Li et al. [LMPF10] les classifient en plusieurs catégories :

- Les méthodes classiques sont les interpolations linéaires ou cubiques (splines). Elles peuvent être utilisées seulement pour de très courtes disparitions de marqueurs. Ce type d'interpolation est proposé par le logiciel Vicon IQ [Vic03]. Elles ne garantissent pas la contrainte de solides rigides car les longueurs des segments peuvent changer.
- Les méthodes basées squelette [HFP⁺00, ZVDH03, Mén03] sont parmi les premières à être apparues et sont désormais utilisées par le logiciel Vicon IQ pour ré-identifier un marqueur disparu. Ces méthodes utilisent le squelette du corps à reconstruire pour déterminer la position d'un marqueur manquant en fonction de la position des autres marqueurs. Ces méthodes, au contraire, assurent que les segments restent rigides, mais impliquent d'avoir suffisamment de voisins présents pour caler correctement le squelette.
- Les modèles d'analyse par composantes principales utilisent une fonction d'état qui représente la position de l'ensemble des marqueurs au cours du temps. Ils reconstruisent les parties manquantes par une approximation de la position d'un marqueur par rapport à celles d'autres marqueurs en utilisant des modèles linéaires de réduction dimensionnelle [LM06, PH06]. Taylor et al. [THR06] proposent de travailler sur des modèles non linéaires en utilisant une machine de Boltzmann restreinte et génèrent la reconstruction des données en lançant une chaîne de Markov. Même si ces méthodes se basent sur les relations entre marqueurs, elles ne garantissent pas à coup sûr de conserver la taille constante des segments corporels.
- Les approches utilisant des bases de données [CH05] recherchent un mouvement proche dans une base de données et le transplantent avec une légère adaptation pour assurer la continuité des trajectoires. Cependant, une occultation survenant pour un mouvement donné se répète généralement sur les autres essais, ce qui peut conduire à une totale absence d'information, même dans la base de données.
- Les méthodes utilisant des systèmes dynamiques sont également utilisées. Certaines prédisent la position future d'un marqueur à partir d'un modèle et corrigent la trajectoire obtenue une fois le marqueur retrouvé à partir de filtres de Kalman [DU03]. Li et al. [LMPF10] modélisent les données capturées à travers des systèmes dynamiques linéaires et proposent un algorithme qui apprend la dynamique des variables pour retrouver les valeurs manquantes. Toutefois ces méthodes peuvent vite conduire à des résultats erronés si le marqueur est absent trop longtemps.

Notre problème diffère cependant de ceux présentés ci-dessus sur deux points principaux. Premièrement, les marqueurs que nous avons ne sont pas encore identifiés et nous

ne sommes pas en mesure de ré-identifier un marqueur qui réapparaît. Deuxièmement, nous ne cherchons pas à interpoler directement la trajectoire de chaque marqueur ni à extraire les trajectoires articulaires à partir d'un jeu de marqueurs complet. Nous essayons plutôt d'estimer la position globale de chaque participant à partir d'un jeu de marqueur réduit.

3.2 Méthode de reconstruction

Nous cherchons à estimer la position globale de chaque participant à chaque instant directement à partir de trajectoires de marqueurs à la fois partielles et non-identifiées. La quantité de données perdues constitue la principale difficulté de ce travail.

A partir du logiciel Vicon IQ, nous obtenons les trajectoires des marqueurs dans un repère cartésien. Un marqueur est rarement suivi entièrement pendant toute la durée d'un enregistrement. Le logiciel n'étant alors pas capable de retrouver un marqueur quand il réapparaît ; un "nouveau" marqueur est donc créé ce qui augmente considérablement le nombre total de trajectoires de marqueurs. Il est nécessaire de retrouver un marqueur disparu en fusionnant les trajectoires appartenant à un même marqueur.

Enfin nous n'essayons pas d'interpoler les trajectoires des marqueurs elles-mêmes en ajoutant ainsi de l'information que nous ne possédons pas. Nous calculons directement la position moyenne d'un participant à partir des marqueurs détectés en calculant la position relative d'un marqueur par rapport à la position moyenne du participant.

Nous élaborons une méthode qui se décompose comme suit :

- Alignement des données par rapport au plan horizontal
- Identification des marqueurs
- Estimation de la position d'un participant

3.2.1 Alignement des données par rapport au plan horizontal

Nous nous sommes principalement intéressés par la composante horizontale du mouvement des participants. Avant la réalisation des enregistrements, le repère du dispositif est défini en capturant la "L-Frame" : objet dont la géométrie est préalablement connue par le système Vicon. L'espace de capture étant grand comparé à la taille de la "L-Frame", une déviation est observée : le mouvement n'est pas contenu dans un plan horizontal mais oblique. Nous résolvons ce problème en appliquant une transformation aux données pour les aligner avec le sol. Nous réalisons une régression linéaire multivariée des données pour estimer le plan moyen de mouvement. Nous supposons que ce plan est aligné avec le sol. Nous calculons l'angle formé par l'axe vertical de la capture par rapport à la normale au sol obtenu. Nous appliquons une rotation globale de cet angle aux données. Une fois que cette étape est réalisée, le mouvement peut être projeté sur le plan horizontal sans biaiser les données. La prochaine étape utilise les coordonnées verticales des marqueurs pour les identifier automatiquement.

3.2.2 Identification des marqueurs

Cette partie consiste à regrouper les marqueurs par participant puis à les identifier, c'est à dire déterminer s'il s'agit d'un marqueur T,G,D ou C. A partir des données brutes, la position \mathbf{Z} d'un marqueur i à un instant t est décrite comme suit :

$$\mathbf{Z}_i(t) = [x_i(t) \ y_i(t) \ z_i(t)] \quad (3.1)$$

Les participants marchant le long d'un cercle, nous considérons que leur distance par rapport au centre du dispositif est à peu près constante au cours du temps. Nous passons donc en coordonnées polaires dont le centre est le centre du dispositif. La position d'un marqueur i à un instant j est désormais décrite comme suit :

$$\mathbf{Z}_i^{cyl}(t) = [\theta_i(t) \ r_i(t) \ z_i(t)] \quad (3.2)$$

La trajectoire des marqueurs au cours du temps selon θ est tracée Figure 3.3, deux enregistrements de qualité différente y sont représentés. A noter, une discontinuité due à la disparition et à la réapparition des marqueurs, dont la valeur en θ est réinitialisée entre 0 et 2π lors de la réapparition.

3.2.2.1 Suppression des marqueurs fantômes

En plus du problème de disparition de marqueurs, nous observons des marqueurs fantômes : des marqueurs qui sont reconnus par le système Vicon alors qu'ils ne sont pas présents. Deux types de marqueurs fantômes peuvent apparaître : ceux de nature résiduelle qui durent relativement longtemps mais sont peu nombreux et souvent statiques, et ceux de nature temporaire qui ne durent que quelques instants. Nous supprimons les trajectoires de marqueurs qui durent moins d'une seconde, ce qui a pour effet de supprimer la plupart des marqueurs fantômes et de nettoyer les données sans enlever beaucoup d'information.

3.2.2.2 Regroupement des marqueurs par participant

L'objectif de cette étape est de regrouper les trajectoires de marqueurs qui appartiennent à un même participant. Deux marqueurs sont considérés comme appartenant à un même participant en fonction de leur proximité selon θ pendant le temps où ils sont tous deux détectés. La distance (en mètres) entre deux marqueurs i_1 et i_2 est définie comme :

$$\mathbf{d}_{i_1, i_2}(t) = r * |\theta_{i_1}(t) - \theta_{i_2}(t)| \quad (3.3)$$

avec r le rayon moyen des deux marqueurs. Les marqueurs doivent être regroupés si et seulement s'ils appartiennent à un même participant. Des ambiguïtés apparaissent sur les parties les plus bruitées des données, où deux marqueurs appartenant à un même participant sont parfois plus éloignés que deux marqueurs appartenant à deux participants différents. Dans de telles situations, nous préférons ne pas regrouper deux

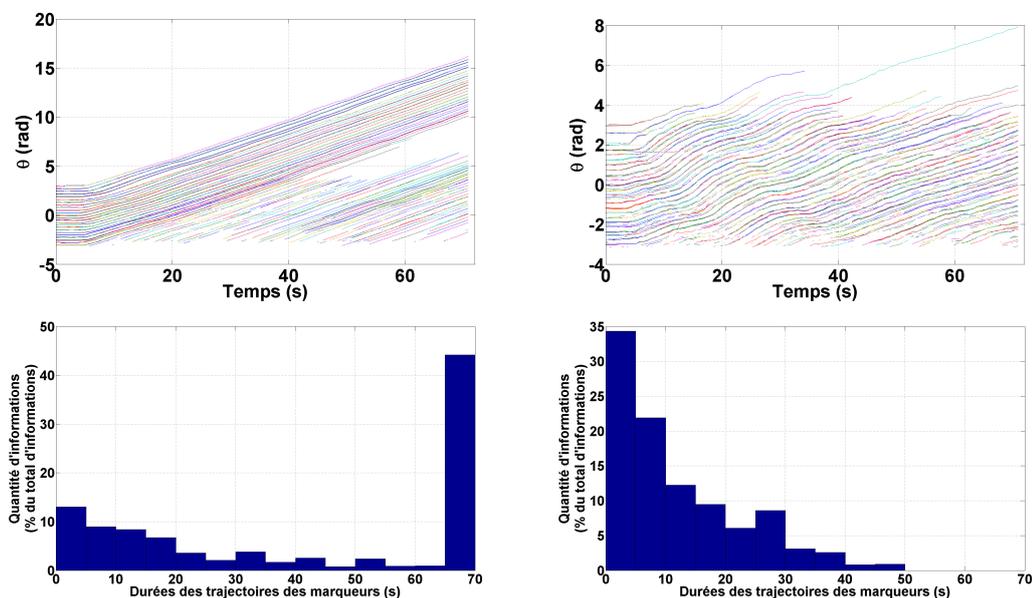


Figure 3.3 – En haut : Positions des marqueurs selon θ en fonction du temps pour 2 enregistrements de 24 participants. (A gauche : enregistrement réalisé avec de bonnes conditions de capture. A droite : enregistrement réalisé avec de mauvaises conditions de capture.) On peut observer que de nombreuses disparitions de marqueurs ont lieu mais quelques marqueurs sont entièrement suivis pendant toute la durée de l’enregistrement. En bas : Répartition de la quantité d’information par durée de trajectoires de marqueurs pour les mêmes enregistrements. On peut observer que la plupart de l’information est contenue dans de longues trajectoires de marqueurs à gauche alors qu’elle est contenue dans de courtes trajectoires de marqueurs à droite.

marqueurs appartenant à deux participants différents, quitte à ne pas regrouper deux marqueurs appartenant à un même participant et risquer de perdre de l’information par la suite. Deux conditions doivent être validées pour que deux marqueurs i_1 et i_2 soient regroupés :

- la distance moyenne $\overline{\mathbf{d}_{i_1, i_2}}(t)$ entre les marqueurs est inférieure à $13cm$
- La distance maximale $\mathbf{d}_{i_1, i_2}^{max}$ entre les marqueurs est inférieure à $33cm$

A la fin de cette étape, la trajectoire des participants est décrite comme celle d’un groupe de trajectoires de marqueurs. Le nombre de marqueurs varie de 1 à 4 en fonction des disparitions. Mais, pour les conditions les plus difficiles, des disparitions de tous les marqueurs d’un même participant sont observées. La trajectoire d’un participant peut donc être décrite comme une succession de groupes de trajectoires de marqueurs. Ces groupes de trajectoires ne sont cependant pas considérés comme appartenant au même participant et ont besoin d’être fusionnés.

3.2.2.3 Fusion des trajectoires d’un même participant

Nous fusionnons des groupes de trajectoires qui ne se chevauchent pas dans le temps en utilisant une méthode d’extrapolation linéaire dans le temps selon θ . Nous ne faisons

que des extrapolations de courte durée ($< 2sec$) pour éviter les risques d'ambiguïté.

Tous les groupes de trajectoires appartenant à un même participant ne peuvent être fusionnés de cette façon, notamment lorsque celles-ci se chevauchent dans le temps, ou qu'elles ne satisfont pas les conditions d'extrapolation. Nous renseignons manuellement les groupes de trajectoires restant à fusionner à partir de leur position visuelle selon θ au cours du temps.

3.2.2.4 Identification des marqueurs

La prochaine étape consiste à identifier les marqueurs qui appartiennent à un même participant. La Figure 3.4 affiche la position des marqueurs selon r (à gauche) et z (à droite).

Nous identifions d'abord les trajectoires du marqueur T en fonction de leur position plus élevée sur l'axe z . Puis nous identifions les trajectoires du marqueur G en fonction de leur position sur l'axe r . Cette position est supérieure aux autres si le participant marche dans le sens anti-trigonométrique et inférieure aux autres s'il marche dans le sens trigonométrique. Il est plus facile de détecter les trajectoires du marqueur G une fois celles du marqueur T déjà identifiées, cela créant un écart plus grand entre celles du marqueur G et les autres (celles du marqueur D et celles du marqueur C). Enfin, nous identifions les marqueurs D et C en fonction de leur position relative sur l'axe r . Lorsqu'il manque trop d'informations, ces marqueurs peuvent être inversés, ce qui n'est pas très important puisqu'ils sont assez proches l'un de l'autre. De plus, la méthode d'estimation de la position d'un participant pallie à une telle inversion.

3.2.3 Estimation de la position d'un participant

Nous cherchons à estimer la position $\mathbf{X}(t)$ d'un participant à chaque instant t quelque soit le nombre de marqueurs visibles, et même si aucune donnée n'est disponible à cet instant. La méthode est basée sur l'hypothèse suivante : un groupe de marqueurs appartenant à un même participant suit le mouvement d'un solide en translation et en rotation. Avec cette hypothèse, la position d'un marqueur i s'exprime comme :

$$\mathbf{Z}_i^*(t) = \mathbf{X}(t) + \mathbf{R}_z(\alpha(t)) \cdot \mathbf{L}_i \quad (3.4)$$

où $\alpha(t)$ est l'angle d'orientation du participant, c'est à dire la direction dans laquelle il se déplace, $\mathbf{R}_z(\alpha)$ est la matrice de rotation d'un angle α autour de l'axe z et \mathbf{L}_i est le vecteur allant de la position du participant vers celle du marqueur i . Nous appelons \mathbf{L}_i le squelette rigide du participant. La position, l'orientation et le squelette d'un participant sont les paramètres du modèle et doivent être évalués à partir des mesures des positions des marqueurs $\mathbf{Z}_i(t)$. Nous estimons explicitement \mathbf{L}_i et α pour obtenir un problème linéaire facile à résoudre pour trouver la position d'un participant.

3.2.3.1 Estimation du squelette d'un participant

Le squelette est calculé en 3 étapes :

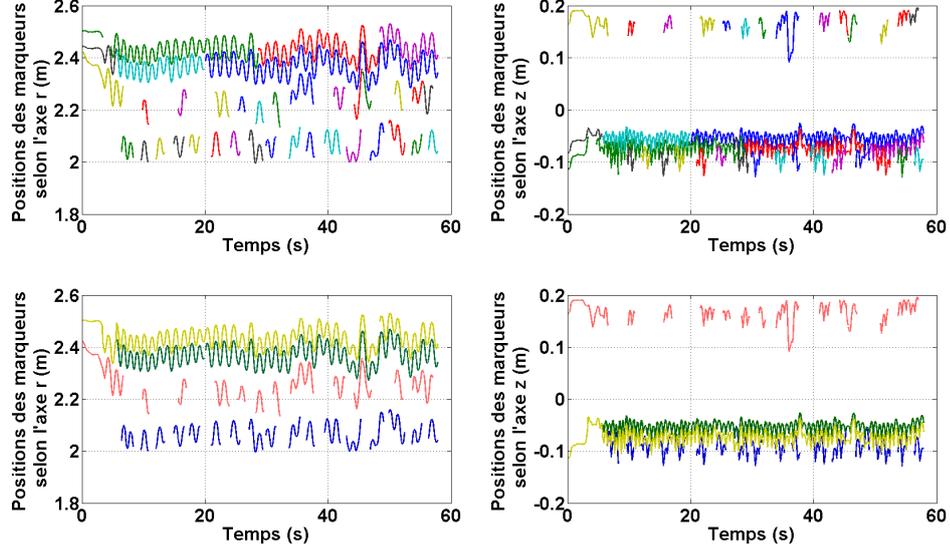


Figure 3.4 – Identification des marqueurs. En haut : Positions des marqueurs non-identifiés d’un participant selon r (à gauche) et z (à droite) en fonction du temps. En bas : Positions des marqueurs identifiés selon r (à gauche) et z (à droite) en fonction du temps. Les marqueurs T (rouge), G (bleu), D (vert clair) et C (vert foncé) sont clairement observables.

- centrage des mesures $\mathbf{Z}'_i = \mathbf{Z}_i - \frac{1}{4} \sum_{j=T,G,D,C} \mathbf{Z}_j$, où les indices T, G, D, C réfèrent aux noms des marqueurs ci-dessus.
- rotation de \mathbf{Z}'_i pour aligner $(\mathbf{Z}'_G - \mathbf{Z}'_C) \times (\mathbf{Z}'_D - \mathbf{Z}'_C)$ avec l’axe vertical.
- les points du squelette $\mathbf{L}_T, \mathbf{L}_G, \mathbf{L}_D$ et \mathbf{L}_C sont respectivement les points médians des $\mathbf{Z}'_T, \mathbf{Z}'_G, \mathbf{Z}'_D, \mathbf{Z}'_C$ après rotation.

Un exemple du squelette d’un participant est montré Figure 3.5. Si les marqueurs d’un participant ne sont jamais visibles tous ensemble au même moment, nous utilisons un squelette moyen calculé à partir de tous les autres participants.

3.2.3.2 Hypothèses sur le mouvement du squelette

Pendant un intervalle de temps T donné, l’évolution de la position d’un participant peut être approximée par une fonction polynomiale :

$$\mathbf{X}(t + t') = \sum_{k=1}^3 \sum_{j=1}^{N_k} U_{j+k(N_k-1)} t'^{(j-1)} \mathbf{e}_k \text{ with } t' \in \left[-\frac{T}{2}, \frac{T}{2} \right] \quad (3.5)$$

où N_k sont les degrés du polynôme dans les différentes k -directions (x, y et z), U_j leurs coefficients et \mathbf{e}_k les vecteurs unitaires correspondants. Cette équation est une série de Taylor tronquée de $\mathbf{X}(t)$ autour de l’instant t , où $((U_{1+k(N_k-1)})_{k=1..3})$ est la position \mathbf{X} à un instant t pour laquelle l’approximation est seulement valide pour une petite durée de T . L’introduction de cette expression dans l’équation 3.4 et l’utilisation

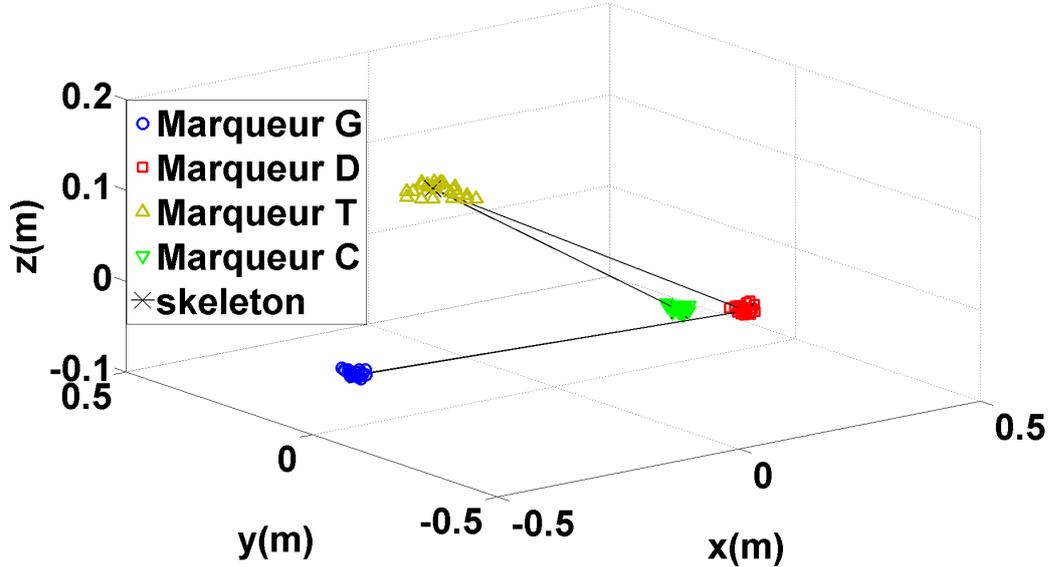


Figure 3.5 – Exemple de l'évaluation du squelette d'un participant en utilisant quatre marqueurs. Seuls 5% des marqueurs sont dessinés pour plus de visibilité.

d'approximations explicites pour le squelette \mathbf{L}_i et l'orientation $\alpha(t)$ amène à un système d'équation linéaires en termes de U_j .

3.2.3.3 Estimation de l'orientation du participant

Il est supposé que les participants suivent un mouvement de rotation. Ainsi, leur orientation est simplement donnée par la direction de l'axe θ en fonction de leurs positions. Une orientation est associée à chaque mesure de \mathbf{Z}_i , puis $\alpha(t)$ est évalué par un ajustement linéaire de cette orientation, en considérant une vitesse constante durant la période T .

3.2.3.4 Résolution Numérique

Nous utilisons une méthode linéaire des moindres carrés standard pour évaluer les coefficients U_j . Le nombre de valeurs de paramètres inconnues est $\sum_{k=1}^3 N_k$ et le nombre d'équations est trois fois le nombre de mesures pendant l'intervalle de temps T , qui est noté $N_T(t)$. Plusieurs précautions doivent être prises dans le choix de T . Tout d'abord, d'un point de vue numérique, pour résoudre ce système d'équations et empêcher des instabilités numériques, la durée de T doit être suffisamment petite pour s'assurer de la validité de l'équation 3.5 et assez grande pour s'assurer que le problème est surdéterminé. Ensuite, il est connu qu'une procédure d'ajustement en termes de moindres carrés peut donner des résultats inexacts dans le cas de données déséquilibrées, c'est à dire quand toutes les données disponibles sont du même côté par rapport au point d'intérêt.

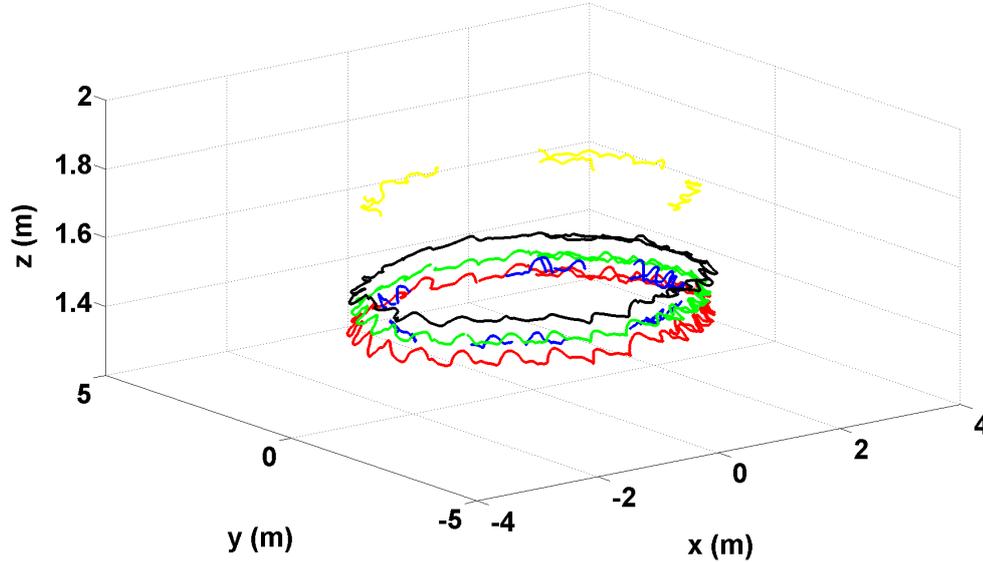


Figure 3.6 – Position reconstruite (en noir) en 3D d'un participant au cours du temps à partir de ses quatre marqueurs T (en jaune), G (en bleu), D (en rouge) et C (en vert).

Afin d'éviter de ce genre de limitations, nous choisissons une valeur initiale de T : $T_0 = 8,33ms$, soit l'inverse de la fréquence à laquelle les données ont été enregistrées, c'est à dire la durée entre deux détections de positions par le système de capture. Si toutes les données sont du même côté ou si $N_T < 10 * \max_{k=1..3}(N_k)$, nous augmentons la valeur de T de T_0 .

De fortes variations dans $T(t)$ peuvent provoquer de fortes variations dans l'estimation de la position du participant. Pour éviter un tel problème et s'assurer de la continuité de $\mathbf{X}(t)$, nous détectons les sauts dans $T(t)$ et surestimons $T(t)$ avant ou après le saut en fonction du signe de la variation.

La figure 3.6 montre la position reconstruite d'un participant à partir des positions de ses quatre marqueurs au cours du temps.

3.2.3.5 Interpolation avec l'aide des participants voisins

Lorsqu'aucun des marqueurs d'un participant n'est détecté pendant une longue durée ($> 2sec$), les approximations précédentes peuvent causer des écarts importants entre les positions estimées et réelles. Dans de tels cas, nous utilisons le fait que les participants marchent en ligne et préférons utiliser les positions des participants voisins (précédent et suivant) pour interpoler leur position selon θ . Nous définissons le ratio $R(t)$ comme suit :

$$R(t) = \frac{\theta_i(t) - \theta_{i+1}(t)}{\theta_{i-1}(t) - \theta_{i+1}(t)} \quad (3.6)$$

Pour $t \in [t_d, t_f]$, l'intervalle de temps pendant lequel aucun marqueur n'est détecté

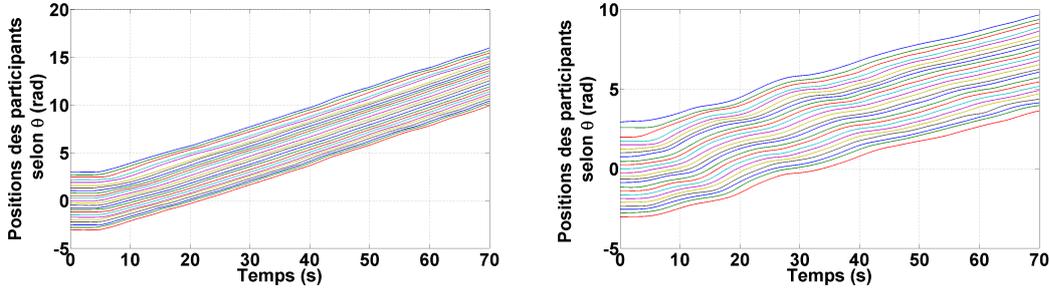


Figure 3.7 – Tracé des trajectoires de participants obtenues, correspondant à celles des marqueurs de la Figure 3.3.

pour le participant considéré, nous interpolons linéairement $R(t)$ comme suit :

$$\tilde{R}(t) = R(t_d) + (R(t_f) - R(t_d)) * \frac{t - t_d}{t_f - t_d} \quad (3.7)$$

et obtenons ainsi la position du participant en θ .

$$\theta_i(t) = \theta_{i+1}(t) + R(t) * (\theta_{i-1}(t) - \theta_{i+1}(t)) \quad (3.8)$$

La figure 3.7 montre les trajectoires de participants obtenues à partir de cette méthode de reconstruction en comparaison aux trajectoires de marqueurs de départ montrées figure 3.3.

3.3 Résultats et Évaluation

3.3.1 Validation de l'estimation de la position du participant

Pour évaluer la méthode présentée section 3.2.3, nous appliquons l'algorithme à des enregistrements présentant de bonnes conditions de capture. Nous utilisons un enregistrement expérimental avec 16 participants marchant le long du cercle intérieur. Pour 3 de ces 16 participants, leurs 4 marqueurs sont suivis pendant toute la durée de l'enregistrement sans disparition. Pour ces 3 participants, nous comparons les positions reconstruites par la méthode avec les moyennes des positions instantanées des 4 marqueurs. Chaque trajectoire d'environ 54 secondes est représentée comme un ensemble de 6427 positions 3D pour chacun des 4 marqueurs. Les reconstructions et les évaluations sont réalisées pour tous les instants. La validation de la méthode est réalisée sur l'exactitude de la position reconstruite et sur la robustesse quant au manque de mesures.

3.3.1.1 Comparaison des résultats quant aux positions moyennes des marqueurs

Nous évaluons la méthode de calcul du squelette à partir des trajectoires de marqueurs des 3 participants présentés ci-dessus. En utilisant les paramètres numériques suivants : $T_0 = 0, 1s$, $N_1 = 2$, $N_2 = 2$, $N_3 = 1$, la distance moyenne entre

- les positions obtenues par la méthode et
- les positions obtenues par la moyenne des 4 marqueurs

est de $1.4mm$, la distance maximum est de $2cm$. La méthode donne des résultats similaires à celle de la moyenne des marqueurs pour les cas où tous les marqueurs sont entièrement suivis. L'utilisation de paramètres différents ne permet pas de réduire de manière significative l'erreur qui est attribuée à l'étape d'évaluation du squelette. Cette robustesse aux paramètres numériques est attribuée à la procédure dynamique pour le calcul de la durée de T qui relie T à T_0 et N_k . Nous utilisons les valeurs de paramètres présentées ci-dessus dans la partie d'évaluation suivante pour réaliser un ajustement de paramètre aussi local que possible afin d'améliorer la robustesse aux erreurs sur les positions de marqueurs.

3.3.1.2 Robustesse à la perte de marqueur

Nous étudions ici la robustesse à la perte de marqueurs de la méthode d'estimation de position. Pour simuler une perte de marqueur, nous partons encore une fois d'un enregistrement de bonne qualité et supprimons des mesures en utilisant un modèle de chaîne de Markov aux 2 deux états suivants qui décrivent l'évolution dans le temps de la visibilité d'un marqueur :

- Etat 1 : le marqueur est visible.
- Etat 0 : le marqueur est invisible.

La probabilité de passer de l'état 0 à l'état 1 est de dt/τ avec τ l'espérance de vie d'une disparition de marqueur. La probabilité de passer de l'état 1 à l'état 0 est de $a dt/((1-a)\tau)$ avec a la proportion de temps des disparitions. L'état initial de ce modèle est que le marqueur a une probabilité de $1 - a$ d'être visible et correspond à la solution moyenne du modèle de Markov. La précision du modèle dans la gamme de paramètres testés à été vérifiée. Ce modèle est appliqué successivement aux mesures de chaque marqueur pour les trois trajectoires de participants entièrement suivies. Les données dégradées sont ensuite reconstruites par notre méthode et comparées à la méthode de marqueur moyen avec les données complètes qui sont utilisées comme référence pour évaluer la méthode. Vingt répliques de trois trajectoires sont réalisées pour calculer l'erreur moyenne de la méthode de reconstruction.

La Figure 3.8 montre l'évolution de la distance entre la position reconstruite en utilisant les données dégradées et la position référence pour différentes valeurs des paramètres a et τ : allant de 5% à 90% de données supprimées pendant une durée allant de $0.1s$ à $2s$ consécutives. Comme attendu, l'erreur, caractérisée par cette distance, augmente avec l'augmentation du manque de données et avec la durée moyenne de disparition d'un marqueur mais sa moyenne reste inférieure à $6cm$ (cf Figure 3.8a). Ce niveau d'erreur est inférieur à la largeur d'un humain (environ $55cm$ [Sti00]) et valide l'algorithme pour reconstruire la position des participants. Notons que l'erreur maximale est supérieure à $30cm$ pour $a > 0,7$ et $\tau \geq 2s$, cette reconstruction est donc parfois problématique sous certaines conditions spécifiques. Quand la reconstruction est réalisée sur de tels cas, une attention particulière doit être portée pour évaluer la validité de la trajectoire du participant. Cette estimation de l'erreur couplée à la qualité des mesures aide à déterminer a priori si les données collectées sont suffisantes ou non

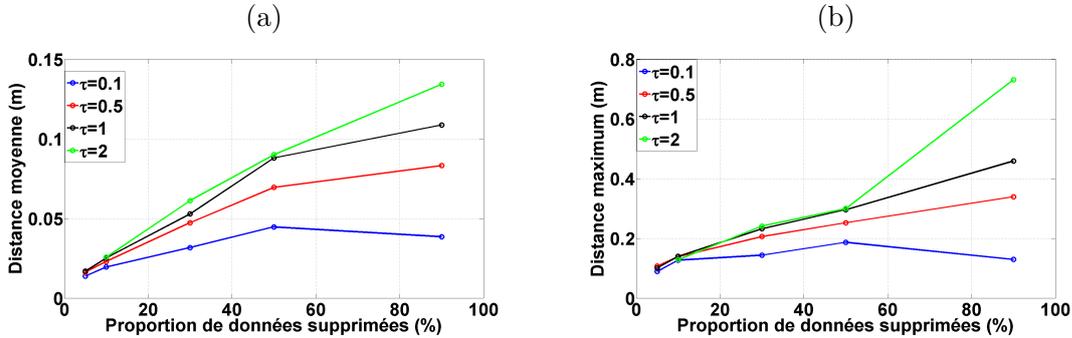


Figure 3.8 – Évolution de la distance entre les positions reconstruites et celles de la méthode de référence en fonction de la proportion de mesures supprimées pour différentes durées moyennes de disparition τ . (a) Valeurs moyennes (b) Valeurs maximales.

pour être analysées.

3.3.2 Évaluation globale de la méthode de reconstruction

Comme nous avons des enregistrements de différente qualité, nous évaluons le processus entier comme suit :

- A partir de l’enregistrement obtenu avec des bonnes conditions de capture présenté Figure 3.3, nous supprimons aléatoirement des données de manière à obtenir la même quantité d’information manquante et la même distribution de longueur de trajectoires de marqueurs que celui obtenu avec des mauvaises conditions de capture.
- Nous appliquons le processus entier à ce nouvel enregistrement.
- Nous comparons les trajectoires de participants ainsi obtenues avec celles obtenues à partir de l’enregistrement initial.

Nous observons sur l’axe θ une différence de position moyenne de $1,13 \times 10^{-2} rad$ (écart type = $7,30 \times 10^{-3} rad$, maximum = $5,02 \times 10^{-2} rad$). Cette différence est très faible et les trajectoires obtenues superposent les trajectoires originales. Une différence moyenne supérieure est observée sur l’axe r : $6,73 cm$ (écart type = $6,78 cm$, maximum = $49,3 cm$). Nous ne régénérons pas les oscillations dues aux pas des participants mais ne sommes pas principalement intéressés par cette étude mais plus par des observations longitudinales.

3.4 Discussion et conclusion

Dans ce chapitre, nous proposons une méthode qui calcule la position moyenne d’un humain à partir de données de capture de mouvements brutes. Cette méthode se décompose en quatre grandes étapes : le regroupement des marqueurs, leur identification, le calcul du squelette d’un participant et l’estimation de la position du participant. A partir de données comptant 30% d’informations manquantes, nous obtenons des estima-

tions de positions continues. La principale hypothèse qui est faite lors de l'estimation de la position réside dans la rigidité du squelette, c'est à dire que la distance entre les marqueurs d'un sujet reste constante. Le retrait de cette hypothèse engendrerait un problème d'optimisation de forme non linéaire qui est connu pour être difficile à résoudre numériquement. Cependant, tout en restant dans des cas où cette hypothèse de squelette rigide est valide, il est possible de généraliser la méthode d'estimation de la position à des mouvements planaires en modifiant uniquement la manière d'évaluer l'orientation du participant. Cela a d'ailleurs été utilisé dans la reconstruction des données de l'expérience du canon à piéton ; une trajectoire grossière du participant étant utilisée pour définir l'orientation du piéton.

Analyse des données cinématiques

4

Table des matières

4.1 Analyse microscopique	51
4.1.1 Filtrage des données cinématiques	51
4.1.2 Étude des variables locales	52
4.1.3 Étude des corrélations	53
4.1.4 Observation d'un retard	56
4.2 Analyse macroscopique	56
4.2.1 Diagramme fondamental	56
4.2.2 Vagues de vitesse	57
4.3 Étude des pas	61
4.4 Discussion et Conclusion	63

Dans le chapitre précédent, nous avons évalué le mouvement global de chaque participant. Dans ce chapitre, nous analysons les données cinématiques des participants. D'un point de vue microscopique, nous essayons de déterminer la nature des interactions locales qui gouvernent le comportement d'un piéton. D'un point de vue macroscopique, nous cherchons à quantifier les phénomènes macroscopiques qui émergent de ces interactions. Ce travail a été réalisé en collaboration avec le Laboratoire de Physique Théorique d'Orsay.

4.1 Analyse microscopique

4.1.1 Filtrage des données cinématiques

Nous filtrons les trajectoires globales des participants obtenues à partir de la reconstruction des données, présentée dans le chapitre précédent. Nous appliquons un filtre de Butterworth passe-bas de fréquence de coupure $0.1667Hz$ pour enlever l'effet d'oscillation des pas sur la trajectoire globale. Par commodité, et en raison du fait que les sujets marchaient le long d'un chemin circulaire, nous avons calculé ces trajectoires en coordonnées cylindriques, faisant coïncider le centre du repère avec celui du couloir circulaire. Nous exprimons dès lors la position d'un sujet i à l'instant j comme suit :

$$\mathbf{p}_{i,j}^{cyl} = [\theta_{i,j} \ r_{i,j} \ z_{i,j}] \quad (4.1)$$

En calculant le rayon moyen du chemin circulaire emprunté r_{moy} , nous approximations ensuite le mouvement global linéaire 1D (en mètres et secondes) comme suit :

$$\begin{cases} p_{i,j} \approx \theta_{i,j} * r_{moy} \\ v_{i,j} \approx \dot{\theta}_{i,j} * r_{moy} \\ a_{i,j} \approx \ddot{\theta}_{i,j} * r_{moy} \end{cases} \quad (4.2)$$

4.1.2 Étude des variables locales

L'analyse microscopique répond à la question suivante : comment un humain contrôle-t-il son mouvement global quand il suit une cible humaine en mouvement ? Nous avons suivi plusieurs hypothèses formulées dans des travaux précédents et les avons comparées. Ces hypothèses sont celles d'un contrôle : de la vitesse fonction de la distance, de l'accélération en fonction de la vitesse relative et de l'accélération en fonction à la fois de la vitesse relative et de la distance. Nous avons observé les corrélations réelles entre ces différentes quantités. Les Figures 4.1 et 4.2 illustrent nos résultats à partir d'un exemple typique. Les variables de mouvement d'un piéton pendant un des 52 enregistrements y sont tracées. La Figure 4.1 superpose la vitesse du sujet avec la distance qui le sépare du sujet situé devant lui ($\Delta p = p_{i+1,j} - p_{i,j}$). La Figure 4.2 superpose son accélération et sa vitesse relative par rapport au sujet situé devant lui ($\Delta v = v_{i+1,j} - v_{i,j}$), ainsi que sa vitesse relative divisée par la distance ($\Delta v / \Delta p$). On observe que ces dernières variables sont statistiquement davantage corrélées. Nous pouvons donc supposer que, pendant une tâche de suivi, un modèle de locomotion contrôlant l'accélération en fonction de la vitesse relative a des fondements réalistes. Il devrait être préféré à un modèle contrôlant la vitesse en fonction de la distance, cette hypothèse est plus faible mais reste raisonnable au regard des données.

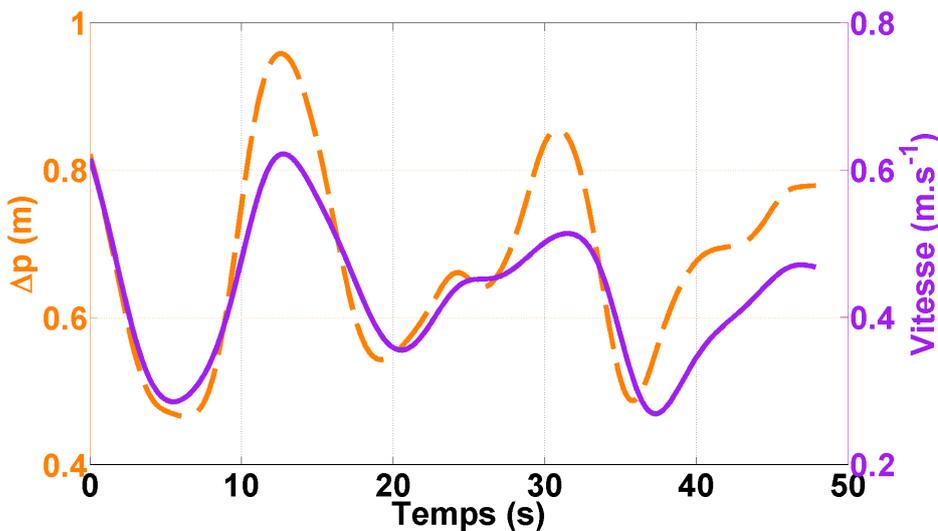


Figure 4.1 – Vitesse d'un sujet(violet) et distance avec le sujet précédent(orange).

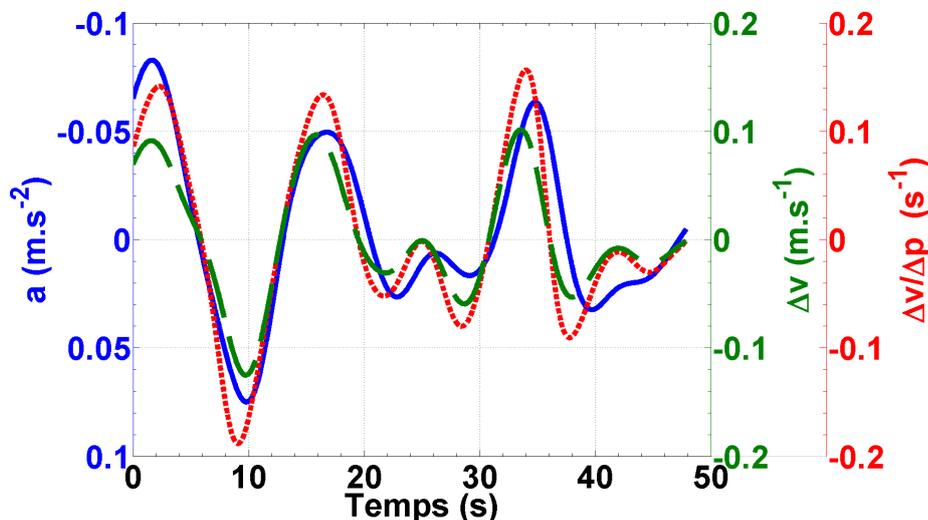


Figure 4.2 – Accélération d’un sujet (bleu), vitesse relative par rapport au sujet précédent (vert) et vitesse relative divisée par la distance (rouge).

La Figure 4.3 propose un tracé en nuage de points de l’accélération a en fonction de la vitesse relative divisée par la distance ($\Delta v/\Delta p$) pour deux participants différents lors d’un même enregistrement. Nous pouvons observer que la corrélation entre a et $\Delta v/\Delta p$ n’est pas systématique, les variables a et $\Delta v/\Delta p$ étant faiblement corrélées pour le participant représenté en bas. Nous regroupons l’ensemble des données obtenues de tous les piétons pour tous les enregistrements. La quantité de données étant très importante, nous choisissons de les afficher sous forme d’une matrice de densité (Figure 4.4) afin d’avoir des données lisibles. Des couleurs qui tendent vers le rouge indiquent une forte concentration de points (c’est à dire de données) tandis que des couleurs qui tendent vers le bleu indiquent une faible concentration. Nous pouvons observer une forme de linéarité entre a et $\Delta v/\Delta p$ mais observons aussi un éparpillement fort des données autour de l’axe de régression linéaire. Plusieurs phénomènes peuvent expliquer cet éparpillement :

- a et $\Delta v/\Delta p$ sont faiblement corrélés chez certains piétons.
- l’axe de régression linéaire varie d’un piéton à un autre.

4.1.3 Étude des corrélations

Afin de comparer un peu plus ces différentes hypothèses, nous avons calculé pour chaque sujet et pour chaque enregistrement les corrélations croisées entre les paires suivantes : $(v \star \Delta p)(t)$, $(a \star \Delta v)(t)$ et enfin $(a \star \Delta v/\Delta p)(t)$. Nous avons regroupé les enregistrements par densité et calculé la corrélation croisée moyenne pour tous les sujets et tous les enregistrements. Nos résultats sont illustrés Figure 4.5. Le graphique trace la moyenne de ces corrélations croisées en fonction de la densité. En dessous de $1,0 p.m^{-1}$, les corrélations restent relativement faibles (0,3 à 0,5). A haute densité, les corrélations croisées atteignent des valeurs plus élevées allant jusqu’à 0,7. Cependant, quand de très hautes densités sont atteintes ($1,9 p.m^{-1}$), la corrélation croisée repasse sous ce niveau

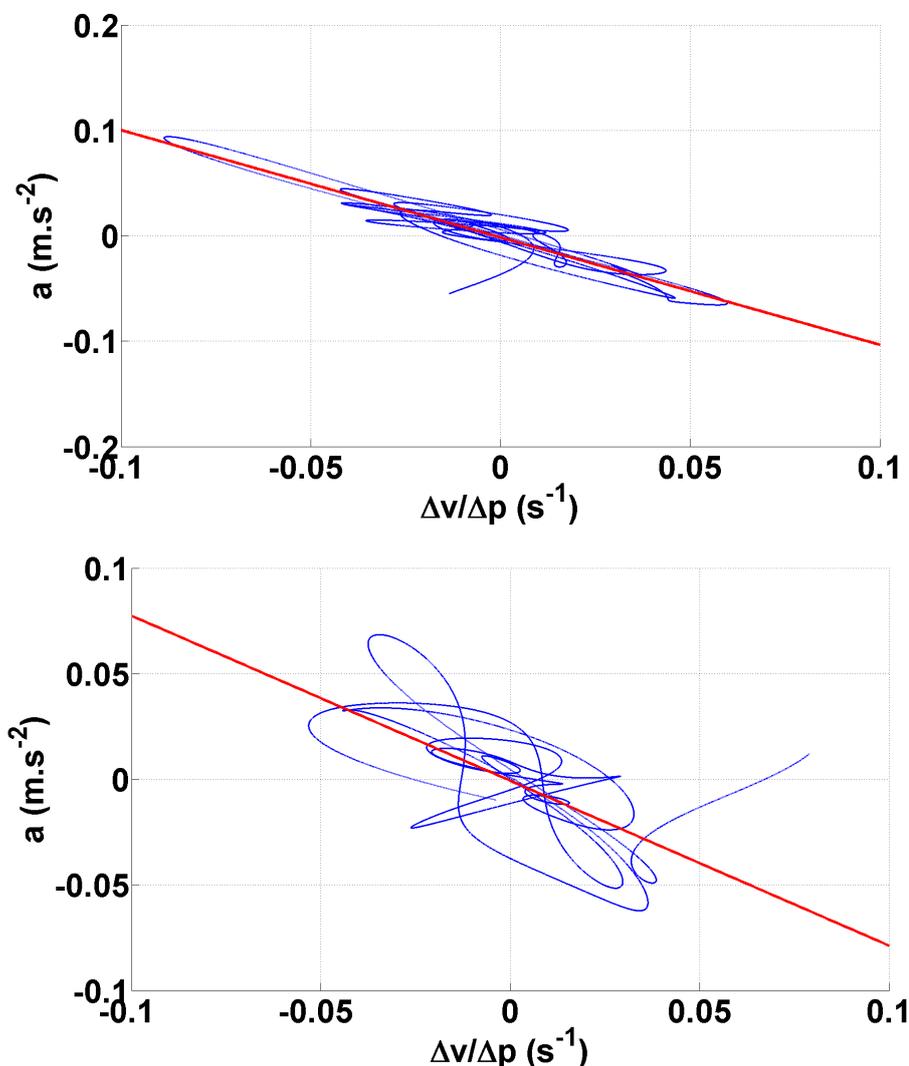


Figure 4.3 – Nuage de points représentant l'accélération a d'un piéton en fonction de $\Delta v/\Delta p$. En haut : Cas d'un piéton où a est fortement corrélée avec $\Delta v/\Delta p$. En bas : cas d'un piéton dont a est faiblement corrélée avec $\Delta v/\Delta p$.

et décroît à une valeur de 0,5.

Nous interprétons ces résultats de la manière suivante. Tout d'abord, ces observations sont encore en faveur d'un contrôle en accélération fonction de la vitesse relative divisée par la distance : dans les situations les plus denses où les interactions sont les plus fortes, de tels modèles sont clairement plus en accord avec les données expérimentales que des modèles basés sur des contrôles en vitesse. A faible densité, le contrôle en accélération est plus fidèle aux données quand la distance est également prise en compte. Enfin, deux raisons peuvent expliquer les corrélations plus faibles observées à faible et très haute densité (quelque soit le type de modèle considéré) :

- a faible densité, le mouvement est moins contraint et les sujets marchent avec

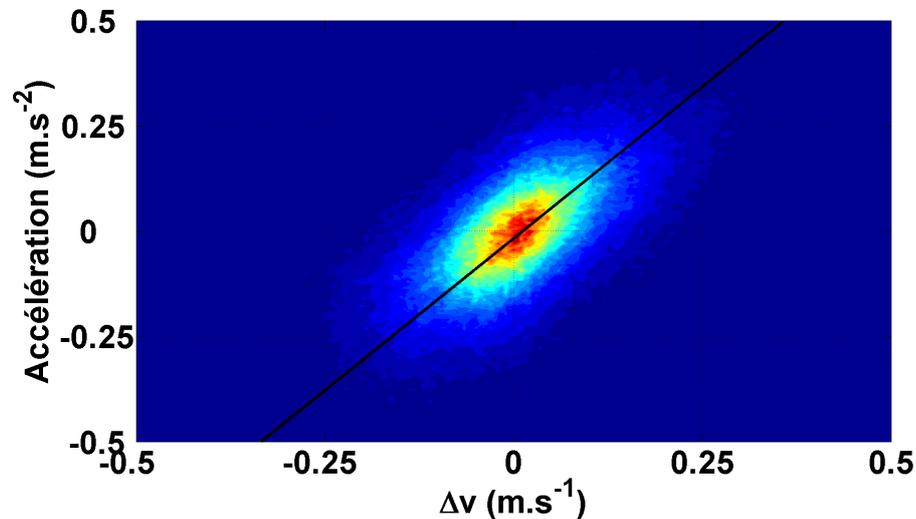


Figure 4.4 – Matrice de densité de a en fonction de $\Delta v/\Delta p$ sur l'ensemble des données collectées.

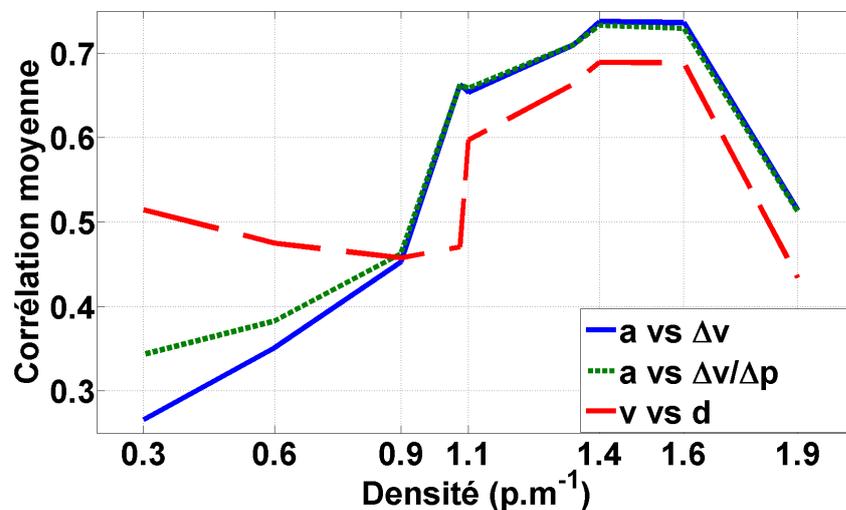


Figure 4.5 – Corrélations croisées moyennes par densité. Bleu : $\text{moy}((a \star \Delta v)(t))$. Vert : $\text{moy}((a \star \Delta v/\Delta p)(t))$. Rouge : $\text{moy}((v \star \Delta p)(t))$.

- une variance plus élevée,
- à haute densité, la qualité des données est parfois médiocre, à cause des nombreuses occultations de marqueurs dans les données brutes comme mentionné dans le chapitre 3. De plus, un phénomène de piétinement dû à des vitesses atteintes très lentes peut bruyter davantage les données.

4.1.4 Observation d'un retard

Nous observons également un décalage temporel entre l'accélération a et les variables Δv ou $\Delta v/\Delta p$. Nous observons une amélioration de la corrélation si on introduit un retard au niveau de l'accélération comme illustré Figure 4.6, où est affichée l'accélération (en bleu) superposée à la vitesse relative, sans (en vert) ou avec (en rouge) un retard τ . On peut visuellement remarquer que la corrélation augmente quand la vitesse relative est décalée dans le temps.

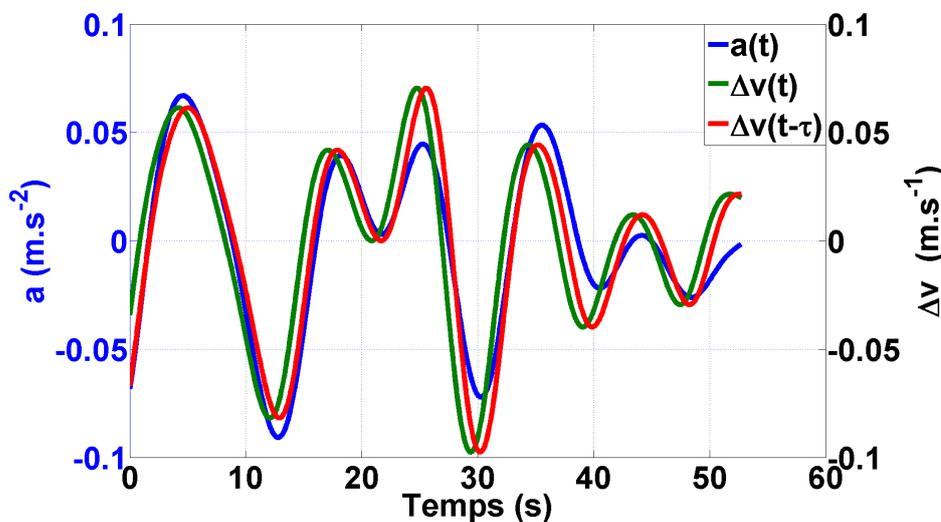


Figure 4.6 – Tracé de l'accélération superposé à celui de la vitesse relative en fonction du temps. Bleu : $a(t)$. Vert : $\Delta v(t)$. Rouge : $\Delta v(t+\tau)$ avec un retard τ . On peut remarquer visuellement que la corrélation croisée est améliorée.

Nous proposons de calculer, pour chaque participant, le retard qui maximise la corrélation entre a et $\Delta v/\Delta p$. Nous recalculons les corrélations croisées moyennes par densité et observons une amélioration significative de la corrélation entre a et $\Delta v/\Delta p$ comme illustré Figure 4.7.

4.2 Analyse macroscopique

L'objectif de l'analyse macroscopique est de décrire les phénomènes de grande échelle qui sont issus de la combinaison des interactions locales entre sujets.

4.2.1 Diagramme fondamental

Nous avons tout d'abord calculé le diagramme fondamental du flux piétonnier comme illustré sur la Figure 4.8 : ce tracé montre la relation entre la vitesse moyenne des sujets et leur densité. Chaque point correspond à un enregistrement différent. Nous avons utilisé une notion de densité *globale* (cf. Table 2.2), c'est à dire le nombre total de

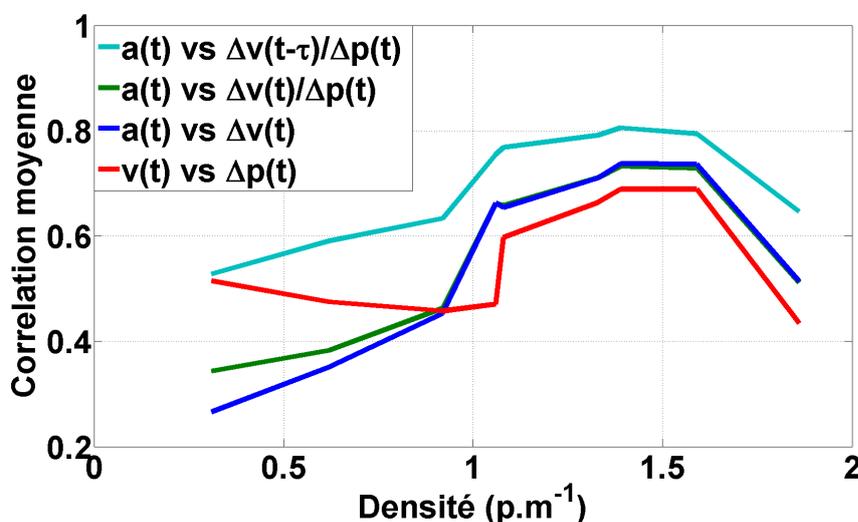


Figure 4.7 – Corrélations croisées moyennes par densité. Bleu : $\text{moy}((a \star \Delta v)(t))$. Vert : $\text{moy}((a \star \Delta v / \Delta p)(t))$. Rouge : $\text{moy}(v \star \Delta p)(t)$. Cyan : $\text{moy}((a(t + \tau) \star \Delta v(t)))$. L'incorporation d'un retard améliore la corrélation de manière significative.

sujets divisé par la longueur totale du trajet. La vitesse est également moyennée. Elle est tout d'abord mesurée pour chaque sujet en divisant la distance totale parcourue par la durée de l'enregistrement. Ensuite, une moyenne sur l'ensemble des sujets est calculée. Nous comparons nos résultats avec ceux des diagrammes fondamentaux déjà présentés. La vitesse décroît quand la densité augmente. Nos résultats sont cohérents avec ceux obtenus par Seyfried et al. [SSKB05]. Il y a une divergence avec ceux du diagramme fondamental de Weidmann [Wei93], mais ces mesures ont été obtenues en combinant 25 expériences ne se limitant pas à une circulation 1D.

4.2.2 Vagues de vitesse

La vitesse de déplacement d'un piéton varie cependant largement lors d'un unique enregistrement en raison de l'émergence de vagues de "stop-&-go". La Figure 4.9 est un tracé de la position de chaque participant au cours du temps et est coloriée en fonction de sa vitesse. On peut clairement observer la formation de vagues spatio-temporelles qui se propagent dans le sens inverse du flux des participants. Elles se caractérisent par une succession de passages à vitesses basses et élevées.

Nous avons défini une procédure pour détecter les passages à vitesses basses, ce qui permet de délimiter spatialement et temporellement une vague, et analyser ses propriétés. Un sujet est considéré comme étant dans une vague si sa vitesse est en dessous d'un certain seuil $c \cdot \bar{v}$ où \bar{v} est la vitesse moyenne de tous les sujets pour la durée totale de l'enregistrement et c une constante qui prend des valeurs comprises entre 0.8 et 1, en fonction de l'enregistrement (paramétrée manuellement pour isoler les vagues). L'analyse du mouvement de la vague dans le temps et l'espace permet d'estimer sa vitesse de propagation. La Table 4.1 donne des exemples des vitesses de propagation observées.

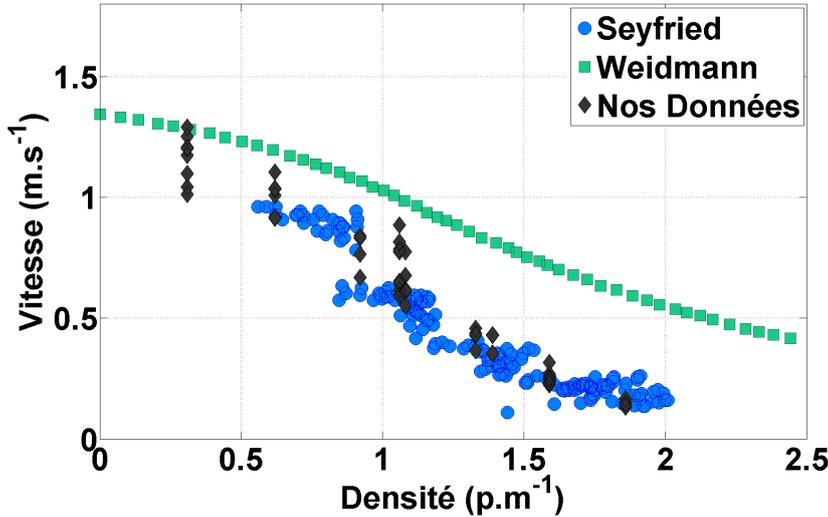


Figure 4.8 – Diagramme Fondamental. Vitesse moyenne des sujets en fonction de la densité globale. Les valeurs obtenues à partir de nos expériences sont affichées avec celle de Seyfried et Weidmann.

n° d'enregistrement	densité ($p.m^{-1}$)	\bar{v} ($m.s^{-1}$)	vitesse de début de vague ($m.s^{-1}$)	vitesse de fin de vague ($m.s^{-1}$)	amortissement ($m.s^{-2}$)
n°13	1.86	0.172	0.654	0.611	-5.10^{-4}
n°25	1.59	0.304	0.691	0.608	$1.5.10^{-3}$
n°32	1.59	0.235	0.574	0.512	-6.10^{-6}
n°35	1.59	0.238	0.683	0.673	7.10^{-4}
n°38	1.39	0.347	0.632	0.614	-3.10^{-4}

Table 4.1 – Exemples de résultats de l’analyse macroscopique pour les enregistrements n°13, 25, 32, 35 et 38

La vitesse d’un sujet à l’intérieur d’une vague évolue avec le temps pour devenir de plus en plus proche de la vitesse moyenne de tous les sujets. C’est un phénomène d’amortissement. Il est illustré Figure 4.10. Ainsi, nous mesurons successivement la vitesse de chaque sujet qui passe dans la vague : plus l’amplitude de la vague est faible, plus la vitesse du sujet dans la vague est élevée. L’augmentation de la vitesse à l’intérieur de la vague au cours du temps est pertinente pour mesurer l’amortissement de la vague. Les résultats de l’enregistrement n°25 sont montrés Figure 4.10. Une régression linéaire montre que la vague est détectée du début à la fin de l’enregistrement. La pente de la régression est de $1,5 * 10^{-3} m.s^{-2}$.

Nous sommes désormais capables de fournir des propriétés détaillées des vagues de “stop-&-go” émergentes qui se propagent à travers le trafic 1D. Des conclusions générales ne sont pas faciles à faire car l’émergence des vagues et leurs propriétés sont en partie chaotiques. Par exemple, aucune vague n’est clairement détectée lorsque la densité est inférieure à $1,0 p.m^{-1}$, ou seulement des vagues très localisées qui se propagent à travers seulement quelques sujets. Entre $1,0 p.m^{-1}$ et $1,6 p.m^{-1}$, des vagues sont observées la plupart du temps, mais pas toujours. Cependant, lorsqu’elles apparaissent,

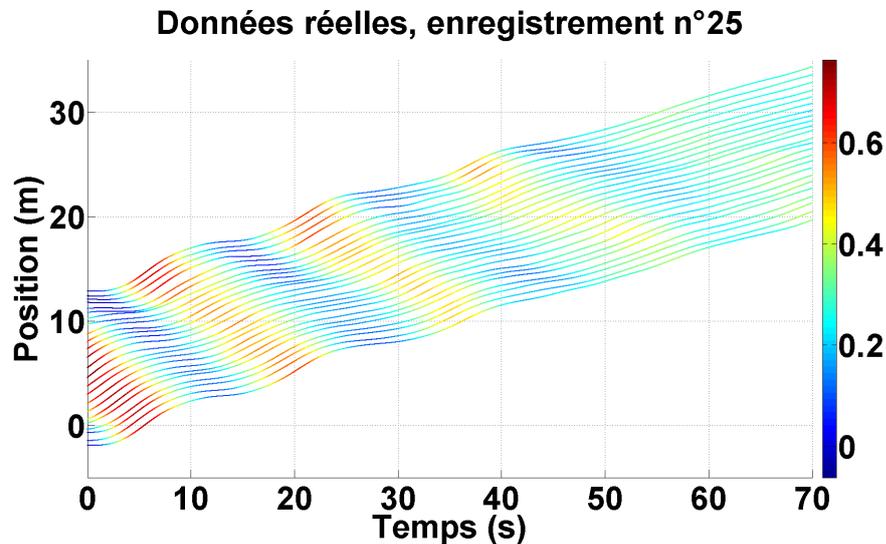


Figure 4.9 – Positions 1D individuelles en fonction du temps coloriées en fonction de la vitesse de l'enregistrement n°25.

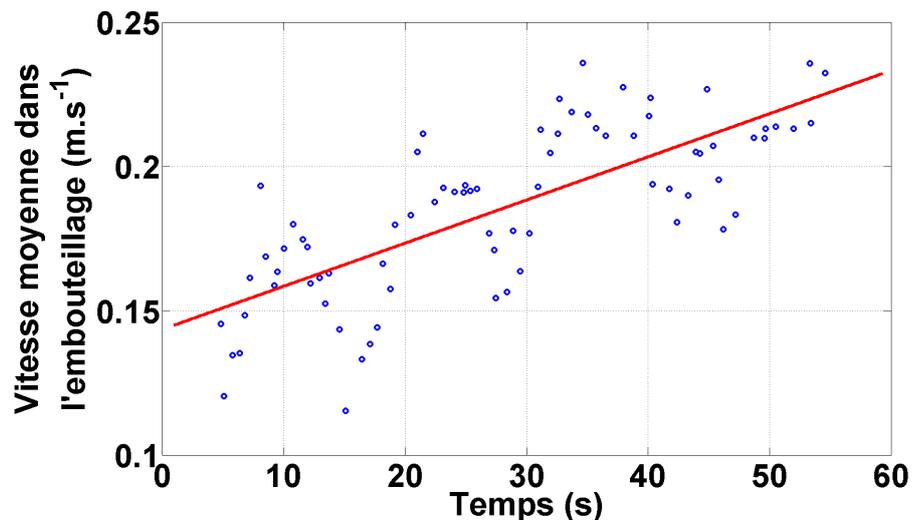


Figure 4.10 – Vitesses moyennes des sujets à l'intérieur de l'embouteillage (régression linéaire correspondante en rouge) pour l'enregistrement n°25

elles se propagent systématiquement à contre-courant et avec des vitesses similaires. L'amortissement est un phénomène plus complexe. Avec les mêmes conditions, nous observons des vagues qui s'amortissent, mais aussi des vagues qui réapparaissent ou même des vagues instables avec amplification et non amortissement. Nous observons en effet du "bruit" dans l'attitude des sujets, certains s'arrêtant parfois sans raison apparente. L'amortissement, comme illustré en Figure 4.10 est néanmoins notre observation la plus fréquente.

Dans la Figure 4.11 l'espace piéton/temps est colorié en fonction de la vitesse des participants. Ceci permet de mettre en valeur les vagues de vitesses. Le tracé du haut est

celui d'un enregistrement où 24 participants marchent le long du cercle intérieur (densité = $1,59p.m^{-1}$). On peut clairement y observer une vague de "stop-&-go" qui s'amortit au cours du temps. Le tracé du bas est celui d'un enregistrement où 28 participants marchent le long du cercle extérieur (densité = $1,09p.m^{-1}$). La vague de "stop-&-go" y est plus difficile à observer et son comportement est beaucoup plus chaotique. Un autre moyen de mettre en valeur cet effet d'amortissement est de tracer les vitesses des participants au cours du temps comme illustré Figure 4.12. On peut observer que les amplitudes des vitesses des participants diminuent au cours du temps.

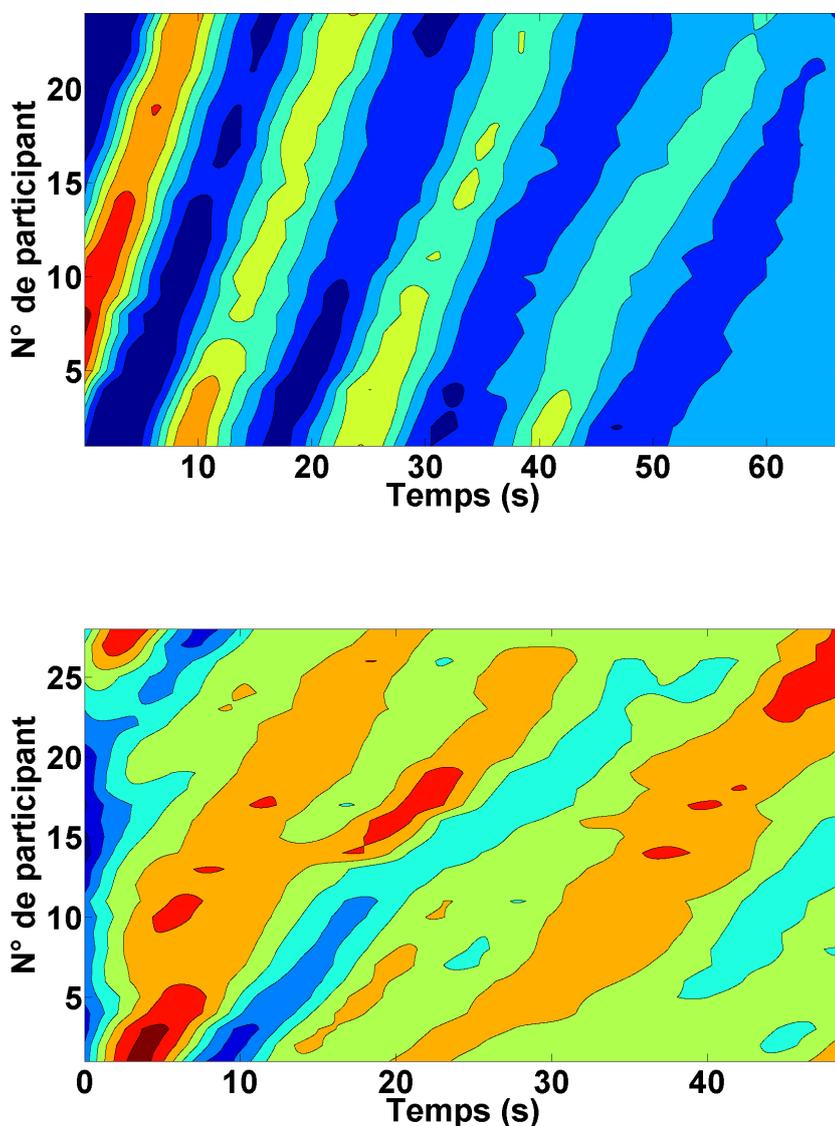


Figure 4.11 – Coloriage de l'espace piéton/temps en fonction de la vitesse des participants. En haut : enregistrement où 24 participants marchent le long du cercle intérieur (densité = $1,59p.m^{-1}$). En bas : enregistrement où 28 participants marchent le long du cercle extérieur (densité = $1,09p.m^{-1}$).

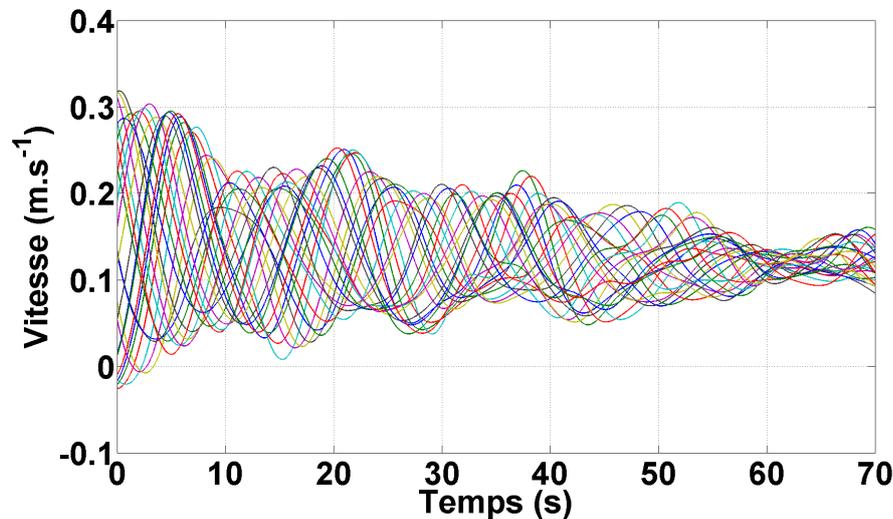


Figure 4.12 – Vitesses des participants au cours de l’enregistrement n° 25.

4.3 Étude des pas

En utilisant les données directement issues de la reconstruction sans les filtrer (ces données sont en fait pré-filtrées par l’approximation polynomiale présentée section 3.2.3.2), il est possible d’étudier les pas des participants en observant leurs positions suivant l’axe r . En effet, on peut observer une oscillation de la position globale des participants sur l’axe r . La méthode de reconstruction est cependant moins performante pour reproduire le mouvement global des piétons sur l’axe r , il convient donc de seulement étudier les séquences de qualité suffisante.

Nous nous sommes principalement intéressés à 3 variables concernant les pas : leur taille, leur durée et leur synchronisation. Nous regroupons les données des enregistrements de même densité et calculons la moyenne et l’écart type de la taille et de la durée des pas. La Figure 4.13 affiche la taille moyenne des pas et l’écart type en fonction de la densité globale ; la Figure 4.14 affiche la durée moyenne des pas et l’écart type en fonction de la densité globale. La taille des pas diminue et leur durée augmente lorsque la densité globale augmente. Si la taille des pas semble décroître de manière linéaire avec la densité, l’augmentation de leur durée avec la densité semble plus difficile à exprimer. D’autres études devraient être menées pour confirmer ces résultats. La Figure 4.15 propose un tracé en nuage de points par densité globale de la durée des pas en fonction de leur longueur. Pour les densités faibles, où le mouvement est peu contraint, on peut observer une relation linéaire entre la durée et la longueur des pas. Ceci est en contradiction avec les résultats d’Inman et al. [IRR81]. Ils obtiennent en effet une relation linéaire entre la longueur et la fréquence des pas, c’est à dire l’inverse de la durée. A haute densité, le mouvement est fortement contraint et cette relation est beaucoup plus chaotique, la qualité moindre des données à ces densités, surtout selon l’axe r peut aussi expliquer cette dispersion.

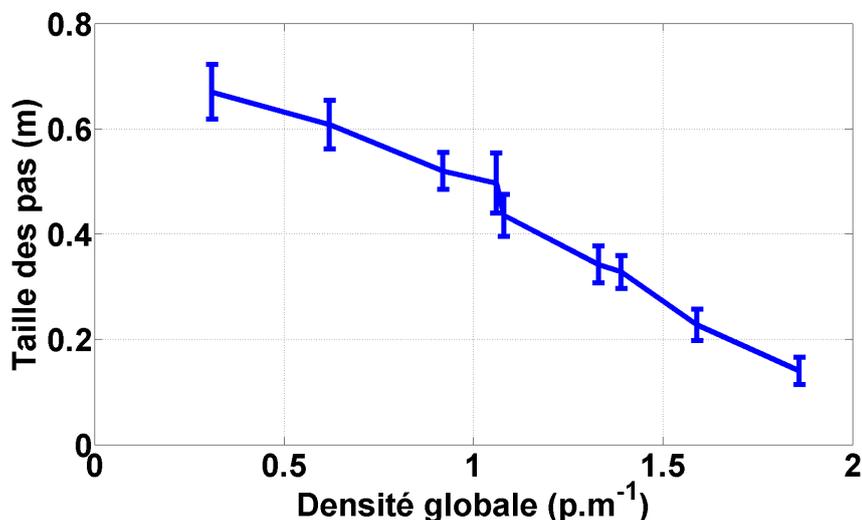


Figure 4.13 – Taille moyenne des pas et écart type en fonction de la densité globale.

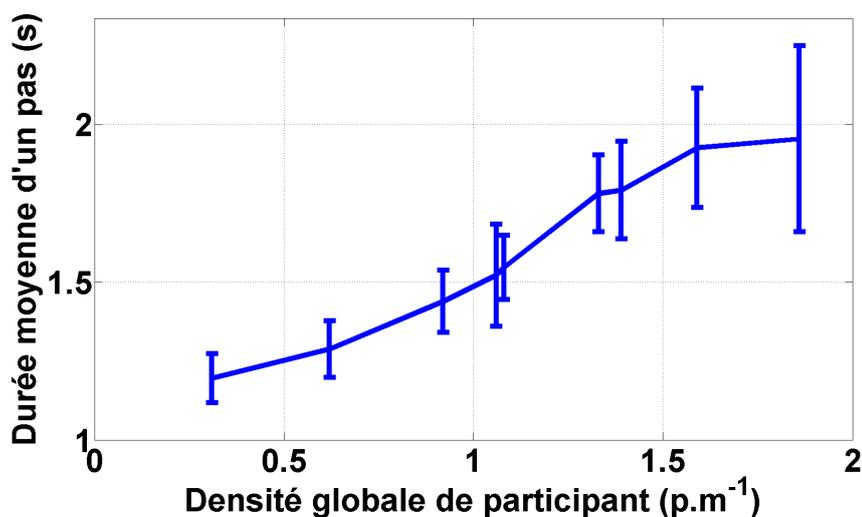


Figure 4.14 – Durée moyenne des pas et écart type en fonction de la densité globale.

Nous avons calculé le retard (ou l’avance) de chaque pas pour chaque participant par rapport au pas du participant précédent. L’histogramme Figure 4.16 montre la distribution de ce retard pour tous les pas observés. Ce retard est centré sur 0, pouvant suggérer une synchronisation des pas, mais l’éparpillement des données révèle que la synchronisation des pas n’est pas un phénomène omniprésent. Nous avons par ailleurs observé des différences de fréquences de pas entre les participants d’un même enregistrement, ce qui suggère à la fois une non synchronisation des pas mais souligne aussi la difficulté à étudier ce phénomène. De même, des études complémentaires devraient être menées pour valider ces premiers résultats. Enfin, des données de meilleure qualité permettraient probablement une étude plus approfondie de ce phénomène.

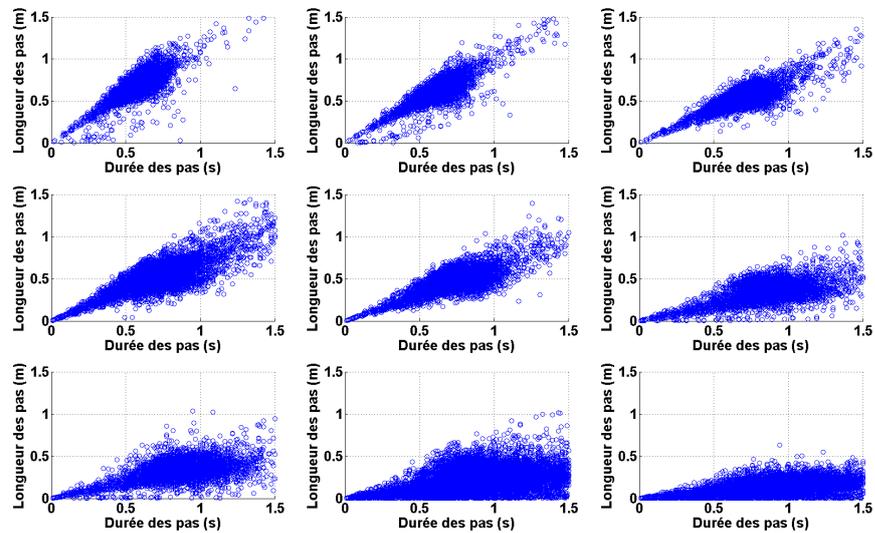


Figure 4.15 – Durée des pas en fonction de leur longueur par densité globale.

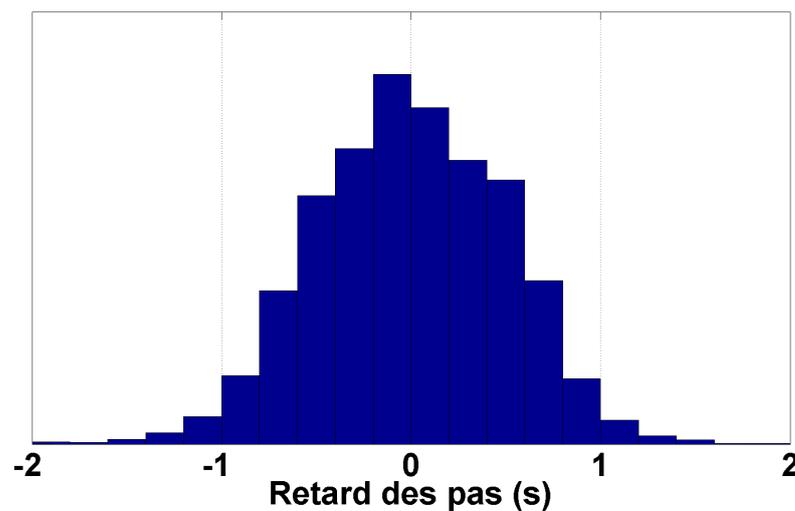


Figure 4.16 – Distribution du retard des pas par rapport au pas du participant précédent.

4.4 Discussion et Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les données obtenues à partir de l'expérience Cercle 1D. Cette analyse a été effectuée à la fois à l'échelle microscopique et à l'échelle macroscopique.

D'un point de vue microscopique, nous avons observé les corrélations entre différentes variables. Nous avons remarqué une corrélation entre la vitesse v et la distance Δp . Nous avons également remarqué une plus forte corrélation entre l'accélération a et la vitesse relative Δv , éventuellement divisée par la distance Δp . Nous avons également

observé un retard entre ces deux signaux et avons montré que la corrélation est encore améliorée si l'on déplace le signal Δv dans le temps.

D'un point de vue macroscopique, nous avons tout d'abord étudié la vitesse moyenne des participants en fonction de leur densité et avons pu comparer nos données avec plusieurs diagrammes fondamentaux présents dans la littérature. Nous avons également pu observer l'apparition de vagues de vitesses à partir d'une certaine densité et nous avons pu qualifier et quantifier leur vitesse de propagation et leur amortissement au cours du temps.

Nous avons également présenté une étude préliminaire sur les pas effectués par les participants. Nous nous sommes intéressés aux relations durée des pas/vitesse, longueur des pas/vitesse, et longueur des pas/durée des pas, ainsi qu'à la synchronisation des pas.

Modélisation et Calibrage

5

Table des matières

5.1	Modèle de suivi de piéton	65
5.2	Calibrage	66
5.2.1	Calibrage microscopique	66
5.2.2	Calibrage macroscopique	71
5.3	Rôle des paramètres	74
5.4	Discussion	74

Dans le chapitre précédent, nous proposons une analyse microscopique riche qui nous permet de décrire en détail le comportement d'un individu en fonction de celui qui le précède. Cette analyse est une base suffisante pour proposer un modèle de comportement de suivi et suggère un contrôle de l'accélération a en fonction de la distance Δp et de la vitesse relative Δv , hypothèse la plus pertinente. Dans ce chapitre, nous proposons un calibrage du modèle et son évaluation, à la fois à l'échelle microscopique en analysant en détail la trajectoire de l'individu, et à l'échelle macroscopique en observant le diagramme fondamental et les propriétés des vagues de "stop-&-go". Le calibrage microscopique a été réalisé en collaboration avec l'Institut de Mathématiques de Toulouse.

5.1 Modèle de suivi de piéton

A partir des résultats de l'analyse microscopique, nous proposons un modèle de contrôle en accélération fonction de la distance et de la vitesse relative. Dans la littérature, on retrouve ce type de modèle dans le domaine du trafic routier [AKMR02] comme présenté dans la section 1.3. Ainsi, nous modélisons le comportement de suivi par la loi suivante :

$$a(t) = C \cdot \Delta v(t - \tau) \cdot \rho^\gamma(t) \quad (5.1)$$

où $a(t)$ est l'accélération tangentielle instantanée, $\Delta v(t)$ la vitesse relative instantanée, τ un paramètre de retard, et ρ la densité locale ($\rho = 1/\Delta p$), qui est simplement l'inverse de la distance, C et γ des paramètres constants au cours du temps.

Comparé au modèle original d'Aw-Racle [AKMR02] les principales différences sont la non prise en compte du terme de relaxation et l'ajout d'un terme de retard sur la vitesse relative. Au niveau de l'analyse microscopique, nous avons en effet observé un

écart temporel entre l'accélération $a(t)$ et la vitesse relative $\Delta v(t)$. Par analogie à la perception humaine, nous admettons ici que la vitesse relative est perçue avec un retard, ce qui n'est pas sans fondement puisque la vitesse est dérivée comme une succession de distances perçues au cours du temps. En revanche, nous n'ajoutons pas de retard à la variable $\rho(t)$, ce qui revient à considérer la perception de distance comme instantanée. Nous justifions l'introduction du retard à partir de l'analyse microscopique (cf. 4.1.4) où nous observons une amélioration de la corrélation lorsque la vitesse relative est décalée dans le temps.

Dans ce modèle, nous choisissons de ne considérer que des valeurs de τ positives. Une valeur de τ négative correspond à de l'anticipation. A un instant t , notre modèle ne connaît pas l'état du système à un instant futur. De l'anticipation est néanmoins observée dans les données. Nous supposons que les participants prennent en compte dans certaines situations les mouvements des participants situés plusieurs places devant eux. Le modèle ne prend cependant pas en considération ce comportement.

Nous imposons également certaines limites aux agents. Ils se voient assignés une vitesse maximale $v_{max} = 1.3m.s^{-1}$ pour ne pas qu'ils puissent atteindre des vitesses qui sont au-delà des capacités de marche d'un humain. Nous leur empêchons également de faire marche arrière ; une vitesse négative est automatiquement affectée à $0m.s^{-1}$. Quelques vitesses négatives ont été observées dans les données réelles. Elles ne correspondent pas à un recul du participant mais elles sont dues aux mouvements de balancier des épaules lors de l'arrêt de celui-ci, les marqueurs étant placés sur les épaules et la tête. Enfin, notre modèle ne propose pas d'évitement explicite. On peut donc obtenir des distances très faibles. Nous forçons les piétons à ne pas être à moins d'une distance $d_{min} = 0.25m$ les uns des autres en assignant une vitesse nulle à un piéton si celui-ci se trouve à moins de $d_{min} = 0.25m$ de son prédécesseur.

5.2 Calibrage

5.2.1 Calibrage microscopique

5.2.1.1 Méthode

Nous calibrons les trois paramètres du modèle, C , γ et τ , à partir des données réelles. Nous développons une technique de calibrage spécifique suivant la procédure décrite ci-dessous.

1. *Lissage des données.* Nous calculons les quantités \bar{a} , $\bar{\Delta v}$, $\bar{\rho}$ moyennées sur une fenêtre temporelle mobile W définie comme suit : $W = [t_0, t_0 + T]$, où t_0 : va de 0 à $\pi - T$ par pas de $1/120s$ (π étant la durée de l'enregistrement, la durée T est empiriquement fixée à $T = 6,67s$, $120Hz$ est la fréquence d'acquisition des données).
2. *estimation de τ^* .* τ^* est l'écart temporel estimé dans les données réelles entre $a(t)$ et $\Delta v(t)$ qui maximise la corrélation croisée entre ces deux variables sur l'intervalle de temps W , alors que Δv est décalé dans le temps par rapport à a

d'une durée τ :

$$\tau^* = \arg \max(a(t) \star \Delta v(t + \tau)) \quad (5.2)$$

où $t \in W$, $\tau \in [-2; 3]s$ et \star est la corrélation croisée.

3. *Domaine de validité des données.* Nous considérons le piéton conforme au modèle (5.1) dans la fenêtre W si les conditions suivantes sont remplies :
 - (a) le retard τ^* est positif et inférieur à 3 secondes. Des retards négatifs ne sont pas pertinents pour notre modèle (comme expliqué dans la section 5.1, cela représenterait une anticipation) et une valeur de retard à une limite supérieure de l'intervalle de recherche n'est probablement pas optimale,
 - (b) la corrélation croisée entre a et Δv retardée par τ^* est au dessus d'un seuil empiriquement fixé à 0,667 dans notre étude.

Si les deux conditions a) et b) décrites ci-dessus sont remplies, les données correspondantes sont considérées comme valides par rapport à notre modèle. Dans ce cas, la constante $C' = \|a\|/\|\Delta v\|$ est alors considérée comme étant le facteur entre a et Δv avec un retard τ^* .

4. En principe, nous devrions avoir $C' = C \cdot \bar{\rho}^\gamma$ pour une variable de γ convenable. Pour estimer le paramètre γ , nous traçons pour l'ensemble des données valides de nos expériences la quantité C' en fonction de $\bar{\rho}$ et lui appliquons une loi de puissance par régression linéaire des logarithmes de ces quantités. Le résultat est montré Figure 5.1, en bas.

La valeur optimale est $\gamma = -0,514$, arrondie à $\gamma = -0.5$. La constante C est ensuite définie sur chaque fenêtre temporelle W par $C = C' / \bar{\rho}^{-0.5}$.

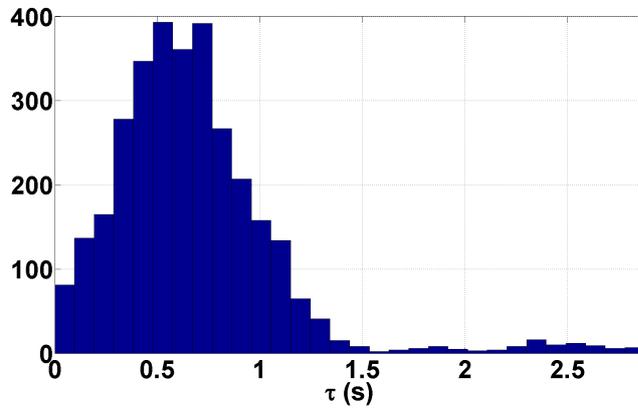
Les histogrammes des valeurs obtenues pour τ et C sont montrées Figure 5.1. Nous obtenons les valeurs de paramètres suivantes : $\tau^* = 0,68s$ (écart type : $0,42s$) et $C = 0,96m^{1/2}s^{-1}$ (écart type $0,40m^{1/2}s^{-1}$).

5.2.1.2 Évaluation

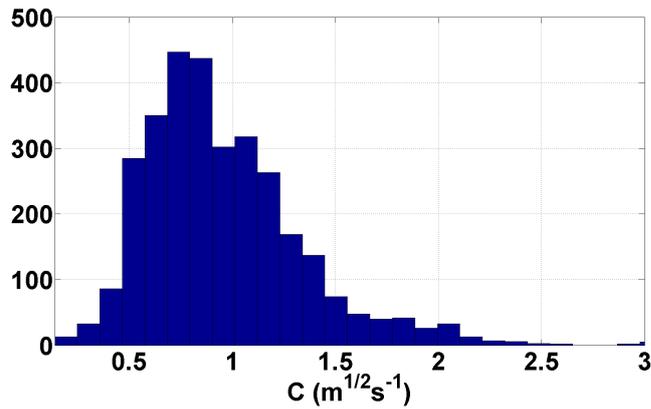
Nous avons calibré le modèle à l'échelle microscopique et observons qu'il est valide dans 76,3% des cas. Nous évaluons notre modèle et son calibrage à l'échelle macroscopique. Deux questions sont posées :

- Tout d'abord, les données simulées respectent-elles le diagramme fondamental ? C'est à dire, la vitesse moyenne des piétons simulés correspond-elle à celle des données réelles ?
- Ensuite, les vagues de "stop-&-go" sont-elles correctement reproduites ?

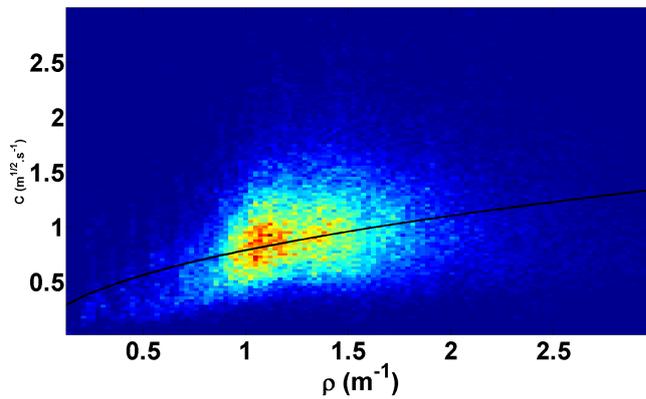
Nous préparons 52 conditions de simulations qui reproduisent les conditions initiales expérimentales de nos 52 enregistrements (la position des participants ainsi que leur vitesse). Chaque piéton se voit attribuer des valeurs de paramètres distribuées à partir des résultats du calibrage microscopique. La Figure 5.2 montre les trajectoires de piétons obtenues avec ces valeurs de paramètres distribuées. Nous observons qu'une simulation n'est pas reproductible et que le choix des paramètres agit fortement sur le comportement des piétons. Le comportement global est chaotique et peu conforme aux données réelles.



(a) Histogramme de la distribution du retard τ^* (retard moyen : $0,68s$, écart type $0,42s$)



(b) Histogramme de la distribution de la constante C (valeur moyenne : $0,96m^{1/2}s^{-1}$, écart type $0,40m^{1/2}s^{-1}$)



(c) Distribution de $\bar{\rho}$ et C' . Loi de puissance donnant la valeur optimale du paramètre γ .

Figure 5.1 – Résultats du calibrage microscopique.

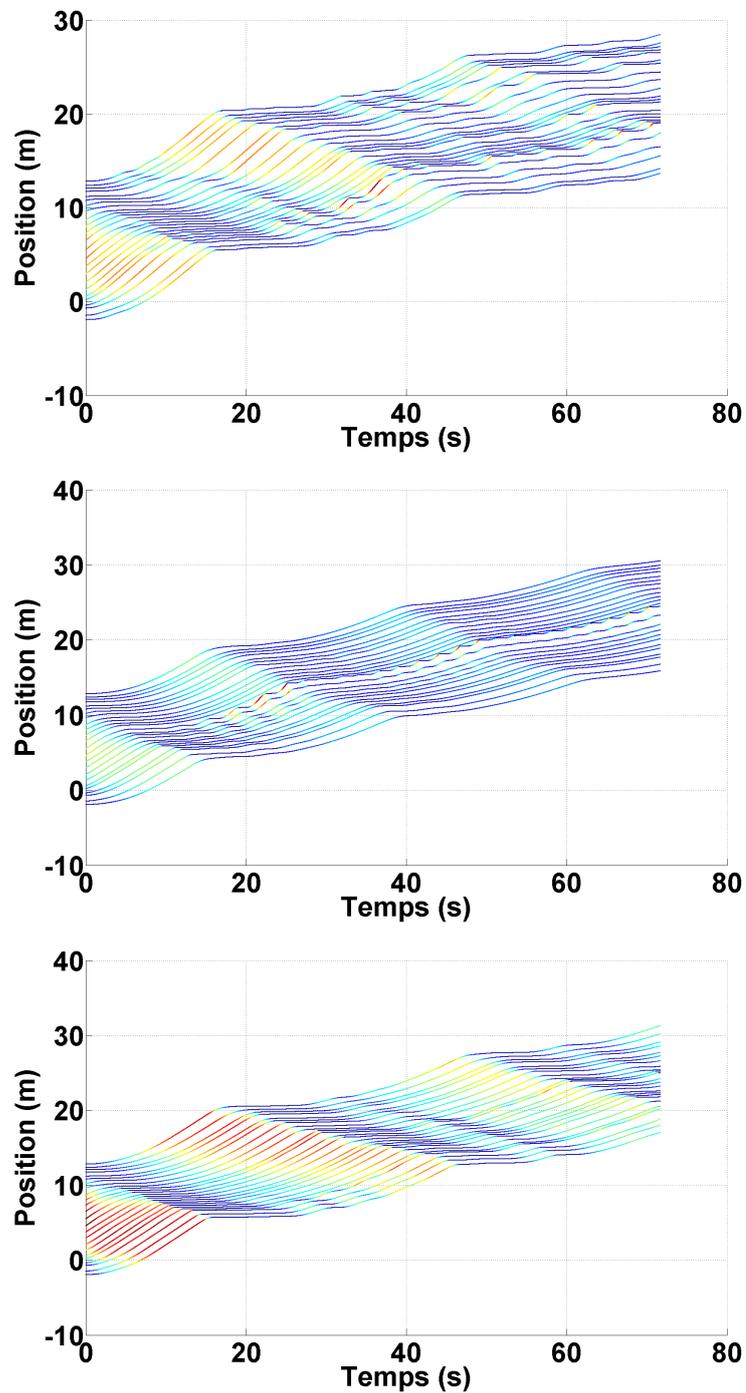


Figure 5.2 – 3 simulations lancées à partir des conditions de l’enregistrement n°25 (24 sujets, cercle intérieur, densité moyenne $1,59p.m^{-1}$, avec répartition homogène) avec des valeurs de paramètres distribuées obtenues par le calibrage microscopique. Ce tracé peut être directement comparé à celui de la Figure 4.9. Nous observons un comportement global chaotique et peu conforme aux données réelles.

Chaque piéton se voit alors attribuer les valeurs moyennes des paramètres $C = 0,96m^{1/2}s^{-1}$, $\tau = 0,68s$ et $\gamma = 0,5$.

En ce qui concerne le diagramme fondamental, la Figure 5.3 montre la vitesse moyenne des piétons simulés comparée à celles des participants lors des observations réelles et des études précédentes. Les résultats montrent une adéquation entre le modèle calibré et les données réelles, particulièrement pour des densités supérieures à $1p.m^{-1}$. Les tests de Wilcoxon sur les mesures regroupées par densité globale révèlent que les résultats des simulations et des données réelles sont similaires, sauf pour les situations où la densité est de $0,31p.m^{-1}$.

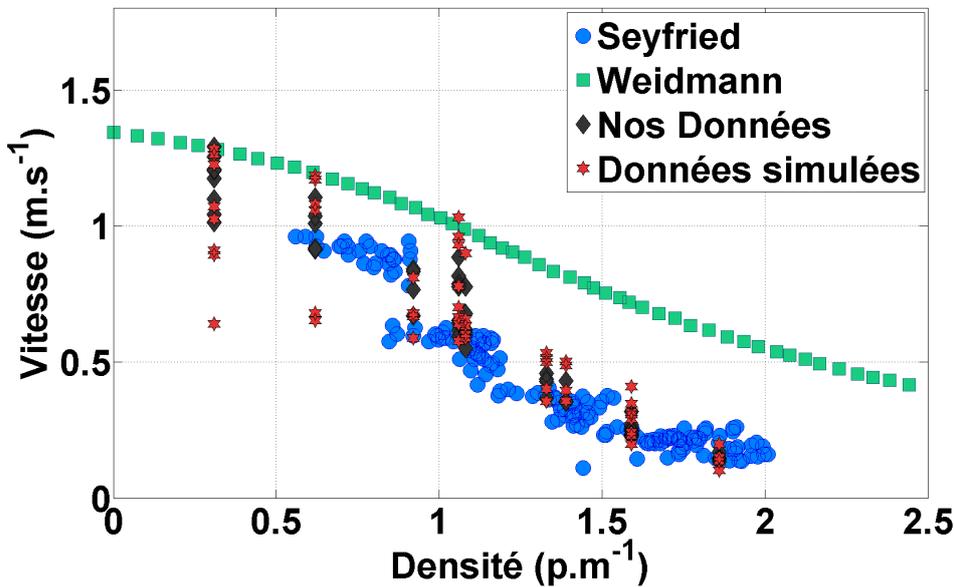


Figure 5.3 – Vitesse moyenne des sujets en fonction de la densité globale. Diagramme Fondamental des simulations réalisées à partir du calibrage microscopique, superposé à celui des données réelles et à ceux de Seyfried et Weidmann.

La Figure 5.4 montre les résultats de simulation à partir des conditions initiales de l'enregistrement n°25 (introduit Figure 4.9). Dans cet exemple, 24 sujets ont marché le long du cercle intérieur de notre dispositif expérimental, entraînant une densité moyenne de $1,59 ped.m^{-1}$, ils ont été placés initialement de manière homogène. Nous utilisons les premières mesures de leur position et de leur vitesse pour initialiser la simulation. Les trajectoires sont colorées en fonction de l'amplitude de la vitesse instantanée pour faciliter l'observation des vagues de "stop-&-go". On peut clairement observer que les vagues ne sont pas correctement reproduites car pas suffisamment amorties. Ceci est notamment dû à une valeur de τ trop importante comme présenté dans la section 5.3. On observe clairement que la vitesse des piétons est souvent fixée à $0m.s^{-1}$ à cause d'une distance trop faible via la règle empêchant les piétons de s'interpénétrer présentée section 5.1. Les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants. Une analyse détaillée révèle également une instabilité en utilisant les paramètres ainsi calibrés. Nous avons remarqué que des valeurs combinées entre C et τ amènent à de telles instabilités. La stabilité est obtenue quand $C.\tau < 0,5$.

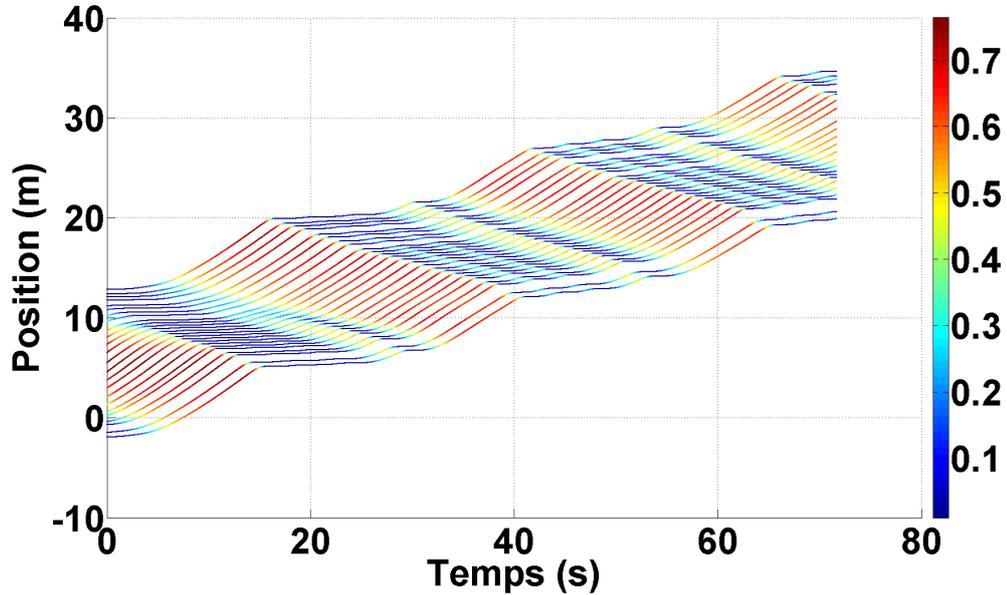


Figure 5.4 – Trajectoires individuelles d’une simulation lancée à partir des conditions de l’enregistrement n°25 (24 sujets, cercle intérieur, densité moyenne $1,59 \text{ p.m}^{-1}$, avec répartition homogène) avec les valeurs de paramètres moyennes obtenues par le calibrage microscopique. Ce tracé peut être directement comparé à celui de la Figure 4.9. Les vagues de vitesse ne sont pas correctement reproduites.

5.2.2 Calibrage macroscopique

5.2.2.1 Méthode

Le calibrage microscopique ne permettant pas de reproduire correctement les vagues de “stop-&-go”, nous optons pour un calibrage à l’échelle macroscopique. Nous nous inspirons de la méthode de vraisemblance maximum pour ce calibrage. Nous cherchons à minimiser l’écart entre les vitesses simulées et les vitesses réelles afin d’améliorer la reproduction des vagues de “stop-&-go”. Nous simulons pour chaque enregistrement tous les jeux de paramètres possibles pour :

- des valeurs de C allant de 0,8 à 1,5 par pas de 0,05,
- des valeurs de τ allant de 0 à 0,5 par pas de 0,05,
- des valeurs de γ allant de 0 à 1 par pas de 0,1.

Nous estimons ensuite pour chaque enregistrement le meilleur jeu de paramètres pour que l’écart total ϵ au sens des moindres carrés entre la vitesse simulée et la vitesse réelle soit minimum :

$$\epsilon = \sum_{t=0}^{t_{max}} \sum_{i=1}^{nb_piet} \sqrt{v_i^{simu}(t)^2 - v_i^{reel}(t)^2} \quad (5.3)$$

Nous obtenons les valeurs de paramètres moyennes suivantes : $C = 1,25 \text{ m}^{1/2} \text{ s}^{-1}$, $\tau = 0,15 \text{ s}$, $\gamma = 0,5$.

5.2.2.2 Évaluation

Nous évaluons ce nouveau calibrage de la même manière que pour le calibrage microscopique.

En ce qui concerne le diagramme fondamental, la Figure 5.5 montre la vitesse moyenne des piétons simulée comparée à celles des sujets lors des observations réelles et des études précédentes. Les résultats montrent également une adéquation entre le modèle calibré et les données réelles, particulièrement pour des densités supérieures à $1p.m^{-1}$. De même, les tests de Wilcoxon sur les mesures regroupées par densité globale révèlent que les simulations et les données réelles sont similaires, sauf pour les situations où la densité est de $0,31p.m^{-1}$.

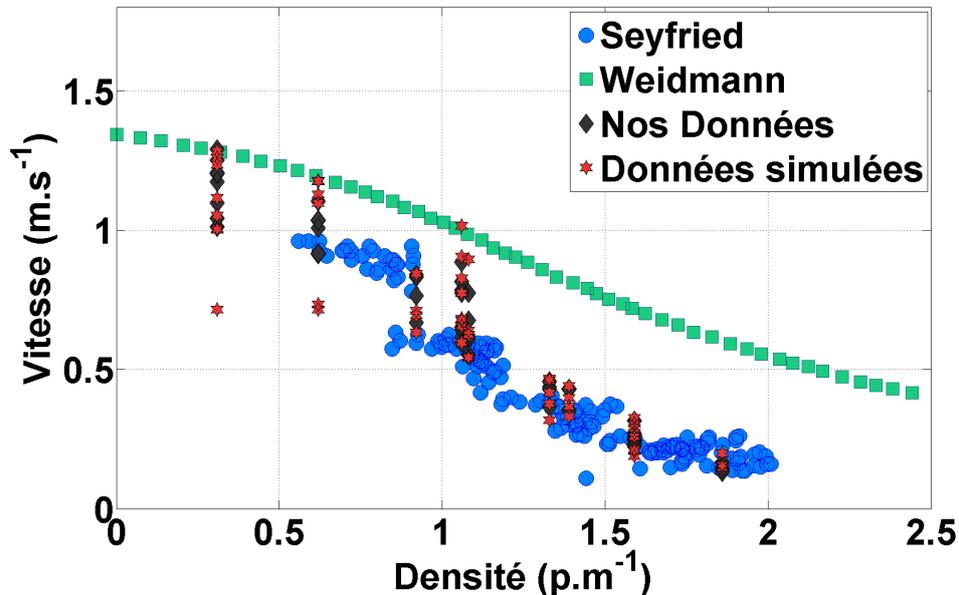


Figure 5.5 – Vitesse moyenne des sujets en fonction de la densité globale. Diagramme Fondamental des simulations réalisées à partir du calibrage macroscopique, superposé à celui des données réelles et à ceux de Seyfried et Weidmann.

La Figure 5.6 montre les résultats de simulation à partir des conditions initiales de l'enregistrement n°25, comme pour le calibrage microscopique. La propagation des vagues est ici bien reproduite. La vague s'amortit correctement et une transition vers un flux laminaire est observée : la vitesse moyenne converge vers une valeur de $0,304m.s^{-1}$ dans les données réelles, et de $0,270m.s^{-1}$ dans les données simulées. Les tables 4.1 et 5.1 fournissent respectivement les mesures de quelques enregistrements et des simulations correspondantes. La propagation des vagues de "stop-&-go" y est également comparée et des résultats similaires sont obtenus. L'effet d'amortissement est en général correctement reproduit. Cet effet d'amortissement qui a été analysé comme se comportant de manière assez chaotique (cf. Section 4.2.2) l'est également dans nos simulations.

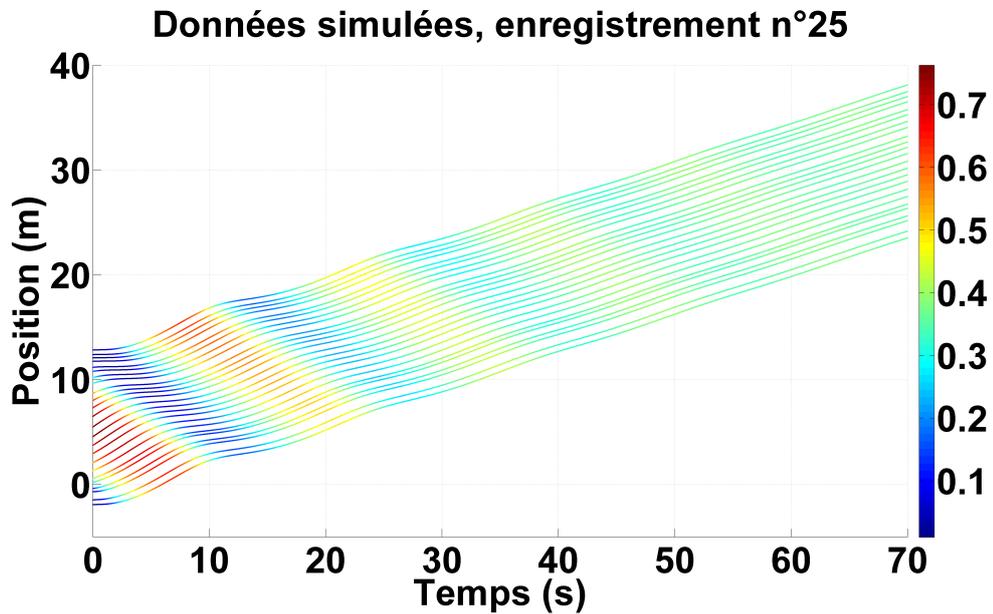


Figure 5.6 – Trajectoires individuelles d’une simulation lancée à partir des conditions de l’enregistrement n°25 (24 sujets, cercle intérieur, densité moyenne $1,59p.m^{-1}$, avec répartition homogène) avec les valeurs de paramètres moyennes obtenues par le calibrage macroscopique. Ce tracé peut être directement comparé à celui de la Figure 4.9.

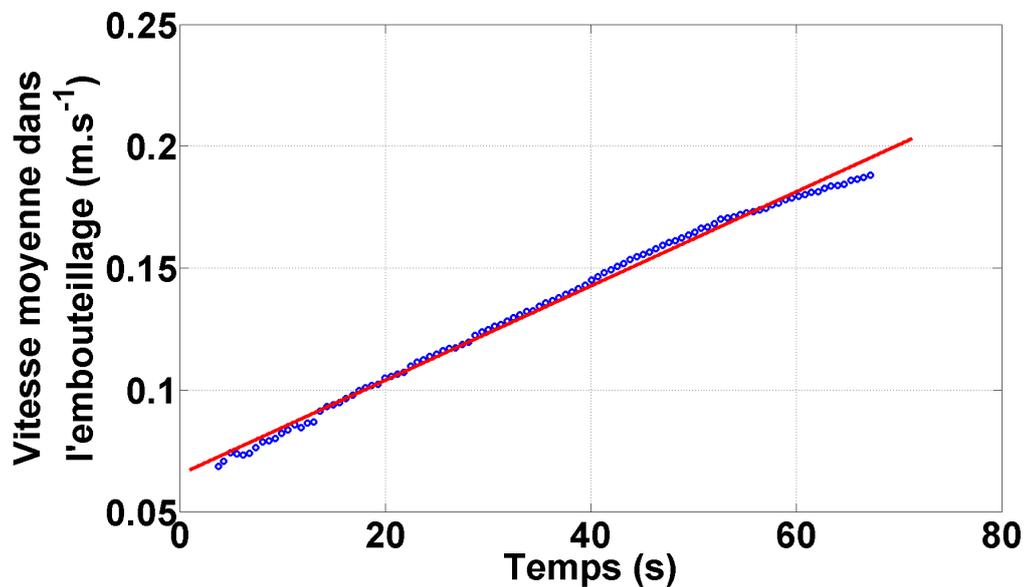


Figure 5.7 – Simulation lancée à partir des conditions de l’enregistrement n°25 avec les valeurs de paramètres obtenues par le calibrage macroscopique. Évolution de la vitesse moyenne pour chaque piéton à l’intérieur de l’embouteillage. Ce tracé peut être comparé à la Figure 4.10. Les résultats simulés sont plus “parfaits” car non bruités.

n° d'enregistrement	densité ($p.m^{-1}$)	\bar{v} ($m.s^{-1}$)	vitesse de début de vague ($m.s^{-1}$)	vitesse de fin de vague ($m.s^{-1}$)	amortissement ($m.s^{-2}$)
n°13	1,86	0,168	0,576	0,549	0,0004
n°25	1,59	0,270	0,748	0,718	0,0019
n°32	1,59	0,255	0,770	0,733	0,0003
n°35	1,59	0,223	0,792	0,762	0,0007
n°38	1,39	0,375	0,503	0,496	-0,0013

Table 5.1 – Résultats des analyses macroscopiques pour les simulations à partir des conditions initiales des enregistrements n°13,25,32,35 et 38 avec les valeurs de paramètres obtenues par le calibrage macroscopique.

5.3 Rôle des paramètres

Le modèle de suivi proposé est contrôlé par trois paramètres : C , τ et γ . La relation entre ces paramètres et le comportement local d'un piéton virtuel est relativement intuitive. C modifie la dynamique du piéton en agissant directement et de manière proportionnelle sur l'amplitude de l'accélération. τ est explicitement le temps de réaction du piéton. γ a plutôt tendance à modifier la distance entre les piétons en augmentant l'amplitude de l'accélération lorsque la distance diminue. La relation entre les valeurs des paramètres et les phénomènes macroscopiques observés est moins intuitive. Nous déterminons leur influence de manière empirique. La Figure 5.8 montre les résultats de simulation pour des valeurs de C et de τ différentes. C agit sur la vitesse de propagation des vagues de vitesse : plus C est faible, plus la propagation de la vague est lente ; inversement, plus C est élevé, plus la propagation de la vague est rapide. τ a un effet sur l'amortissement des vagues de vitesse : plus τ est faible, plus l'amortissement des vagues est important (une valeur de τ négative, correspondant à de l'anticipation et non considérée dans notre modèle provoquerait un amortissement encore plus important) ; inversement, plus τ est élevé, plus l'amortissement des vagues est faible. Pour des valeurs particulièrement élevées de τ , un effet d'amplification des vagues est même observé. L'effet de γ est plus difficile à déceler, il agit sur le diagramme fondamental, c'est à dire sur la vitesse moyenne des piétons mais les autres paramètres agissent également sur ce phénomène.

5.4 Discussion

Le calibrage macroscopique présenté ci-dessus semble être celui qui permette de reproduire au mieux les phénomènes observés alors que le calibrage microscopique y rencontre des difficultés. Nous retenons donc les valeurs obtenues par le calibrage macroscopique. Ceci révèle cependant combien le couplage microscopique/macroscopique est difficile. Cette question ouvre cependant des perspectives de travail très intéressantes.

Une première direction serait de retravailler la formulation du modèle. Le calibrage microscopique est effectué sur un sous-ensemble de données expérimentales que nous considérons comme valides conformément à l'étape 3, soit 76,3% de la quantité de

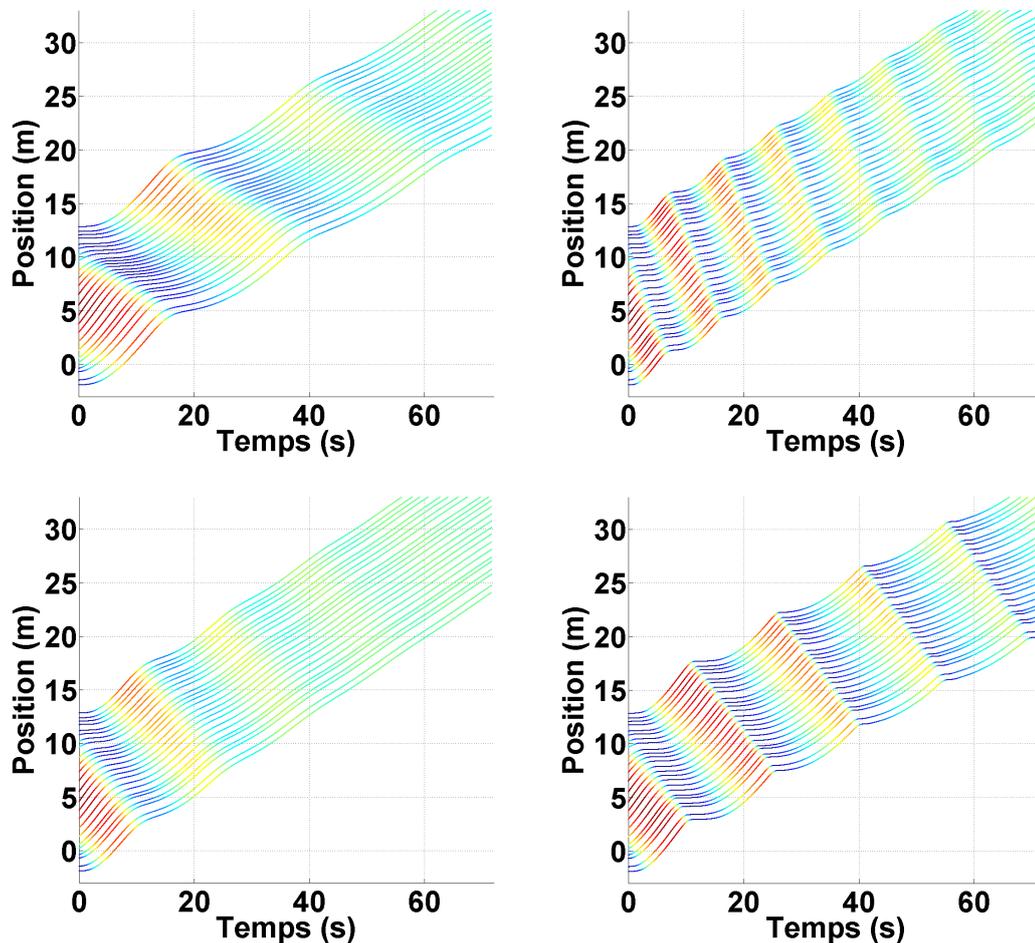


Figure 5.8 – Influence des paramètres C et τ . A partir des conditions initiales de l’enregistrement n°25, les simulations sont relancées avec une valeur de C faible (en haut à gauche), une valeur de C élevée (en haut à droite), une valeur de τ faible (en bas à gauche) et une valeur de τ élevée (en bas à droite).

données expérimentales selon ce critère. Devons-nous identifier comment les humains contrôlent leur mouvement dans les 23,7% restants ? Nous observons aussi une variance très élevée lors des résultats du calibrage microscopique. Ceci peut également expliquer les difficultés rencontrées par ce type de calibrage. Le problème d’instabilité mentionné est-il résolu par le comportement des marcheurs pendant ces phases hors du domaine de validité ? Il semble aussi que notre modèle soit davantage adapté à une certaine gamme de densités. L’ajout d’un terme de relaxation vers la vitesse désirée (déduite à partir du diagramme fondamental) comme dans le modèle original d’Aw et. al [AKMR02] décrit dans l’équation 1.5 pourrait peut-être palier à ce genre de problème. De plus, une corrélation assez faible est généralement observée lorsque Δv est proche de 0. L’accélération est pourtant elle aussi proche de 0. Il pourrait être intéressant d’utiliser un autre outil que la corrélation pour établir les relations de cause à effet entre ces différentes variables.

Une seconde direction serait de revoir la méthode de calibrage. Nous considérons γ comme étant constant et unique, cette hypothèse pourrait être reconsidérée. Il serait également intéressant d'explorer l'interdépendance des paramètres. Le comportement chaotique des vagues de "stop-&-go" souvent provoqué par quelques actions inattendues des participants limite cependant l'efficacité du calibrage macroscopique.

Enfin, il pourrait être intéressant de différencier les situations où la vitesse relative entre les deux piétons est positive de celles où elle est négative, c'est à dire lorsque l'obstacle se rapproche ou s'éloigne. L'absence de réaction dans le cas non-contraint (éloignement) ne provoque aucun danger : il n'y a aucune urgence pour ré-accélérer. Pour ces cas là, il conviendrait d'utiliser une valeur de γ différente, ce qui permettrait d'agir sur ce phénomène et d'empêcher une ré-accélération forte alors que la distance est faible. Il faudrait cependant ré-adapter les autres paramètres pour rester dans les mêmes domaines de vitesses.

Résultats

Table des matières

6.1 Comparaison	77
6.1.1 Comparaison avec le modèle de Reynolds	77
6.1.2 Comparaison avec le modèle d'Helbing	79
6.1.3 Comparaison avec le modèle des tangentes	80
6.2 Applications	80
6.2.1 Scénario 1 : File d'attente en serpent	82
6.2.2 Scénario 2 : Flux unidirectionnel en couloir	84
6.3 Discussion et conclusion	87

Le chapitre précédent nous fournit des premiers résultats à travers l'évaluation du calibrage de notre modèle sur les données réelles dans les conditions d'expérimentations. Nous avons évalué notre modèle par rapport à la réalité. Dans ce chapitre, nous évaluons notre modèle en le comparant à des modèles de la littérature dans les conditions expérimentales. Nous ouvrons aussi cette évaluation en proposant des situations plus variées et en simulant notre modèle et ceux de la littérature sur ces situations. Nous nous comparons à des modèles de suivi ainsi qu'à des modèles d'évitement pour démontrer l'intérêt de modéliser spécifiquement le comportement de suivi.

6.1 Comparaison

Notre modèle est conçu à partir d'une perspective microscopique. L'analyse microscopique suggère que notre modèle correspond davantage aux données microscopiques qu'un contrôle en vitesse pour maintenir une distance respectable entre les agents mais que cette dernière hypothèse demeure raisonnable.

6.1.1 Comparaison avec le modèle de Reynolds

Reynolds propose un tel contrôle en vitesse dans [Rey99]. Dans la loi de suivi "shadow" qu'il propose, l'agent suiveur "piste" un point virtuel appelé "point d'offset" placé à une certaine distance derrière l'agent suivi appelée "distance d'offset". Il propose ainsi une loi où la vitesse est fonction de la distance :

$$v(t+1) = v_{max} * \frac{d(t) - d_{offset}}{d_{ral}} \quad (6.1)$$

où $v(t + 1)$ est la vitesse de l'agent au temps $t + 1$, v_{max} sa vitesse de confort arbitrairement fixée à $1,3m.s^{-1}$, $d(t)$ sa distance avec l'agent situé devant lui à l'instant t , d_{offset} la distance d'offset et d_{ral} la distance à partir de laquelle le piéton commence à ralentir. Une règle supplémentaire impose $v(t+1) = v_{max}$ si $d(t) > d_{ral}$. Le paramètre d_{ral} agit sur la pente de la rampe qui permet à l'agent de ralentir de plus en plus lorsque l'agent se rapproche du point d'offset jusqu'à atteindre une vitesse nulle lorsque ce point est atteint.

Nous calibrons ce modèle en reprenant le calibrage macroscopique de propre modèle (cf. section 5.2.2) pour estimer les paramètres d_{max} , d_{offset} . Nous obtenons les valeurs de paramètres suivantes : $d_{offset} = 0,45m$ et $d_{ral} = 0,95m$.

La Figure 6.1 montre les résultats de la simulation de ce modèle à partir des conditions initiales de l'enregistrement n°25. Nous pouvons observer que les vagues de "stop-&-go" sont correctement reproduites avec ce modèle. Ce comportement est relativement prévisible du fait de la corrélation observée entre la vitesse et la distance présente dans le chapitre 4. En ce qui concerne le diagramme fondamental, la Figure 6.2 montre la vitesse moyenne des piétons simulée comparée à celles des sujets lors des observations réelles et des études précédentes. Cette figure montre une particularité du modèle de Reynolds : quelles que soient les conditions initiales une simulation sous des conditions identiques produit une vitesse moyenne des piétons virtuels identique. De plus, la densité ne semble pas être l'unique facteur qui détermine la vitesse moyenne des piétons dans ce modèle. En effet, la vitesse moyenne n'est pas systématiquement décroissante avec la densité.

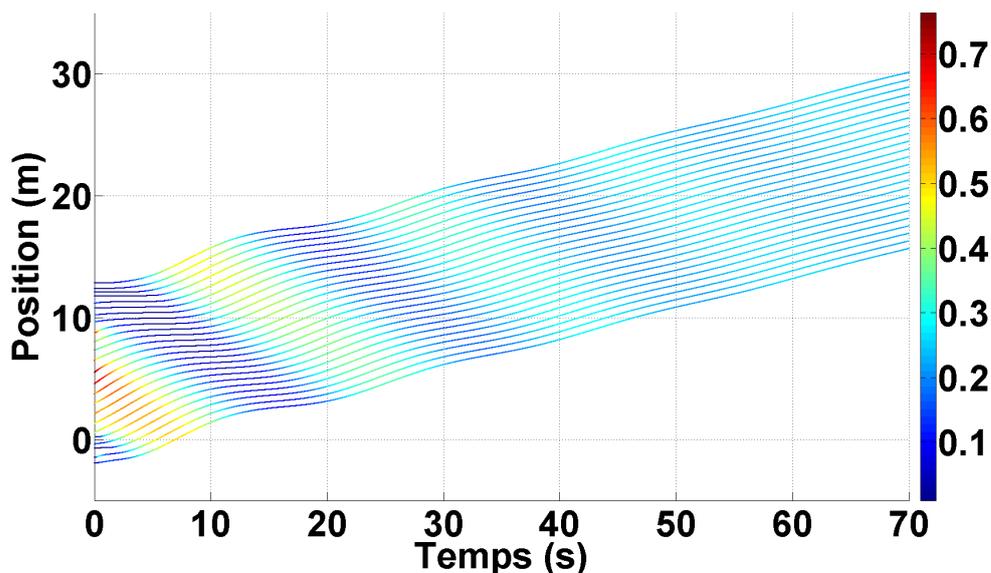


Figure 6.1 – Simulation lancée à partir des conditions de l'enregistrement n°25 avec le modèle de Reynolds. Ce tracé peut être directement comparé à celui de la Figure 4.9.

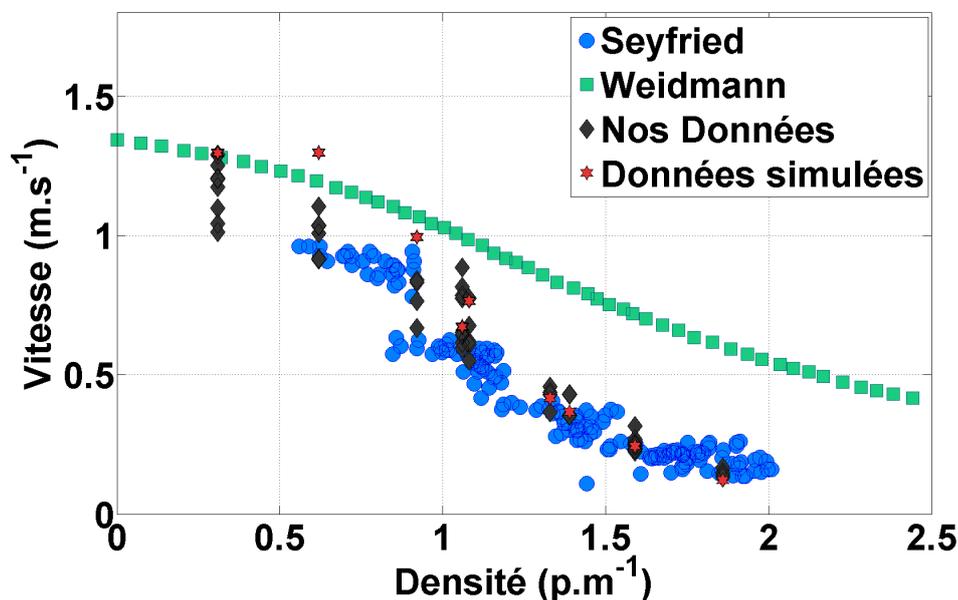


Figure 6.2 – Vitesse moyenne des sujets en fonction de la densité globale. Diagramme Fondamental des simulations réalisées à partir du modèle de Reynolds, superposé à celui des données réelles et à ceux de Seyfried et Weidmann.

6.1.2 Comparaison avec le modèle d’Helbing

Nous comparons également nos résultats à des modèles d’évitement de collision. En effet, le fait de suivre temporairement quelqu’un à cause d’un dépassement impossible peut être considéré comme de l’évitement de collision. De plus, ce sont en général des modèles d’évitement de collision qui sont utilisés en simulation de foule, et qui le sont donc aussi dans le cas plus précis de suivi d’individu.

Nous adaptons le modèle d’Helbing (cf. section 1.2) à notre cas 1D. Un agent est soumis à une seule force de répulsion : celle provenant de celui situé devant lui. Cette force est fonction de la distance et nous nous retrouvons avec un modèle où l’accélération est fonction de la distance au piéton situé devant lui :

$$a(t+1) = \frac{(v_{max} - v(t))}{\tau} + \frac{A * e^{\frac{r-d}{B}}}{m} \quad (6.2)$$

où le premier terme représente la force d’attraction vers l’avant et incite le piéton à avancer et le second terme représente la force de répulsion exercée par le piéton situé devant lui. $a(t+1)$ représente l’accélération du piéton à l’instant $t+1$, $v(t)$ sa vitesse à l’instant t , v_{max} sa vitesse de confort arbitrairement fixée à $1,3m.s^{-1}$ et τ un paramètre temporel. A est un paramètre de force, B un paramètre spatial, m la masse du piéton arbitrairement fixée à $80kg$, et r la somme des rayons des 2 piétons considérés (le piéton suiveur et le piéton suivi).

Nous calibrons aussi ce modèle en reprenant le calibrage macroscopique de notre propre modèle (cf. section 5.2.2) pour estimer les paramètres A , B , τ et r . Nous obtenons

les valeurs de paramètres suivantes : $A = 4500N$, $B = 0,13m$, $\tau = 0,2s$, et $r = 0,25m$.

La Figure 6.3 montre les résultats de la simulation de ce modèle à partir des conditions initiales de l'enregistrement n°25. Si des vagues de vitesse sont bien créées, leur comportement ne correspond pas à celui des données expérimentales. En effet, les piétons simulés marchent soit à une vitesse élevée, soit à une vitesse nulle. La règle qui empêche les collisions entre piétons en fixant leur vitesse à 0 est très souvent utilisée, le piéton virtuel ne réagissant que trop tard avec ce modèle. De plus, aucun effet d'amortissement des vagues n'est observé. Enfin, en ce qui concerne le diagramme fondamental, les vitesses moyennes des piétons simulés divergent avec nos données réelles.

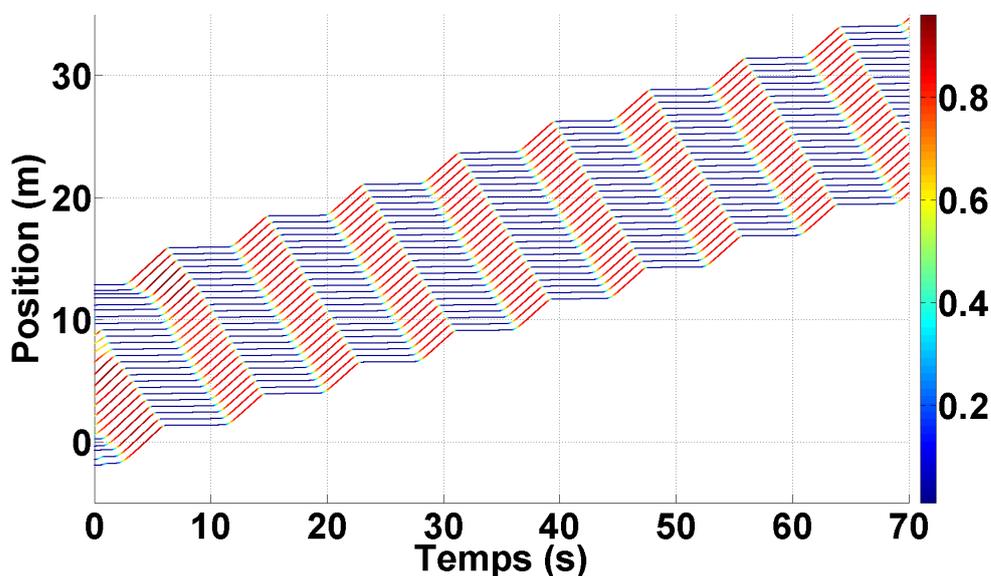


Figure 6.3 – Simulation lancée à partir des conditions de l'enregistrement n°25 avec le modèle d'Helbing. Ce tracé peut être directement comparé à celui de la Figure 4.9.

6.1.3 Comparaison avec le modèle des tangentes

Comme nous l'avons déjà mentionné, les valeurs de temps avant collision sont en général très élevées dans les tâches de suivi. Les piétons ont donc en général des valeurs trop élevées pour interagir avec le piéton situé devant eux et atteignent donc tous rapidement leur vitesse de confort comme l'illustre la Figure 6.5. Aucune interaction entre piétons n'apparaît.

6.2 Applications

Nous illustrons nos résultats en appliquant notre modèle à deux scénarios. Nous comparons à nouveau notre modèle à des modèles de la littérature à travers ces scénarios.

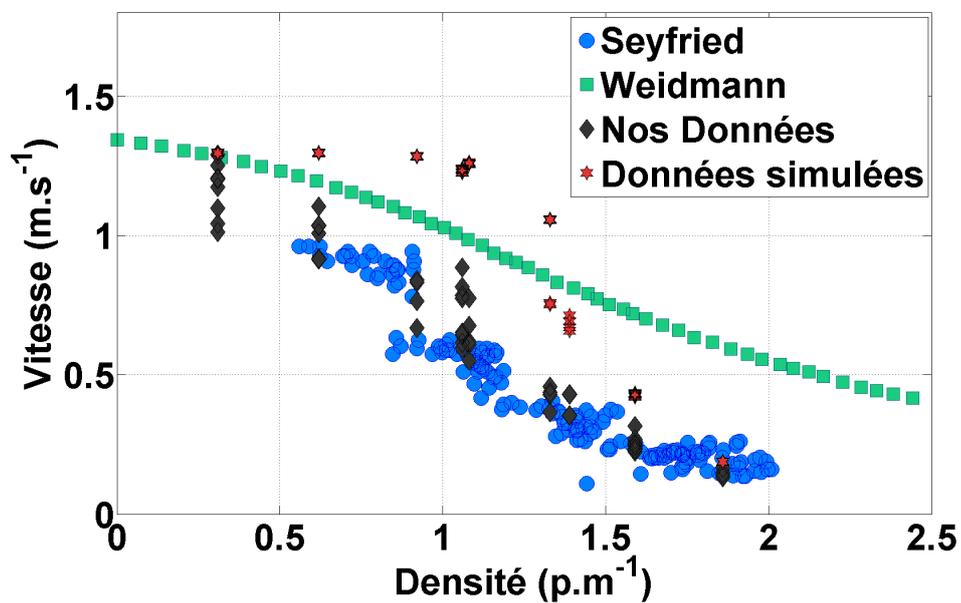


Figure 6.4 – Vitesse moyenne des sujets en fonction de la densité globale. Diagramme Fondamental des simulations réalisées à partir du modèle d’Helbing, superposé à celui des données réelles et à ceux de Seyfried et Weidmann.

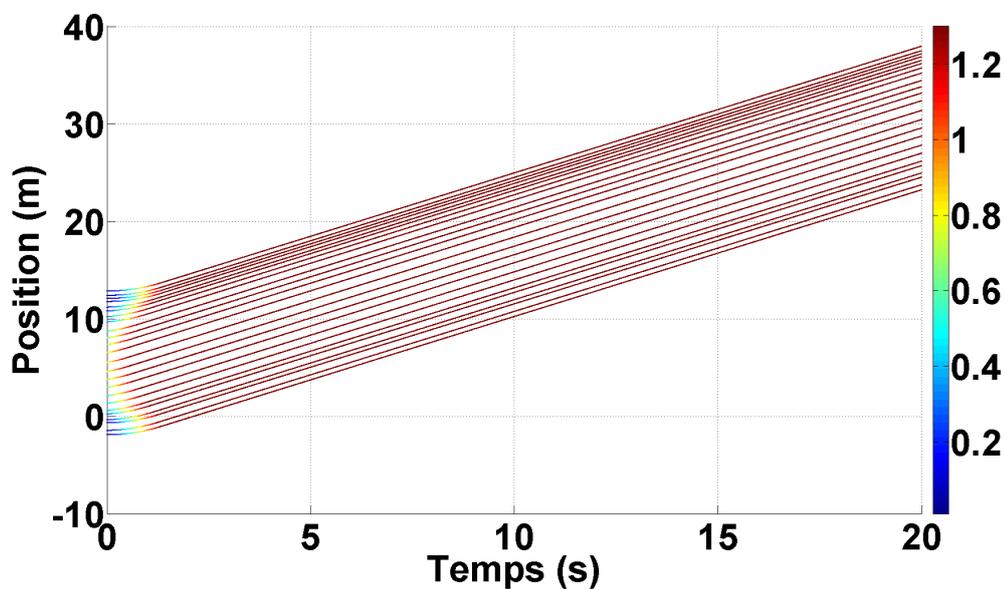


Figure 6.5 – Simulation lancée à partir des conditions de l’enregistrement n°25 avec le modèle des tangentes. Ce tracé peut être directement comparé à celui de la Figure 4.9.

6.2.1 Scénario 1 : File d’attente en serpent

6.2.1.1 Description

Ce scénario d’application reprend de manière assez proche les conditions de l’étude expérimentale. Nous simulons un grand nombre de piétons virtuels marchant en file indienne. Le début de la file est contrôlé en plaçant un point d’arrêt virtuel : le premier piéton doit s’arrêter à un endroit pendant un certain temps après lequel il peut avancer à sa vitesse de confort, laissant place au piéton suivant qui devra s’arrêter au même endroit et ainsi de suite. Nous générons ainsi des vagues de vitesse qui se propagent le long de la file. Nous plaçons les piétons virtuels en serpent pour permettre une meilleure vue de l’ensemble et rappeler les systèmes de files d’attente que l’on peut rencontrer dans de nombreuses situations réelles.

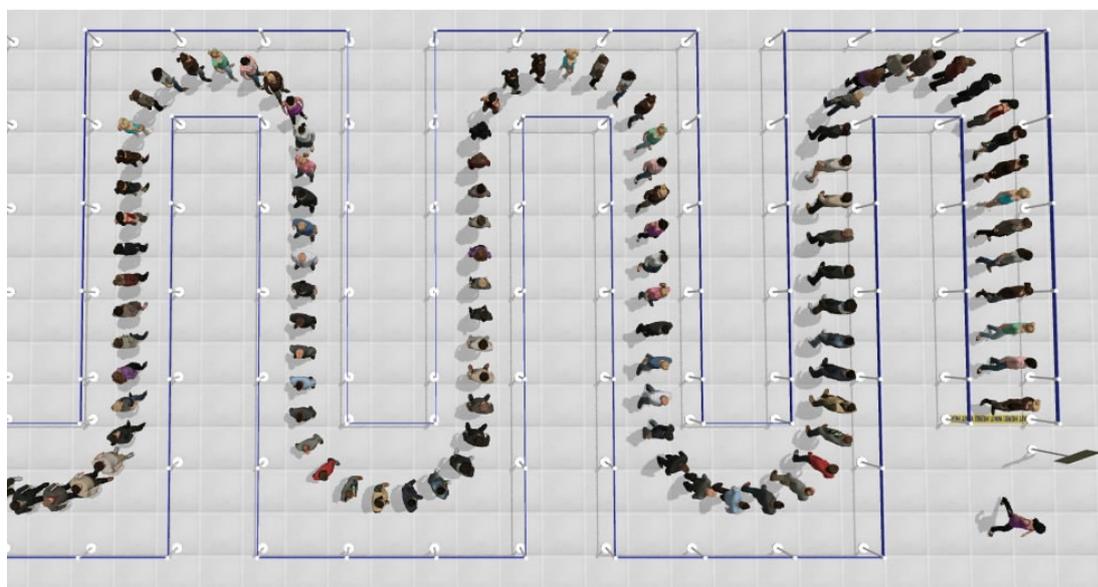


Figure 6.6 – Vue du dessus de l’animation de la file d’attente en serpent.

6.2.1.2 Résultats et Comparaison

La Figure 6.8 montre les trajectoires des piétons virtuels sur les 20 premiers mètres simulées à partir du modèle que nous proposons. Nous observons que dans cette situation, notre modèle reproduit également les vagues de “stop-&-go”, leur propagation ainsi que leur amortissement dans le temps et l’espace.

Les Figures 6.9 et 6.11 montrent respectivement les trajectoires des piétons virtuels sur les 20 premiers mètres simulées à partir du modèle de Reynolds et du modèle d’Helbing.

Le modèle de Reynolds produit également des vagues de “stop-&-go” qui s’amortissent plus rapidement, un ajustement du calibrage de l’un des modèles pourrait permettre d’obtenir des vagues similaires. En revanche, les piétons sont initialement posi-



Figure 6.7 – Vue du départ de l’animation de la file d’attente en serpent.

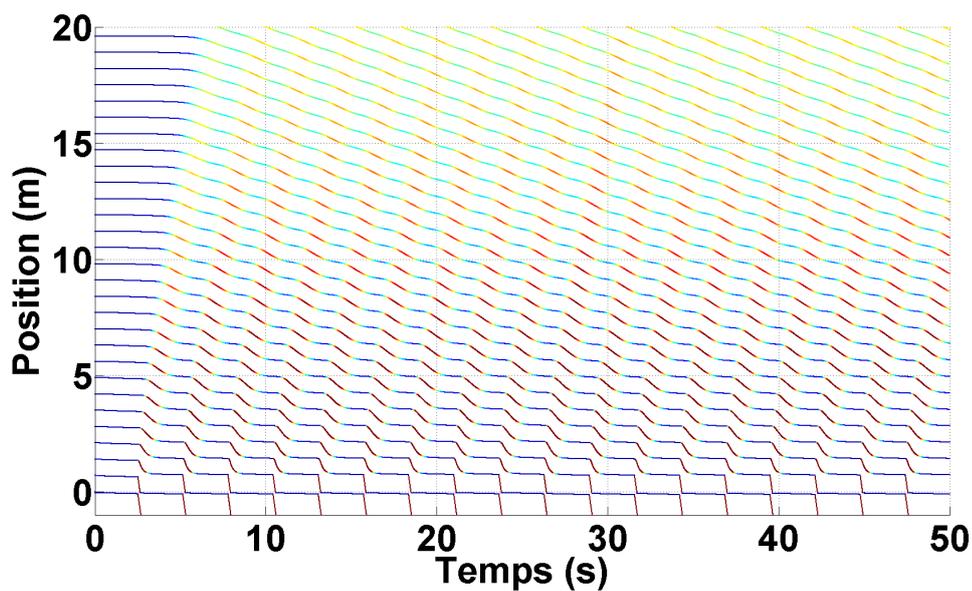


Figure 6.8 – Trajectoires des piétons virtuels sur les 20 premiers mètres d’un scénario de file d’attente simulées à partir de notre modèle.

tionnés à $0,7m$ les uns des autres. Le paramètre d_{offset} du modèle de Reynolds, calibré à une valeur de $0,45m$ à partir de nos données incitent les piétons virtuels à se situer à $0,45m$ les uns des autres. Tous les piétons commencent ainsi à avancer avant le départ du premier piéton pour se resserrer et se positionner à $0,45m$ les uns des autres. Inversement, si l’on positionne initialement les piétons à $0,3m$ les uns des autres comme illustré sur la Figure 6.10, aucun piéton n’avance tant que sa distance avec celui qui le précède n’est pas de $0,45m$. Seule une règle explicite fixant la vitesse minimale à

$0m.s^{-1}$ empêche les piétons de faire marche arrière.

Il en est de même pour le modèle d’Helbing où tous les piétons se positionnent à une distance définie par le paramètre r , calibré à $0,25m$. De plus, on observe le même phénomène de déplacement en escalier que celui décrit section 6.1.2.

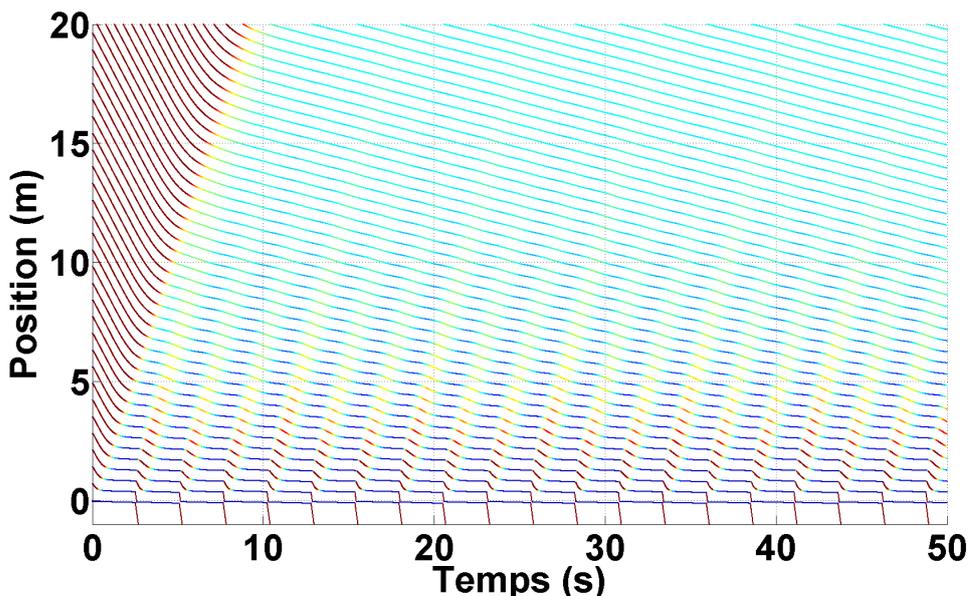


Figure 6.9 – Trajectoires des piétons virtuels sur les 20 premiers mètres d’un scénario de file d’attente simulées à partir du modèle de Reynolds.

6.2.2 Scénario 2 : Flux unidirectionnel en couloir

6.2.2.1 Description

Ce scénario d’application simule un trafic unidirectionnel dans un couloir. Nous y étendons la formulation de notre modèle à un contrôle de mouvement à 2 dimensions. Nous modélisons le trafic piétonnier comme un trafic autoroutier multi-voies, à la différence que les voies ne sont pas strictement définies. Les piétons sont représentés par des cercles de rayon $r = 0,4m$.

La composante longitudinale de la vitesse (celle du sens de marche, c’est à dire l’axe du couloir) est contrôlée par notre modèle : chaque agent suit l’agent situé immédiatement devant lui. Un agent est considéré devant un autre si et seulement s’il se situe (c’est à dire son centre) dans un rectangle de largeur $4r$ ($2r$ de chaque côté de l’agent, $1r$ pour l’agent courant + $1r$ pour l’agent éventuellement devant, l’autre piéton étant considéré comme suffisamment sur le côté au-delà de cette distance) et de longueur $1.5m$ comme illustré Figure 6.12. Au-delà de cette distance, l’agent éventuellement situé devant est considéré comme trop loin pour que le piéton adapte sa vitesse en fonction. Il cherche alors à atteindre progressivement sa vitesse maximale v_{max} en utilisant son accélération maximale $a_{max} = 1m.s^{-2}$: $v(t + 1) = v(t) + a_{max} * \Delta t$. Si la valeur obtenue par le modèle est supérieure à sa vitesse maximale, alors il marche à sa

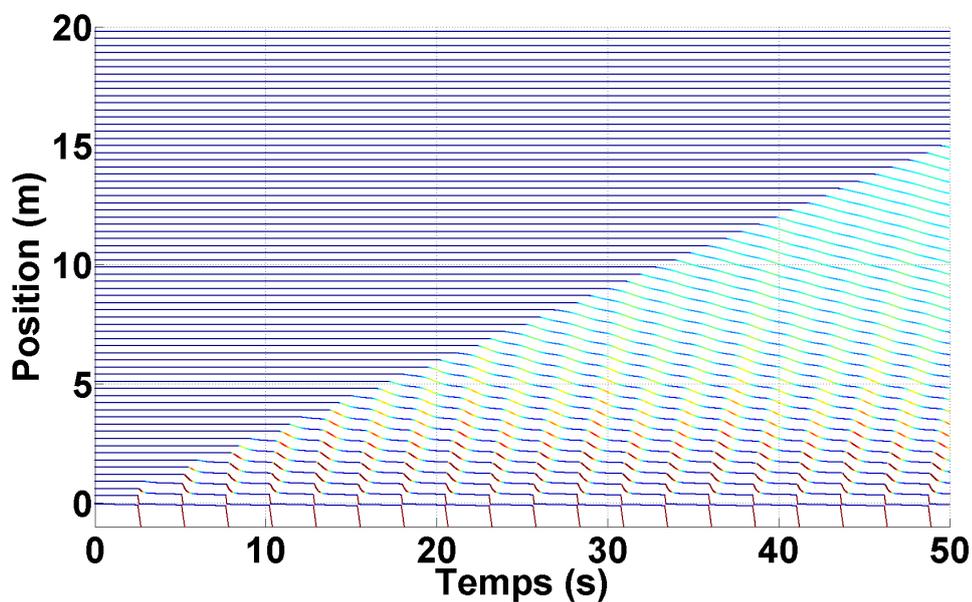


Figure 6.10 – Trajectoires des piétons virtuels sur les 20 premiers mètres d'un scénario de file d'attente simulées à partir du modèle de Reynolds. La distance initiale entre les piétons a été réduite.

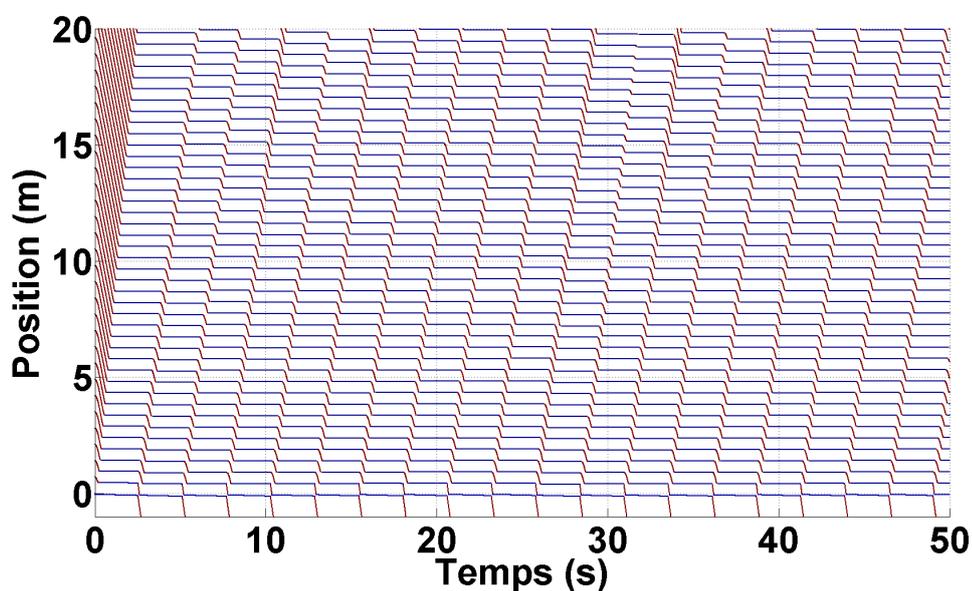


Figure 6.11 – Trajectoires des piétons virtuels sur les 20 premiers mètres d'un scénario de file d'attente simulées à partir du modèle d'Helbing.

vitesse maximale. Pour éviter d'avoir des piétons marchant tous à la même vitesse, on utilise une distribution normale des vitesses v_{max} pour chaque agent dont la moyenne est de $1,2m.s^{-1}$ et l'écart type de $0,2m.s^{-1}$.

La composante latérale de la vitesse est contrôlée par une règle simple : si un agent

suit un autre agent dont la vitesse est inférieure à sa vitesse maximale, il va chercher à le dépasser afin de pouvoir marcher sans contrainte. Il y a deux dépassements possibles : le dépassement par la droite et le dépassement par la gauche. Si l'agent est situé plutôt à droite (respectivement à gauche) de l'agent qu'il suit, il va d'abord chercher à le dépasser par la droite (respectivement par la gauche). S'il n'y a pas assez d'espace pour dépasser d'un côté, il va chercher à le dépasser par l'autre côté. Si l'agent ne peut dépasser ni d'un côté ni de l'autre, il va continuer de suivre l'agent situé immédiatement devant lui sans effectuer de mouvement latéral. On estime qu'il y a suffisamment d'espace pour dépasser d'un côté à partir de la méthode suivante (illustrée Figure 6.13 :

- On vérifie tout d'abord qu'aucun mur n'est situé à $3r$ de l'agent situé devant du côté du dépassement, en deçà, l'espace pour dépasser est considéré comme insuffisant.
- On déplace virtuellement l'agent de manière latérale et dans le sens envisagé du dépassement à une distance latérale de $2r$ de l'agent situé devant. On considère que l'agent ainsi déplacé disposerait de suffisamment d'espace pour dépasser l'agent situé devant lui. Il convient alors de vérifier qu'aucun autre agent ne gênerait le dépassement.
- Si et seulement si le rectangle de largeur $4r$ ($2r$ de chaque côté de l'agent virtuellement déplacé) et de longueur la distance entre l'agent et celui qu'il suit est vide, alors l'agent dispose de suffisamment d'espace pour dépasser.

Si l'agent dispose de suffisamment d'espace pour dépasser d'un côté, alors sa vitesse latérale augmente progressivement dans ce sens en utilisant son accélération maximale $a_{max} = 1m.s^{-2}$.

6.2.2.2 Résultats et comparaison

Nous avons simulé 225 piétons marchant dans un couloir de 10 mètres de large et de 30 mètres de long pour une densité moyenne de $0,75p.m^{-2}$. Nous avons “bouclé” ce couloir afin de pouvoir faire durer la simulation à l'infini : un piéton en fin de couloir s'adapte à la vitesse des éventuels piétons en début de couloir, lorsqu'il arrive à la fin du couloir, il réapparaît au début du couloir. Nous avons comparé l'extension de notre modèle à différents modèles d'évitement de collision, ceux-ci étant généralement ceux utilisés pour simuler ce genre de cas. Nous avons simulé cette situation avec notre modèle, le modèle original d'Helbing [HFV00], le modèle des tangentes [POO⁺09] et le modèle RVO [vdBLM08]. Seul notre modèle est capable de reproduire des vagues de “stop-&-go” 6.14 qui se propagent et s'amortissent comme nous avons pu l'observer dans notre analyse. Le modèle d'Helbing (cf. Figure 6.15) produit une répartition uniforme des piétons dans l'espace. Les deux modèles géométriques (cf. Figures 6.16 et 6.17), et en particulier le modèle RVO, conduisent néanmoins à des distributions de piétons anormales avec des agglomérations de piétons et des zones plus clairsemées.

A travers l'ajout d'une règle simple, nous proposons une extension de notre modèle à des cas plus généraux et démontrons l'amélioration qu'il propose en terme de réalisme par rapport à des modèles d'évitement. Nous montrons ici l'intérêt de désambiguïser la tâche d'évitement et de suivi dans des circulations unidirectionnelles de groupes d'individus comme dans les couloirs. Des phénomènes globaux différents émergent à

partir d'interactions locales de nature différente.

6.3 Discussion et conclusion

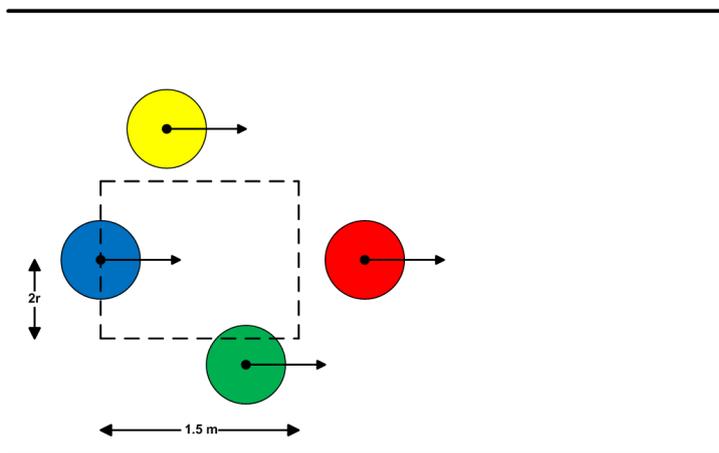
Dans ce chapitre, nous avons évalué notre modèle en le comparant directement avec d'autres modèles de la littérature sur les données réelles acquises, puis sur deux scénarios d'applications : une file de piétons en serpentif et un flux unidirectionnel de piétons en couloir.

En simulant d'autres modèles de la littérature sur les données expérimentales, nous obtenons les résultats suivants :

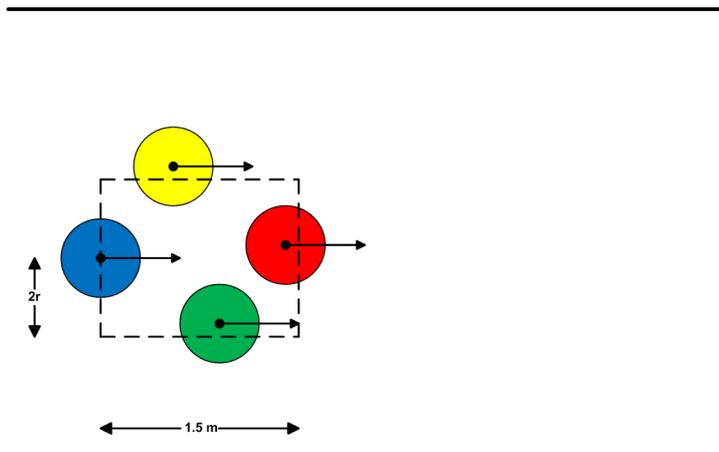
- Le modèle de Reynolds reproduit fidèlement les vagues de “stop-&-go” mais engendre une vitesse moyenne identique pour une situation donnée quelque soient les conditions initiales.
- Le modèle d'Helbing reproduit également les vagues de “stop-&-go” mais celles-ci ne sont pas amorties. De plus, de brusques changements de vitesse sont observés chez les piétons et leur vitesse moyenne ne correspond pas au diagramme fondamental.
- Le modèle des tangentes, basé temps avant collision, ne produit aucune interaction entre les piétons car la valeur du temps avant collision est trop élevée lors d'une situation de suivi.

Dans l'application “file de piétons en serpentif”, notre modèle reproduit bien des vagues de vitesses qui s'amortissent le long de la file. Le modèle d'Helbing produit des vagues qui ne s'amortissent pas et provoquent de brusques changements de vitesse. Enfin, le modèle de Reynolds semble n'être adapté qu'à une densité spécifique définie par l'un de ses paramètres.

Dans l'application “flux unidirectionnel de piétons en couloir”, notre modèle reproduit une vague de vitesse qui se propage et s'amortit le long du couloir. Nous nous comparons ici à des modèles d'évitement qui sont généralement utilisés pour ce type de simulation. Aucun de ces modèles ne reproduit de vague de vitesse.



(a) Le piéton bleu ne suit aucun piéton car aucun piéton n'est situé dans le rectangle. En effet, les piétons jaune et vert sont suffisamment décalés pour le laisser passer : leur centre est situé à une distance latérale supérieure à $2r$ ($r_{bleu} + r_{jaune}$ ou $r_{bleu} + r_{vert}$). Le piéton rouge est quant à lui situé trop loin du piéton sur l'axe longitudinal.

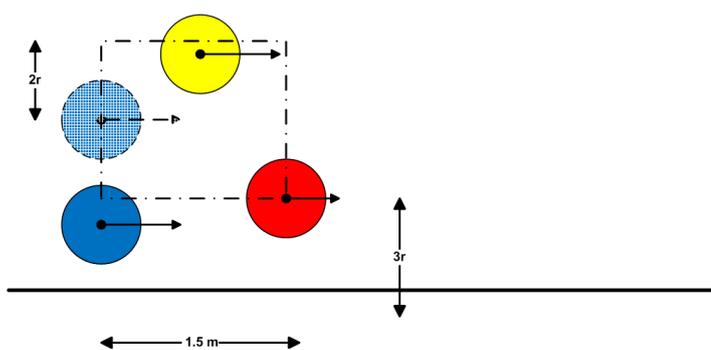


(b) Le piéton jaune est suffisamment décalé pour laisser passer le piéton bleu : son centre est situé à une distance latérale supérieure à $2r$. Les centres des piétons vert et rouge sont situés à l'intérieur du rectangle. Le piéton vert est plus proche que le piéton rouge sur l'axe longitudinal. Le piéton bleu suit donc le piéton vert.

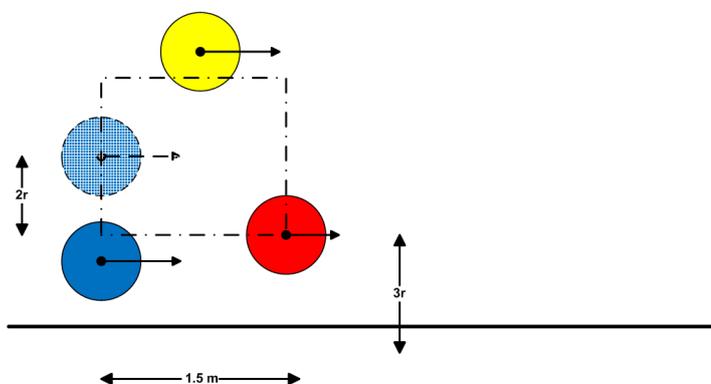
Figure 6.12 – Illustration de la règle de suivi de piéton

Figure 6.13 – Illustration de la règle de dépassement. Le piéton bleu suit le piéton rouge et souhaite le doubler. Le piéton bleu est situé plus à droite que le piéton rouge et on envisage prioritairement un dépassement par la droite. Le piéton bleu ne peut dépasser le piéton rouge par la droite car le piéton rouge est trop près du mur : il y a moins de $3r$ entre le piéton rouge et le mur ($1r$ pour le côté droit du piéton rouge et $2r$ pour le piéton bleu entier). On déplace donc virtuellement et de manière latérale le piéton bleu à $2r$ à gauche du piéton rouge pour étudier la possibilité d'un dépassement par la gauche.

(a) Le piéton jaune est situé à moins de $2r$ du piéton bleu virtuel. Le piéton bleu ne peut pas dépasser. Sa vitesse latérale reste nulle.



(b) Le piéton jaune (son centre) est situé à plus de $2r$ du piéton bleu virtuel. Aucun piéton ne se situe à l'intérieur du rectangle. Le piéton bleu peut donc dépasser par la gauche. Sa vitesse latérale augmente de $a_{max} * \Delta t$ dans ce sens.



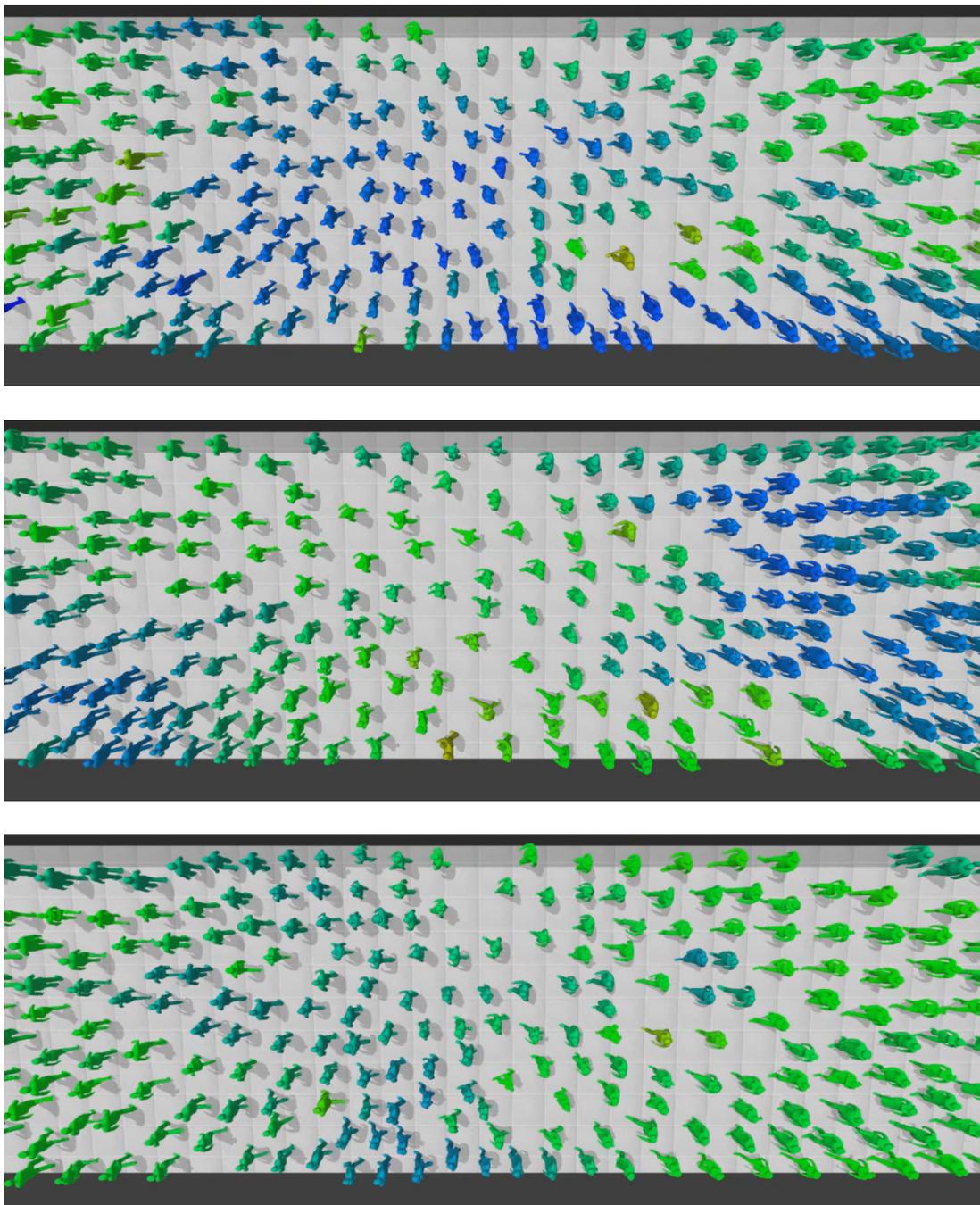


Figure 6.14 – Vue du dessus de l’animation du flux unidirectionnel en couloir. Propagation et amortissement de la vague de “stop-&-go” simulée par notre modèle dans le couloir. Les piétons sont coloriés en fonction de leur vitesse. La vague est ainsi représentée par la zone où les piétons ont des couleurs bleutées. On peut observer sa propagation et son amortissement.

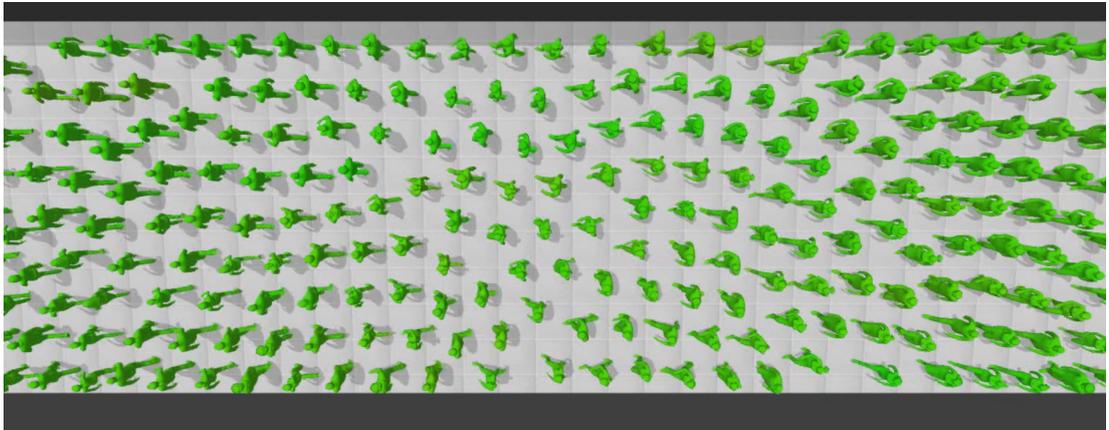


Figure 6.15 – Vue du dessus de l’animation du flux unidirectionnel en couloir. Simulation du scénario couloir en utilisant le modèle d’Helbing. Les piétons sont coloriés en fonction de leur vitesse.

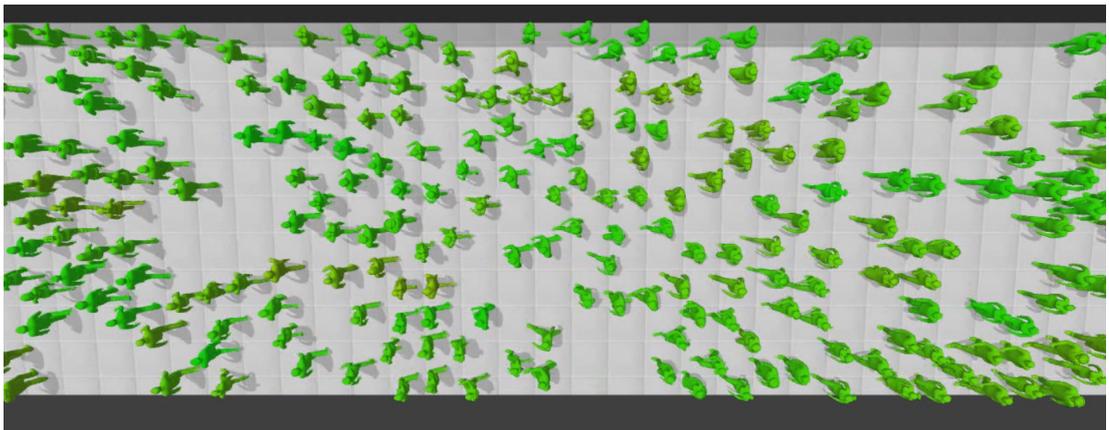


Figure 6.16 – Vue du dessus de l’animation du flux unidirectionnel en couloir. Simulation du scénario couloir en utilisant le modèle RVO. Les piétons sont coloriés en fonction de leur vitesse.

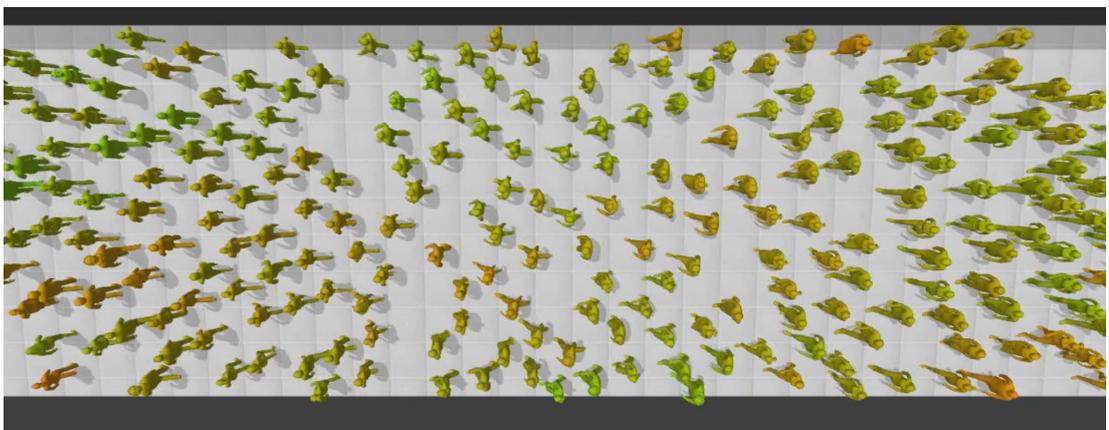


Figure 6.17 – Vue du dessus de l’animation du flux unidirectionnel en couloir. Simulation du scénario couloir en utilisant le modèle des tangentes. Les piétons sont coloriés en fonction de leur vitesse.

Conclusion

Dans cette thèse, nous nous sommes principalement intéressés à l'étude de flux de piétons unidirectionnels. Après avoir défini et réalisé un protocole expérimental sur ce type de trafic, nous avons analysé les données cinématiques acquises puis proposé un modèle d'interaction de suivi. Nous avons calibré ce modèle sur nos données expérimentales et l'avons comparé à d'autres modèles de la littérature. Dans cette conclusion, nous faisons un rappel des contributions apportées dans cette thèse puis discutons des perspectives qu'ouvrent ce travail.

Rappel des contributions

Campagne expérimentale

Dans le cadre du projet ANR Pedigree, nous avons mené durant cette thèse une série d'expérimentations portant sur l'étude des foules de piétons. Nous nous sommes intéressés à l'étude des interactions locales entre piétons et à l'émergence de phénomènes macroscopiques particuliers. Ces expérimentations ont plus particulièrement porté sur :

- le trafic bidirectionnel dans un couloir et la formation de files de piétons
- l'oscillation de flux de piéton à un passage de porte
- les phénomènes de friction à la jonction de deux flux opposés de piétons
- la formation de vortex au croisement de plusieurs flux de piétons
- les interactions entre seulement deux ou trois piétons
- l'apparition de vagues de “stop-&-go” à l'intérieur de flux unidirectionnels relativement denses.

Dans cette thèse, nous nous sommes plus particulièrement intéressés à cette dernière étude.

Méthode de reconstruction de données

L'acquisition de données cinématiques sur des foules de piétons via des moyens de capture de mouvements est, à notre connaissance, une nouveauté, les précédentes études expérimentales utilisant des moyens optiques pour acquérir ces données cinématiques. Plusieurs problèmes sont cependant apparus :

- l'occultation de marqueurs, rendant la reconstruction manuelle longue,
- le calcul d'une position globale à partir de données de marqueurs incomplètes,

- le calcul d’une position globale à partir de données de marqueurs incomplètes, les disparitions totales de piétons à forte densité.

Nous avons ainsi proposé :

- une méthode permettant de reconstruire automatiquement la trajectoire des marqueurs
- une méthode pour calculer la position globale d’un sujet à partir de données de marqueurs incomplètes
- une méthode d’interpolation adaptée à notre étude.

Analyse expérimentale

Nous avons analysé les données cinématiques acquises à la fois à l’échelle microscopique et à l’échelle macroscopique. D’un point de vue microscopique nous avons étudié différentes variables cinématiques et avons observé une corrélation significative entre la vitesse d’un piéton et la distance avec le piéton qui le précède et une corrélation plus importante entre l’accélération d’un piéton et sa vitesse relative avec le piéton qui le précède ainsi qu’avec le quotient de la vitesse relative par la distance. Nous avons également observé que cette corrélation est accrue de manière significative si on considère que la vitesse relative est perçue avec un retard. D’un point de vue macroscopique, nous avons étudié la vitesse globale des piétons en fonction de la densité et observé l’apparition de vagues de “stop-&-go” à certaines densités. Nous avons déterminé les conditions d’émergence de ces vagues et quantifié leur puissance et leur amortissement.

Modélisation

A partir des résultats de l’analyse expérimentale, nous avons proposé un modèle d’interaction de suivi de piéton contrôlant l’accélération d’un piéton en fonction de sa vitesse relative et de sa distance avec celui qui le précède. Nous avons calibré ce modèle à partir des données réelles. Ce modèle s’appuie sur les résultats de notre analyse microscopique et reproduit les phénomènes macroscopiques que nous avons observés.

Validation

Nous avons validé notre modèle en le comparant à d’autres modèles de la littérature. Nous proposons deux scénarios d’application : une application directe avec un scénario de file d’attente et une extension avec un scénario de flux unidirectionnel dans un couloir. Nous remarquons la capacité de notre modèle à y reproduire correctement les vagues de “stop-&-go”. Nous comparons également notre modèle à des modèles précédemment proposés à travers ces deux scénarios.

Discussion et perspectives

Utilisation de la motion capture pour l'étude des foules

L'utilisation de moyens de capture de mouvements dans l'étude des foules de piétons présente plusieurs avantages : une précision accrue des données, la possibilité d'avoir des informations sur la démarche, la possibilité d'augmenter la surface expérimentale en utilisant plusieurs caméras et une méthode de reconstruction des données 3D efficace. Notre expérience quant à l'utilisation de cet outil nous permet désormais d'affirmer qu'elle présente un certain nombre d'avantages mais qu'elle nécessite des conditions d'enregistrement optimales. En effet, de bonnes conditions d'éclairage et l'absence d'éléments réfléchissant (à l'exception des marqueurs) sont naturellement obligatoires. De plus, un positionnement des caméras à la verticale des sujets aurait très probablement permis de diminuer fortement les occultations de marqueurs et d'éviter ainsi un traitement difficile des données. L'environnement expérimentale avec une hauteur de plafond relativement basse ne permet à une caméra que d'avoir un champ de vision restreint, l'utilisation d'un nombre conséquent de caméras serait donc requis.

Analyse

L'étude sur la fréquence, la longueur et la synchronisation des pas est une étude préliminaire. Des études complémentaires devraient être réalisées afin de valider les résultats que nous obtenons.

Une corrélation significative a été observée entre différentes variables. Une certain nombre de données ne présentent pas de corrélation. Il serait intéressant de déterminer les causes de l'absence de corrélation sur ces données afin d'expliquer plus profondément l'interaction de suivi chez les piétons.

Le phénomène d'amortissement des vagues de "stop-&-go" a été présenté comme relativement chaotique. Une étude plus approfondie pourrait permettre de déterminer les conditions d'amortissement d'une vague. Le bruit des données expérimentales, provoqué par la composante aléatoire du comportement des sujets pourrait expliquer l'absence d'amortissement et la réapparition des vagues de "stop-&-go". Des événements extérieurs ou l'état émotionnel des individus pourraient être pris en compte afin d'expliquer ce type de phénomène.

Calibrage

Comme présenté dans la section 5.4, le calibrage de notre modèle présente plusieurs points de discussion. Les deux méthodes de calibrage proposées présentent des résultats différents. Le calibrage microscopique échoue dans la reproduction fidèle des vagues de "stop-&-go". Il n'est pas prouvé que le calibrage macroscopique soit le meilleur possible, celui-ci cherche à minimiser l'erreur sur la vitesse, nous ne pouvons affirmer pour autant qu'il maximise la reproduction des vagues de vitesses. Une méthode de calibrage plus

adaptée, si elle existe, pourrait permettre de reproduire les vagues de manière encore plus réaliste.

Le couplage entre la modélisation microscopique et macroscopique reste une question ouverte mais présente des perspectives intéressantes. La formulation du modèle pourrait être retravaillée afin de prendre en considération davantage de données. Une variance élevée des résultats d'analyse peut également expliquer cette divergence entre les deux méthodes de calibrage présentées.

Compte tenu des résultats d'analyse à faible densité, ce modèle ne peut être valide que pour un certain intervalle de densités dont la borne inférieure se situe autour de $1p.m^{-1}$. En dessous de cette valeur, le comportement de marche dans une tâche de suivi semble être beaucoup moins contraint.

Une autre direction serait d'étudier l'unicité des valeurs de paramètres. Nous prenons, dans le cas de notre étude, des valeurs uniques pour tous les piétons, il pourrait être intéressant d'utiliser des valeurs différentes non seulement entre piétons mais aussi des valeurs différentes au cours du temps pour un même piéton. Une certaine attention doit cependant être apportée au choix de ces valeurs pour ne pas obtenir des comportements incohérents.

Enfin il pourrait être intéressant de différencier les cas où la vitesse relative est positive et celle où elle est négative. Une valeur de vitesse relative positive suggère une marche sans contrainte, notamment lorsque la distance est relativement élevée. L'interdépendance des paramètres pourrait également être étudiée.

Extension et loi de commande tangentielle

Le deuxième scénario d'application suggère d'intéressantes perspectives quant à l'utilisation d'un modèle de suivi dans un système de simulation de foule. Nous avons prouvé à travers ce scénario qu'un modèle de suivi permet de simuler de manière plus réaliste les flux unidirectionnels qui peuvent émerger comme les files de piétons par exemple. A travers une loi d'évitement simple, nous avons démontré qu'il est possible d'incorporer ce modèle à des systèmes de gestion de comportement de plus haut niveau, où l'interaction de suivi serait un des comportements possibles du système. Reynolds [Rey99] propose déjà ce type d'approche en présentant diverses lois de comportement.

De plus, ce modèle pourrait également être considéré comme une loi de commande tangentielle d'un modèle d'évitement. Certains modèles proposent en effet de séparer le traitement de l'accélération normale et de l'accélération tangentielle. D'autres études expérimentales devraient être menées pour valider cette proposition et calibrer ou adapter le modèle que nous proposons pour le transformer en loi de commande tangentielle.

Publications relatives à ces travaux

- [CFD⁺12] O. Chabiron, J. Fehrenbach, P. Degond, M. Moussaïd, J. Pettré, and S. Lemerrier. Lane detection in pedestrian motion and entropy-based order index. In *First International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (ICPRAM 2012)*, 2012.
- [JARLP12] A. Jelic, C. Appert-Rolland, S. Lemerrier, and J. Pettré. Properties of pedestrians walking in line : Fundamental diagrams. *Phys. Rev. E*, 85 :036111, 2012.
- [LJH⁺11] S. Lemerrier, A. Jelic, J. Hua, J. Fehrenbach, P. Degond, C. Appert-Rolland, S. Donikian, and J. Pettré. Un modèle de suivi réaliste pour la simulation de foules. *Revue Electronique Francophone d'Informatique Graphique*, 5, 2011.
- [LJK⁺12] S. Lemerrier, A. Jelic, R. Kulpa, J. Hua, J. Fehrenbach, P. Degond, C. Appert-Rolland, S. Donikian, and J. Pettré. Realistic following behaviors for crowd simulation. In *Eurographics'2012 : Computer Graphics Forum*, volume 31, pages 489–498. Blackwell Publishing Ltd, 2012.
- [LMM⁺11] S. Lemerrier, M. Moreau, M. Moussaïd, G. Theraulaz, S. Donikian, and J. Pettré. Reconstructing motion capture data for human crowd study. In *Motion in Games*, pages 365–375. 2011.
- [MGM⁺12] M. Moussaïd, E. G. Guillot, M. Moreau, J. Fehrenbach, O. Chabiron, S. Lemerrier, J. Pettré, C. Appert-Rolland, P. Degond, and G. Theraulaz. Traffic instabilities in self-organized pedestrian crowds. *PLoS Comput Biol*, 8(3) :e1002442, 2012.

Bibliographie

- [ABW06] G. Antonini, M. Bierlaire, and M. Weber. Discrete choice models of pedestrian walking behavior. *Transportation Research Part B : Methodological*, 40 :667 – 687, 2006. [13](#)
- [AKMR02] A. Aw, A. Klar, T. Materne, and M. Rascle. Derivation of continuum traffic flow models from microscopic follow-the-leader models. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 63 :pp. 259–278, 2002. [20](#), [65](#), [75](#)
- [Arc79] J. Archea. The evacuation of non-ambulatory patients from hospital and nursing home first : A framework for a model. Technical report, National Bureau of Standards, Center for Building Technology, National Engineering Laboratory, Washington DC, 1979. [9](#)
- [Bie03] M. Bierlaire. Behavioral dynamics for pedestrians. In *10th International Conference on Travel Behavior Research*, 2003. [8](#)
- [BKSZ01] C. Burstedde, K. Klauck, A. Schadschneider, and J. Zittartz. Simulation of pedestrian dynamics using a two-dimensional cellular automaton. *Physica A Statistical Mechanics and its Applications*, 295 :507–525, June 2001. [11](#), [12](#)
- [BLA03] O. B. Bayazit, J.-M. Lien, and N. M. Amato. Better group behaviors in complex environments using global roadmaps. In *ICAL 2003 : Proceedings of the eighth international conference on Artificial life*, pages 362–370, Cambridge, MA, USA, 2003. MIT Press. [8](#)
- [BMdOB03] A. Braun, S. R. Musse, L. P. L. de Oliveira, and B. E. J. Bodmann. Modeling individual behaviors in crowd simulation. *Computer Animation and Social Agents, International Conference on*, 0 :143, 2003. [19](#)
- [Bri94] W. Brilon. A new german capacity manual. *The Second International Symposium on Highway Capacity*, pages 152–164, 1994. [23](#)
- [CC07] N. Courty and T. Corpetti. Crowd motion capture. *Comput. Animat. Virtual Worlds*, 18(4-5) :361–370, 2007. [18](#)
- [CH05] J. Chai and J. K. Hodgins. Performance animation from low-dimensional control signals. *ACM Trans. Graph.*, 24 :686–696, 2005. Proceedings of SIGGRAPH 2005. [38](#)
- [Che04] S. Chenney. Flow tiles. In *SCA '04 : Proceedings of the 2004 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation*, pages 233–242, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland, 2004. Eurographics Association. [9](#)

- [CR05] R. M. Colombo and M. D. Rosini. Pedestrian flows and non-classical shocks. *Mathematical Methods in the Applied Sciences*, 28 :1553–1567, September 2005. [9](#)
- [Daa03] W. Daamen. Research on pedestrian traffic flow in the netherlands. 2003. [8](#)
- [DH03] W. Daamen and S. P. Hoogendoorn. Qualitative results from pedestrian laboratory experiments. In *Pedestrian and evacuation dynamics*, pages 121–132, 2003. [22](#), [24](#), [21](#), [23](#)
- [Don04] S. Donikian. *Modélisation, contrôle et animation d'agents virtuels autonomes évoluant dans des environnements informés et structurés*. Documents d'habilitation, 2004. [4](#), [5](#)
- [DT02] J. Dijkstra and H. Timmermans. Towards a multi-agent model for visualizing simulated user behavior to support the assessment of design performance. *Automation in Construction*, 11 :135 – 145, 2002. [11](#)
- [DU03] K. Dorfmüller-Ulhaas. Robust optical user motion tracking using a kalman filter. Technical report, Universitätsbibliothek der Universität Augsburg, 2003. [38](#)
- [Fah94] R. F. Fahy. Exit89 : An evacuation model for high-rise buildings. model description and example applications. In *International Association for Fire Safety Science. Fire Safety Science. Proceedings. 4th International Symposium*, pages 656–668, 1994. [8](#)
- [Faj07] B. R. Fajen. Affordance-based control of visually guided action. *Ecological Psychology*, 19 :383–410, 2007. [20](#)
- [Feu00] F. Feurtey. Simulating the collision avoidance behavior of pedestrians. Master's thesis, University of Tokyo, School of Engineering, 2000. [16](#)
- [FGGL03] L. Filippidis, E. Galea, S. Gwynne, and P. Lawrence. Simulating the interaction of pedestrians with wayfinding systems. In *Proc 2nd Int Pedestrian and Evacuation Dynamics Conference*, pages 39–50, 2003. [8](#)
- [FJ95] W. E. Feinberg and N. R. Johnson. Firescap : A computer simulation model of reaction to a fire alarm. *The Journal of Mathematical Sociology*, 20(2-3) :247–269, 1995. [8](#)
- [Fru71] J. J. Fruin. Pedestrian planning and design. *New-York : Metropolitan association of urban designers and environmental planners, Inc*, 1971. [23](#)
- [FS98] P. Fiorini and Z. Shillert. Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles. *International Journal of Robotics Research*, 1998. [16](#)
- [FWTK03] B. R. Fajen, W. H. Warren, S. Temizer, and L. P. Kaelbling. A dynamical model of visually-guided steering, obstacle avoidance, and route selection. *Int. J. Comput. Vision*, 54(1-3) :13–34, 2003. [17](#), [21](#), [20](#)
- [GCC⁺10] S. J. Guy, J. Chhugani, S. Curtis, P. Dubey, M. Lin, and D. Manocha. Pedestrians : a least-effort approach to crowd simulation. In *Proceedings*

- of the 2010 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation, 2010. 16
- [GCK⁺09] S. J. Guy, J. Chhugani, C. Kim, N. Satish, M. Lin, D. Manocha, and P. Dubey. Clearpath : highly parallel collision avoidance for multi-agent simulation. In *SCA '09 : Proceedings of the 2009 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*, pages 177–187, New York, NY, USA, 2009. ACM. 16
- [Gib86] J. Gibson. *The Ecological Approach to Visual Perception*. Lawrence Erlbaum Associates Inc, US, 1986. 17
- [GKM⁺01] S. Goldenstein, M. Karavelas, D. Metaxas, L. Guibas, E. Aaron, and A. Goswami. Scalable nonlinear dynamical systems for agent steering and crowd simulation. *Computers & Graphics*, 25 :983 – 998, 2001. 13
- [Gol] Golaem. Golaem crowd. 8
- [HB03] S. Hoogendoorn and P. H. Bovy. Simulation of pedestrian flows by optimal control and differential games. *Optimal Control Applications and Methods*, 24 :153–172, 2003. 14
- [Hen71] L. Henderson. The statistics of crowd fluids. *Nature*, 229 :381–383, 1971. 9
- [HFFW06] W. H. Huang, B. R. Fajen, J. R. Fink, and W. H. Warren. Visual navigation and obstacle avoidance using a steering potential function. *Robotics and Autonomous Systems*, 54 :288 – 299, 2006. 17, 21, 20
- [HFP⁺00] L. Herda, P. Fua, R. Plänklers, R. Boulic, and D. Thalmann. Skeleton-based motion capture for robust reconstruction of human motion. *Comp. Animation*, page 77, 2000. 38
- [HFV00] D. Helbing, I. Farkas, and T. Vicsek. Simulating dynamical features of escape panic. *Nature*, 407 :487–490, 2000. 14, 86
- [HJAA07] D. Helbing, A. Johansson, and H. Z. Al-Abideen. Dynamics of crowd disasters : An empirical study. *Physical Review E (Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics)*, 75 :046109, 2007. 21
- [HM95] D. Helbing and P. Molnár. Social force model for pedestrian dynamics. *Phys. Rev. E*, 51(5) :4282–4286, May 1995. 14
- [HMF01] D. Helbing, P. Molnár, I. J. Farkas, and K. Bolay. Self-organizing pedestrian movement. *Environment and Planning B : Planning and Design*, 28(3) :361–383, May 2001. 14, 21, 20
- [Hoo08] Hoogendoorn. Self-organization and chaos in pedestrians flow : Experiments and modelling. 2008. 22
- [Hug02] R. L. Hughes. A continuum theory for the flow of pedestrians. *Transportation Research Part B : Methodological*, 36(6) :507 – 535, 2002. 9
- [IRR81] V. T. Inman, H. J. Ralston, and F. Rodd. *Human Walking*. Williams & Wilkins, 1981. 61

- [JCP⁺10] E. Ju, M. G. Choi, M. Park, J. Lee, K. H. Lee, and S. Takahashi. Morphable crowds. *ACM Trans. Graph.*, 29 :140 :1–140 :10, 2010. Proceedings of SIGGRAPH ASIA 2010. [18](#)
- [JHS07] A. Johansson, D. Helbing, and P. K. Shukla. Specification of the social force pedestrian model by evolutionary adjustment to video tracking data. *Advances in Complex Systems*, 10(supp02) :271–288, 2007. [15](#), [21](#), [20](#)
- [KFC98] T. Kisko, R. Francis, and N. C.R. *EVACNET4 User's Guide*. University of Florida, 1998. [8](#)
- [KGS06] T. Kretz, A. Grünebohm, and M. Schreckenberg. Experimental study of pedestrian flow through a bottleneck. *Journal of Statistical Mechanics : Theory and Experiment*, 2006(10) :P10014, 2006. [22](#), [23](#)
- [KKN⁺04] A. Kirchner, H. Klüpfel, K. Nishinari, A. Schadschneider, and M. Schreckenberg. Discretization effects and the influence of walking speed in cellular automata models for pedestrian dynamics. *Journal of Statistical Mechanics : Theory and Experiment*, 2004 :P10011, 2004. [11](#)
- [KO10] I. Karamouzas and M. Overmars. A velocity-based approach for simulating human collision avoidance. In *Intelligent Virtual Agents*, pages 180–186. Springer Berlin / Heidelberg, 2010. [16](#)
- [KSHF09] M. Kapadia, S. Singh, W. Hewlett, and P. Faloutsos. Egocentric affordance fields in pedestrian steering. In *I3D '09 : Proceedings of the 2009 symposium on Interactive 3D graphics and games*, pages 215–223, New York, NY, USA, 2009. ACM. [13](#)
- [LCHL07] K. H. Lee, M. G. Choi, Q. Hong, and J. Lee. Group behavior from video : a data-driven approach to crowd simulation. In *SCA '07 : Proceedings of the 2007 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation*, pages 109–118, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland, 2007. Eurographics Association. [18](#)
- [LCL07] A. Lerner, Y. Chrysanthou, and D. Lischinski. Crowds by example. volume 26, pages 655–664. Blackwell Publishing Ltd, 2007. [v](#), [18](#), [19](#)
- [LD04] F. Lamarche and S. Donikian. Crowd of virtual humans : a new approach for real time navigation in complex and structured environments. volume 23, pages 509–518, 2004. [8](#), [13](#)
- [Lee76] D. N. Lee. A theory of visual control of braking based on information about time-to-collision. *Perception*, 5 :437–459, 1976. [20](#)
- [Leg] Legion International LTD. Legion. [8](#)
- [Lin99] J. Lind. Massive : Software engineering for multiagent systems, 1999. [8](#)
- [LJC01] T.-Y. Li, Y.-J. Jeng, and S.-I. Chang. Simulating virtual human crowds with a leader-follower model. In *Computer Animation, 2001. The Fourteenth Conference on Computer Animation. Proceedings*, pages 93 –102, 2001. [19](#)

- [LKF05] T. I. Lakoba, D. J. Kaup, and N. M. Finkelstein. Modifications of the helbing-molnár-farkas-vicsek social force model for pedestrian evolution. *Simulation*, 81(5) :339–352, 2005. 15
- [LM06] G. Liu and L. McMillan. Estimation of missing markers in human motion capture. *The Visual Computer*, 22 :721–728, 2006. 38
- [LMM03] C. Loscos, D. Marchal, and A. Meyer. Intuitive crowd behavior in dense urban environments using local laws. In *Theory and Practice of Computer Graphics, 2003. Proceedings*, pages 122 – 129, 2003. 11, 20, 19
- [LMPF10] L. Li, J. McCann, N. Pollard, and C. Faloutsos. Bolero : a principled technique for including bone length constraints in motion capture occlusion filling. In *Proceedings of ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*, 2010. 38
- [LW55] M. J. Lighthill and G. B. Whitham. On kinematic waves. ii. a theory of traffic flow on long crowded roads. *Proceedings of the Royal Society A Mathematical Physical and Engineering Sciences*, 229 :317–345, 1955. 9
- [MB75] S. Melinek and S. Booth. An analysis of evacuation times and the movement of crowds in buildings. Technical Report CP 96/75, Building Research Establishment, Fire Research Station, 1975. 9
- [MBCT98] S. R. Musse, C. Babski, T. Capin, and D. Thalmann. Crowd modeling in collaborative virtual environments. In *Proceedings of the ACM symposium on Virtual reality software and technology, VRST '98*, pages 115–123, 1998. 8
- [MBM96] H. C. Muir, D. M. Bottomley, and C. Marrison. Effects of motivation and cabin configuration on emergency aircraft evacuation behavior and rates of egress. *The International Journal of Aviation Psychology*, 6(1) :57–77, 1996. 22, 23
- [MH03] R. A. Metoyer and J. K. Hodgins. Reactive pedestrian path following from examples. *Computer Animation and Social Agents, International Conference on*, 0 :149, 2003. 14
- [Mül81] K. Müller. Die gestaltung und bemessung von fluchtwegen für die evakuierung von personen aus gebäuden. dissertation. *Technische Hochschule Magdeburg*, 1981. 22, 23
- [MM03] Mott-MacDonald. Steps simulation of transient evacuation and pedestrian movements user manual. 2003. 8
- [Mén03] F. Ménardais. *Fusion et adaptation temps réel de mouvements acquis pour l'animation d'humanoïdes synthétiques*. PhD thesis, Université de Rennes 1, 2003. 38
- [MT01] S. Musse and D. Thalmann. Hierarchical model for real time simulation of virtual human crowds. *Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on*, 7(2) :152 –164, 2001. 19
- [MV07] B. Maury and J. Venel. Un modèle de mouvements de foule. *ESAIM : Proc.*, 18 :143–152, 2007. 10

- [New94] A. Newell. *Unified theories of cognition*. Harvard University Press, Cambridge, MA, USA, 1994. [4](#), [5](#)
- [NFN06] R. Nagai, M. Fukamachi, and T. Nagatani. Evacuation of crawlers and walkers from corridor through an exit. *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications*, 367 :449 – 460, 2006. [22](#), [23](#)
- [NGCL09] R. Narain, A. Golas, S. Curtis, and M. C. Lin. Aggregate dynamics for dense crowd simulation. In *SIGGRAPH Asia '09 : ACM SIGGRAPH Asia 2009 papers*, pages 1–8, New York, NY, USA, 2009. ACM. [10](#)
- [NKNS03] K. Nishinari, A. Kirchner, A. Namazi, and A. Schadschneider. Extended floor field ca model for evacuation dynamics. 2003. [11](#)
- [OPOD10] J. Ondřej, J. Pettré, A.-H. Olivier, and S. Donikian. A synthetic-vision based steering approach for crowd simulation. *ACM Trans. Graph.*, 29(4) :123 :1–123 :9, July 2010. Proceedings of ACM SIGGRAPH 2010. [18](#), [21](#), [17](#), [20](#)
- [PAB07] N. Pelechano, J. M. Allbeck, and N. I. Badler. Controlling individual agents in high-density crowd simulation. In *SCA '07 : Proceedings of the 2007 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation*, pages 99–108, 2007. [15](#), [19](#)
- [PAB08] N. Pelechano, J. Allbeck, and N. Badler. *Virtual Crowds : Methods, Simulation, and Control (Synthesis Lectures on Computer Graphics and Animation)*. Morgan and Claypool Publishers, 2008. [8](#)
- [Pau84] J. Pauls. The movement of people in buildings and design solutions for means of egress. *Fire Technology*, 20(1) :27–47, 1984. [9](#)
- [PB06] N. Pelechano and N. I. Badler. Modeling crowd and trained leader behavior during building evacuation. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 26(6) :80–86, 2006. [15](#)
- [PCM⁺06] J. Pettré, P. d. H. Ciechomski, J. Maïm, B. Yersin, J.-P. Laumond, and D. Thalmann. Real-time navigating crowds : scalable simulation and rendering : Research articles. *Comput. Animat. Virtual Worlds*, 17(3-4) :445–455, 2006. [8](#)
- [ped] pednet. www.ped-net.org. [23](#), [22](#)
- [PESvG09] S. Pellegrini, A. Ess, K. Schindler, and L. van Gool. You'll never walk alone : Modeling social behavior for multi-target tracking. In *Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on*, pages 261 –268, 2009. [18](#), [21](#), [17](#), [20](#)
- [PH06] S. I. Park and J. K. Hodgins. Capturing and animating skin deformation in human motion. *ACM Trans. Graph.*, 25 :881–889, July 2006. Proceedings of ACM SIGGRAPH 2006. [38](#)
- [PM69] V. Predtechenskii and A. Milinskii. *Planning for Foot Traffic Flow in Buildings*. traduit du russe, Amerind Publishing Co. Pvt. Ltd., New Delhi, India, 1969. [9](#), [22](#)

- [POO⁺09] J. Pettré, J. Ondřej, A.-H. Olivier, A. Cretual, and S. Donikian. Experiment-based modeling, simulation and validation of interactions between virtual walkers. In *SCA '09 : Proceedings of the 2009 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*, pages 189–198, New York, NY, USA, 2009. ACM. 16, 21, 86, 20
- [PPD07] S. Paris, J. Pettré, and S. Donikian. Pedestrian reactive navigation for crowd simulation : a predictive approach. In *Eurographics'07 : Computer Graphics Forum*, volume 26, pages 665–674, 2007. 16, 21, 20
- [PSU83] A. Polus, J. Schofer, and A. Ushpiz. Pedestrian flow and level of service. *Journal of Transportation Engineering*, 109(1) :45–56, 1983. 23
- [PYG09] E. Papadimitriou, G. Yannis, and J. Golias. A critical assessment of pedestrian behaviour models. *Transportation Research Part F : Traffic Psychology and Behaviour*, 12 :242 – 255, 2009. 8
- [PZ77] B. Pushkarev and J. M. Zupan. Public transportation and land use policy. *Indiana University Press*, page 242, 1977. 23
- [QH10] F. Qiu and X. Hu. Modeling group structures in pedestrian crowd simulation. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 18 :190 – 205, 2010. 12
- [RABC09] T. Robin, G. Antonini, M. Bierlaire, and J. Cruz. Specification, estimation and validation of a pedestrian walking behavior model. *Transportation Research Part B : Methodological*, 43 :36 – 56, 2009. 13, 21, 20
- [Rey87] C. W. Reynolds. Flocks, herds and schools : A distributed behavioral model. In *SIGGRAPH '87 : Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 25–34, New York, NY, USA, 1987. ACM. 12
- [Rey99] C. W. Reynolds. Steering behaviors for autonomous characters. In *Game Developers Conference*. <http://www.red3d.com/cwr/steer/gdc99>, 1999. 8, 12, 20, 77, 96, 19, 94
- [Ric56] P. I. Richards. Shock waves on the highway. *Operations Research*, 4 :42–51, 1956. 9
- [SA05] G. Santos and B. E. Aguirre. A critical review of emergency evacuation simulation models. *Proceedings of the Workshop on Building Occupant Movement During Fire Emergencies*, 2005. 8
- [Sch01] A. Schadschneider. Cellular automaton approach to pedestrian dynamics - theory. In *Pedestrian and evacuation dynamics*, pages 75–86, 2001. 11
- [Sim01] P. Simenko. *EGRESSPRO*, 2001. 8
- [SKK⁺08] A. Schadschneider, W. Klingsch, H. Kluepfel, T. Kretz, C. Rogsch, and A. Seyfried. Evacuation dynamics : Empirical results, modeling and applications. 2008. 8

- [SMK05] T. Sakuma, T. Mukai, and S. Kuriyama. Psychological model for animating crowded pedestrians : Virtual humans and social agents. *Comput. Animat. Virtual Worlds*, 16(3-4) :343–351, 2005. [17](#)
- [SPS⁺09] A. Seyfried, O. Passon, B. Steffen, M. Boltes, T. Rupprecht, and W. Klingsch. New insights into pedestrian flow through bottlenecks. *Transportation Science*, 43 :395–406, 2009. [22](#), [23](#)
- [SSKB05] A. Seyfried, B. Steffen, W. Klingsch, and M. Boltes. The fundamental diagram of pedestrian movement revisited. *Journal of Statistical Mechanics : Theory and Experiment*, 10, 2005. [22](#), [24](#), [57](#), [23](#)
- [ST07] W. Shao and D. Terzopoulos. Autonomous pedestrians. *Graphical Models*, 69 :246 – 274, 2007. [8](#), [11](#), [17](#)
- [Sti00] G. Still. *Crowd dynamics*. PhD thesis, University of Warwick, UK, 2000. [47](#), [48](#)
- [TCP06] A. Treuille, S. Cooper, and Z. Popović. Continuum crowds. In *SIGGRAPH '06 : ACM SIGGRAPH 2006 Papers*, pages 1160–1168, New York, NY, USA, 2006. ACM. [9](#)
- [Tek06] K. Teknomo. Application of microscopic pedestrian simulation model. *Transportation Research Part F : Traffic Psychology and Behaviour*, 9 :15 – 27, 2006. [14](#)
- [TG89] Y. Tanaboriboon and J. A. Guyano. Level of service standards for pedestrian facilities in bangkok : A case study. *ITE Journal*, pages 39–41, 1989. [23](#)
- [THR06] G. W. Taylor, G. E. Hinton, and S. Roweis. Modeling human motion using binary latent variables. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2006. [38](#)
- [TLC02] F. Tecchia, C. Loscos, and Y. Chrysanthou. Visualizing crowds in real-time. *Computer Graphics Forum*, 21(4) :753–765, 2002. [11](#)
- [TM07] D. Thalmann and S. R. Musse. *Crowd Simulation*. Springer-Verlag New York, Inc., Secaucus, NJ, USA, 2007. [8](#)
- [TP02] A. Turner and A. Penn. Encoding natural movement as an agent-based system : an investigation into human pedestrian behaviour in the built environment. *Environment and Planning B : Planning and Design*, 29 :473–490, 2002. [17](#), [18](#)
- [Tur07] A. Turner. To move through space : lines of vision and movement. In *Proceedings, 6th International Space Syntax Symposium*, 2007. [17](#)
- [TWE96] P. Thompson, J. Wu., and M. E.W. Modelling evacuation in multi-storey buildings with simulex. *Fire Engineers Journal*, 56(185) :6–11, 1996. [8](#)
- [vdBGLM11] J. van den Berg, S. Guy, M. Lin, and D. Manocha. Reciprocal n-body collision avoidance. In *Robotics Research*, volume 70, pages 3–19. Springer Berlin / Heidelberg, 2011. [16](#)

-
- [vdBLM08] J. van den Berg, M. C. Lin, and D. Manocha. Reciprocal velocity obstacles for real-time multi-agent navigation. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 1928–1935, 2008. 16, 86
- [vdBSGM11] J. van den Berg, J. Snape, S. Guy, and D. Manocha. Reciprocal collision avoidance with acceleration-velocity obstacles. In *Robotics and Automation (ICRA), 2011 IEEE International Conference on*, pages 3475–3482, may 2011. 16
- [Vic03] Vicon Motion Systems Inc, Lake Forest, CA. *VICON. Vicon iQ Reference Manual*, 2003. 36, 37, 38
- [Wei93] U. Weidmann. Transporttechnik der fussgänger - transporttechnische eigenschaften des fussgängerverkehrs (literaturstudie). Technical report, Institut für Verkehrsplanung, Transporttechnik, Strassen- und Eisenbahnbau IVT an der ETH Zürich, 1993. in German. 22, 57
- [Yam98] K. Yamori. Going with the flow : Micro-macro dynamics in the macro-behavioral patterns of pedestrian crowds. *Psychological review*, 105 :530–557, 1998. 21
- [YW95] E. H. Yilmaz and W. H. Warren. Visual control of braking : A test of the $\dot{\tau}$ hypothesis. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 21(5) :996–1014, 1995. 20
- [ZVDH03] V. B. Zordan and N. C. Van Der Horst. Mapping optical motion capture data to skeletal motion using a physical model. In *Proceedings of the 2003 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Computer animation*, pages 245–250, Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland, 2003. Eurographics Association. 38

Abstract

Realistic crowd simulation is an open and challenging problem due to the high quantity of information that is taken into account by a human to determine his walking trajectory. In this thesis, we aim at modeling and simulating the following interactions between individuals moving in crowds. We propose an approach in three major steps. Firstly, we build up a kinematic database to observe following behaviors during pedestrian groups movement from an original experimental process using motion capture. Acquired data treatment requires to develop a specific reconstruction method of the raw data. The obtained database is our first result. Secondly, we propose a detailed analysis of these data. We highlight both the nature of the local interactions between participants and the global patterns that emerge from the combination of these interactions, in particular, the formation of propagating speed waves. This analysis is our second major result and leads up to our third and last result : a numerical model of following behavior between pedestrians calibrated on our experimental data. Simulation results are evaluated on their capacity to reproduce the macroscopic patterns we have observed and analyzed. We finally show different applications of our model.

Keywords : Behavioral animation, Crowd simulation, Following behavior, Motion capture, Kinematic analysis, Modeling.

Résumé

La simulation réaliste de foule est un problème ouvert et difficile à cause de la multitude d'informations qui sont prises en compte par un humain pour déterminer sa trajectoire de marche. Dans cette thèse nous cherchons à modéliser puis à simuler de manière aussi réaliste que possible les interactions de suivis entre individus se déplaçant dans les foules. Nous proposons une approche en trois grandes étapes. Dans un premier temps, nous constituons une base de données cinématiques pour observer le comportement de suivi lors du déplacement de groupes de piétons à partir d'un procédé expérimental original utilisant la technologie de capture de mouvements optoélectronique. Le traitement des données acquises requiert le développement d'une méthode spécifique de reconstruction des données brutes. La base de données ainsi obtenue représente le premier résultat de notre travail. Dans un deuxième temps, nous proposons une analyse détaillée de ces données. Nous mettons en évidence d'une part, la nature des interactions locales entre les sujets, et d'autre part les phénomènes globaux qui émergent de la combinaison de ces interactions dont en particulier la formation de vague de vitesses qui se propagent. Cette analyse constitue notre deuxième résultat majeur et conduit à notre troisième et dernier résultat : un modèle numérique d'interaction locale de suivi que nous calibrons sur les données expérimentales acquises. Les résultats de simulation sont finalement évalués quant à leur capacité à reproduire les phénomènes macroscopiques observés et analysés. Enfin, nous montrons des cas d'usage pratique de notre modèle.

Mots clefs : Animation comportementale, Simulation de foule, Comportement de suivi, Capture de mouvements, Analyse cinématique, Modélisation.