



Université  
de Toulouse

# THESE

En vue de l'obtention du

## DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

Délivré par *l'Université de Toulouse III - Paul Sabatier*

Discipline ou spécialité : *Ethologie*

---

Présentée et soutenue par *Mehdi Moussaïd*

Le *18 Juin 2010*

Titre : *Étude expérimentale et modélisation des déplacements collectifs de piétons*

---

### JURY

*Docteur Bernard Thierry*  
*Docteur Pablo Jensen*  
*Monsieur Jean-Louis Berrou*  
*Professeur Bruno Andreotti*  
*Docteur Pierre Degond*  
*Professeur Richard Fournier*

---

Ecole doctorale : *CLESCO*

Unité de recherche : *CRCA*

Directeur(s) de Thèse : *Docteur Guy Theraulaz et Professeur Dirk Helbing*

Rapporteurs : *Docteur Bernard Thierry et Docteur Pablo Jensen*

## Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier mes deux directeurs, Dirk Helbing et Guy Theraulaz. Tout au long de ma thèse, j'ai pu apprécier les qualités parfaitement complémentaires de chacun d'eux. Durant ces trois années, j'ai énormément appris aux côtés de Guy Theraulaz. Je le remercie chaleureusement pour la confiance et la liberté qu'il m'a accordées durant mes travaux. C'est en me répétant inlassablement de "*valider expérimentalement mes hypothèses*" qu'il m'a transmis sa rigueur scientifique. Merci aussi à Dirk Helbing pour son enthousiasme permanent envers mes travaux, la façon dont il a guidé mes recherches, et pour son fameux conseil : "*Try to think outside the box...*".

Je tiens également à exprimer toute ma gratitude envers Pablo Jensen et Bernard Thierry qui ont pris le temps d'évaluer ce manuscrit. Ce fut également un grand plaisir pour moi que Pierre Degond accepte de faire partie de mon jury de thèse, étant donné les passionnantes discussions que nous avons pu avoir ces dernières années. Merci également à Jean-Louis Berrou, Bruno Andreotti et Richard Fournier pour les échanges intéressants que nous avons eu le jour de ma soutenance de thèse.

De Zurich à Toulouse, j'ai eu la chance de rencontrer une foule de personnes, qui ont toutes contribué à leur manière à rendre ma thèse la plus agréable possible. Merci donc à mes collègues de Zürich, qui n'ont de Suisse que leur labo : Anders, Peter, Wenjian, Sergi, Dietmar et toute l'équipe de Goldrain, avec qui j'ai eu la chance de travailler et d'aller boire un verre de temps à autre. À Toulouse c'est d'abord à mes collègues de travail que je souhaite rendre hommage. Merci donc à Richard, Raphaël, Vincent, Christian, Jacques pour leurs conseils et encouragements, à Audrey pour sa pub sur France Inter, à mes collègues de repas : Abel pour nos passionnants échanges footballistiques, Anaïs et le personnel du RU pour leurs suppléments de saucisses. Merci aux Fidèles : les piliers Marie et Aurore pour leur soutien indéfectible, et Simon avec qui j'ai partagé mon bureau et mon amitié. Enfin, je n'oublierai pas de remercier Christine Renault qui a toujours su se montrer arrangeante devant mes nombreux problèmes administratifs.

Enfin je remercie mes parents et ma famille pour leurs chaleureux encouragements le jour de ma soutenance et durant les années qui ont précédé. Merci enfin à Astrid, à Blacky pour son appel du 18 Juin, et à leur fille qui a réussi à me supporter jusqu'à présent. Jeanne, je m'engage à te préparer des pâtes au Ketchup aussi longtemps que tu le voudras.

Merci à tous les gens qui marchent dans la rue, sans qui je n'aurais jamais pu réaliser ma thèse.

---

## Résumé

Qu'elle soit composée de piétons dans une rue commerçante, de supporters quittant un stade, ou de pèlerins à La Mecque, une foule humaine constitue un système dont la dynamique collective est difficile à appréhender. En effet, au même titre qu'un banc de poissons ou une colonie de fourmis, un groupe de piétons en déplacement est un exemple de système complexe, dont les propriétés reposent en grande partie sur des processus d'auto-organisation. Alors que ces processus ont fait l'objet d'un nombre important d'études dans les sociétés animales, les mécanismes qui sous-tendent la dynamique des foules humaines restent peu connus et sont le plus souvent étudiés de manière qualitative.

Ce travail de thèse est une analyse des mécanismes qui régissent les mouvements d'une foule. En combinant étroitement observations en milieu naturel, expérimentations contrôlées et modélisation mathématique, nous avons mené une étude approfondie du comportement des individus dans une foule, de la dynamique globale du système, et du lien qui unit ces deux niveaux d'observation.

La réalisation d'expériences contrôlées impliquant des piétons en interaction nous a permis de caractériser les propriétés du comportement d'évitement, et son rôle dans l'émergence de certaines structures collectives. Nos résultats mettent en évidence l'existence d'un biais comportemental durant la manoeuvre d'évitement. Celui-ci est amplifié dans un contexte collectif et joue un rôle structurant dans le phénomène de formation de files. Nous nous sommes également intéressés aux interactions sociales qui gouvernent le comportement des piétons se déplaçant en groupe. À l'aide d'observations réalisées en milieu urbain, nous avons cherché à comprendre le rôle de ces interactions dans la configuration de marche des groupes de piétons et leur influence sur l'efficacité globale du trafic. Enfin, nous proposons une nouvelle approche de modélisation basée sur de simples heuristiques comportementales s'appuyant sur le champ visuel des piétons.

Nos travaux permettent d'envisager une meilleure évaluation du trafic piétonnier en condition urbaine et ouvrent de nouvelles pistes de recherches pour l'étude d'autres formes de comportements collectifs dans notre société.

**Mots-clés** : Foule, piétons, comportements collectifs, systèmes complexes, éthologie quantitative, auto-organisation, modélisation.

---

## Abstract

In a wide variety of social and biological systems, such as human crowds, fish schools, ant colonies or Internet users, many collective behaviours result from self-organized processes based on local interactions among individuals. Understanding the mechanisms governing such systems comes down to establishing a link between two distinct levels of observation : the macroscopic patterns displayed at the group level, and the microscopic behaviour of individuals. In particular, the link between these two levels of observation lies in the properties of the interactions between individuals. While self-organized processes are deeply studied in animal groups, the understanding of human crowd dynamics remains poorly investigated.

This work investigates the mechanisms underlying self-organized behaviours in human crowds, such as shoppers in a commercial walkway, supporters leaving a stadium, or pilgrims in Mecca. Using empirical observations in urban environment, controlled laboratory experiments and mathematical modelling, we have studied the behaviour of pedestrians, the nature of interactions among them, and the collective patterns of motion.

We first conducted laboratory experiments involving a few interacting pedestrians. From these observations, we extracted a quantitative measurement of the interaction rules governing their behaviour during avoidance manoeuvres. We found the existence of a bias in pedestrian behaviour that is amplified in a collective context and shapes the lane formation phenomenon. Second, we analyzed empirical data collected in natural conditions to study the features of social interactions among people who are walking together in groups. We investigated the role of these interactions in group-walking configurations, and we estimated its impact on the traffic efficiency. Finally, we elaborated a new modelling framework for pedestrian behaviour and crowd dynamics, based on simple behavioural heuristics.

Our results suggest applied solutions to better evaluate the traffic efficiency in urban environment and open research perspectives for the study of other collective behaviours in social systems.

**Keywords** : Crowd, pedestrian, collective behaviour, complex systems, quantitative ethology, self-organization, modelling

---

*“Emportés par la foule qui nous traîne  
Nous entraîne  
Écrasés l’un contre l’autre  
Nous ne formons qu’un seul corps  
Et le flot sans effort  
Nous pousse, enchaînés l’un et l’autre.”*

Édith Piaf.

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>1</b>
1.1	Les processus d'auto-organisation . . . . .	6
1.1.1	Introduction et repères historiques . . . . .	6
1.1.2	Concepts théoriques de l'auto-organisation . . . . .	8
1.1.2.1	Mécanismes . . . . .	9
1.1.2.2	Propriétés . . . . .	12
1.1.2.3	Méthodologie d'étude . . . . .	12
1.2	Les déplacements collectifs auto-organisés dans la nature . . . . .	15
1.2.1	Principes généraux . . . . .	15
1.2.2	Coordination des déplacements . . . . .	16
1.2.3	Régulation du trafic sur les pistes de fourmis . . . . .	19
1.2.4	Les points à retenir . . . . .	21
1.3	Connaissances empiriques des déplacements collectifs de piétons . . . . .	24
1.3.1	Le comportement des piétons . . . . .	24
1.3.1.1	Caractéristiques du déplacement . . . . .	24
1.3.1.2	Nature des interactions . . . . .	26
1.3.2	Dynamiques collectives . . . . .	29
1.3.2.1	Formation de files . . . . .	29
1.3.2.2	Alternance des flux autour d'un rétrécissement . . . . .	31
1.3.2.3	Diagramme fondamental . . . . .	32
1.3.3	Dynamique collective à très haute densité . . . . .	36
1.3.3.1	L'effet stop-and-go . . . . .	37
1.3.3.2	Turbulence . . . . .	38
1.3.3.3	Mouvements de panique . . . . .	40
1.4	La modélisation des déplacements de piétons . . . . .	42

1.4.1	Les différentes classes de modèles . . . . .	43
1.4.2	Analogies avec la mécanique des fluides . . . . .	45
1.4.3	Modèles basés sur des automates cellulaires . . . . .	45
1.4.4	Modèles basés sur une combinaison de forces . . . . .	47
1.4.5	Modèles basés sur le champ visuel . . . . .	52
1.5	Objectifs . . . . .	54
<b>2</b>	<b>Comportements collectifs auto-organisés dans différents systèmes humains et animaux</b>	<b>58</b>
2.1	Introduction . . . . .	61
2.2	Self-organized behavior in social living beings . . . . .	64
2.3	Case studies . . . . .	66
2.3.1	Indirect information transfer . . . . .	66
2.3.1.1	Case 1 : The Online Social Network digg.com . . . . .	67
2.3.1.2	Case 2 : Trail formation in ants . . . . .	69
2.3.1.3	Case 3 : Trail formation in pedestrians . . . . .	72
2.3.2	Direct Information Transfer . . . . .	73
2.3.2.1	Case 1 : Fish Schools . . . . .	74
2.3.2.2	Case 2 : Synchronized Clapping of an Audience . . . . .	76
2.3.2.3	Case 3 : Lane Formation in Ants . . . . .	79
2.3.2.4	Case 4 : Lane Formation in Pedestrians . . . . .	80
2.4	Discussion . . . . .	84
2.4.1	General dynamics . . . . .	84
2.4.2	Sensitivity to behavioral traits . . . . .	85
2.4.3	Collective information processing . . . . .	88
2.4.4	Self-Organized dynamics and individual complexity . . . . .	91
2.5	Conclusion . . . . .	92
2.6	Acknowledgments . . . . .	93
<b>3</b>	<b>Études expérimentales des lois d'interactions entre piétons</b>	<b>94</b>
3.1	Introduction . . . . .	97
3.2	Material and Methods . . . . .	99
3.2.1	Laboratory experiments . . . . .	99
3.2.2	Field observations . . . . .	100

3.2.3	Simulation design . . . . .	101
3.3	Model description . . . . .	101
3.4	Measurement of the behavioural laws . . . . .	102
3.4.1	Single pedestrian behaviour . . . . .	102
3.4.2	Interaction law . . . . .	103
3.4.3	Specification of the interaction laws . . . . .	105
3.4.4	Comparison of model predictions with empirical results . . . . .	106
3.4.4.1	Binary interactions . . . . .	106
3.4.4.2	Collective patterns . . . . .	107
3.5	Discussion . . . . .	108
3.6	Acknowledgements . . . . .	111
3.7	Supplementary Material . . . . .	112
<b>4</b>	<b>Etude des interactions sociales entre les piétons se déplaçant en groupe</b>	<b>114</b>
4.1	Introduction . . . . .	118
4.2	Results . . . . .	119
4.2.1	Empirical observations . . . . .	119
4.2.2	Mathematical model . . . . .	123
4.2.3	Simulation results . . . . .	126
4.3	Discussion . . . . .	127
4.4	Material and Methods . . . . .	129
4.4.1	Ethics statement . . . . .	129
4.4.2	Empirical observations . . . . .	129
4.4.3	Model and Simulation Design . . . . .	130
4.5	Acknowledgements . . . . .	131
4.6	Supplementary Information . . . . .	132
<b>5</b>	<b>La théorie des heuristiques comme nouveau cadre de modélisation du com-</b>	
	<b>portement des foules</b>	<b>134</b>
5.1	Introduction . . . . .	138
5.2	The model . . . . .	139
5.3	Results . . . . .	142
5.4	Discussion . . . . .	144
5.5	Acknowledgements . . . . .	145



5.6	Supplementary Information . . . . .	146
5.6.1	Computation of the function $f(\alpha)$ . . . . .	146
5.6.2	Lane Formation . . . . .	147
5.6.3	Definition of local coefficients . . . . .	148
5.6.4	Correlation coefficient . . . . .	150
5.6.5	Validation of the model during simple binary interactions . . . . .	151
5.6.6	Simulation results for a turning corridor . . . . .	152
<b>6</b>	<b>Discussion et conclusion</b>	<b>153</b>
6.1	Discussion générale . . . . .	154
6.1.1	Apports et limites de l'approche méthodologique . . . . .	154
6.1.2	Retour sur la nature des interactions entre piétons . . . . .	156
6.1.2.1	La manœuvre d'évitement . . . . .	156
6.1.2.2	L'interaction sociale . . . . .	158
6.1.2.3	L'interaction physique . . . . .	159
6.1.3	La modélisation des déplacements de piétons . . . . .	159
6.2	Perspectives . . . . .	162
6.2.1	Perspectives appliquées . . . . .	162
6.2.1.1	Évaluation de l'efficacité du trafic piétonnier . . . . .	162
6.2.1.2	La conception architecturale . . . . .	163
6.2.1.3	La gestion des grands rassemblements . . . . .	164
6.2.2	Perspectives de recherches . . . . .	165
6.2.2.1	Développement du modèle heuristique . . . . .	165
6.2.2.2	Caractérisation des structures spatio-temporelles à l'échelle d'une foule . . . . .	166
6.2.2.3	Nouvelles technologies au service de l'expérimentation . . . . .	168
6.2.3	Au-delà des déplacements collectifs de piétons . . . . .	169
6.3	Conclusion . . . . .	171
	<b>Bibliographie</b>	<b>173</b>
<b>A</b>	<b>Etude du phénomène d'attention collective sur le site web <i>digg.com</i></b>	<b>196</b>
<b>B</b>	<b>Etude analytique des propriétés collectives du trafic automobile</b>	<b>205</b>

# Chapitre 1

## Introduction

Dans de nombreuses situations de la vie quotidienne, une foule de piétons en déplacement présente des capacités d'organisation tout à fait surprenantes, sans qu'aucun des individus qui la composent n'en ait réellement conscience. Par exemple, dans les rues commerçantes des centres-villes, il n'est pas rare de voir le trafic piétonnier se structurer spontanément (Older, 1968). Les personnes se déplaçant en sens opposés se partagent l'espace disponible en constituant deux flux, chacun occupant une moitié de la rue. Cette «autoroute de piétons» apparaît si parfaitement organisée, que l'on pourrait imaginer qu'un accord préalable existe entre les individus pour organiser l'activité du groupe et améliorer le confort de marche de chacun.

Pourtant, lorsqu'on observe de plus près les mouvements d'un piéton immergé dans la foule, on constate qu'ils sont le plus souvent erratiques et très loin de refléter un quelconque désir d'organisation. Ceux-ci apparaissent comme une succession de manœuvres d'évitements, de ralentissements imprévus, de tentatives de dépassements ou de changements soudains de direction. Les piétons se croisent et s'évitent mais ne semblent pas volontairement coopérer les uns avec les autres. En effet, chaque individu n'a qu'une vue restreinte du groupe dans lequel il évolue, et ne peut s'appuyer que sur des informations partielles issues de son proche voisinage. De plus, d'un piéton à l'autre, les motivations et les habitudes de marche diffèrent : alors qu'un piéton se rendant à son travail marchera d'un pas pressé, en ligne droite vers son but, un touriste découvrant un lieu nouveau préférera adopter un rythme de marche plus lent et décrira une trajectoire sinueuse.

Mais alors comment expliquer cette apparente divergence entre des comportements individuels imprédictibles et l'organisation collective observée, stable et parfois même optimale (Le Bon, 1895; Helbing et al., 2001; Surowiecki, 2004) ?

C'est autour de cette question fondamentale que s'articule une grande partie des études sur les déplacements de foules. Au XVIII<sup>e</sup> siècle déjà, le philosophe et économiste écossais Adam Smith s'interrogeant sur un système similaire faisait référence à une *main invisible*<sup>1</sup> «poussant le groupe vers une fin qui n'entre nullement dans ses intentions» (Smith, 1776).

Le fonctionnement d'une foule est en réalité bien moins mystérieux : il s'agit d'un exemple typique de système complexe, dont la dynamique collective repose en grande partie sur des processus d'auto-organisation (Ball, 2004; Couzin & Krause, 2003; Helbing et al., 2001; Sumpter, 2006). Un tel système fonctionne de manière complètement décentralisée. Chaque individu se comporte suivant ses propres motivations, sans se conformer aux consignes d'un chef ou suivant un plan pré-établi. Cependant, le comportement de chaque individu est fortement influencé par celui de ses proches voisins. Par exemple, une personne dans une foule qui verrait ses voisins pris de panique en train de s'enfuir dans une direction, aura tendance à les imiter. De la même façon, un piéton pris dans un encombrement du trafic sera contraint de ralentir à son tour, voir de s'arrêter. Chaque individu est indépendant, mais tous sont reliés par un vaste réseau d'interactions. C'est à partir de ces interactions locales entre des individus proches que naît la dynamique globale du système. Comme nous le verrons plus en détail par la suite, un tel système possède des propriétés émergentes, c'est-à-dire des comportements collectifs qui apparaissent spontanément à l'échelle du groupe, sans être explicitement souhaités par les individus. Dans une foule, la séparation des flux de piétons se déplaçant en sens opposés en est une parfaite illustration.

Ce type de phénomène est très répandu dans le monde qui nous entoure (Figure 1.1). Au même titre que les mouvements de foule, bien d'autres comportements collectifs humains obéissent à des processus d'auto-organisation. Le trafic automobile par exemple, est un système très similaire qui est aujourd'hui bien compris dans le cadre théorique de l'auto-organisation (Helbing, 2001; Helbing & Huberman, 1998). Et les exemples ne se résument pas aux déplacements collectifs. Citons ainsi la propagation d'une rumeur ou d'une maladie (Lai & Wong, 2002; Moreno et al., 2002; Newman, 2002), les fluctuations boursières (Sornette, 2002), l'émergence d'une mode (Wu & Huberman, 2007), l'organisation des systèmes urbains (Jensen, 2006; Buhl et al., 2006a), le comportement des internautes sur le

---

1. L'expression est d'ailleurs encore utilisée aujourd'hui par certains économistes pour désigner la formation de bulles financières suite à des transactions entre courtiers.

Web (Huberman et al., 2009) ou l'évolution de leurs opinions au cours d'une élection (Liggett, 1999). Tous ces phénomènes, aussi différents soient-ils, peuvent en effet être interprétés dans le même cadre théorique. Mais c'est dans le monde animal que ces phénomènes ont été le mieux étudiés jusqu'à présent (Bonabeau et al., 1997; Camazine et al., 2001; Couzin & Krause, 2003; Gueron, 1993; Karsenti, 2008; Sumpter, 2006). La coordination du déplacement des individus dans un troupeau de moutons (Michelena et al., 2005; Pillot et al., 2009; Woolf et al., 1970), un banc de poissons (Couzin et al., 2002; Parrish et al., 2002) ou un vol d'étourneaux (Ballerini et al., 2008) résultent de processus d'auto-organisation. Les insectes sociaux sont également bien connus pour leurs capacités à résoudre collectivement des problèmes qui dépassent l'échelle et les aptitudes cognitives d'un individu, comme la construction de nids gigantesques chez les termites (Turner, 2000). Enfin, beaucoup de systèmes physico-chimiques obéissent à des processus similaires, comme la propagation d'impulsions électriques entre les neurones du cerveau ou l'agglomération de grains de sable qui provoque des avalanches (Bak, 1996; Douady et al., 2002; Kelso, 1995).

Parmi tous ces phénomènes, le déplacement collectif des piétons constitue un bon modèle d'étude pour approfondir nos connaissances sur les phénomènes auto-organisés impliquant des êtres humains. En effet, les foules sont facilement observables en milieu "naturel", dans les rues commerçantes par exemple, et le système se prête sous certaines conditions à l'expérimentation. De plus, le résultat d'une interaction entre deux individus – difficilement observable lorsqu'il s'agit d'une opinion ou de l'émergence d'une mode – est facilement accessible en mesurant par exemple un changement de position ou de vitesse. Enfin, le nombre croissant d'études sur le déplacement des foules depuis une quinzaine d'années a également été fortement motivé par son intérêt applicatif évident, depuis l'amélioration du confort de marche dans les zones commerciales jusqu'à la planification des évacuations d'urgence durant les grands rassemblements (Klingsch et al., 2010).

C'est dans ce contexte que se placent les travaux que nous présenterons dans ce manuscrit. Cette thèse est une contribution à la connaissance des mécanismes comportementaux et cognitifs qui régissent les mouvements d'une foule. Nous avons réalisé des études expérimentales, des observations en conditions naturelles et un travail de modélisation mathématique afin de mieux comprendre le lien qui existe entre le comportement des piétons et l'organisation de la foule. Pour cela nous avons étudié la nature et les caractéristiques des interactions

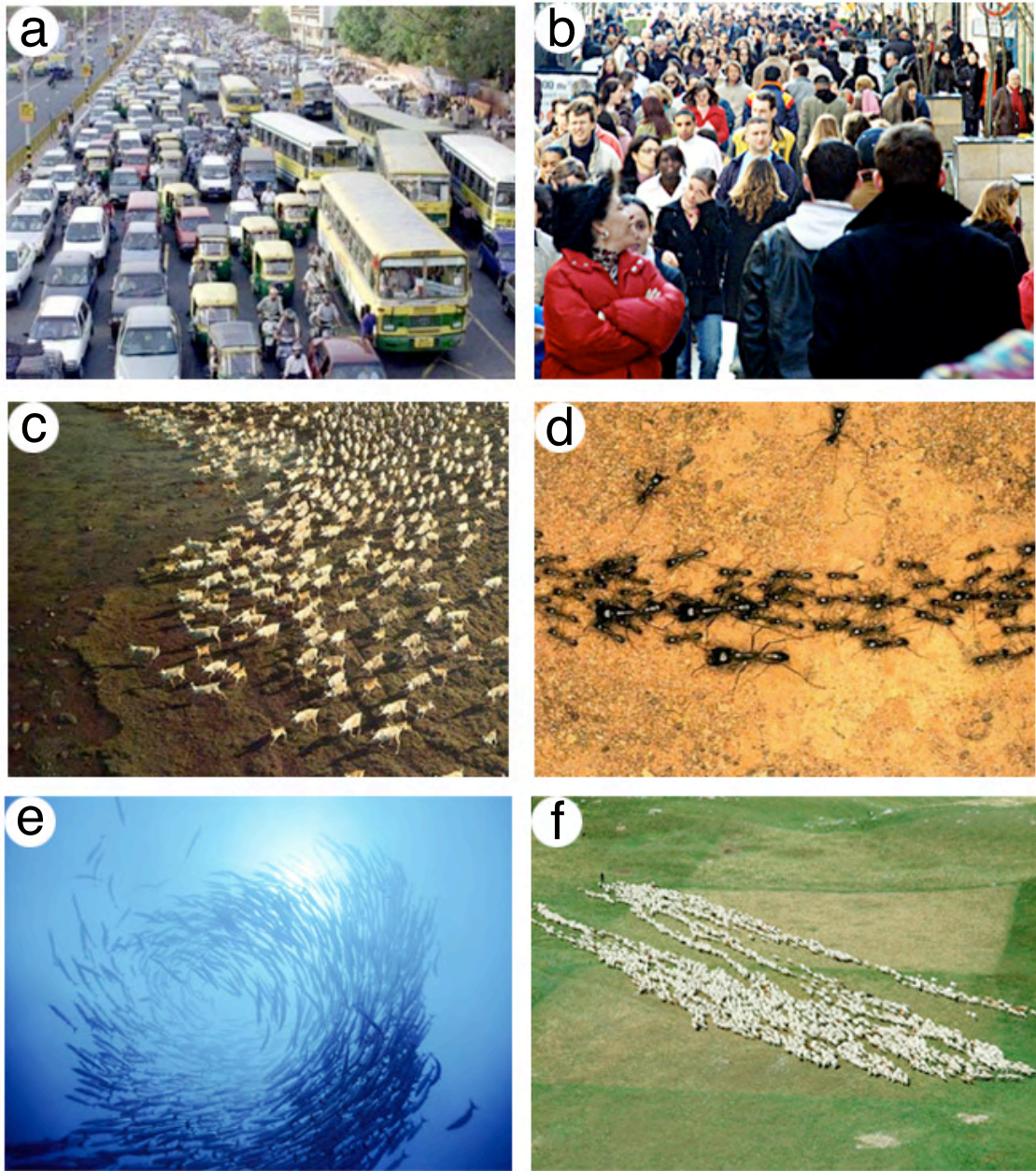


FIGURE 1.1 – Exemples de déplacements collectifs résultants de processus d’auto-organisation. (a) Embouteillage autoroutier (d’après Dussutour (2004), ©Karlsen). (b) Formation de files au sein d’une foule de piétons en déplacement dans une rue commerçante. (c) Migration de caribou (©National Geographic). (d) Formation d’une piste de fourrage chez les fourmis légionnaires (d’après Dussutour (2004), ©Gotwald). (e) Formation d’une structure circulaire dans un banc de poissons (©Tammy Peluso, *istockphoto.com*). (f) Déplacement d’un troupeau de brebis Mérinos en alpage.

entre les individus.

Dans la **première partie** de cette introduction, nous aborderons la notion d'auto-organisation. Tout d'abord, nous soulignerons la pluridisciplinarité de ce concept à travers un rapide historique, avant de décrire les principes de fonctionnement d'un système auto-organisé. Les comportements collectifs dans les sociétés animales étant les mieux connus aujourd'hui, nous nous appuierons essentiellement sur des exemples issus de la biologie animale. Ces concepts étant définis, nous examinerons dans une **seconde partie** différentes formes de déplacements collectifs connus dans les groupes animaux. À ce stade de notre réflexion, nous commencerons à tracer des parallèles entre les caractéristiques des foules de piétons et celles des déplacements collectifs déjà étudiés dans les sociétés animales. Nous explorerons ainsi une variété de comportements afin de mieux cibler les spécificités du système que nous étudions. La **troisième partie** de l'introduction se focalisera sur les déplacements de foules, et particulièrement sur l'état des connaissances empiriques du système. À l'image de la distinction que nous avons établie entre le comportement de l'individu et celui du groupe, nous décrirons séparément les caractéristiques du déplacement d'un piéton isolé, celles des interactions entre les individus, puis les différentes formes d'organisations collectives observées. En particulier, nous distinguerons les comportements collectifs qui apparaissent à haute densité dans des conditions normales et ceux qui se produisent à des densités extrêmes. Dans la **quatrième partie** de cette introduction, nous aborderons la modélisation des déplacements de foules qui permet de comprendre les liens existant entre les comportements à l'échelle individuelle et ceux qui émergent à l'échelle collective. Nous explorerons ainsi les différentes pistes de modélisation qui ont été proposées dans la littérature, comme les modèles macroscopiques, les modèles basés sur des automates cellulaires et ceux reposants sur une combinaison de forces. Nous soulignerons également l'importance de la représentation du champ visuel des piétons dans la modélisation de leurs déplacements. Enfin, nous présenterons dans la **dernière partie** de cette introduction les objectifs de cette thèse ainsi que l'organisation générale de ce manuscrit.

## 1.1 Les processus d'auto-organisation

### 1.1.1 Introduction et repères historiques

Parmi la grande variété de phénomènes auto-organisés cités précédemment, les déplacements collectifs observés dans les sociétés animales ont très tôt suscité l'interrogation et l'émerveillement des naturalistes. Faciles à observer dans la nature, les extraordinaires chorégraphies exécutées par les vols d'oiseaux ou les bancs de poissons fascinent les observateurs : en totale harmonie, des centaines d'individus coordonnent leurs mouvements, changeant de direction à l'unisson tout en maintenant la cohésion du groupe. Lorsqu'un prédateur fond sur le groupe, les individus qui ne peuvent pas tous percevoir directement le danger esquivent l'attaque simultanément, comme s'ils avaient tous été soudainement informés de la menace au même instant. Face à cette surprenante capacité de synchronisation, le naturaliste Edmond Selous en vint même à suggérer l'éventualité d'un mécanisme de transmission de pensées entre les oiseaux (Selous, 1932).

Pour expliquer ces phénomènes collectifs, deux grandes familles de mécanismes peuvent être envisagées (Figure 1.2). La première repose sur la **centralisation** des informations. Dans ce type de système, un individu unique (ou un petit nombre d'individus) est en charge de l'organisation du groupe (voir par exemple Forel (1921); Büchner (1881)). Cet individu au statut particulier, souvent appelé leader, rassemble les informations que possèdent l'ensemble de ses congénères, décide d'une stratégie d'action collective, et diffuse ensuite ses instructions à tous les membres du groupe qui agissent en conséquence. C'est le cas par exemple d'un escadron d'avions militaires, dont le fonctionnement repose sur les ordres donnés par un commandant. Dans ce type de système, l'intelligence et la réactivité du groupe sont tributaires des capacités cognitives et de la réactivité propre du leader. Toutefois, ce type d'organisation centralisée est hautement improbable dans les systèmes que nous étudions. En effet, il est difficile d'imaginer qu'un seul individu au sein d'un banc de poissons ou d'un vol d'oiseaux, ou même un petit nombre d'entre eux, puisse être en mesure d'organiser les déplacements de l'ensemble du groupe à une échelle aussi importante. De plus, l'extraordinaire quantité d'information à acquérir, à traiter et à restituer pour coordonner l'activité globale du groupe semble bien être hors de portée des capacités cognitives d'une sardine, d'un étourneau ou même d'un humain (Seeley, 2002).

La seconde famille de mécanismes repose sur des **processus d'auto-organisation**. Dans

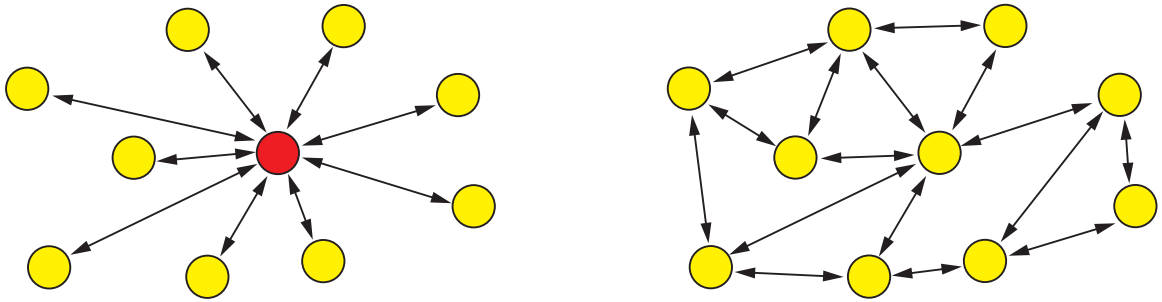


FIGURE 1.2 – Illustration du fonctionnement d’un système centralisé (à gauche) et d’un système décentralisé (à droite). Dans le premier cas, les informations que possèdent les différents individus sont centralisées par un individu du groupe (en rouge) qui décide de l’organisation collective et diffuse en retour ses instructions aux autres individus. Dans un système décentralisé, les individus actualisent leur comportement uniquement sur la base des informations qu’ils possèdent et de celles qui proviennent de leurs voisins

ce cas, les informations que possèdent tous les membres du groupe ne sont jamais centralisées et les individus n’ont qu’une perception partielle du comportement du groupe. Au contraire, chacun agit en fonction des informations qu’il possède, sans recevoir d’instructions de la part d’un leader. Néanmoins, les individus interagissent avec leurs voisins et échangent ainsi localement de l’information de proche en proche. Le mimétisme, par exemple, est une forme d’interaction entre individus qui conduit souvent l’ensemble du groupe à adopter un comportement consensuel (Couzin et al., 2005; Pillot et al., 2009). Comme nous le verrons en détail par la suite, c’est ce type de mécanisme qui structure les déplacements collectifs dans les groupes d’oiseaux et de poissons, ainsi que dans les foules humaines. Dans les systèmes auto-organisés, il existe souvent un important contraste entre les caractéristiques d’un individu et celles du groupe, en termes d’échelle spatiale, de capacité à résoudre des problèmes ou de rapidité de traitement de l’information. C’est pourquoi la compréhension d’un système auto-organisé passe par l’étude du lien existant entre ces deux niveaux d’observations : le comportement *microscopique*, local, d’un individu et le comportement *macroscopique*, global, de l’ensemble du groupe.

Historiquement, les fondements de la théorie de l’auto-organisation sont apparus au milieu du XX<sup>ème</sup> siècle, à la croisée des mathématiques et de l’informatique, avec les travaux de John Von Neumann sur les automates cellulaires qui étudia les propriétés d’un système artificiel dont les sous-unités interagissent localement les unes avec les autres (voir par exemple Von Neumann (1966) publié à titre posthume). À la même période, l’émergence du mouve-



ment de la cybernétique autour des travaux de Norbert Wiener s'attache à la formalisation des interactions et des échanges d'information entre les composants d'un système (Wiener, 1948). Par la suite, les travaux d'Alan Turing sur la morphogenèse (Turing, 1952), de Heinz Von Foerster à l'origine de la seconde cybernétique (Heims, 1991), ou d'Ilya Prigogine sur les structures dissipatives (Glansdorff & Prigogine, 1971) contribuèrent à la mise en place des concepts de base de la théorie des systèmes auto-organisés. L'application des concepts formulés par Prigogine sur la thermodynamique du non-équilibre aux comportements collectifs chez les insectes sociaux s'est fait quelques années plus tard, par l'intermédiaire des travaux de Jean-Louis Deneubourg sur le comportement collectif des fourmis et termites (Deneubourg, 1977). Plus récemment, Aoki (Aoki, 1982) et Reynolds (Reynolds, 1987) ont élargi le champ de recherches en développant des modèles montrant que des règles locales d'interaction entre individus pouvaient permettre l'émergence d'une coordination dans un groupe d'animaux en déplacement. Aujourd'hui, de très nombreux systèmes biologiques sont étudiés dans le cadre de la théorie de l'auto-organisation. Chez les humains, Walter Buckley puis Thomas Schelling, prix Nobel d'économie en 2005, développèrent également ces mêmes idées en parallèle à la fin des années 1960 (Buckley, 1967; Schelling, 1978, 1969). Une des œuvres de Schelling porte d'ailleurs un titre très explicite : «*Micromotives and Macrobehaviors*», évoquant le contraste récurrent existant entre comportements individuels simples et dynamiques collectives complexes dans les sociétés humaines (Schelling, 1978). Enfin, les déplacements collectifs de foules n'ont été rattachés aux théories de l'auto-organisation que plus récemment, pour la première fois en 1995 (Helbing, 1995).

### 1.1.2 Concepts théoriques de l'auto-organisation

À ce stade, il est nécessaire de définir plus précisément ce que nous entendons par auto-organisation. Il nous faut en particulier décrire les principaux mécanismes intervenant dans le fonctionnement d'un système auto-organisé. L'auto-organisation peut être définie comme l'émergence spontanée d'une structure globale dans un système, à partir d'interactions locales entre les agents qui composent ce système. Cela implique que le comportement des agents et leurs interactions ne reposent que sur des informations locales, sans référence à la structure globale mise en place (Bonabeau et al., 1997; Camazine et al., 2001). Dans les sections suivantes, nous décrirons les différents mécanismes qui entrent en jeu dans le fonctionnement d'un système auto-organisé, les propriétés collectives qui en résultent, puis nous

présenterons une méthodologie d'étude d'un comportement collectif auto-organisé.

### 1.1.2.1 Mécanismes

Les processus d'auto-organisation reposent sur quatre principaux ingrédients (Camazine et al., 2001) :

1. La boucle de **rétroaction positive** (ou feedback positif) est le moteur d'un système auto-organisé. Typiquement, lorsque la tendance d'un individu à exécuter une action est amplifiée par la présence d'autres individus dans son voisinage qui exécutent déjà cette action, une boucle de rétroaction positive se met en place. Le système répond alors à une perturbation en l'amplifiant, ce qui conduit généralement à un effet «boule de neige», à l'origine de l'apparition de structures à l'échelle globale. Afin d'illustrer ce concept, prenons l'exemple d'une expérience d'attention collective réalisée par Stanley Milgram dans les rues de New York (Milgram et al., 1969). Lorsqu'une personne s'arrête dans la rue en fixant un point particulier dans le ciel, l'expérience montre que 40% des passants qui la croisent ont tendance à l'imiter. Ce pourcentage atteint 80% lorsque l'expérience est réalisée avec un groupe de cinq personnes regardant dans une même direction, et 90% avec un groupe de quinze personnes (Figure 1.3). Dans cet exemple, une boucle de rétroaction positive est en jeu : la probabilité qu'un individu regarde dans une direction donnée augmente avec le nombre de ses voisins regardant déjà dans cette direction. Par effet de contagion, cela conduit un nombre de plus en plus important de personnes à imiter ce comportement. De la même façon, dans le règne animal, lorsqu'une fourmi découvre une source de nourriture, elle retourne à son nid en déposant une phéromone sur son chemin créant ainsi une piste chimique (Holl-dobler & Wilson, 1990). Cette phéromone possède un pouvoir attracteur sur d'autres fourmis se trouvant dans le voisinage et les guide vers la source de nourriture. Ainsi plus le nombre d'individus imitant la première fourmi augmente, plus la concentration de phéromone est importante, ce qui accroît l'attractivité de la piste, conduisant à une augmentation exponentielle du nombre de fourmis visitant la source de nourriture (Figure 1.3). Le système est alors engagé dans une boucle de rétroaction positive.
2. Sans autre mécanisme, la rétroaction positive, telle que nous l'avons décrite ci-dessus, entraînerait le système dans une dynamique d'amplification hors de contrôle. Tous les

habitants de New York finiraient par regarder dans la même direction, et toutes les fourmis de la colonie seraient recrutées vers la même source de nourriture. En pratique, le système s'auto-régule par le biais d'une boucle de **rétroaction négative** (ou feedback négatif). Cette dernière vient contrecarrer l'effet d'amplification pour stabiliser le système dans un nouvel état. Dans le comportement de recrutement par piste chimique des fourmis, l'épuisement de la source de nourriture ainsi que l'évaporation naturelle de la phéromone sont deux des facteurs impliqués dans la rétroaction négative. Au cours du temps, le flux de fourmis circulant sur la piste cesse d'augmenter et se stabilise à un niveau constant ; puis il décroît et s'arrête lorsque la source de nourriture est épuisée. De la même façon, les passants new-yorkais se lassent de ce qu'ils sont en train d'observer et reprennent leur marche après un certain temps. L'attention limitée des individus et l'intérêt relatif de ce qu'ils observent sont à l'origine de la rétroaction négative. Dans ce cas, un groupe plus ou moins important d'individus va se former et se maintenir dans le temps, puis finalement se désagrègera en fonction de l'attractivité de ce qui est observé.

3. La présence de **fluctuations aléatoires** est également un élément essentiel des processus d'auto-organisation. Les fluctuations du comportement sont à l'origine des premières perturbations qui vont être ensuite amplifiées par rétroaction positive. Dans les deux exemples que nous décrivons, aucune structure ne serait apparue si un individu ou un petit groupe d'individus ne découvraient par hasard une source de nourriture ou un point d'intérêt dans l'environnement entraînant une modification de leur comportement.
4. Enfin, un processus d'auto-organisation requiert de **multiples interactions** entre les individus. Deux individus interagissent lorsque au moins un des deux est en mesure d'acquérir une information détenue par l'autre et que cette information entraîne une modification du comportement chez celui qui la reçoit. Jusqu'à présent, les deux systèmes qui nous servent d'illustration sont très similaires. La différence majeure entre ces deux dynamiques est la nature des interactions qui sont impliquées dans le comportement collectif. Dans le cas du groupe de passants, les individus s'influencent par le biais d'interactions *directes*. L'information circule directement d'un individu à un autre sans laisser de trace persistante dans l'environnement. Les interactions di-

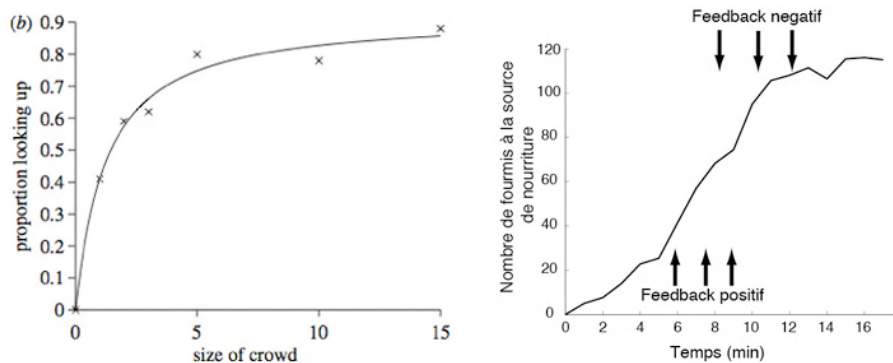


FIGURE 1.3 – Illustration de certaines caractéristiques d'un processus auto-organisé. **A gauche**, la probabilité pour un passant de s'arrêter et de regarder dans la même direction qu'un groupe de personnes, en fonction de la taille de ce groupe (d'après Milgram (1977)). Ce type de comportement est souvent à l'origine d'un feedback positif. **À droite**, la courbe de recrutement alimentaire dans une colonie de fourmis *Linepithema humile* illustrant l'émergence d'une piste de phéromone entre le nid et une source de nourriture. Dans un premier temps, un feedback positif produit une augmentation exponentielle du nombre de fourmis à la source de nourriture. Par la suite, un feedback négatif résultant de la limitation du nombre de récolteuses dans le nid contrebalance l'effet d'amplification et stabilise le flux de fourmis visitant la source.

rectes peuvent être de différentes natures, comme des signaux visuels (utilisés par les passants new-yorkais), tactiles (lors d'une bousculade dans une foule) ou acoustiques (dans la diffusion d'une rumeur). À l'inverse, les fourmis communiquent majoritairement par le biais d'interactions *indirectes*. Ces dernières sont caractérisées par le fait que l'information est échangée entre les individus par le biais d'une modification plus ou moins durable de l'environnement. Ici, chaque fourmi qui découvre la source de nourriture construit ou renforce une piste de phéromone. D'autres individus pourront alors prendre connaissance de la source en découvrant la piste, même si la première fourmi ne se trouve plus à cet endroit. Notons toutefois que les fourmis peuvent également interagir directement dans d'autres situations, par exemple lors de collisions frontales, impliquées dans la régulation du trafic sur les pistes de fourrage (Dus-soutour et al., 2004; Couzin & Franks, 2003). De même, les humains échangent parfois des signaux indirects, par exemple en déposant sur Internet leur avis sur un produit de consommation, à l'origine des effets de «buzz» commerciaux (Wu & Huberman, 2007)).

### 1.1.2.2 Propriétés

Un système auto-organisé est caractérisé par l'existence de **propriétés émergentes**. Chez les piétons, la formation de files est un exemple de propriété émergente. Le comportement global du système ne peut être résumé à la simple addition des contributions de chaque membre du groupe. Il est le résultat d'une combinaison non linéaire de ces contributions, due aux interactions entre les individus qui génèrent des boucles rétroactions positives. Cette propriété implique une certaine difficulté pour étudier ce type de processus : en effet, il est impossible par la seule observation du comportement collectif de déduire directement les mécanismes qui l'ont produit.

L'apparition d'une propriété émergente est souvent associée à une **transition de phase**. Lorsque certains paramètres du système changent, celui-ci peut subir une soudaine transition d'un état à un autre. Cette transition est une conséquence des boucles de rétroactions positives qui amplifient une perturbation de manière non linéaire. Dans le cas de l'activité de fourrage dans les colonies de fourmis, le système passe brusquement d'un état où les individus n'exploitent pas la source de nourriture, à un état où un trafic continu s'est établi entre le nid et la source de nourriture (Figure 1.3). De la même manière, une foule de piétons répartis aléatoirement dans une rue va spontanément s'organiser en files lorsque les piétons se mettent en mouvement.

Enfin, les systèmes auto-organisés sont **dynamiques**. La mise en place d'une organisation collective et son maintien dans le temps sont le résultat d'interactions permanentes et répétées entre les individus. En conséquence, l'état du système peut évoluer en réponse à de nouvelles perturbations. L'équilibre du système dépend entièrement de la compétition ininterrompue entre rétroactions positives et négatives. Ainsi, lorsque la source de nourriture que convoitent les fourmis s'épuise, ou si une meilleure source est découverte par hasard, le système pourra basculer d'un état à un autre.

### 1.1.2.3 Méthodologie d'étude

Pour étudier un système auto-organisé et comprendre son fonctionnement, il faut avant tout établir un lien causal entre le comportement des individus et celui du système dans sa globalité. Comme nous l'avons souligné ci-dessus, ce lien ne peut être établi par l'observation du comportement collectif seul. Comprendre la relation qui existe entre ces deux

niveaux d'observation passe par la formulation d'un modèle contenant l'ensemble des comportements individuels susceptibles d'expliquer les caractéristiques du phénomène observé à l'échelle collective. Pour cela, une méthodologie dédiée à l'étude des systèmes auto-organisés a été proposée dans un ouvrage récent (Figure 1.4) (Camazine et al., 2001). Celle-ci comporte quatre étapes. **La première** consiste à observer et quantifier le comportement collectif étudié et ses conditions d'apparition. Dans le cas du déplacement de piétons, par exemple, on pourra s'intéresser à la formation de files décrite précédemment : *à partir de quelle densité cette organisation apparaît-elle ? Quelles sont ses spécificités ?* etc. **La seconde étape** concerne la caractérisation du comportement des individus et la nature de leurs interactions : *quelles sont les règles de comportement d'un individu isolé ? Comment son comportement se modifie-t-il suite à une interaction avec un ou plusieurs autres congénères ?* Idéalement, les réponses à ces questions sont obtenues au cours d'une phase d'expérimentation. La procédure consiste alors à travailler dans des conditions standardisées et contrôlées, en maintenant constantes certaines conditions externes et en observant les réponses individuelles à des stimuli particuliers. Une fois identifiées, les caractéristiques comportementales des individus et des interactions qui les lient servent de base à la formulation d'un modèle comportemental. Au cours de cette **troisième étape**, la mise en place du modèle sera basée, dans la mesure du possible, sur des mesures quantitatives des comportements individuels obtenues durant la phase expérimentale. Enfin, **la quatrième étape** est une phase de validation visant à vérifier que le modèle est en mesure de reproduire les structures collectives observées initialement, dans les mêmes conditions environnementales. Les nouvelles prédictions de ce modèle devront ensuite être testées expérimentalement. Pour cela, le modèle doit être au préalable formalisé dans un langage permettant de l'implémenter sur une plateforme de simulation, généralement par le biais d'équations mathématiques ou d'algorithmes informatiques. La simulation du modèle permet alors d'observer l'évolution théorique du système et de le confronter au phénomène observé. Un éventuel échec de cette étape de validation signifierait qu'un comportement individuel critique a été omis ou mal spécifié. Dans ce cas, de nouvelles observations seront nécessaires pour cibler le point critique à l'origine de l'inadéquation du modèle.

Cette approche, dite *bottom-up*, consiste donc à formuler un modèle à l'échelle individuelle en s'appuyant sur des observations directes, à le paramétrer avec des valeurs mesurées expérimentalement à cette échelle, et à le valider par confrontation avec des données réelles

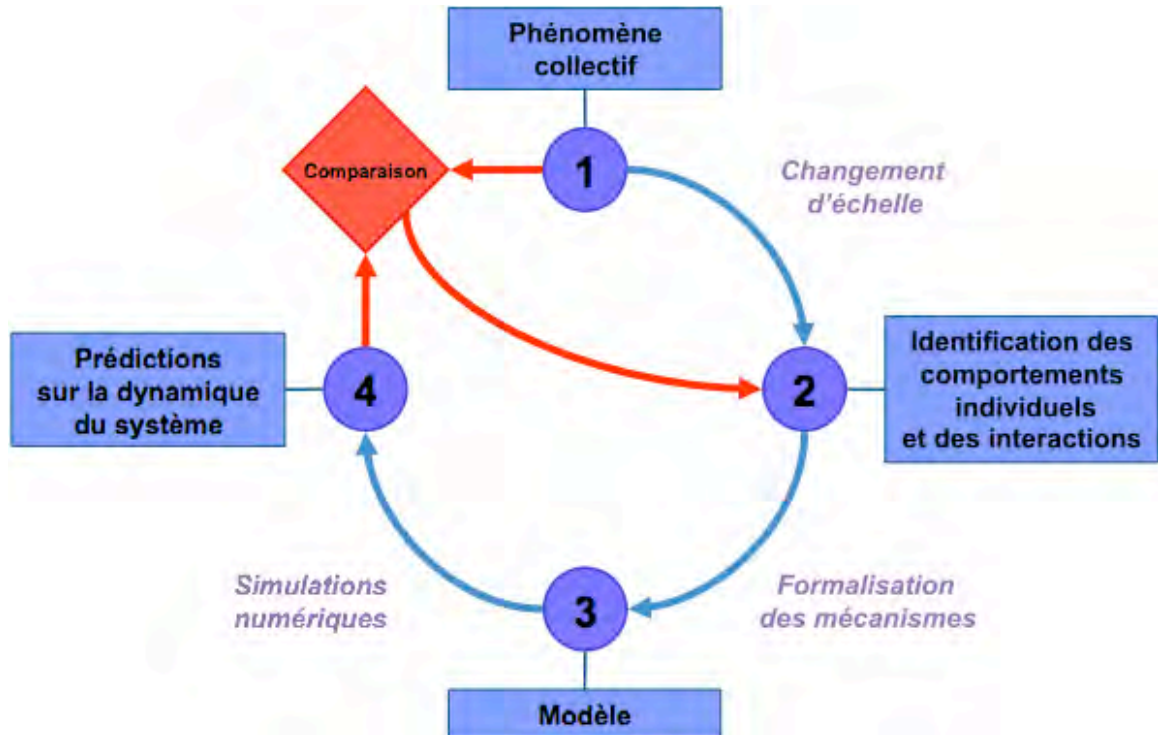


FIGURE 1.4 – Les quatre étapes de l'étude d'un comportement collectif auto-organisé (d'après Camazine et al. (2001)).

recueillies à l'échelle collective. Les modèles ainsi formulés présentent l'avantage de fournir une réelle valeur explicative : il ne s'agit pas simplement de reproduire un phénomène mais de comprendre les mécanismes sous-jacents qui gouvernent son apparition. Ainsi, le modèle est en mesure de fournir des prédictions fiables et robustes aux changements environnementaux.

## 1.2 Les déplacements collectifs auto-organisés dans la nature

Les processus d’auto-organisation décrits dans la section précédente sont à l’origine de la coordination des déplacements collectifs de nombreuses espèces animales, comme les nuées d’oiseaux, les bancs de poissons, les colonies de fourmis, les essaims de criquets, ou les troupeaux de gnous (Ballerini et al., 2008; Buhl et al., 2006b; Ramseyer et al., 2009; Giardina, 2008; Gueron, 1993; Parrish et al., 2002). Singulièrement, ces déplacements collectifs présentent de nombreuses similarités avec les comportements observés dans les foules humaines. Chez certaines espèces de fourmis ou de termites, par exemple, le trafic bidirectionnel qui s’établit entre le nid et une source de nourriture s’organise en files, d’une manière assez semblable aux structures que l’on voit spontanément apparaître dans le trafic piétonnier (Couzin & Franks, 2003). Dans cette section, nous décrirons les mécanismes généraux intervenant dans la coordination des déplacements collectifs chez les animaux, afin de mieux appréhender ensuite les particularités des déplacements de foules.

### 1.2.1 Principes généraux

Quelle que soit l’espèce animale considérée, la coordination des déplacements au sein d’un groupe repose sur trois principaux mécanismes, que l’on retrouve dans la plupart des modèles qui ont été proposés (Giardina, 2008). En premier lieu, une organisation collective du déplacement ne peut s’établir qu’en présence d’un **mécanisme d’attraction ou de confinement**, qui assure la cohésion des individus et évite leur dispersion dans l’espace. En agrégeant les individus, l’attraction assure également la multiplication des interactions locales. Souvent, ce mécanisme est une composante intrinsèque du comportement des individus, qui ont une tendance à se rapprocher de leurs congénères lorsqu’ils se trouvent trop éloignés d’eux. C’est par exemple le cas du déplacement des poissons dans un banc ou de certaines espèces grégaires comme des moutons dans un troupeau (Aoki, 1982; Couzin et al., 2002; Pillot et al., 2009). En revanche dans d’autres situations, les individus ne cherchent pas directement à se rapprocher les uns des autres, mais y sont induits indirectement. C’est le cas par exemple des fourmis attirées par une piste de phéromone qui concentre tous les individus, ou des piétons contraints de se déplacer dans un espace fermé (comme une rue ou une salle de concert). C’est également le cas dans certains modèles minimalistes de déplacements collectifs qui ne font appel explicitement à aucun mécanisme d’attraction, mais



dont les simulations numériques sont réalisées avec des conditions périodiques aux limites, ce qui revient indirectement à borner l'espace dans lequel se déplacent les individus (comme le modèle proposé par Tamàs Vicsek que nous décrirons dans la section suivante Vicsek et al. (1995)). Dans tous les cas, un mécanisme doit entrer en jeu pour assurer la cohésion du groupe et maintenir un niveau de densité suffisant pour que s'opère la dynamique auto-organisée.

À l'inverse, un **mécanisme de répulsion** est nécessaire de manière à éviter que les individus n'occupent la même position au même moment. Toutefois dans certaines simulations numériques, ce mécanisme est parfois considéré comme optionnel, ajoutant simplement un peu plus de réalisme aux prédictions des modèles (Vicsek et al., 1995). En revanche, dans d'autres cas, le comportement d'évitement des individus constitue un élément essentiel à l'émergence d'une organisation spatiale du groupe (Couzin & Franks, 2003). C'est précisément le cas des déplacements de piétons (Helbing, 1995).

Enfin, un mécanisme **d'alignement** entre les individus entre souvent en jeu. En effet, un déplacement collectif dans lequel interviendrait uniquement des mécanismes d'attraction et de répulsion conduirait à la formation d'un essaim désorganisé, semblable à une nuée de moucherons autour d'une source de lumière. L'organisation spatiale du groupe nécessite la plupart du temps une homogénéité dans la direction de déplacement des individus. Ainsi, dans les bancs de poissons et les nuées d'oiseaux, la tendance de chaque individu à s'orienter dans la même direction que ses proches voisins génère une coordination collective du déplacement (Buhl et al., 2006b; Huth & Wissel, 1994; Ballerini et al., 2008). Concernant les fourmis ou les piétons, les individus ne cherchent pas explicitement à s'aligner. Toutefois, dans une rue ou sur une piste de phéromones, la grande majorité des individus se déplacent dans un sens ou dans l'autre de la voie, ce qui est un élément nécessaire à l'organisation spontanée du trafic.

### 1.2.2 Coordination des déplacements

Au cours des dernières décennies, de nombreuses formes de déplacements collectifs observés dans les sociétés animales ont été expliquées sur la base de ces trois types de mécanismes. En particulier, un certain nombre de modèles minimalistes de déplacement ont montré que un ensemble de particules en déplacement pouvaient coordonner leurs déplacements de manière décentralisée. Un des exemples les plus simples mais aussi les plus illustratifs est le

modèle générique de déplacement proposé par Tamas Vicsek et ses collaborateurs en 1995 (Vicsek et al., 1995). L'objectif de ce modèle n'est pas d'expliquer ni de reproduire le comportement d'une espèce biologique particulière, mais d'explorer les conditions d'apparition d'un déplacement collectif coordonné. Le comportement des individus est modélisé par deux règles simples : conserver une vitesse constante et s'aligner en permanence dans la direction moyenne des autres individus se trouvant dans un certain rayon d'interaction.

Ainsi, le vecteur vitesse  $\vec{v}_i(t)$  d'un individu  $i$  à l'instant  $t$  est caractérisé par une norme constante  $\|\vec{v}_i(t)\| = v_0$  et une orientation  $\theta(t)$  donnée par :

$$\theta(t) = \langle \theta(t-1) \rangle_r + \varepsilon$$

où  $\langle \theta(t-1) \rangle_r$  est la direction moyenne de déplacement des individus se trouvant dans un rayon  $r$  autour de  $i$  à l'instant précédent, et  $\varepsilon$  est un terme de fluctuation aléatoire.

Des simulations numériques de ce modèle, réalisées avec des conditions périodiques aux limites, montrent qu'un grand nombre d'individus ayant initialement des positions et des directions aléatoires se coordonnent en quelques instants, formant un banc d'individus se déplaçant dans la même direction (Figure 1.5). Le système est par ailleurs sensible à la densité d'individus, dont l'augmentation produit des transitions rapides entre différents types de déplacements (Czirók et al., 1997; Grégoire, 2003; Grégoire & Chaté, 2004). Cette capacité du système à basculer d'un état vers un autre lorsque la densité d'individus change est une composante fondamentale des déplacements collectifs (Becco et al., 2006; Buhl et al., 2006b; Szabó et al., 2006), que l'on retrouve également chez les piétons (Helbing et al., 2001, 2007).

L'étude plus spécifique des déplacements de poissons dans un banc a conduit à l'élaboration de modèles similaires (Aoki, 1982; Couzin et al., 2002; Huth & Wissel, 1992; Reynolds, 1987). Une différence notable est l'ajout d'un comportement de répulsion lorsque qu'un poisson est trop proche de ses voisins, et d'attraction lorsqu'il est trop éloigné de ses congénères. De manière similaire, ces modèles nous apprennent qu'une petite variation d'un paramètre comportemental, comme le rayon de la zone d'alignement est en mesure de générer une variété de déplacements collectifs qualitativement différents (Figure 1.5) (Couzin et al., 2002).

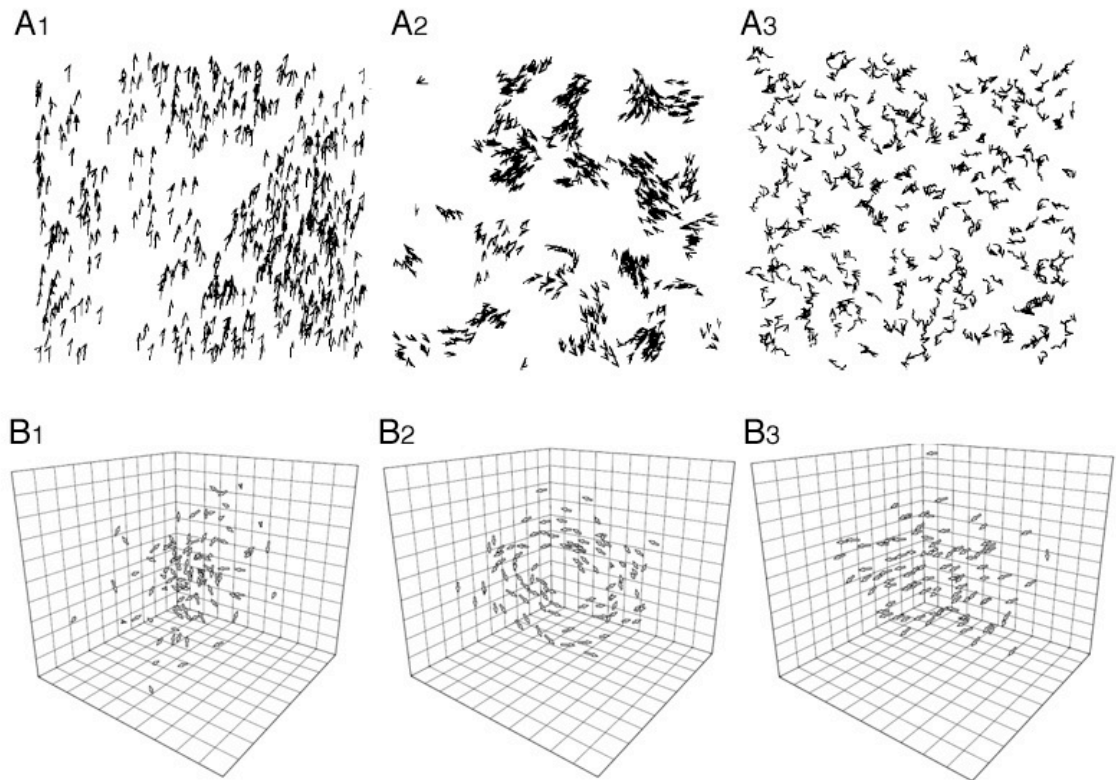


FIGURE 1.5 – Exemples de structures collectives résultant d’interactions entre particules en déplacement en simulation. En haut, transitions de phase dans un groupe de particules auto-propulsées observées lorsque le niveau de bruit augmente. Pour un niveau de bruit très faible, les particules alignent leur direction de déplacement (A1) ; lorsque le niveau de bruit est plus élevé, le groupe se scinde en petits agrégats de particules (A2) ; enfin lorsque le niveau de bruit excède une valeur critique le déplacement des particules devient aléatoire (A3) (d’après Vicsek et al. (1995)). En bas, différentes formes d’organisation observées dans un modèle de déplacement de banc de poissons en fonction de la largeur de la zone d’alignement. Le groupe adopte un déplacement en essaim (A1), constitue une structure en forme de vortex (A2), ou forme un banc polarisé (A3) pour des valeurs croissantes de ce paramètre (Couzin et al., 2002).

### 1.2.3 Régulation du trafic sur les pistes de fourmis

L'organisation spatiale du trafic sur les pistes de fourrage de certaines colonies de fourmis est un exemple souvent cité en référence dans l'étude des déplacements collectifs (Couzin & Franks, 2003; Sumpter, 2006; Theraulaz et al., 2002). Le cas des fourmis est d'autant plus intéressant qu'il présente de nombreuses analogies avec les déplacements de piétons que nous étudions (Nishinari et al., 2006) : contraint dans un espace à deux dimensions (la piste de phéromone pour les fourmis, ou la rue pour les piétons), les individus engagés dans un trafic bidirectionnel organisent spontanément leurs déplacements de manière décentralisée. Contrairement à l'exemple des bancs de poissons décrit ci-dessus, les fourmis ne cherchent pas explicitement à se rapprocher de leurs congénères. Le mécanisme d'attraction nécessaire à la mise en place d'un déplacement collectif est assuré par la piste de phéromone. Celle-ci est mise en place au préalable entre le nid et une source de nourriture par le biais des processus décrits précédemment. Une fois la piste en place, un trafic bidirectionnel s'établit constitué d'un premier flux d'individus se déplaçant vers la source de nourriture et d'un second flux de fourmis en direction du nid et se déplaçant en sens inverse. Chez les fourmis légionnaires *Eciton burchellii*, ce trafic bidirectionnel s'organise en files : un flux central constitué majoritairement de fourmis provenant du front de chasse qui se dirigent vers le nid, et deux flux latéraux constitués de fourmis provenant du nid et se déplaçant vers l'avant du front (Figure 1.6) (Holldobler & Wilson, 1990; Schneirla, 1971). Une étude récente montre que les interactions directes à courte distance entre les individus sont à l'origine de l'émergence de cette organisation collective (Couzin & Franks, 2003). Lorsque deux fourmis se rencontrent sur ces pistes, elles se perçoivent à courte distance et amorcent une manoeuvre d'évitement. Cependant, chaque fourmi ne s'écarte pas de sa trajectoire de la même façon, selon qu'elle provient du front de chasse ou du nid. En effet, les fourmis revenant du front sont souvent chargées de nourriture. Ces dernières ont des capacités de manoeuvre réduites et s'écartent de manière moins prononcée que les fourmis en provenance du nid. Par conséquent, à chaque interaction les fourmis libres venant du nid ont une probabilité plus importante de se déporter vers le bord de la piste. La répétition de ce type d'interactions directes conduit à l'organisation spatiale du trafic en files à l'échelle de la colonie. Ainsi les fourmis légionnaires parviennent-elles à partager l'espace disponible pour accroître l'efficacité du trafic bidirectionnel.

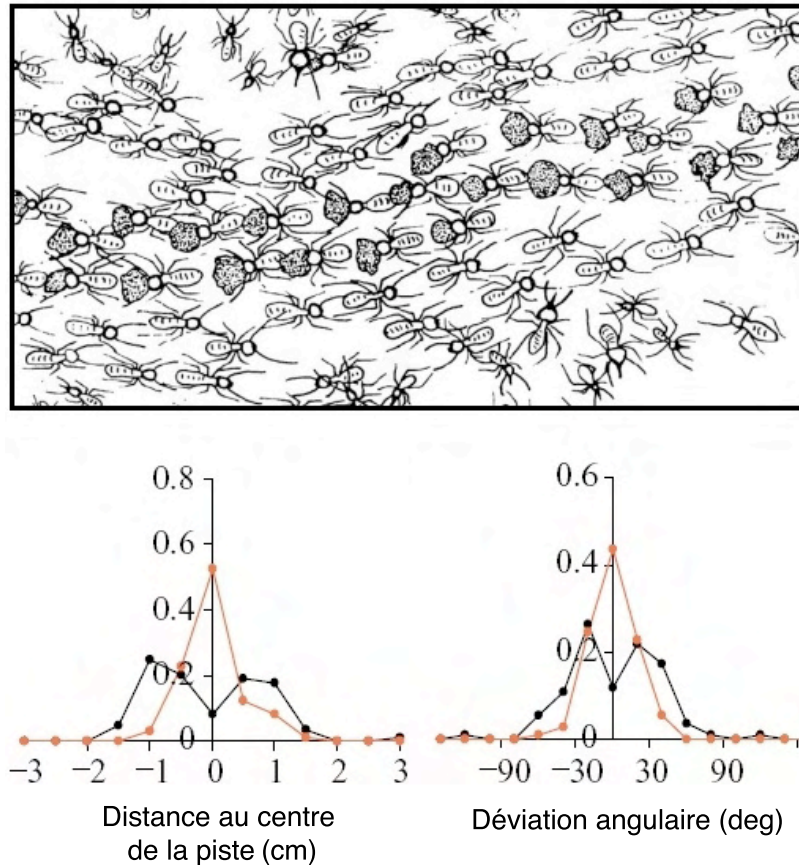


FIGURE 1.6 – Caractéristiques du phénomène de formation de files chez les insectes sociaux. En haut, schéma de l'organisation du trafic en files observée dans une colonie de termites *Lacessitermes lacessitus* établi d'après une photographie (Jander & Daumer, 1974). En bas à gauche, mesures empiriques de la position des individus sur une piste de fourmis légionnaires *Eciton burchelli*. Les fourmis se déplaçant vers la source de nourriture sont représentées en noir et celles qui se déplacent en sens opposé sont représentées en rouge. En bas à droite, mesures de l'amplitude des déviations angulaires observées après un contact entre deux fourmis, selon qu'elles appartiennent au flux aller (en noir) ou retour (en rouge) (Couzin & Franks, 2003).

Lorsque la largeur de la piste est trop étroite pour permettre à deux individus de se croiser, certaines espèces de fourmis comme *Lasius niger* ou *Atta colombica* mettent en place une autre forme de régulation du trafic. Cette fois-ci le partage de l'espace s'opère de manière temporelle (Dussutour et al., 2005b). Un des deux flux de fourmis va monopoliser l'espace restreint durant un certain intervalle de temps, avant de laisser la place au flux opposé. On observe alors une alternance du trafic dans un sens, puis dans l'autre au niveau du rétrécissement. Des études expérimentales montrent que cette organisation temporelle résulte d'une simple contrainte physique au niveau du rétrécissement. Lorsqu'une fourmi se trouve engagée dans le goulot d'étranglement, les individus du flux opposé sont contraints d'attendre que le passage se libère. Au contraire, les fourmis se déplaçant dans la même direction que la première peuvent facilement suivre leur partenaire. Cela conduit à la monopolisation du rétrécissement par un des deux flux. Au cours du temps, le flux qui occupe la voie se dilue créant des espaces libres entre les individus, tandis que les fourmis du flux opposé sont de plus en plus nombreuses à attendre. Lorsque l'une d'elles parvient à profiter d'un espace libre pour s'engager à travers le passage, elle ouvre la voie à ses congénères et le processus se reproduit en sens opposé. Cette organisation émergente permet à la colonie de maintenir un trafic bidirectionnel fluide malgré les contraintes environnementales.

#### 1.2.4 Les points à retenir

Notre objectif étant d'étudier les déplacements humains, il est important à ce stade de notre étude de tirer un certain nombre de leçons des travaux sur les déplacements collectifs animaux.

Avant tout, il est important de constater la récurrence de certains mécanismes à travers les différentes espèces étudiées. Les modèles qui essaient de rendre compte de ces phénomènes sont souvent construits à partir d'une base comportementale similaire, qu'il s'agisse de déplacements de poissons, d'oiseaux, de criquets, ou de fourmis. De plus, de nombreuses analogies existent avec l'organisation du trafic piétonnier, comme l'attestent les formations de files et les alternances autour d'un rétrécissement dans le trafic bidirectionnel observés dans des systèmes différents. Toutefois, l'exemple de la formation de files chez les fourmis légionnaires révèle un élément important. Malgré une apparente ressemblance entre l'organisation en files du trafic des fourmis et des piétons, il est très improbable que les mécanismes sous-jacents soient les mêmes. En effet, la formation de files chez les fourmis résulte d'une

différence de comportement existant entre les fourmis composant les flux opposés (les règles comportementales des fourmis sont différentes selon qu'elles sont chargées de nourriture ou non). Dans le cas de piétons se déplaçant dans une rue, les individus appartenant aux deux flux partagent de toute évidence les mêmes caractéristiques de déplacement. Le fait que des mécanismes différents puissent produire des formes d'organisation spatiale qualitativement semblables est un élément que l'on retrouve fréquemment dans les systèmes auto-organisés.

Cette remarque nous conduit à un second point à retenir qui concerne l'importance de la validation des modèles proposés. L'exemple de la formation de files chez la fourmi montre en effet que la validation d'un modèle ne peut se faire uniquement sur la base d'une comparaison qualitative entre le comportement collectif observé et celui prédit par le modèle. L'observation de comportements collectifs similaires ne suffit pas à démontrer que les mécanismes sous-jacents qui les produisent sont identiques. D'une manière générale, la validation des modèles est une étape qui fait souvent défaut. Ainsi la plupart des mécanismes proposés pour expliquer les dynamiques spatio-temporelles des bancs de poissons, demeurent hypothétiques et nécessitent une validation. Toutefois, selon l'espèce étudiée ou l'échelle de grandeur du phénomène, il est souvent difficile de caractériser quantitativement un comportement en conditions expérimentales. Les fourmis, plus petites et plus facilement manipulables, fournissent souvent les modèles de déplacement les plus fiables. Comme nous le verrons dans le chapitre suivant, cette lacune est également récurrente dans les modèles de déplacement de piétons et constitue une des directions de recherche que nous suivrons dans cette thèse.

D'une manière générale, les différents modèles de déplacements collectifs que l'on rencontre dans la littérature sont construits sur les mêmes principes de base. Ces derniers consistent à formaliser :

1. Le comportement spontané d'un individu isolé, en l'absence d'interaction avec d'autres individus.
2. Les modifications de ce comportement spontané suite à une interaction avec un autre individu.
3. Une loi de combinaison définissant de quelle manière les interactions simultanées avec plusieurs partenaires sont combinées.

Dans le modèle de formation de file chez les fourmis légionnaires, le comportement spontané

d'un individu est de suivre la piste de phéromone (vers le nid ou vers la source de nourriture). Une interaction avec une autre fourmi déclenche une manœuvre d'évitement, qui consiste à effectuer une rotation de la direction de déplacement. Enfin, les interactions simultanées sont combinées à l'aide d'une simple somme algébrique : tous les effets d'évitement des fourmis se trouvant dans un rayon de perception donné sont additionnés pour calculer l'intensité et la direction de la manœuvre d'évitement de la première fourmi.

Dans les modèles de déplacement de poissons, la loi de combinaison d'interactions varie d'un modèle à l'autre. Les solutions proposées consistent dans certains cas à utiliser des règles de priorité d'un comportement sur un autre : les interactions qui produisent un comportement d'alignement sont ignorées si d'autres produisent un comportement de répulsion (Couzin et al., 2005, 2002). Dans d'autres cas elles consistent à pondérer l'influence des différents partenaires en interaction en fonction de leur distance respective ou à utiliser des algorithmes de combinaison plus complexes (Gautrais et al., 2008; Huth & Wissel, 1992). De plus, une seconde question découle directement de l'incertitude sur le choix des partenaires impliqués dans l'interaction. Parmi l'ensemble des partenaires avec lesquels un individu peut potentiellement interagir, quels sont ceux qui sont effectivement pris en compte et quels sont ceux qui sont ignorés ? Une étude récente basée sur l'observation des vols d'étourneaux suggère que les individus seraient influencés par les sept voisins les plus proches, quelle que soit leur distance respective (Ballerini et al., 2008). Le nombre sept étant représentatif des capacités cognitives maximales de traitement de l'information des étourneaux. De leur côté, Couzin et ses collaborateurs suggèrent que tous les individus se trouvant dans un certain rayon d'interaction ont la même influence, quel que soit leur nombre (Couzin & Franks, 2003; Couzin et al., 2002). Enfin dans leur modèle, Huth et Wissel choisissent également d'imposer une limite maximale au nombre de partenaires d'interaction ; celle-ci est de quatre individus seulement (Huth & Wissel, 1992, 1994).

Ces questions théoriques restent aujourd'hui ouvertes dans l'étude des déplacements collectifs dans les sociétés animales. Comme nous le verrons durant cette thèse, les mêmes interrogations subsistent au sujet de la modélisation des mouvements de foules humaines (Ma et al., 2010b; Steffen, 2008).



## 1.3 Connaissances empiriques des déplacements collectifs de piétons

Mais revenons à nos piétons... Dans la première partie de cette thèse, nous nous sommes attachés à décrire le contexte théorique dans lequel se situent ces recherches, ainsi que les questions qui se posent actuellement dans l'étude et la modélisation des déplacements collectifs de groupes animaux. Les sections suivantes se focaliseront plus précisément sur les comportements de foules humaines. Nous passerons en revue les caractéristiques du comportement des piétons, de leurs interactions et des structures produites par ces interactions.

### 1.3.1 Le comportement des piétons

#### 1.3.1.1 Caractéristiques du déplacement

Une foule est un système composé de piétons en mouvement qui interagissent entre eux. Un des points importants que nous avons souligné précédemment est que la dynamique collective d'un tel système repose fortement sur le comportement des individus qui le compose.

D'une manière générale, un piéton est d'abord caractérisé par sa vitesse de marche. En l'absence d'interaction avec d'autres individus ou avec des obstacles présents dans l'environnement, un piéton se déplace à une vitesse, dite «de confort», de l'ordre de 1.3 mètres par seconde (soit près de 5km/h) (Figure 1.7). Cette valeur est naturellement soumise à une certaine variation. Les valeurs relevées dans la littérature s'étendent de 0.9 m/s à 1.5 m/s (Bohannon, 1997; Daamen & Hoogendoorn, 2002; Weidmann, 1993). Une grande variété de facteurs peut justifier cette variabilité, comme les caractéristiques physiques de l'individu concerné (age, genre, taille, état de santé, culture, etc.), le motif de son déplacement (une visite touristique, un trajet familial, la participation à une expérience scientifique, etc.), ou les caractéristiques environnementales (la luminosité ambiante, les conditions météorologiques, etc.).

Une autre caractéristique du déplacement d'un piéton est la direction dans laquelle il souhaite se déplacer. Cette direction est en permanence modulée par ses interactions avec les obstacles statiques et les autres piétons présents dans son environnement. Pour choisir la direction dans laquelle il souhaite se déplacer, un individu doit planifier le chemin qu'il suivra entre son point de départ et son point d'arrivée. Il est important de préciser à ce stade

Auteur	Valeur relevée	Année
L.F.Henderson	1.34 $m.s^{-1}$	1971
U.Weidmann	1.34 $m.s^{-1}$	1993
R.W.Bonhannon	Entre 1.27 et 1.46 $m.s^{-1}$	1997
S.B.Young	1.35 $m.s^{-1}$	1999
D.Helbing	1.3 $m.s^{-1}$	2000
W.Daamen	Entre 0.99 et 1.45 $m.s^{-1}$	2003

FIGURE 1.7 – Exemples de valeurs de vitesses moyennes de déplacement d’un piéton relevées dans la littérature (Bohannon, 1997; Daamen & Hoogendoorn, 2002; Helbing et al., 2000; Henderson, 1974; Weidmann, 1993; Young, 1999). Une liste plus complète pourra être trouvée dans Daamen (2004).

que le présent travail ne porte pas sur les mécanismes cognitifs de planification de route. En effet, une telle étude nécessitent d’inclure la représentation mentale que se font les piétons de leur environnement ainsi que le calcul d’itinéraire qu’ils effectuent à long terme et à une grande échelle spatiale (voir par exemple Wiener & Mallot (2003)). Dans nos travaux, la direction souhaitée du piéton conduit à une destination temporaire (par exemple, un piéton qui remonte une rue souhaite se rendre à l’extrémité de celle-ci) et non à sa destination finale (comme un piéton qui souhaite se rendre à son lieu de travail).

Nous constatons également, à travers cette composante, que le mouvement d’un piéton dans une foule se distingue d’emblée de celui des groupes d’animaux décrit précédemment. En effet, contrairement aux poissons, oiseaux ou criquets, les piétons qui composent une foule sont chacun animés par leurs propres motivations, qui diffèrent généralement d’un individu à l’autre. Chaque piéton cherche simplement à rejoindre sa destination et à conserver sa vitesse de confort. Cependant, il est contraint d’interagir avec d’autres individus au cours de son déplacement. D’une certaine façon, les piétons peuvent être qualifié «d’individualistes» dans leur déplacement, comparés aux groupes animaux décrits précédemment. Les piétons ne cherchent pas à réaliser une tâche collective comme les fourmis sur une piste, ni à rester groupés comme une nuée d’étourneaux (même s’il existe comme nous le verrons une certaine fraction de piétons qui circulent en groupes). Dans une foule, aucun «esprit de groupe» n’est présent, la plupart des individus n’ayant aucun lien les unissant et demeurant des inconnus les uns pour les autres.

### 1.3.1.2 Nature des interactions

Malgré le caractère «individualiste» des piétons, de nombreuses interactions ont lieu entre les individus, dont certaines relèvent même d'une forme de coopération (Figure 1.8) (Wolf, 1973). Au cours d'une manœuvre d'évitement par exemple, deux piétons qui s'évitent doivent nécessairement s'accorder sur un côté d'évitement (par la droite ou par la gauche).

**L'évitement** est la forme d'interaction directe la plus fréquente dans une foule, basée principalement sur un signal visuel. D'une manière générale, un piéton tend à se déplacer dans la direction souhaitée à sa vitesse de confort, tout en explorant visuellement son environnement proche afin d'y détecter d'éventuels obstacles à sa progression (Goffman, 1971). La longueur et la forme de cette zone d'exploration visuelle est une question récurrente dans l'étude des déplacements de piétons (Johansson et al., 2007). En effet, elle est équivalente aux zones d'interactions définies dans les modèles de déplacement de poissons, d'oiseaux ou de fourmis, et ses caractéristiques peuvent avoir un effet déterminant sur la dynamique du système.

Lorsqu'un piéton détecte un ou plusieurs autres individus dans son voisinage, il ajuste sa trajectoire en suivant une stratégie d'évitement. L'individu évité étant souvent lui-même influencé par le premier, l'évitement est une interaction bilatérale qui requiert une coordination du mouvement des deux piétons (Pettré et al., 2009).

Dans d'autres circonstances, une autre forme d'interaction comme **la bousculade** peut survenir. Dans ce cas, l'interaction est relayée par une information tactile (le contact physique entre les piétons). Lors d'une bousculade, le résultat de l'interaction ne relève plus d'une stratégie d'évitement mais d'un mouvement involontaire dû à la poussée physique qu'exerce un piéton sur un autre. Les bousculades entre piétons sont caractéristiques de situations dans lesquelles la densité d'individus est très élevée, et elles sont à l'origine d'un phénomène collectif appelé turbulence que nous décrivons dans la section suivante.

Une autre forme d'interaction de nature «**sociale**», peut également être impliquée. C'est le cas par exemple entre des piétons qui se déplacent en groupe vers un même lieu, comme des amis, un couple ou une famille. Dans ces situations, les informations échangées entre les individus ne sont plus uniquement visuelles ou tactiles, mais également acoustiques car les individus ont tendance à communiquer oralement les uns avec les autres (Horvath, 1965). Cette forme d'interaction a été très peu étudiée par le passé (Helbing, 1991) et une seule fois

sur la base d'observations empiriques (Singh et al., 2009), malgré son omniprésence dans le trafic piétonnier (James, 1953). Par conséquent, les interactions sociales et leur impact sur la dynamique d'une foule feront l'objet d'une étude plus approfondie au cours de cette thèse.

Dans ces différents cas, l'effet d'une interaction se traduit par un changement de position, de direction ou de vitesse de déplacement de l'individu. Dans d'autres situations, en revanche, une interaction peut avoir des effets différents. C'est par exemple le cas de **l'imitation** qui a pour effet de modifier la direction de déplacement souhaitée par le piéton. Ainsi, en cas de panique, une personne dans une foule qui verrait ses voisins s'enfuir dans une même direction, aura tendance à les imiter. La plupart du temps, cet effet est étudié par le biais de simulations numériques, en faisant l'hypothèse que les individus pris de panique auront tendance à courir dans la même direction que celle suivie par la majorité des voisins qu'ils perçoivent (Helbing et al., 2000). Le comportement d'imitation a également pu être mis en évidence dans certaines situations moins extrêmes. Par exemple, lorsqu'un signal d'évacuation retenti dans un lieu public, des études ont montré que la probabilité pour qu'un individu cesse ses activités et se dirige vers la sortie est d'autant plus importante que le nombre de personnes déjà en train d'évacuer les lieux est grand (Nilsson & Johansson, 2009; Bayer & Rejnö, 1999) cité par (Johansson, 2009c).

Enfin, notons qu'il existe également une forme d'interaction **indirecte** entre les piétons. C'est le cas lorsqu'un piéton traverse une surface altérable, comme une pelouse dans un parc ou une zone enneigée, et qu'il laisse sur le sol une trace de son passage en aplatissant la neige ou la végétation. Cette trace est un signal déposé dans l'environnement de manière plus ou moins durable. Par la suite, d'autres personnes trouvant plus de facilité et de confort en marchant sur une zone déjà aplatie, auront tendance à passer par le même endroit et à renforcer ainsi la piste naissante. Après de nombreux passages, ce type d'interactions peut donner naissance à des réseaux de pistes, comme il est possible d'observer sur les campus des universités (Goldstone & Roberts, 2006; Helbing, 1997). Notons toutefois que ce type d'interaction à long terme n'intervient pas dans les formes de déplacements collectifs que nous étudierons dans ce travail.



FIGURE 1.8 – Illustration de différentes formes d’interactions entre piétons. (a) Interactions sociales au sein d’un groupe d’amis en déplacement (©The Stella, *www.flickr.com*). (b) À haute densité, les interactions physiques entre piétons génèrent des bousculades (d’après Still (2000)). (c) Les interactions indirectes entre piétons sont à l’origine de la formation de pistes et de chemins (ici sur le campus de l’université de Stuttgart-Vaihingen, d’après Helbing (1997)). (d) En situation de panique, l’imitation entre les individus est susceptible de produire des effets d’entraînement (d’après Still (2000)).

### 1.3.2 Dynamiques collectives

Les différents types d'interactions décrits ci-dessus sont à l'origine d'une grande variété de dynamiques collectives. Les comportements collectifs que nous décrirons dans cette section partagent tous une caractéristique commune : ils ne sont pas codés explicitement au niveau individuel, mais émergent des interactions répétées entre les individus. À ce titre, ils sont donc comparables aux déplacements collectifs décrits dans les groupes d'animaux. Les trois composantes d'un déplacement collectif que nous avons définies sont effectivement présentes. Il existe des mécanismes de répulsion entre les individus, qui jouent d'ailleurs un rôle fondamental dans l'émergence d'organisations collectives. Chez les piétons, le confinement nécessaire à la multiplication des interactions résulte simplement de l'environnement qui contraint les piétons à se rapprocher les uns des autres. Enfin il y existe une forme d'alignement, que ce soit pour des individus dans une rue piétonne qui se déplacent majoritairement dans un sens ou dans l'autre, ou pour une foule de personnes souhaitant toutes se rendre au même endroit (par exemple dans le cas d'une évacuation ou à l'entrée d'un magasin).

#### 1.3.2.1 Formation de files

La formation de files est l'exemple de phénomènes collectifs le plus étudié dans la littérature et le plus facilement observable (Figure 1.9) (Milgram & Toch, 1969). Ce phénomène nous a d'ailleurs servi de fil conducteur durant la première partie de ce manuscrit. La formation de files est une forme d'organisation collective qui apparaît lorsque deux flux de piétons se déplacent en sens inverses dans une rue ou un couloir. Deux mécanismes différents ont été proposés pour expliquer ce phénomène. Le premier met en jeu un comportement de suivi : lorsqu'un piéton se déplace dans une foule, celui-ci aurait tendance à suivre les personnes se déplaçant dans le même sens que lui. En répétant des manœuvres d'évitement, les premiers piétons du flux auraient donc tendance à entraîner les piétons suivants du même côté qu'eux, formant des groupes d'individus qui se suivent (Kirchner & Schadschneider, 2002; Nishinari et al., 2006; Robin et al., 2008). Le second mécanisme proposé ne fait appel qu'à un comportement d'évitement. Dans ce cas, un piéton ne chercherait pas directement à suivre les individus qui se déplacent dans le même sens que lui, mais il éviterait de manière plus marquée ceux qui se déplacent dans le sens opposé (Helbing, 1995; Yu et al., 2005). Par évitements successifs, un piéton finirait par se retrouver, par hasard, derrière un autre se



FIGURE 1.9 – Illustration du phénomène de formation de files. (a) Organisation du trafic à droite sur Oxford Street, à Londres (d’après Helbing et al. (2005)). (b) Organisation du trafic à gauche au Japon.

déplaçant dans le même sens, ce qui constitue une position de marche ne nécessitant plus d’évitement. Au fur et à mesure que des files de piétons se forment, il devient de plus en plus difficile de marcher ailleurs que dans une file. Ici le comportement de suivi ne résulte pas de la volonté explicite du piéton, mais d’une conséquence de son comportement d’évitement. Dans les deux cas de figure, des files se forment. D’un point de vue qualitatif, il est impossible de distinguer l’une ou l’autre de ces hypothèses, les deux mécanismes conduisant à la formation de files. Toutefois, des expériences que nous avons réalisées en milieu contrôlé durant cette thèse montrent qu’un piéton qui évite un obstacle statique n’a aucun effet attracteur sur les piétons qui le suivent. Au contraire, lorsque trois piétons se déplaçant en file indienne doivent effectuer une manœuvre d’évitement, les trois individus choisissent la plupart du temps un côté d’évitement différent de leur prédécesseur.

Malgré de très nombreuses références à la formation de files dans la littérature, il est surprenant de constater que ce phénomène n’a jamais été quantifié en conditions expérimentales. Contrairement à l’exemple des fourmis légionnaires, le nombre de files n’est pas fixe, mais semble varier en fonction de l’environnement. Des simulations numériques montrent que ce nombre augmenterait avec la largeur du couloir de circulation (Helbing, 1995). Au contraire, de simples observations dans les zones piétonnes semblent indiquer que le système tend vers la formation de deux files, chaque flux occupant une moitié de la voie, même pour des rues assez larges.

Une autre caractéristique de ce phénomène est son asymétrie. En effet, quelques études

ont rapporté que les files auraient tendance à se former préférentiellement d'un côté de la rue, le choix du côté étant une spécificité culturelle de la population observée (Helbing et al., 2001). En Europe centrale par exemple, les files se formeraient plutôt du côté droit, par rapport au sens de la marche. Au Royaume-Uni, cette même préférence pour le côté droit a été observée, malgré le fait que le code de la route en vigueur dans ce pays oblige les automobilistes à conduire à gauche (Helbing et al., 2001; Older, 1968). Au contraire, les piétons se déplacent plutôt à gauche en Asie, y compris en Corée du Sud, pays où les automobilistes roulent à droite. Malheureusement, il n'existe actuellement aucune étude quantifiant précisément cette caractéristique. Il apparaît toutefois que la préférence des piétons pour marcher d'un côté particulier de la rue ne soit pas liée aux règles du trafic automobile. L'explication la plus vraisemblable parmi celles qui sont suggérées dans la littérature est l'hypothèse de la convention sociale (Helbing, 1992b; Helbing et al., 2001) : d'une manière générale, la coordination entre les piétons au cours d'une manœuvre d'évitement est facilitée si tous les piétons choisissent préférentiellement le même côté (une préférence pour le côté droit ou le côté gauche étant équivalentes en terme d'efficacité). Des simulations numériques montrent qu'une préférence collective, appelée convention sociale, peut émerger spontanément dans une population. Au début des simulations, les piétons s'évitent par la droite ou par la gauche de manière équivalente. À chaque interaction, un piéton choisit un côté au hasard et augmente sa probabilité de choisir ce côté à nouveau la fois suivante si le piéton avec lequel il a interagi fait un choix identique. Par contre, il réduit cette probabilité si les deux individus ne se sont pas coordonnés. Avec ces règles d'interaction, lorsqu'une légère préférence commune apparaît par hasard chez la majorité des individus, celle-ci se trouve renforcée par rétroaction positive et l'ensemble de la population fini par développer une même préférence. Cette approche expliquerait également pourquoi des pays voisins ont généralement une préférence de marche pour le même côté. Toutefois, les études existantes ne proposent pas de mesure de cette tendance, et ne montrent pas quelles conséquences ce biais comportemental pourrait avoir sur l'organisation du trafic.

### 1.3.2.2 Alternance des flux autour d'un rétrécissement

Nous avons vu précédemment que chez certaines espèces de fourmis, le rétrécissement d'une voie sur laquelle est établi un trafic bidirectionnel provoque l'émergence d'un partage temporel de l'espace. De manière tout à fait similaire, les simulations numériques de deux



flux bidirectionnels de piétons se rencontrant autour d'un rétrécissement produisent le même type de phénomène (Figure 1.10). Par exemple, lorsqu'un groupe de piétons cherche à entrer dans un magasin alors qu'un autre flux essaie d'en sortir, certains modèles de déplacement montrent qu'une alternance du passage dans un sens et dans l'autre se met en place au niveau de la porte (Helbing, 1995). L'explication de ce phénomène est également similaire à celle avancée pour les fourmis. Lorsqu'un piéton parvient à passer au niveau du rétrécissement, il est immédiatement suivi par d'autres individus se déplaçant dans le même sens, alors que les piétons du flux opposé sont contraints d'attendre. Au fur et à mesure qu'un des flux monopolise le passage, le flux opposé se densifie, les piétons en attente s'impatientent et la pression se fait de plus en plus forte. Au bout d'un certain laps de temps, un piéton du groupe immobile parvient à se frayer un chemin entre deux individus du flux opposé, forçant celui-ci à s'arrêter et entraînant les autres personnes de son groupe derrière lui. La même dynamique se reproduit ensuite dans le sens inverse. Contrairement aux fourmis, le phénomène d'alternance autour d'un rétrécissement chez les piétons est mal connu. En effet, cette organisation émergente n'a été étudiée qu'au moyen de simulations numériques et observée une seule fois de manière expérimentale (Helbing et al., 2005). De plus, cette unique observation du phénomène souffre d'un certain nombre de biais expérimentaux comme l'absence de parois masquant la vue des piétons, le faible nombre de répliques et une asymétrie des flux entrants. Notons qu'un phénomène en apparence similaire se produit lorsque des usagers quittent une rame de métro ou le wagon d'un train, alors que d'autres attendent pour y entrer. On observe en effet que la porte est tout d'abord monopolisée par le flux sortant, puis ensuite par le flux entrant. Mais cette forme d'organisation collective ne fait appel à aucun processus d'auto-organisation. En effet, dans ce cas, des signaux indiquent explicitement aux usagers de «*laisser sortir avant d'entrer*», et la grande majorité des individus ont reçu cette information. C'est donc une organisation centralisée par les organismes publics qui diffusent une consigne comportementale aux individus.

### 1.3.2.3 Diagramme fondamental

Le diagramme fondamental est le nom donné à la relation qui existe entre la densité d'individus et la vitesse moyenne de leur déplacement. En raison de son intérêt applicatif important, le diagramme fondamental est un élément d'information que l'on retrouve très fréquemment dans la littérature (Carstens & Ring, 1970; Hankin & Wright, 1958; Lam et al.,

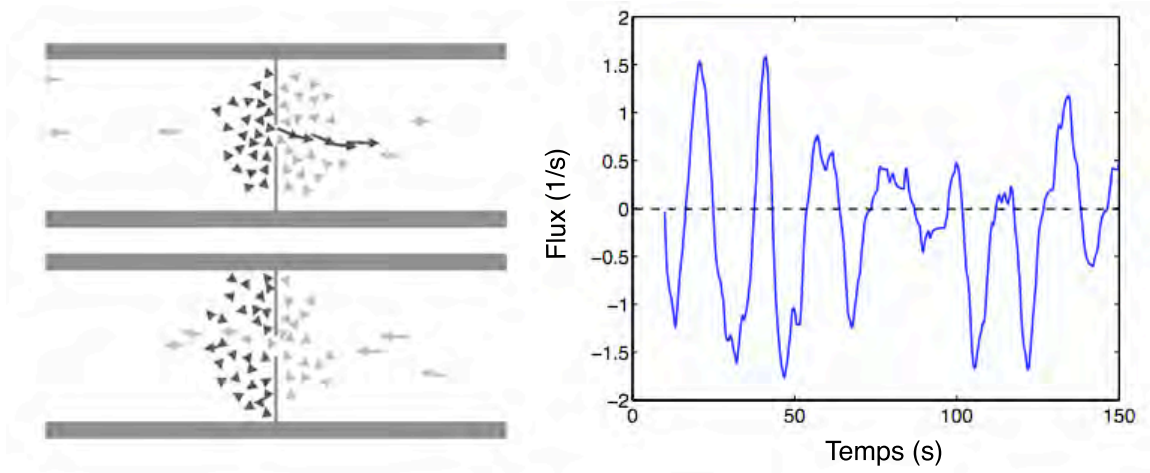


FIGURE 1.10 – Illustration du phénomène d’alternance autour d’un rétrécissement en simulation. À **gauche**, séquence d’une simulation du modèle des forces sociales dans laquelle deux flux de piétons se rencontrent autour d’un rétrécissement de la voie. Dans un premier temps, un des deux flux occupe le passage (en haut). Quelques instants plus tard, la tendance s’inverse et l’autre flux monopolise le rétrécissement (en bas) (Helbing, 1995). À **droite**, évolution du flux au niveau du rétrécissement. Le flux est positif pour les piétons se déplaçant dans un sens et négatif pour le déplacement dans l’autre sens (Johansson, 2009b).

1995; Navin & Wheeler, 1969; Older, 1968; Polus et al., 1983).

Les différentes études s’accordent sur la forme générale du diagramme fondamental (Figure 1.11 et 1.12). À faible densité, jusqu’à une limite de 0.7 à 1 piéton par mètre carré, la vitesse moyenne des individus reste proche de leur valeur de marche confortable, c’est-à-dire environ 1.3 m/s. Au-delà de cette limite, cette vitesse chute brutalement à mesure que la densité augmente jusqu’à un palier qui se situe autour de 3 à 4 piétons par mètre carré. À ce stade, la vitesse moyenne de déplacement des individus cesse de diminuer pour se stabiliser autour d’une valeur très basse, comprise entre 0 et 0.2 m/s. Pour des valeurs de densité encore plus élevées, les données se font rares dans la littérature. La plupart des modèles prédisent une congestion totale du flux. Toutefois, de récentes observations suggèrent que la vitesse de marche n’atteindrait jamais une valeur nulle, mais pourrait augmenter de nouveau à très haute densité en raison des bousculades qui se produisent entre les individus (Helbing et al., 2007). Nous décrirons plus en détail dans la section suivante les phénomènes qui peuvent se produire dans cette situation.

Comme son nom l’indique, le diagramme fondamental est souvent considéré comme une caractéristique universelle des déplacements de foule. Toutefois il existe des limites à sa

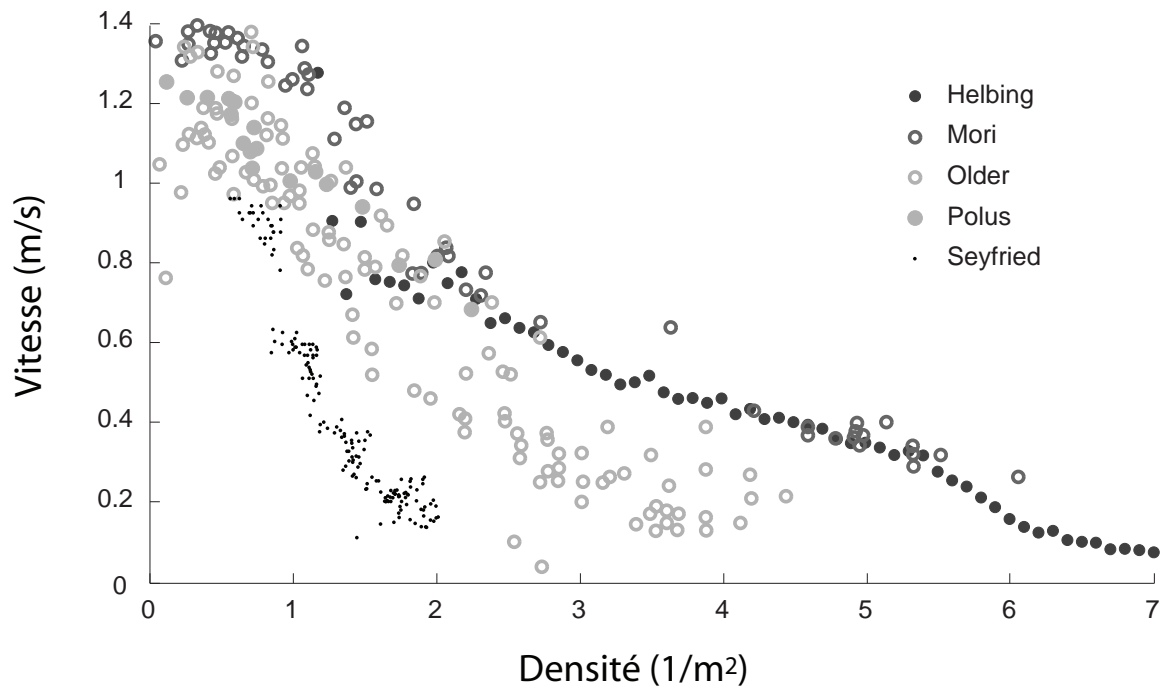


FIGURE 1.11 – Différents diagrammes fondamentaux relevés dans la littérature (Helbing et al., 2007; Mori & Tsukaguchi, 1987; Older, 1968; Polus et al., 1983; Seyfried et al., 2005). Les données d’Helbing, Mori, Older, et Polus sont issues d’observations réalisées en milieu naturel. Les données d’Helbing sont représentées à l’aide d’un indice de densité locale (avec  $R=0.7$ ). Les données de Seyfried sont obtenues en conditions expérimentales avec des piétons se déplaçant en file indienne.

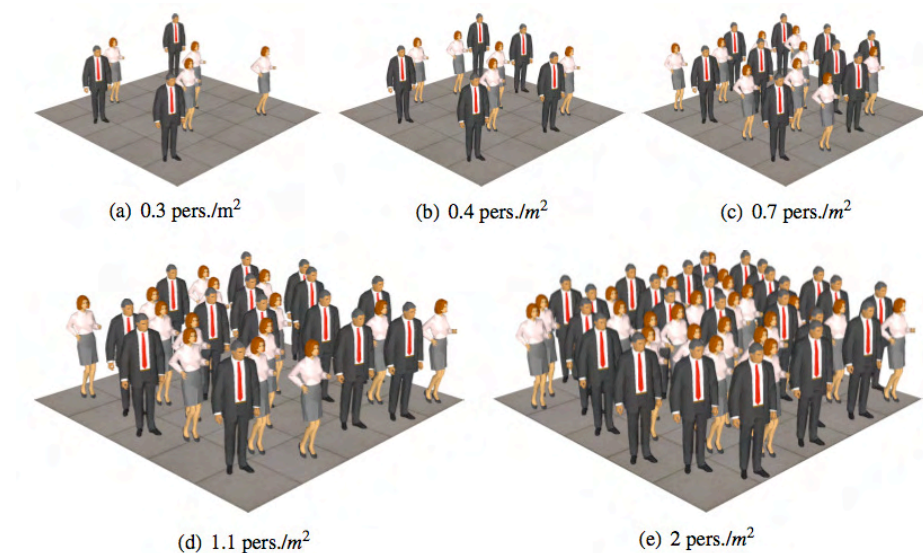


FIGURE 1.12 – Aperçu illustratif de différent niveaux de densité de piétons (Paris, 2007).

validité et de très nombreux facteurs peuvent influencer la relation entre la vitesse de déplacement et la densité des individus, comme la taille moyenne du corps des piétons, leur état d'esprit (calme, paniqué) (Helbing et al., 2000), leur culture (Chattaraj et al., 2009), les conditions environnementales et météorologiques, la pente du terrain, ou tout simplement la méthode de mesure de la densité. Sur ce dernier point, il est important de préciser que deux indices de densité peuvent être utilisés : la densité globale, qui consiste simplement à rapporter le nombre d'individus présents à la surface de la zone considérée, et la densité locale qui fournit une indication de densité en un point particulier de l'espace (Helbing et al., 2007).

Formellement, la densité locale  $\rho(\vec{x})$  en un point  $(\vec{x})$  est calculée de la manière suivante :

$$\rho(\vec{x}) = \sum_i f(d_i)$$

où  $d_i = \|\vec{x}_i - \vec{x}\|$  est la distance entre le piéton  $i$  et le point  $\vec{x}$  à l'instant considéré et  $f(d_i)$  est une fonction de pondération de la forme :

$$f(d_i) = \frac{1}{\pi R^2} \exp(-d_i^2/R^2)$$

où  $R$  est un paramètre de la mesure. La densité locale consiste donc à affecter un poids à chaque individu en fonction de sa distance au point considéré. Sur l'ensemble de la zone considérée, les valeurs de densités locales suivent une distribution normale centrée sur la valeur de densité globale. Ainsi, sur la figure 1.11, le diagramme fondamental mesuré par Helbing s'appuie sur des valeurs de densités locales, ce qui explique sa plus grande plage de valeurs. En ce sens, il n'est pas directement comparable aux autres courbes proposées dans la littérature.

Un autre facteur susceptible d'affecter le diagramme fondamental est le fait de considérer un déplacement unidirectionnel ou bidirectionnel, et la proportion de piétons se déplaçant dans chaque sens. De manière assez surprenante, il semble qu'à densité égale la vitesse de marche moyenne des piétons soit sensiblement plus élevée dans un flux bidirectionnel que dans un flux unidirectionnel en raison du phénomène de formation de files qui faciliterait la coordination des déplacements (Kretz et al., 2006a; AlGadhi et al., 2002). Comme nous le verrons dans le chapitre 3, les interactions sociales entre les piétons qui se déplacent en

groupes ont également une influence significative sur le diagramme fondamental.

Une étude récente suggère un mécanisme particulièrement simple pour expliquer les différentes observations empiriques (Johansson, 2009a). Le modèle proposé suggère qu'un piéton se déplace à sa vitesse de confort tant que les personnes qui se trouvent devant lui sont suffisamment éloignées. Étant donné qu'un individu a besoin d'un temps  $\tau$  pour corriger sa trajectoire en cas d'arrêt inattendu du piéton qui le précède, le modèle stipule que chaque piéton module en permanence sa vitesse de marche de manière à conserver une marge de sécurité de  $\tau$  secondes entre lui et son prédécesseur. Lorsque la valeur de la distance qui sépare les deux piétons diminue en deçà d'une valeur seuil, le second piéton s'arrête en attendant qu'un espace suffisamment important se libère à nouveau. À l'aide de ce simple mécanisme, il est possible de réconcilier les différentes versions du diagramme fondamental, en faisant varier la vitesse de confort des piétons. Cette base de modélisation sera un des éléments du travail que nous proposerons dans le chapitre 5.

### 1.3.3 Dynamique collective à très haute densité

Au-delà d'une certaine densité d'individus, la dynamique des mouvements de foule reste très peu connue. Concernant le diagramme fondamental, par exemple, très peu d'observations peuvent témoigner de l'évolution de la vitesse des individus lorsque la densité dépasse 4 à 5 piétons par mètre carré. Cette absence de données a en partie été comblée par une étude récente conduite à partir de l'observation du déplacement de pèlerins à La Mecque, durant le pèlerinage musulman qui se tient tous les ans en Arabie Saoudite (Helbing et al., 2007). Au cours de ce rituel religieux, plusieurs millions de pèlerins sont amenés à se déplacer le long d'une avenue qui les conduit vers un lieu saint. Dans cette zone, le déplacement unidirectionnel des individus a pu être filmé, permettant l'analyse des mouvements d'une foule dont la densité peut atteindre localement des valeurs allant jusqu'à 9 personnes par mètre carré. De manière intéressante, ces observations effectuées durant plusieurs heures montrent la manière dont le système répond à une évolution progressive de la densité d'individus. En particulier, deux nouveaux phénomènes collectifs ont pu être mis en évidence : l'émergence de vagues de densités, appelé effet «stop-and-go», et l'apparition d'un phénomène de turbulence. À l'image du modèle de déplacement générique de Viscek décrit précédemment, la dynamique du système change d'état à mesure que la densité augmente, passant d'un mouvement fluide vers un état de stop-and-go puis à un état de turbulences.

### 1.3.3.1 L'effet stop-and-go

Durant un déplacement unidirectionnel, une augmentation de la densité d'individus produit un ralentissement progressif de la vitesse de marche. À partir d'un niveau de densité critique, ce ralentissement s'accompagne d'un effet stop-and-go. Dans cet état, la fluidité du déplacement est perdue pour laisser place à des vagues successives de mouvements vers l'avant entrecoupées de périodes durant lesquelles le mouvement s'arrête (Figure 1.13). Au niveau individuel, l'évolution de la vitesse d'un piéton présente un caractère oscillatoire. Chaque individu alterne des périodes de mouvements rapides et de mouvements lents, voire d'absence de mouvement. D'après les données recueillies à La Mecque, le niveau critique de densité locale à partir duquel l'effet stop-and-go émerge se situe autour de 6 piétons par mètre carré. Dans une autre étude, une série d'expériences contrôlées montre que la valeur seuil de densité globale se situe autour de 2 piétons par mètre carré, pour un groupe de piétons se déplaçant en file indienne (Portz & Seyfried, 2010).

L'effet stop-and-go est bien connu des experts du trafic automobile (Helbing, 2001; Helbing & Huberman, 1998; Nagatani, 2002). Deux mécanismes sont impliqués dans la mise en place du phénomène. Tout d'abord, un élément extérieur perturbe le système et ralentit le mouvement des véhicules. Il peut s'agir d'une bretelle d'autoroute, d'un accident sur la voie ou d'une quelconque source d'attention qui perturberait le comportement des conducteurs. Si le flux de véhicules est suffisamment élevé, le ralentissement se propage rapidement de proche en proche. Un effet stop-and-go se met alors en place en raison du délai mécanique nécessaire à une automobile pour redémarrer après un arrêt temporaire. Dans un déplacement de piétons, les mécanismes sous-jacents sont probablement similaires. Lorsque le flux de piétons est suffisamment élevé, une petite perturbation locale du système peut provoquer un ralentissement global qui se propage dans le sens opposé au flux. Dans une foule, ces perturbations locales peuvent être temporaires, comme un piéton inattentif contraint de s'arrêter soudainement pour éviter une collision ou une personne qui change brusquement de trajectoire. Le système étant moins contraint physiquement que le trafic automobile, les sources de perturbations y sont beaucoup plus nombreuses. L'origine de la perturbation peut également être plus durable, comme la présence d'un rétrécissement de la voie qui provoquerait des problèmes de coordination entre les individus (Helbing et al., 2006). Une fois arrêté, le mouvement en avant de chaque piéton nécessite un délai par rapport au redémarrage du

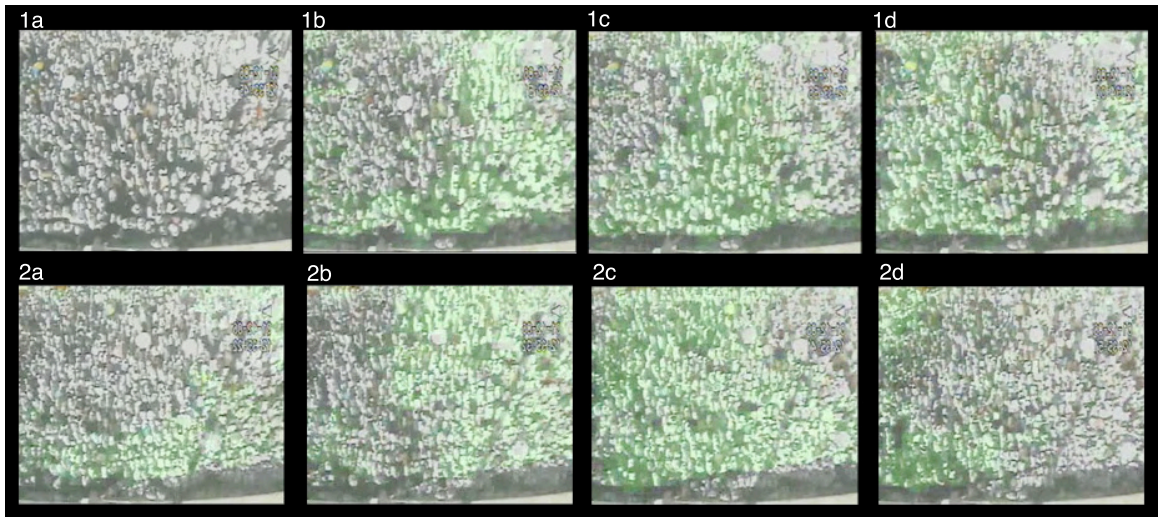


FIGURE 1.13 – Séquence d’images extraites d’une vidéo réalisée à La Mecque en 2006 lors du pèlerinage annuel. Ces images illustrent le phénomène de stop-and-go avec la propagation de deux vagues successives de déplacements (de 1a à 1d, puis de 2a à 2d). Les piétons se déplacent de la gauche vers la droite, et la couleur verte indique les individus en mouvement (Helbing et al., 2007).

piéton qui le précède. Contrairement au trafic automobile, ce délai au redémarrage n’est pas uniquement dû à la réactivité, presque négligeable, du piéton, mais plutôt au fait qu’un individu a besoin d’un certain espace libre devant lui pour pouvoir faire un pas en avant. Par conséquent, un délai significatif s’établit entre le démarrage d’un piéton et celui qui le précède, produisant une vague progressive de mouvement en avant.

### 1.3.3.2 Turbulence

Comme nous l’avons signalé, un changement de la dynamique collective apparaît dans un flux unidirectionnel de piétons entre un régime fluide et un régime stop-and-go à partir d’une densité critique. Lorsque ce nouvel état du système est en place et que la densité continue d’augmenter, on atteint alors un nouveau seuil et une seconde transition s’opère. Le mouvement stop-and-go laisse alors place à un autre phénomène appelé turbulence. L’effet de turbulence n’a été observé qu’une seule fois au cours du pèlerinage de La Mecque en 2006 et n’a jamais pu être reproduit en conditions expérimentales pour des raisons de sécurité des participants.

Un mouvement turbulent se caractérise principalement par le fait que le flux de piétons perd la direction générale de son déplacement (Figure 1.14). Lorsque des turbulences se

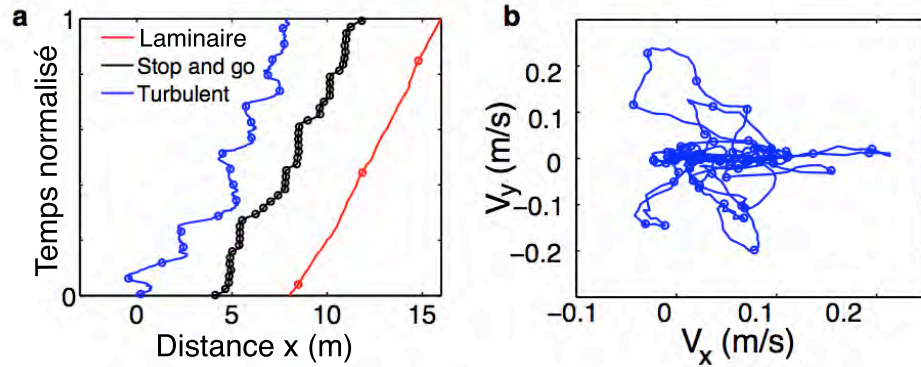


FIGURE 1.14 – Caractérisation d'un flux unidirectionnel de piétons à très haute densité. (a) Trajectoires représentatives du déplacement d'un piéton dans un régime laminaire (en rouge), au cours d'une vague stop-and-go (en noir), et au cours d'une phase de turbulence (en bleu). L'échelle de temps sur l'axe des ordonnées a été normalisée de 0 à 1. Les trajectoires sont constituées de points relevés toutes les 5 secondes. (b) Evolution des composantes horizontales et verticales du vecteur vitesse d'un piéton au cours d'une phase de turbulence (Helbing et al., 2007).

mettent en place, les individus ne se déplacent plus uniquement dans la direction de leur destination, mais subissent également des mouvements involontaires vers l'arrière et sur les côtés d'une amplitude pouvant atteindre une dizaine de mètres. De plus, il existe une forte corrélation entre la direction du mouvement des individus voisins. Ce sont en fait des groupes entiers d'individus qui sont déplacés ensemble dans une direction aléatoire. Ce phénomène peut avoir des conséquences dramatiques sur la sécurité des individus, comme cela s'est produit lors de son unique observation à La Mecque.

Les interactions à l'origine de ce phénomène ne sont plus du même type que celles impliquées dans les phénomènes d'organisation collective décrits précédemment. Ici, les individus ne sont plus en train d'éviter des collisions en appliquant une stratégie comportementale d'évitement, mais subissent des bousculades provenant de leur voisinage direct. À ce niveau de densité, les individus sont tellement serrés les uns contre les autres, qu'ils ont tendance à pousser leurs voisins pour élargir leur espace vital. Le système se trouve alors dans un état instable dans lequel chaque individu subit une très forte pression provenant de toutes les directions à la fois. Dans cet état, la moindre perturbation locale, comme un espace qui se libère soudainement, déséquilibre la pression subie par les individus proches, qui s'en-gouffrent involontairement dans l'espace créé. De proche en proche, un groupe plus ou moins important d'individus se trouve alors déporté dans la même direction.



Le phénomène de turbulence se mettrait en place pour des valeurs de densité locale proches de 7 ou 8 piétons par mètre carré. Toutefois, aucune valeur seuil n'est explicitement précisée dans l'étude. Il semblerait que les turbulences apparaissent lorsque la densité d'individus approche ou dépasse la capacité de l'environnement. Cette capacité est définie comme étant le nombre maximum de personnes par mètre carré que l'environnement peut supporter sans que les piétons n'entrent en contact physique les uns avec les autres. Au-delà de cette limite, les individus commencent à subir une certaine pression de la part de leurs voisins. Par conséquent, la valeur critique de densité dépendrait d'un certain nombre de paramètres physiques des individus, tel que l'espace occupé par leur corps.

### 1.3.3.3 Mouvements de panique

Certaines études se sont intéressées au comportement collectif de personnes prises de panique pendant l'évacuation d'un espace fermé (Best, 1977; Johnson, 1987; Kelley et al., 1965; Proulx, 1993). Dans ce cas, les études sont conduites à des niveaux de densité plus faibles qui laissent aux individus une certaine marge de mouvement. Ce type de situations est principalement étudié par le biais de simulations numériques, étant donné l'impossibilité de conduire des expériences en laboratoire impliquant des sujets réellement paniqués (Helbing et al., 2000; Isobe et al., 2004).

Dans les situations de panique, le comportement des individus relève de trois types d'interactions simultanées : (1) les interactions d'évitement entre les personnes cherchant à éviter les collisions durant leur fuite ; (2) les bousculades entre des individus qui cherchent à franchir une porte de sortie en même temps ; et (3) l'imitation qui est souvent prise en compte dans les modèles de simulations, en partant de l'hypothèse qu'un piéton paniqué aurait tendance à fuir dans la même direction que ses voisins.

Selon ces études, le comportement d'un individu paniqué diffère du comportement normal d'un piéton sur plusieurs points. Dans un premier temps, son comportement spontané est modifié. Typiquement, sa vitesse de déplacement désirée augmente, passant d'une marche normale (environ 1.3 m/s) à un comportement de course rapide (plus de 5 m/s). De plus, les mouvements du piéton deviennent irréguliers et erratiques. Cette caractéristique du déplacement est souvent prise en compte en rajoutant des fluctuations aléatoires sur le déplacement normal. Au niveau des interactions, les contacts entre les individus deviennent plus rudes. Cet effet est généralement traduit par l'introduction d'un terme de "friction" entre les pié-

tons, qui a pour conséquences de ralentir les individus qui entrent en contact physique. Enfin, la direction de déplacement désirée des piétons n'est plus une composante propre à chaque individu, mais peut être influencée par les interactions avec d'autres individus. L'hypothèse est qu'un piéton en fuite aurait tendance à changer la direction de sa course en croisant un groupe de piétons fuyant dans une autre direction. Au final, un niveau de panique peut être défini pour chaque individu, ce paramètre traduisant l'importance des différents effets de panique décrits ci-dessus (Helbing et al., 2000).

Les conséquences collectives de ces spécificités comportementales sont doubles. D'une part, elles entraînent une perte de coordination entre les individus lorsqu'un rétrécissement doit être franchi, comme une issue de secours. Des simulations numériques montrent en effet que l'augmentation du niveau de panique chez les piétons entraîne une importante dégradation du temps d'évacuation malgré le fait que les individus se déplacent plus rapidement (Helbing et al., 2000). Les piétons s'agglutinent autour de la sortie et le flux de piétons sortant devient saccadé et discontinu. La seconde conséquence de l'augmentation du niveau de panique est l'apparition d'effets d'entraînements. Dans une situation où les piétons ont une visibilité réduite et ne connaissent pas la localisation des issues de secours, par exemple dans une pièce sombre ou enfumée, le comportement d'imitation provoque un déséquilibre dans la fréquentation des sorties (Fang et al., 2009). Quelques individus qui découvrent par hasard une sortie auront tendance à entraîner leurs voisins avec eux. Par hasard, une des issues peut être légèrement plus fréquentée que les autres. Une rétroaction positive se met alors en place : plus l'issue est utilisée, plus la probabilité qu'un piéton la découvre en imitant de ses voisins est importante. S'en suit un effet de congestion autour de cette sortie alors que d'autres solutions d'évacuation restent inexplorées.

Toutefois, malgré l'intérêt applicatif important de telles études, il est important de rappeler que les bases empiriques sur lesquelles elles reposent sont très fragiles et n'ont reçu aucune validation. Étant donnée la difficulté d'étudier les comportements de panique en conditions expérimentales, la validation de ces hypothèses reste pour le moment difficile à envisager.

## 1.4 La modélisation des déplacements de piétons

La construction d'un modèle constitue une étape nécessaire pour comprendre précisément les mécanismes qui conduisent à l'émergence d'un phénomène collectif. Un modèle est une représentation simplifiée ou schématisée du système étudié qui permet d'en analyser les propriétés sans s'y référer directement. Par exemple, la maquette d'un véhicule ou le plan d'une maison sont des formes de modèles. Dans le cadre de l'étude d'un système complexe, l'élaboration d'un modèle se fait en formalisant différentes règles comportementales qui caractérisent un individu et les interactions qui gouvernent son comportement en présence d'autres éléments dans son environnement. Par la suite, l'implémentation de ce modèle sur une plateforme de simulation numérique permet d'évaluer la dynamique du système dans un contexte collectif.

Il convient de préciser qu'un modèle n'est pas une finalité en soi. Il s'agit simplement d'un outil qui vise à mieux comprendre le système étudié. Les prédictions d'un modèle sur le comportement d'un système ne peuvent être considérées comme fiables qu'après s'être assuré que les règles comportementales implémentées sont effectivement celles mises en jeu dans le système réel. Par exemple, le fait que le nombre de files que forment les piétons augmente avec la largeur de la rue est un élément souvent cité dans la littérature comme une caractéristique du système (voir par exemple Couzin & Franks (2003)). Or cette propriété n'est qu'une des prédictions du modèle des forces sociales (Helbing, 1995), qui n'a jamais été confirmée expérimentalement.

L'intérêt de la modélisation dans l'étude des systèmes complexes est multiple. D'une part, cette étape est un moyen efficace de vérifier l'existence d'un lien de causalité entre un comportement individuel donné et l'émergence d'un phénomène collectif. D'autre part, un modèle permet de tester *in silico* les propriétés du système dans des conditions où il serait difficile d'observer le phénomène (typiquement dans une situation de panique chez les piétons). Enfin, les modèles de déplacement de piétons sont très utilisés dans un contexte appliqué, lorsqu'il s'agit par exemple de prédire la qualité du trafic piétonnier dans différentes conditions, ou d'évaluer l'architecture d'un bâtiment destiné à accueillir un grand nombre de visiteurs.

### 1.4.1 Les différentes classes de modèles

Le comportement d'un piéton ne se résume pas à éviter les obstacles ou à s'enfuir devant un danger. Le déplacement est un moyen pour l'individu de réaliser une tâche particulière, qui implique aussi des processus de prises de décision, une connaissance globale de l'environnement, et des capacités de planification des activités. Par exemple, un piéton dans une gare décide d'aller acheter son billet de train, prend connaissance des lieux, planifie un chemin vers le guichet le plus proche, et évite les autres piétons sur sa route. Chacune de ces étapes nécessite un niveau d'analyse différent. Ces divers comportements peuvent être classés en trois catégories (Daamen, 2004) : le niveau stratégique qui regroupe les décisions que prend l'individu sur l'organisation générale de ses activités, comme le fait d'aller acheter un billet de train puis d'aller acheter un journal (Timmermans et al., 1992), le niveau tactique qui relève de l'intégration de la topologie des lieux et de la planification de route pour réaliser chacune des tâches (Borgers & Timmermans, 1986b; Daamen, 2004; Hoogendoorn, 2002; Steck & Mallot, 1998; Wiener & Mallot, 2003; Borgers & Timmermans, 1986a), et enfin le niveau opérationnel qui relève du déplacement à court terme du piéton et de ses interactions avec les individus qu'il croise sur son chemin.

La modélisation de l'intégralité de ces comportements nécessiterait la mise en place d'une formalisation très lourde, intégrant un grand nombre de processus cognitifs comme la perception, le contrôle moteur, les motivations du piéton, sa mémoire, ses capacités de raisonnement ou la mise en place d'une carte cognitive spatiale (Thomas & Donikian, 2006; Waller et al., 2000). Ce type de modélisation trouve son intérêt dans certains domaines de recherche comme l'intelligence artificielle, la psychologie expérimentale ou les neurosciences cognitives, dont les finalités sont différentes de notre problématique de travail. L'étude du comportement collectif des foules ne nécessite pas l'intégration de tous ces processus. Il est donc nécessaire de sélectionner les composantes du comportement qui jouent un rôle dans l'émergence d'une organisation collective. Par conséquent, nous nous intéresserons principalement aux comportements des piétons qui relèvent du niveau opérationnel, comme l'évitement ou la bousculade.

Parmi les modèles qui se focalisent sur ce niveau opérationnel, les différentes approches existantes peuvent être classées sur la base d'un certain nombre de critères. Tout d'abord, il est possible de distinguer les modèles de type microscopique et ceux de type macroscopique.

Les premiers, sur lesquels nous nous focaliserons durant cette thèse, prennent en compte les caractéristiques de chaque individu, comme leur position ou leur vitesse de déplacement à un instant donné. Au contraire, les modèles macroscopiques sont complémentaires des modèles microscopiques et consistent à formaliser la dynamique globale du système sans se référer directement aux comportements des individus (par exemple Degond et al. (2010)). Dans ce cas, le système est généralement décrit en termes de densités d'individus ou de vitesses moyennes de déplacement dans les différentes zones de l'espace considéré.

Un second élément de classification concerne la représentation continue ou discrète de l'environnement dans lequel évolue les piétons. Dans le premier cas, la localisation d'un individu est décrite par des coordonnées réelles et le piéton peut se trouver à n'importe quelle position de l'environnement. Par exemple, les modèles basés sur des forces sont simulés dans un espace continu. Dans le cas d'un modèle discret, il existe un nombre fini de positions que peuvent occuper les piétons. L'environnement est divisé en un certain nombre de cellules comme dans un automate cellulaire (Dijkstra et al., 2002; Kessel et al., 2002; Schadschneider, 2002), ou décrit à l'aide d'un graphe dont les nœuds représentent les positions possibles, comme dans les modèles de type gaz sur réseau (Rothman & Zaleski, 1994).

Enfin, il est possible de différencier les modèles déterministes, dont l'évolution à un moment donné est entièrement déterminée par l'état du système à cet instant, et les modèles stochastiques, dont la dynamique est soumise à des fluctuations aléatoires. Cette variabilité dans l'exécution des règles comportementales peut jouer un rôle déterminant dans le comportement collectif du système, comme le montre par exemple le modèle de déplacement de Vicsek décrit précédemment (Vicsek et al., 1995). Notons que cette incertitude peut être intrinsèque au comportement du piéton (par exemple une prise de décision pourra être modélisée à l'aide d'une probabilité de choisir telle ou telle option), ou prendre la forme d'un bruit sur la position des individus. Dans ce cas, le calcul des positions se fait d'abord de manière déterministe avant d'être bruité de manière aléatoire.

Sans chercher à être exhaustif, nous examinerons trois classes de modèles afin d'illustrer les différentes approches de modélisation possibles : les modèles macroscopiques basés sur des analogies avec la dynamique des fluides; les automates cellulaires qui sont les premiers représentants des modèles discrets; et enfin les modèles basés sur une combinaison de forces autour de la description détaillée du modèle des forces sociales qui nous servira de base dans les chapitres 3 et 4. Finalement, nous compléterons cette section en décrivant certains

modèles de déplacement basés sur la perception visuelle des individus.

### 1.4.2 Analogies avec la mécanique des fluides

Les premières pistes de modélisation des mouvements de foules sont apparues au début des années soixante-dix avec les travaux d'Henderson (Henderson, 1971, 1974). Ce dernier s'inspire de certaines analogies entre le mouvement d'une foule et celui d'un fluide pour développer un modèle macroscopique de déplacement. Il constate par exemple que les distributions de vitesses de piétons dans différentes conditions environnementales peuvent être décrite à l'aide de certaines fonctions typiques de la mécanique des fluides (Henderson, 1971). Toutefois, le modèle reste confiné à des situations où la densité de piétons est relativement importante et plusieurs études soulignent d'ailleurs la nécessité d'apporter des corrections pour prendre en compte certaines particularités du déplacement humain, telle que l'anisotropie des interactions ou le fait que les piétons ont des directions de déplacement souhaitées qui diffèrent d'un individu à l'autre (Helbing, 1992a; Still, 2000). De plus, les analogies avec la mécanique des fluides trouvent rapidement leurs limites lorsqu'il s'agit d'étudier certains phénomènes collectifs comme la formation de files ou l'alternance autour d'un rétrécissement. En revanche, les modèles macroscopiques sont fréquemment utilisés dans le cadre de simulation d'évacuation pour estimer l'intensité du flux de personnes sortant en fonction de la densité d'individus et de la topologie des lieux (Hughes, 2003; Pauls, 1984; Takahashi et al., 1988).

### 1.4.3 Modèles basés sur des automates cellulaires

Les automates cellulaires sont des modèles de type microscopiques, basés sur une discrétisation de l'espace et du temps. Dans un environnement discrétisé en cellules d'environ 40cm de côté, les mouvements des piétons sont formalisés à l'aide d'une série de règles comportementales plus ou moins sophistiquées (déterministes ou stochastiques) décrivant comment un individu passe d'une cellule à une autre. En général, ces règles sont définies à partir de plusieurs éléments, comme la direction de déplacement souhaitée par le piéton, la position des autres piétons dans son voisinage, et certaines caractéristiques environnementales comme la présence d'une porte ou d'un obstacle physique. La discrétisation temporelle représente la fréquence à laquelle les piétons changent de localisation. Une des versions les plus simples d'automates cellulaires conçus pour le déplacement des piétons est le modèle

déterministe de Fukui-Ishibashi (Fukui & Ishibashi, 1999a,b). Dans cette spécification, le trafic bidirectionnel dans un couloir est simulé à l'aide des règles suivantes : un piéton se déplace dans sa direction de marche tant que la cellule qui se trouve devant lui est libre. Dans le cas où celle-ci serait occupée par un individu se déplaçant en sens opposé, le piéton effectue un déplacement latéral aléatoire. Si elle est occupée par un individu se déplaçant dans la même direction que lui, le piéton ne bouge pas et attend que la place se libère. Cette base de modélisation a été complétée par un certain nombre de variantes, introduisant la possibilité pour les piétons de se doubler ou de reculer (Jian et al., 2005; Maniccam, 2005), ou implémentant des tailles de corps différents pour les individus (Nagai & Nagatani, 2006). Toutefois, cette approche reste très simplifiée et ne peut être utilisée que pour simuler un trafic bidirectionnel. Le modèle d'automate cellulaire proposé par Blue-Adler, plus fréquemment utilisé, est une évolution de l'approche précédente (Blue & Adler, 2001). Une différence notable apportée par ce modèle est l'intégration de la notion de vitesse de déplacement. Cette fois, le mouvement n'est pas restreint aux cellules adjacentes, mais dépend de la vitesse de marche souhaitée des piétons, souvent exprimée en « nombre de cellules par pas de temps ».

Une autre famille d'automates cellulaires fréquemment utilisés dans la littérature est basée autour du concept de «*floor field*», développé par Andrea Schadschneider et son équipe (Figure 1.15) (Burstedde et al., 2001; Kirchner & Schadschneider, 2002; Schreckenberg & Harma, 2002). Dans cette approche, une valeur «d'attractivité locale» est initialement attribuée à toutes les cellules de l'environnement. Par exemple, pour simuler une situation d'évacuation la valeur attribuée à une cellule sera d'autant plus importante que cette cellule est proche de la sortie. Une des spécificités de ce modèle est la présence d'un mécanisme de renforcement qui augmente temporairement l'attractivité d'une cellule après qu'un piéton l'ait traversée. Ce mécanisme, fortement inspiré des pistes de phéromone déposées par les fourmis, est justifié par l'hypothèse que les piétons auraient une tendance à suivre leurs congénères, cette tendance étant amplifiée en situation de panique. Dans la simulation, à chaque instant les piétons se déplacent depuis leur position courante vers une cellule voisine choisie avec une probabilité proportionnelle à l'attractivité de la cellule. Afin d'éviter les collisions entre individus, le choix d'une cellule déjà occupée conduit à l'annulation du mouvement. Malgré leur simplicité, ces différents automates cellulaires sont en mesure de prédire qualitativement le phénomène de formation de files dans un trafic bidirectionnel ou l'apparition de congestion autour d'une sortie lors d'une évacuation (figure 1.15).

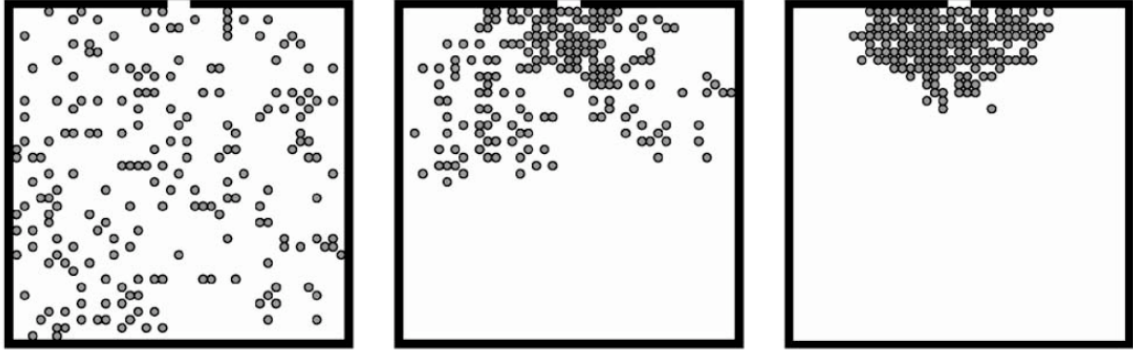


FIGURE 1.15 – Trois séquences de la simulation d’une évacuation réalisée à l’aide du modèle de type automate cellulaire proposé par Burstedde et ses collaborateurs (Burstedde et al., 2001).

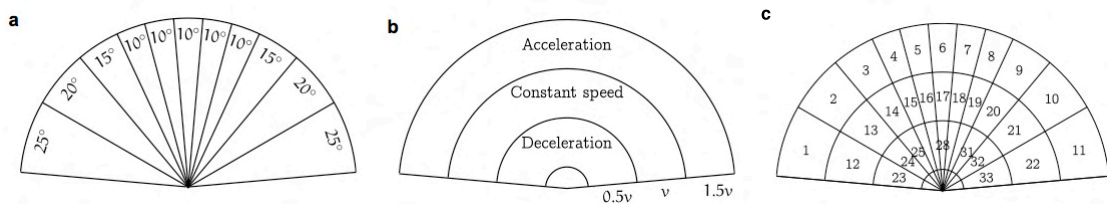


FIGURE 1.16 – Illustration du fonctionnement du modèle proposé par Robin et coll. (Robin et al., 2008). Une zone d’interaction en demi-cercle est définie à l’avant du piéton. (a) Discrétisation angulaire de la zone d’interaction. (b) Discrétisation radiale de cette zone, relativement à la vitesse actuelle du piéton. (c) Découpage final de la zone d’interaction en 33 cellules, chacune associée à une probabilité d’être choisie par le piéton.

Une autre approche alternative proposée par Robin et ses collaborateurs constitue une solution qui se situe à la frontière entre un automate cellulaire et un modèle continu (Antonini et al., 2006; Robin et al., 2008). Dans ce modèle, une zone d’interaction est formalisée par un demi-cercle qui s’étend à l’avant du piéton, d’un rayon égal à une fois et demi la vitesse actuelle du piéton (Figure 1.16). À chaque instant, cette zone d’interaction est discrétisée en une trentaine de cellules, chacune associée à une probabilité d’être choisie par le piéton. Ainsi les cellules occupées par d’autres individus auront une probabilité nulle d’être choisies, alors que le piéton aura tendance à se rapprocher des individus qui se déplacent dans la même direction que lui.

#### 1.4.4 Modèles basés sur une combinaison de forces

Une autre famille de modèles très répandus dans la littérature regroupe les approches reposant sur une combinaison de forces. Contrairement aux automates cellulaires ces mo-



dèles fonctionnent dans un espace continu. Le premier représentant de cette catégorie est le modèle des *forces sociales*, introduit par Dirk Helbing en 1995 (Helbing, 1995). Ce modèle doit en partie sa notoriété au fait qu'il a été le premier à s'appuyer sur les concepts d'auto-organisation pour expliquer la formation de files et mettre en évidence le phénomène d'alternance autour d'un rétrécissement. Le modèle des forces sociales repose sur certains concepts issus de la physique newtonienne pour formaliser trois hypothèses sur le comportement des piétons :

1. Chaque piéton est tout d'abord doté d'une intentionnalité et cherche à rejoindre un point particulier de l'espace, ou à s'orienter dans une direction donnée ;
2. Ensuite, chaque individu cherche à maintenir sa vitesse de marche autour d'une valeur de confort qui lui est propre ;
3. Enfin, les piétons éprouvent une certaine aversion pour le contact physique avec d'autres individus qu'ils ne connaissent pas et cherchent à maintenir vide une zone circulaire autour d'eux (Lewin, 1951).

Ces hypothèses sont formalisées à l'aide d'une combinaison de forces, à la manière des forces électromagnétiques qui agissent entre les particules d'un gaz. Formellement, un piéton  $\alpha$  souhaitant se déplacer dans une direction  $\vec{e}_\alpha$  à une vitesse de confort  $v_\alpha^0$ , est «attiré» vers sa destination par une force motrice  $\vec{f}_\alpha^0$ , qui décrit l'adaptation de sa vitesse courante  $\vec{v}_\alpha$  à sa vitesse désirée de la manière suivante :

$$\vec{f}_\alpha^0 = \frac{1}{\tau}(v_\alpha^0 \vec{e}_\alpha - \vec{v}_\alpha)$$

où  $\tau$  est le temps nécessaire à cet ajustement de la vitesse. En parallèle, le piéton  $\alpha$  est «repoussé» par les autres piétons  $\beta$  sous l'effet d'une force d'interaction  $\vec{f}_{\alpha\beta}$ . Ainsi, la trajectoire idéale que suivrait un piéton isolé est en permanence modulée par sa tendance à s'éloigner des autres individus. À chaque instant  $t$ , l'accélération d'un piéton est donnée par la somme des forces internes et externes auxquelles il est soumis, permettant ainsi d'en déduire l'évolution de sa vitesse :

$$\frac{d\vec{u}(t)}{dt} = \vec{f}_\alpha^0 + \sum_{\beta \neq \alpha} \vec{f}_{\alpha\beta}(t) + \vec{\xi}(t)$$

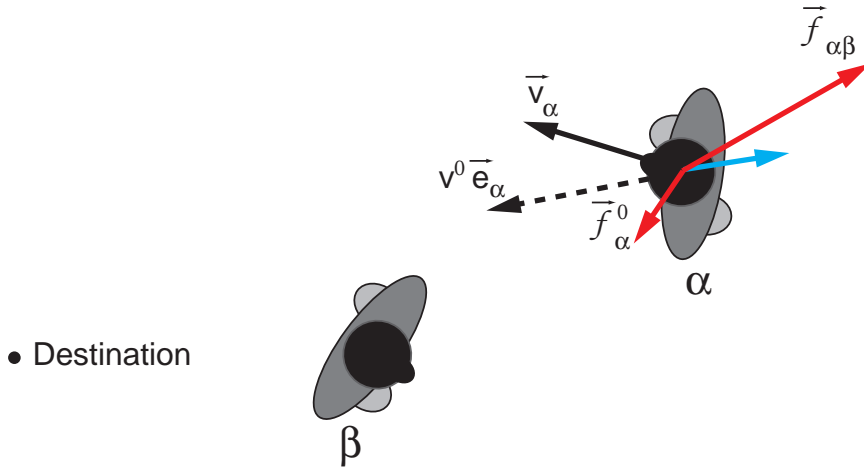


FIGURE 1.17 – Illustration du modèle des forces sociales (Helbing, 1995). Un piéton  $\alpha$  se déplace à une vitesse  $\vec{v}_\alpha$  et souhaite rejoindre un point de destination en marchant à une vitesse de confort  $v^0$ . Une force motrice  $\vec{f}_\alpha^0$  tend à ramener le piéton vers son vecteur vitesse désiré  $v^0 \vec{e}_\alpha$ . Lors d’une interaction avec un autre piéton  $\beta$ , le piéton est également soumis à une force de répulsion  $\vec{f}_{\alpha\beta}$  traduisant sa stratégie d’évitement. À tout moment, l’accélération du piéton  $\alpha$  est donnée par la somme des forces auxquelles il est soumis, représentée en bleue sur le schéma.

et donc de sa position  $\vec{x}_\alpha$

$$\frac{d\vec{x}_\alpha(t)}{dt} = \vec{v}_\alpha(t)$$

où  $\xi(\vec{t})$  est une fluctuation aléatoire de l’accélération du piéton (Figure 1.17).

Le cœur de ce modèle est la fonction d’interaction  $\vec{f}_{\alpha\beta}$  qui définit de quelle manière un piéton se comporte lorsqu’il fait face à un autre individu. Les différentes spécifications du modèle des forces sociales se distinguent les unes des autres par la forme de cette fonction. Dans sa version la plus simple appelée spécification circulaire, la fonction d’interaction est de la forme :

$$\vec{f}_{\alpha\beta} = A \exp(-d_{\alpha\beta}/B) \vec{d}_{\alpha\beta}^0$$

où  $d_{\alpha\beta}$  est la distance entre les deux piétons, et  $\vec{d}_{\alpha\beta}^0$  est le vecteur unitaire pointant de  $\beta$  vers  $\alpha$ .  $A$  et  $B$  sont deux paramètres du modèles représentant respectivement l’intensité et la portée de l’interaction. Cette version est souvent complétée par une fonction  $\omega(\varphi_{\alpha\beta})$  représentative du fait que le piéton réagit plus à ce qui se trouve devant lui que derrière lui, conduisant à

$$\vec{f}_{\alpha\beta} = \omega(\varphi_{\alpha\beta}) \cdot A \exp(-d_{\alpha\beta}/B) \vec{d}_{\alpha\beta}^0$$

où  $\varphi_{\alpha\beta}$  est l'angle entre  $\vec{v}_\alpha$  et la direction de l'interaction  $-\vec{d}_{\alpha\beta}^0$ , et  $\omega(\varphi_{\alpha\beta})$  une fonction qui tend vers zéro pour des valeurs de  $|\varphi_{\alpha\beta}|$  supérieures à  $90^\circ$ .

Parmi les nombreuses versions de cette fonction d'interaction, celles qui produisent les résultats les plus réalistes nécessitent une formulation plus complexe prenant en compte la vitesse relative  $|\vec{v}_\beta - \vec{v}_\alpha|$  du piéton  $\beta$  par rapport à  $\alpha$  (Hoogendoorn, 2002; Yu et al., 2005; Johansson, 2009b). Anders Johansson montre par exemple qu'une zone d'interaction circulaire qui s'allonge en forme d'ellipse dans la direction  $\vec{v}_\alpha - \vec{v}_\beta$  produit des comportements d'évitement réalistes (Johansson et al., 2007). Par conséquent, l'estimation du moment et de l'angle d'une éventuelle collision avec un autre individu apparaît comme une information essentielle utilisée par le piéton. Finalement, au fur et à mesure du développement de ce modèle, le concept initial de zone privée autour du piéton s'est transformé en une fonction complexe décrivant toutes les caractéristiques de sa stratégie d'évitement (Figure 1.18)(Lakoba et al., 2005).

De même, la modification ou l'ajout de nouveaux types de forces (comme des forces de frictions, d'entraînement, ou d'attraction), a permis la simulation d'un grand nombre de phénomènes, tels que les mouvements de panique (Helbing et al., 2000) ou la formation de pistes au sol (Helbing, 1997). Cette grande variété de phénomènes reproduits à partir de la même base de modélisation est représentative de la forte adaptabilité du concept de forces sociales. Toutefois, cet avantage s'accompagne d'un défaut majeur qui réside dans le fait que les différentes spécifications ne sont souvent pas robustes aux changements de situations. Par exemple, Yu et Johansson ont récemment proposés une nouvelle adaptation du modèle capable de produire des turbulences à très hautes densités (Yu & Johansson, 2007). Toutefois, cette spécification est réalisée à l'aide d'une force de répulsion si importante que le modèle n'est plus en mesure de reproduire de manière réaliste un évitement entre deux piétons lorsque le niveau de densité est faible.

Mis à part le modèle des forces sociales, l'idée de forces de répulsion est très utilisée dans la littérature. D'une manière générale, la base de modélisation reste très similaire, avec la coexistence d'une force motrice et d'une force décrivant la stratégie d'évitement (Löhner, 2010; Maury & Venel, 2009). Serge Hoogendoorn, par exemple, a proposé un modèle basé sur un principe de minimisation de l'énergie dépensée par le piéton (Hoogendoorn, 2004; Hoogendoorn & Bovy, 2003; Nakayama et al., 2007). Citons également Yu et ses collaborateurs qui se basent sur le concept légèrement différent de force centrifuge (Yu et al.,

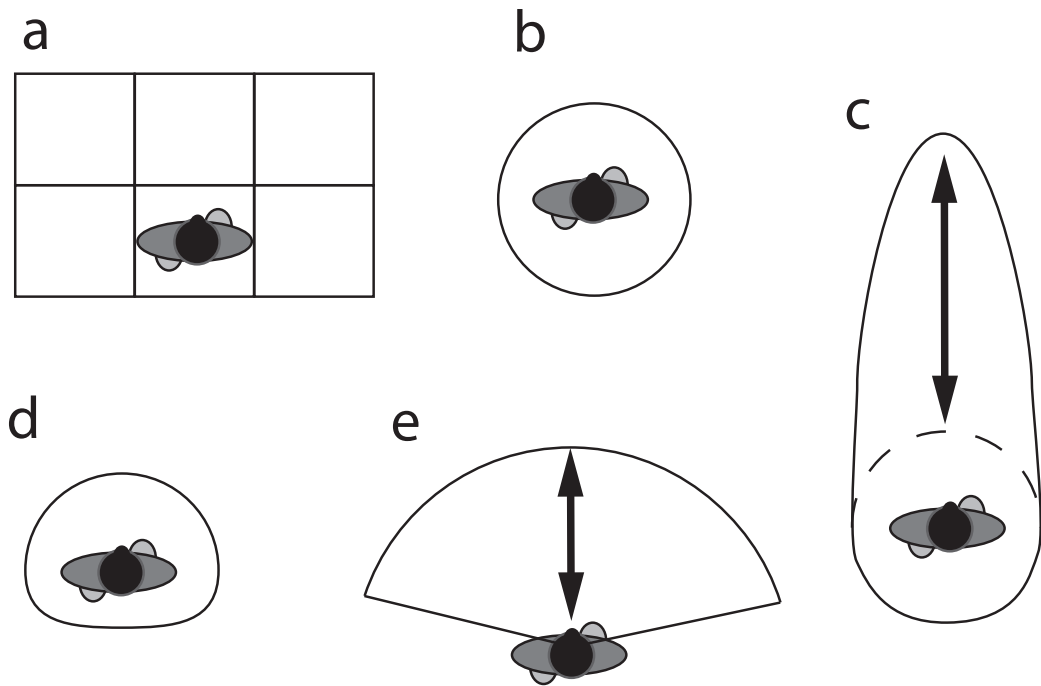


FIGURE 1.18 – Schématisation de la forme des zones d'interaction suggérées dans quelques modèles. (a) Forme de cette zone pour l'automate cellulaire proposé par Blue & Adler (Blue & Adler, 2001). Le nombre de cellules considérées autour du piéton varie en fonction des spécifications. (b) Forme de la zone d'interaction pour la spécification circulaire du modèle des forces sociales, qui peut s'étendre vers l'avant dans sa version elliptique (c), ou être réduite à l'arrière en fonction du terme  $\omega(\varphi_{\alpha\beta})$  (d)(Johansson et al., 2007). (e) Zone d'interaction correspondant au modèle de Robin et coll. (Robin et al., 2008). Les flèches noires indiquent une zone d'interaction dynamique, dont la taille varie en fonction de la vitesse du piéton (e) ou de la vitesse relative des deux piétons (c).

2005).

#### 1.4.5 Modèles basés sur le champ visuel

Parmi les différents modèles que nous avons décrits, une des constantes qui se dégagent est l'importance de la vision dans le comportement d'interaction du piéton. En effet, comme en témoigne la représentation de la forme des zones d'interactions sur la figure 1.18, la majorité des modèles fait l'hypothèse, souvent implicite, que l'individu réagit principalement aux événements qui se déroulent devant lui. Dans une étude récente, Johansson se sert d'un algorithme d'optimisation pour évaluer l'intensité de l'interaction entre deux piétons en fonction de l'angle de cette interaction (Johansson et al., 2007). L'application de cette technique sur une série de données recueillies en conditions naturelles, comme des enregistrements vidéos de couloirs de métro ou de zones piétonnes dans un centre commercial, permet de mettre en évidence une zone d'interaction qui se superpose avec le champ visuel de l'individu (Figure 1.19).

L'approche écologique de Gibson a depuis longtemps mis en évidence la relation primordiale qu'il existe entre la perception qu'un être vivant se fait de son environnement et son déplacement dans cet environnement (Gibson, 1958, 1979). Gibson introduit ainsi le concept d'*affordance* qui décrit les possibilités de mouvements et d'actions qu'un individu perçoit dans son environnement. L'affordance d'un environnement est relative à l'individu qui l'observe et rattachée à l'activité courante de cet individu. On retrouve l'application de ces idées aux déplacements des humains dans le cadre de certaines études sur le comportement de navigation d'un individu isolé en fonction de la géométrie de l'environnement. Ces études, dont la finalité n'est pas d'étudier le comportement collectif des foules, visent à comprendre la relation qui existe entre la topologie d'un environnement donné et l'usage qu'en font les individus (Batty, 1997; Hillier & Hanson, 1984; Hillier et al., 1993; Penn & Turner, 2002). Par exemple, Penn et Turner proposent un modèle de déplacement basé sur deux règles simples : le piéton choisi au hasard une direction de déplacement parmi celle qu'il perçoit étant donné l'encombrement de son champ visuel et l'architecture de l'environnement, puis il se déplace de  $n$  pas dans cette direction, où  $n$  est une valeur choisie aléatoirement dans une distribution de Poisson (Penn & Turner, 2002; Turner, 2007). La répétition de ces règles comportementales, qui ne font pourtant appel à aucune interaction entre les individus, permet de prédire correctement la fréquentation des différentes zones

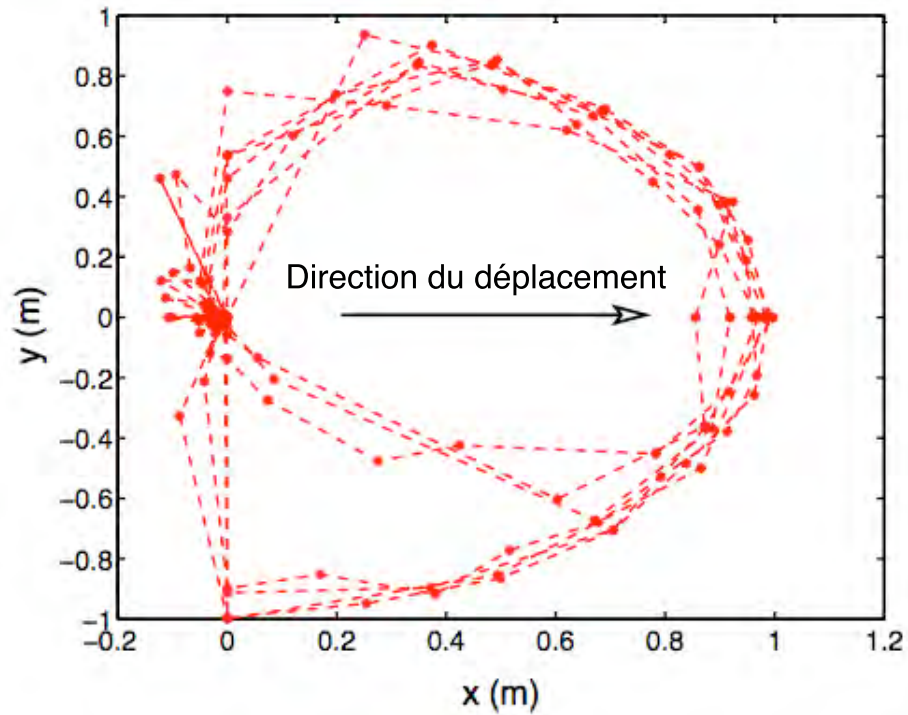


FIGURE 1.19 – Intensité d’une interaction entre deux piétons en fonction de leurs positions respectives (d’après Johansson et al. (2007)). L’individu observé se situe à l’origine et se déplace dans le sens de la flèche noire. Chaque point rouge représente une position du partenaire d’interaction. La distance de ces points à l’origine représente l’intensité de l’interaction, normalisée entre 0 (aucun effet) et 1 (intensité maximum). Chaque polygone rouge représente un jeu de données différent. Ce résultat est obtenu à partir d’observations réalisées en milieu naturel.

d'un musée de Londres.

Dans un autre contexte, les recherches en neurosciences conduisent également à une meilleure compréhension de l'utilisation de la vision dans le comportement de marche. En particulier, des expériences contrôlées ont permis de mettre en évidence le rôle majeur du flux optique perçu par un marcheur dans le contrôle musculaire de son comportement d'évitement (Warren et al., 2001). Un modèle d'évitement d'obstacles a pu être développé sur cette base, à partir de mesures de l'accélération angulaire d'un piéton en fonction de l'angle perçu de sa destination (Fajen & Warren, 2003; Fajen et al., 2003). Ce modèle a ensuite été validé sur la base d'observations expérimentales d'un piéton isolé se déplaçant vers un point de destination, pour divers angles de départ.

Cette implication du champ visuel d'un piéton dans ses interactions avec d'autres individus constituera un élément important sur lequel nous nous appuyerons au cours des chapitres 4 et 5.

## 1.5 Objectifs

Cette thèse est une contribution à la connaissance et à la compréhension des mécanismes comportementaux et cognitifs impliqués dans la dynamique des déplacements collectifs de piétons. Comme nous l'avons vu dans l'introduction, le comportement d'une foule est régi par des processus d'auto-organisation, qui sont à la base d'une grande variété de phénomènes collectifs émergents. Ces phénomènes sont le fruit de la répétition d'interactions locales entre les individus. Nous avons répertorié les différents types d'interactions qui peuvent exister, les différents comportements collectifs qui peuvent émerger de ces interactions, et les pistes de modélisation proposées dans la littérature. Si l'on prend en considération les principes de fonctionnement d'un système auto-organisé, il est clair que la compréhension du système dans sa globalité nécessite l'exploration détaillée du comportement des individus au cours d'une interaction.

Cependant, malgré la profusion de modèles de déplacement, peu d'études s'attachent à la validation des règles de comportement implémentées dans ces modèles. Au final, notre connaissance des différents types d'interactions, de leurs spécificités, et de leur impact à l'échelle du groupe reste largement incomplète. L'objectif principal de cette thèse est d'approfondir notre compréhension des mécanismes qui gouvernent la dynamique des déplace-

ments collectifs de piétons. En particulier, notre réflexion sera organisée autour des questions suivantes :

1. **Que peut-on apprendre de l'étude d'autres systèmes biologiques dans lesquels s'observent des phénomènes similaires ?** Tout au long de cette introduction, nous avons souligné à de nombreuses reprises qu'une foule de piétons présente plusieurs points communs avec d'autres systèmes naturels. Dans le prolongement de la réflexion initiée dans cette introduction, nous étudierons dans le Chapitre 2 des systèmes biologiques mieux connus qui présentent de fortes analogies avec le comportement des foules, soit parce que les phénomènes collectifs que l'on peut observer dans ces systèmes sont similaires, comme la formation de files chez les fourmis, soit parce qu'ils concernent des sujets humains en interaction. Le Chapitre 2 vise ainsi à tracer des analogies entre les différents systèmes et à pointer les spécificités du comportement des piétons et des foules.
2. **Peut-on appliquer les méthodes d'études issues de l'éthologie animale à l'étude des lois d'interactions entre piétons ?** Comme nous l'avons souligné dans l'introduction, il existe de nombreuses approches de modélisation du comportement des foules. Le concept de forces sociales, par exemple, se décline en plus d'une dizaine de spécifications basées sur des hypothèses différentes. Dès lors, une mesure expérimentale des lois d'interactions semble être la méthode de validation la plus pertinente pour développer un modèle fidèle à la réalité. En particulier, les méthodologies expérimentales mises en place en éthologie pour étudier certains comportements collectifs dans les sociétés animales ont montré une grande efficacité pour caractériser les règles comportementales individuelles sous-jacentes. Dans le chapitre 3, nous tenterons d'appliquer ces méthodes d'étude aux comportements des piétons, à travers la réalisation d'une série d'expériences contrôlées. Les résultats expérimentaux seront alors formalisés dans le cadre du modèle des forces sociales (Chapitre 3 et 4), et serviront à la mise en place d'une nouvelle base de modélisation (Chapitre 5). L'application systématique de cette méthodologie expérimentale pour quantifier les différents types d'interactions sera ensuite discutée dans la dernière partie de cette thèse.



3. **Quels rôles peuvent jouer les différentes formes d'interactions impliquées dans le déplacement collectif des piétons ?** Jusqu'à présent, dans une grande majorité de travaux existants, la notion d'interaction entre piétons concernait principalement la manière avec laquelle un piéton en évite un autre. L'évitement constitue d'ailleurs la forme d'interaction sur laquelle nous nous focaliserons dans le chapitre 3. Cependant, des interactions d'une autre nature existent et peuvent jouer un rôle important dans la dynamique collective du système. Les interactions sociales entre les membres d'un groupe de piétons ont par exemple été très peu étudiées. Cette absence de considération est d'autant plus surprenante que les piétons se déplaçant en groupe sont majoritaires par rapport aux individus isolés dans le trafic urbain. Ces interactions sociales feront l'objet d'une analyse plus approfondie dans le Chapitre 4. Une autre forme d'interaction mentionnée dans cette introduction est la bousculade, qui entre souvent en jeu à très haute densité. Dans ce cas, le résultat de l'interaction entre deux individus ne relève plus d'une stratégie d'évitement, comme c'est le cas dans les déplacements quotidiens, mais plutôt de mouvements involontaires dus à la pression physique exercée par des personnes cherchant à élargir leur espace vital. Ces interactions physiques sont typiquement à l'origine des phénomènes de turbulences, comme nous le verrons dans le Chapitre 5.
  
4. **Quelle alternative peut-on proposer aux modèles existants ?** Depuis la parution des premiers modèles individus-centrés de comportement de piétons, deux principales catégories de modèles se retrouvent dans la grande majorité des travaux existants. Les modèles basés sur une combinaison de forces et les automates cellulaires, les premiers étant plus largement utilisés et étudiés. Par conséquent, l'interprétation de toutes nouvelles mesures empiriques, comme celles qui seront présentées dans les Chapitres 3 et 4 est contrainte par l'un de ces deux cadres théoriques. En conséquence, le dernier objectif de cette thèse sera d'élargir notre vision du système et d'apporter de nouveaux outils d'analyse et de compréhension du déplacement des foules. Nous verrons dans le Chapitre 5 qu'il est possible de concevoir une approche différente qui se distingue fondamentalement des modèles précédents.

Autour de ces questions principales et à partir des éléments de réponses que nous apporterons

dans les chapitres qui vont suivre, nous consacrerons la dernière partie de cette thèse à une discussion générale des résultats obtenus. À partir de ces réflexions, nous conclurons en proposant un certain nombre de perspectives de recherches qui découlent de ces travaux.

## Chapitre 2

# Comportements collectifs auto-organisés dans différents systèmes humains et animaux

Il existe une grande variété de système biologiques et sociaux dont le fonctionnement repose sur des processus d'auto-organisation. En particulier, nous avons mentionné plus haut que certains comportements collectifs peuvent être qualitativement similaires dans des systèmes parfois très différents, comme la formation de files que l'on retrouve chez les piétons et les fourmis légionnaires (de même que les termites, dont le trafic bidirectionnel s'organise également en files (Jander & Daumer, 1974)). Le phénomène d'alternance des flux autour d'un rétrécissement se retrouve également chez les fourmis comme chez les humains. De la même manière, il a été montré que les mécanismes d'amplification qui conduisent à la mise en place d'une piste de phéromone chez les fourmis sont similaires à ceux qui interviennent dans la formation des chemins que l'on peut observer sur les pelouses des environnements urbains (Camazine et al., 2001; Helbing, 1997). Dans un autre contexte, les processus impliqués dans la synchronisation des applaudissements dans un public sont proches de ceux qui permettent aux lucioles d'ajuster le rythme d'émission de leurs signaux lumineux (Buck & Buck, 1976; Néda et al., 2000b).

Dans ce chapitre, nous explorerons en parallèle le comportement collectif des foules et le fonctionnement d'autres systèmes dont les propriétés présentent certaines ressemblances avec les déplacements de piétons. Hormis les déplacements collectifs, nous nous intéresserons également à la dynamique d'autres phénomènes collectifs dans des systèmes humains, comme la synchronisation des applaudissements dans un public, et le comportement collectif des internautes sur le Web. Dans ce cas, la ressemblance avec le déplacement des foules n'est pas

structurelle, mais concerne le fait que ces systèmes impliquent des humains en interaction.

La description de ces différents phénomènes sera articulée autour d'une classification basée sur la nature directe ou indirecte des interactions entre les individus. Cette distinction nous permettra par la suite d'analyser les spécificités de ces deux types d'interaction dans les propriétés du comportement collectif qui en résulte. Enfin, nous dégagerons un certain nombre de connaissances générales à partir de cette étude de cas en développant une description générale du fonctionnement de ces systèmes du point de vue de la nature des informations échangées entre les individus et l'intégration de ces informations à l'échelle du groupe.

## Collective information processing and pattern formation in swarms, flocks and crowds<sup>1</sup>

Mehdi Moussaïd, Simon Garnier, Guy Theraulaz, and Dirk Helbing

Mehdi Moussaïd, Simon Garnier, and Guy Theraulaz

*Centre de Recherches sur la Cognition Animale, CNRS-UMR 5169, Université Paul Sabatier, Bât IVR3, 31062 Toulouse cedex 9, France.*

Dirk Helbing

*ETH Zurich, Zurich, Switzerland*

Article publié dans *Topics in Cognitive Science*, 2009, Volume 1, pp. 469-497

---

1. Cet article ayant été publié indépendamment, les sections 2.1 et 2.2 reprennent quelques notions générales que nous avons déjà présentées dans l'introduction.

## 2.1 Introduction

In nature, many group-living species - such as social arthropods, fish or humans - display collective order in space and time (see figure 2.1). In fish schools, for instance, the motion of each single fish is perfectly integrated into the group, so that the school often appears to move as a single coherent entity. In response to external perturbations, the whole school may suddenly change the swimming pattern, adopt a new configuration, or simply switch its direction of motion in near perfect unison. In case of predator attack, fish flee almost simultaneously, seemingly all aware of the danger at the same moment (see e.g Partridge (1982)).

Similar coordinated collective behaviors can be found in humans (Helbing et al., 2001). Flows of people moving in opposite directions in a street, spontaneously organize in lanes of uniform walking direction, in this way enhancing the overall traffic efficiency by reducing the number of avoidance maneuvers.

A major characteristic of this collective organization lies in the fact that it emerges without any external control. No particular individual supervises the activities nor broadcasts relevant information to all the others and no blueprint or schedule is followed. This non-supervised order holds a puzzling question : By what means do hundreds or even thousands of individuals manage to coordinate their activity to such an extent without referring to a centralized control system ?

Answering this question comes down to establishing a link between two distinct levels of observation : on the one hand, seen from a “macroscopic” level, the group displays a surprisingly robust and coherent organization that often favors an efficient use of the environment. However, on the other hand, from the “microscopic” point of view of a given individual, the situation is perceived at a local scale : the pedestrians, like the fish, do not have a complete picture of the overall structure they create. They rather react according to partial information available in their local environment or provided by other nearby group members.

The nature of the link between the individual and the collective level is investigated in this article. More specifically, the problem of how local interactions among individuals yield efficient collective organizations is addressed by studying how information is transferred among individuals. Indeed, the contrast between the limited information owned by single

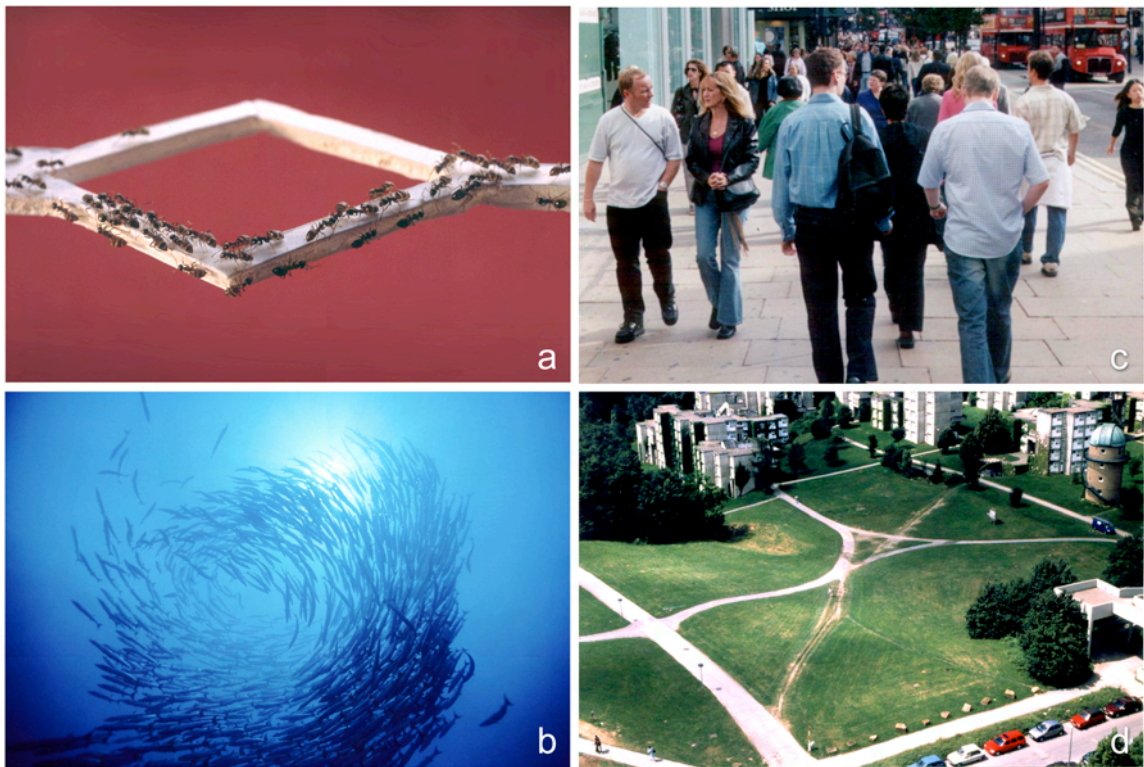


FIGURE 2.1 – Examples of self-organized phenomena in human and animal populations. (a) Trail formation and collective path selection in ants. The figure refers to an experiment with a two-paths-bridge linking the nest and a food source. (b) Emergence of a vortex in a school of fish, consisting of individuals circling around an unoccupied core (© Tammy Peluso, istockphoto.com) (c) Segregation of a bidirectional flow of pedestrians into lanes of people with a common walking direction (from Helbing et al. (2005)) (d) Human trails formed on the University campus of Stuttgart-Vaihingen (from Helbing (1997)).

individuals and the “global knowledge” that would be required to coordinate the group’s activity is often remarkable.

The unexpected birth - or emergence - of new patterns out of interactions between numerous subunits was first established in physico-chemical systems (Nicolis & Prigogine, 1977). Since then, it has been many times demonstrated that spontaneous order can appear in such systems because of the non-linear interactions among chemicals. Because the order emerges without external control these non-linear phenomena were labeled as self-organized.

Self-organization mechanisms are not limited to physical or chemical systems. During the last 30 years, they have also been identified in various living systems, such as cellular structures (see Ben-Jacob et al. (1994); Karsenti (2008); Shapiro (1988) for a review), animal societies (Camazine et al., 2001; Couzin & Krause, 2003; Garnier et al., 2007; Sumpter, 2006) or human crowds (Ball, 2004; Helbing, 1995). Comprehending them is among today’s most interesting challenges : first, because they are responsible for a significant part of the organization of animal and human societies ; and second, because they are often the source of problems, such as vehicular traffic jams (Helbing & Huberman, 1998), the spread of diseases (Newman, 2002), or the clogging of people fleeing away from a danger (Helbing et al., 2000).

The present study focuses on such behaviors in living beings : humans, like pedestrians, customers or Internet users, and animals, like insect colonies, vertebrate schools or flocks. Despite wide differences among these systems (in terms of the number of units, size or cognitive abilities of the individuals), human and animal systems can exhibit similar collective outcomes, suggesting the presence of common underlying mechanisms. For instance, bidirectional flows of pedestrians get organized in lanes (Helbing, 1995), as well as some species of ants or termites (Couzin & Franks, 2003; Jander & Daumer, 1974); an audience of people may collectively synchronize their clapping (Néda et al., 2000b) as fireflies synchronize their flashing (Buck & Buck, 1976); many insect species build trail systems in their environment, and so do humans (Helbing, 1997; Holldobler & Wilson, 1990). Moreover, we choose to consider humans and animal systems because, unlike molecules involved in physical or chemical self-organized systems, living beings exchange and process information of multiple kinds when interacting with each other. This information influences and often determines the living being’s next actions. In addition, the collective integration of individual knowledge often allows the group to produce efficient behavioral responses to their environment. Thus, studying the way individuals respond to information and how this information



spreads among them is a crucial step for understanding the organizational abilities of many group-living species.

The following sections of our contribution are organized as follow : First, we start with a description of the major principles behind the concept of self-organization. Then, in section 3, we review various self-organization phenomena occurring in animal or human populations. Most of the discussed systems have been previously studied in the literature, but the novelty of this paper is to integrate them in a common framework based on the information exchange among individuals. That means, we highlight the internal mechanisms that allow the group to integrate and process this knowledge and to accomplish various tasks, such as sorting items, optimizing activities or making collective decisions. Accordingly, section 4 presents a generalized view of the dynamics on the “microscopic” and “macroscopic” levels of description, and a classification of the collective outcomes.

## 2.2 Self-organized behavior in social living beings

Because our purpose is to investigate the features of self-organized behavior, our first concern is to properly define this term and to bring major principles underlying such phenomena into the picture. A self-organization process can be defined as the spontaneous emergence of large-scale structure out of local interactions between the system’s subunits. Moreover, the rules specifying interactions among the system’s components are executed using only local information, without reference to the “global” pattern (Bonabeau et al., 1997). The distributed organization implies that no internal or external agent is supervising the process and that the collective pattern is not explicitly coded at the individual level. Furthermore, the emerging properties of the system cannot simply be understood as the sum of individual contributions. Self-organization is a key concept to understand the relationship between local inter-individual interactions and collective patterns. A self-organized process relies on four basic elements :

1. A positive feedback loop, which makes the system respond to a perturbation by reinforcing this perturbation. Therefore, positive feedback often leads to explosive amplification, which promotes the creation of new structures. Typically, if the probability for an individual to perform a given action is somehow increased by other individuals in the neighborhood already performing the same action, the group is very likely to

display a positive feedback loop. As an illustration, let us refer to a well-known experiment performed by Stanley Milgram in the streets of New York (Milgram et al., 1969) : Milgram noticed that, when someone seems to look at something interesting in a particular direction, people around him tend to look in the same direction. More detailed studies showed that the tendency to imitate this behavior is approximately proportional to the number of surrounding people already looking in the same direction : a single person looking at a given point triggers 40% of naive by-passers to follow his or her gaze. This percentage grows to 80% and up to 90% with five and fifteen persons, respectively looking into the same direction. A positive feedback loop is in play : the higher the number of people looking in a given direction - let's say up in the air- the more likely surrounding walkers will look up in turn, increasing again the attractiveness of the looking-up behavior and so forth. This reinforcement dynamics usually leads to a non-linear propagation of a given behavior in the population.

2. The non-linear amplification of this snowball effect could eventually lead a system into a destructive state. Therefore, in self-organized systems, negative feedback typically sets in at larger perturbation amplitudes. Negative feedback dynamics are any kind of limiting factors that counteract the amplification loop, eventually leading to the stabilization of the collective pattern. These could be inhibitory or repulsive effects, but not necessarily so. For instance, why did the previous experiment not make the whole city of New York look up ? Simply because, after some time, people tend to lose interest in the eye gazes and continue their walking. Hence, a more or less significant group of people looking up will form and stabilize, depending on the quality and relevance of information provided.
3. Self-organizing processes also rely on the presence of fluctuations. Random fluctuations constitute the initial perturbations triggering growth by means of positive feedbacks. People walking straight ahead toward their destination would never discover any point of interest in their environment, and a collective looking-up behavior would never appear. Instead, a weak tendency to check out the neighborhood may catch the attention of a few walkers, triggering the amplification loop and spreading the information into their neighborhood. The unpredictability of exact individual behavior may also be the origin of the great flexibility of the system. As individuals do not deterministically

respond to a given stimulus, there is a chance to discover alternative sources of information and other ways to solve a problem. In such a case, a positive feedback effect allows the system to leave a given state in favor of a better one.

4. Finally, self-organizing processes require multiple direct or indirect interactions among individuals to produce a higher-level, aggregate outcome. Repeated interactions among group members are the heart of any self-organized dynamics. Direct interactions imply some kind of direct communication between individuals (like visual or acoustic signals or physical contacts), while indirect interactions imply a physical modification of the environment that can be sensed later by other individuals. New York's by-passers unintentionally exchange information by means of direct interactions, namely by the visual signal they transmit when looking toward a particular direction.

On the basis of these four ingredients, it has been possible to describe and explain numerous collective behaviors observed in social insects and animal societies (Camazine et al., 2001; Couzin & Krause, 2003). Therefore, the concept of self-organization helps to elucidate the non-intuitive relationship between the apparent behavioral simplicity of group members and the complexity of the collective outcomes that emerge from their interactions.

We will now look at various case studies involving self-organized behaviors both in humans and animals, and describe them by means of the mechanisms introduced above. In doing so, we emphasize the distinction between the individual and the collective levels of observation, to better understand the relationships between both levels. Finally, we choose to classify the described systems according to the nature of the information transferred between individuals (i.e. either direct or indirect), because this difference has some further implications when studying the collective information processing, as discussed in the last section.

## 2.3 Case studies

### 2.3.1 Indirect information transfer

Indirect communication between individuals (also called stigmergic communication) is a frequent property of biological systems with many interacting agents. It refers to interactions that are mediated by the environment, based on the ability of individuals to modify their

environment and to respond to such changes in specific ways. Stigmergy was originally introduced by French biologist Pierre-Paul Grassé at the end of the fifties to account for the coordination of building behavior in termites (Grassé (1959), see Theraulaz & Bonabeau (1999) for a historical review). Indeed, group-living insects often lay chemical signals in their environment to mark a particular location like a food source or to inform other group members of a recent change like a new construction stage in nest building. Signals exchanged in this way can be of different kinds, for example chemical or physical alterations of the environment. These alterations can often extend the duration of a signal and, as the marking of a personal territory shows, the spatial range as well. In humans, the signals exchanged can also exist within a virtual environment. Indeed, interactions within communities of people that have lately flourished on the Internet often go along with virtual signals left in blogs or forums. An interesting and simple example of such indirect information exchange involving virtual signals can be studied at the interactive website called digg.com, which we will focus on now.

#### 2.3.1.1 Case 1 : The Online Social Network digg.com

*Digg.com* is a website over which people can discover and share contents found elsewhere on the web. It allows its users to submit news stories they find while they browse the Internet. Each new story can be read by other community members. If they find it interesting, they can add a ‘digg’ to it. A digg is a virtual signal associated to a given story that can be seen by other users. The more diggs a story received in a given period of time, the more it becomes visible to the visitors, because news stories are displayed according to their popularity. In contrast to news magazines, however, popularity is not decided by some central decision maker, like a webmaster or editorial board, but by an automated algorithm that reacts to the number of diggs. Hence, the way news stories are displayed is determined by the activities of the users, and the interaction of users is mediated by the environment of the website, which classifies the interaction as indirect.

The dynamics at digg.com is an interesting case of decentralized collective organization to study. It turns out that interesting stories are widely spread among the community members at the expense of old or non-interesting ones. Moreover, the resulting system dynamics may be viewed as sorting the stories according to their relevance : At a given moment of time, the greater the number of diggs a story has received, the more interesting it is for the community.

In the following, we discuss the underlying mechanisms of such a collective dynamics.

As pointed out before, interactions between users take place by means of indirect communication. Each user is capable of leaving a trace (the digg) in a virtual common environment, characterized by a multitude of more or less interesting stories. The behavioral rules of a given user can be summarized as follow : each user initially moves almost randomly through the environment provided by the website. In a neutral environment (i.e. in the absence of digged stories), each user has an approximately equally weak probability to read a given news, according to his or her own liking and interests. If the user encounters a story he or she finds relevant, he or she may modify the environment and mark the story for the attention of other members of the community.

Since popular stories are presented in an attractive way and easily accessible, the probability for another user to read a given story increases with the number of diggs the story has received. Therefore, a positive feedback loop can be identified here : the more a story is popular (that is to say considered relevant by users), the more likely it is to be paid attention to and to further increase its popularity. Consequently, interesting information is spread over the group in a non-linear way and the level of propagation of relevant stories increases exponentially with time. But such an exploding dynamics itself would lead a few stories to be so attractive that the great majority of the available information would remain unexplored. As described in the previous section, a negative feedback is needed to limit such self-amplification. Wu and Huberman observed that the decay in novelty of news counteracts the further amplification of their popularity : the older a news, the less it captures the attention of people (Wu & Huberman, 2007). The limited cognitive capacity of users and the competition of popular stories with a steady flow of incoming news for attention causes people to turn their attention to other stories. Accordingly, popular stories receive decreasing consideration as time goes by, and are finally replaced by other ones (figure 2.2).

Interestingly, it has been shown that the pattern of propagation of a novel information and the subsequent decay of attention depend on many factors, such as the time of the day it has appeared or the story's topic. This implies that the resulting sorting of the stories is somehow linked to the global environment : stories related to current events propagate faster than others. In terms of self-organizing mechanisms, this can be expressed by the fact that individuals tend to modulate their 'digging' behavior, with respect to the media-related context. Environmental specificities can thus induce a weak bias in the behavior of the users

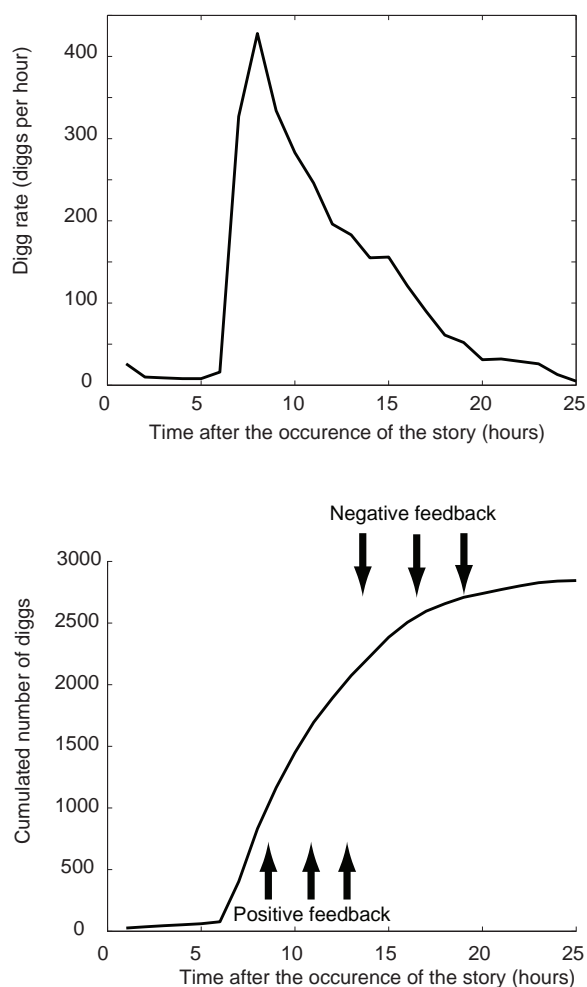


FIGURE 2.2 – Observed dynamics for a story on digg.com during one day. (A) Observed digg-rate for a given story. The sudden amplification of interest after 5 hours is due to the reinforcement effect of the increased the number of diggs, while the following decay results from the decreasing attention of users. (B) Cumulative number of diggs illustrating the antagonist effects of positive and negative feedbacks (same dataset).

that would potentially result in a major change of the collective outcome. This sensitivity of the system provides a great flexibility in achieving the sorting task : different communities of people would sort the body of information in different ways, according to their interests, background and cultural environment.

### 2.3.1.2 Case 2 : Trail formation in ants

In the animal world, one of the best studied examples of indirect communication is probably the trail formation in ant colonies. Many species of ants have the ability to lay chemicals, called pheromones, in their environment (Holldobler & Wilson, 1990). Phero-

mones are a typical chemical support for information exchange in insect societies and can be used for various purposes such as warning of a danger, mating communication, or indicating the location of a food source (Wyatt, 2003). In particular, ants can deposit pheromone trails to mark the route from their nest to a newly discovered food source and share this crucial information with the rest of the colony. One can easily observe such a foraging behavior by setting out a piece of sugar in the neighborhood of a nest. After some time, more foragers appear at the food source, and soon an important flow of ants sets in between the nest and the piece of sugar (see figure 2.1a). How does the colony manage to establish such a foraging trail?

The process starts when a single ant finds a food source during a phase of random exploration. After feeding, the ant returns to the nest and drops small amounts of pheromones at regular intervals on its way back. This incipient trail has an attractive influence on other nestmates. Thus, although unaware of the food source location, nearby ants tend to modulate their random exploration behavior toward a trail-following behavior and may find the food source in turn. The greater the pheromone concentration, the higher the probability of an ant to follow the trail. Each new recruited ant finding the source reacts in the same way, returning to the nest and reinforcing the chemical trail with its own pheromones. This establishes a positive feedback : the more ants are recruited, the more attractive the trail becomes, increasing again the number of ants engaged in the process, and so forth. This leads to an exponential increase of the number of ants on the trail. However, pheromones are highly volatile chemicals. Thus, the evaporation of the trail can counterbalance its increasing attractiveness, leading the system to a stable state in which a constant flow of ants moves over the trail. A negative feedback occurs by other factors as well : it may result from the limited number of available foragers, from a competition between trails, or from the depletion of the food source. In any case, the negative feedback acts against the reinforcement loop, and a balance between opposite effects helps the system to stabilize in a new state, leading to a constant flow of ants on the trail (figure 2.3).

This ability of ants to leave marks in their environment constitutes a powerful means for efficiently spreading novel information. Interestingly, the way in which knowledge is processed at the group level provides many other benefits to the colony. In particular, controlled experiments reproducing ants' trail formation in the laboratory revealed that ants also carry information about the quality of the food source. Indeed, the workers tend to modulate their

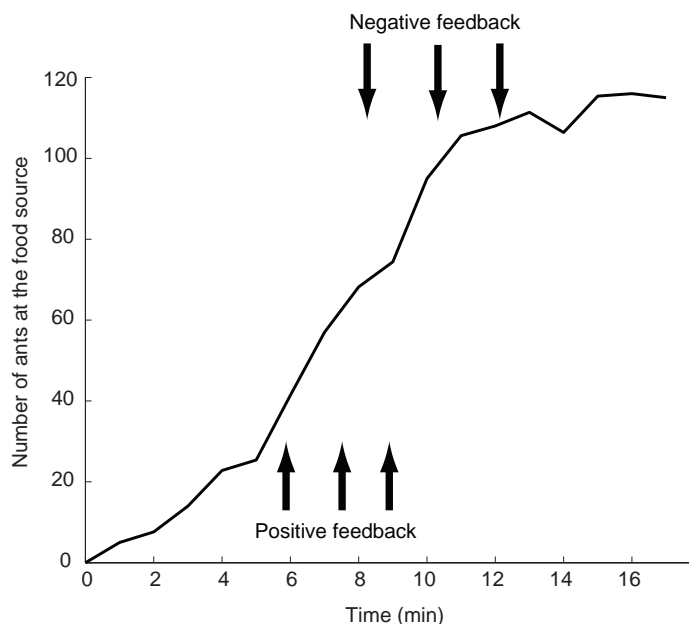


FIGURE 2.3 – Recruitment dynamics in the ant *Linepithema humile*. Observation of number of ants involved in a foraging task, illustrating the emergence of a pheromone trail between the nest and a food source (unpublished experimental data). While an increasing pheromone concentration attracts more and more ants along the trail during the first moments, the jamming that occurs around the food source at higher density counterbalances the previous amplification and stabilizes the flow of ants at a constant level.

trail-laying intensity as a function of the quality of the discovered food (Beckers et al., 1993). From this behavioral modulation follows the ability of the colony to concentrate its effort toward the most profitable options. For example, if two food sources are available, the trail toward the richest one will be initially slightly more concentrated in pheromones than the others, and thus will attract a few more foragers at the beginning. However, as the number of workers involved increases, the difference in pheromone concentration between the trails grows as well, since the reinforcement operates faster on the path leading to the richest source. The feedback is further reinforced by the evaporation of the pheromones so that, finally, the competition between rich and poor sources directs the colony activity toward the most profitable option. If the selected food source runs out, ants stop laying pheromones and the trail vanishes, allowing the exploitation of other food sources. Based on the same reinforcement mechanisms, ants also manage to select the shortest route among several possibilities to reach a given food source (Beckers et al., 1990).

In contrast to the mechanisms in play at Digg.com, ants do not sort the different foraging alternatives according to their preference, but the colony rather selects the best option



and focuses its foraging activity on it, almost ignoring all the others. The collective choice is decentralized : individual ants make no comparison of the different alternatives. The efficiency of the collective activities lies in the integration of information owned by single ants at the colony level, driving the group toward a consensus for the best foraging strategy.

### 2.3.1.3 Case 3 : Trail formation in pedestrians

Humans are also often generating trail systems when walking through open natural space. One may observe such patterns imprinted in grassy areas in parks or meadows (figure 2.1d). The trails are caused by people walking off the originally planned ways, little by little trampling down the vegetation under their feet. The so-formed trail networks usually exhibit smooth curvy intersections and do not necessarily follow the shortest path between entry and exit points. Recent research highlighted that these trail systems result from a typical self-organization process (Goldstone & Roberts, 2006; Helbing, 1997).

Unlike digg.com users, pedestrians do not cooperate to build an efficient trail system. They are simply goal-oriented agents, each having its own starting point and destination, but all pursuing the same aim : walking comfortably and avoiding detours as much as possible. However, each walker unintentionally prints his or her own “solution” on the environment and thereby “shares” it with the other pedestrians. Indirect communication among people is achieved by altering the ground via the walkers’ footsteps. The subsequent walkers spontaneously reconcile their goal-oriented behavior with a preference for walking on previously used and more comfortable ground. The system, therefore, has a reinforcement mechanism : trails attract walkers that in turn improve the trails and increase their attractiveness. Over time, and by using trails frequently, the system evolves toward a *compromise* between various direct trails. This enhances the walking comfort at minimum average detours.

To illustrate and validate this dynamics, Helbing et al. have developed an individual-based model of trail formation (the active walker model) (Helbing, 1997). The model is based on two intuitive behavioral rules : in a plain environment, each walker simply moves directly toward his or her destination point. However, such a movement prints a slight trail on the ground. If a pedestrian perceives such a trail on his or her way, he or she feels attracted toward this trail with an intensity proportional to the trail’s closeness and visibility. The so-called walker model is complemented by a dynamic model of the ground structure, which is modified by walking pedestrians (e.g. by trampling down vegetation or

leaving footprints in snow). This alteration of the ground is limited by a maximum trail intensity, to take into account the effect of saturation. The ground structure also changes in time owing to the regeneration of vegetation, leading to the slow but permanent restoration of the environment. Simulations made with a steady stream of pedestrians, all coming from and going to a few destinations at the periphery, gave rise to the formation of trails similar to those observed in urban grassy areas. In particular, the model predictions match several aspects of experimental trail systems generated when many people moving in a virtual environment try to minimize their travel costs by taking advantage of the trails left by others (Goldstone & Roberts, 2006).

These studies support the idea that a self-organized dynamics is the origin of trail formation by humans. Therefore, there exist some fundamental analogies in the mechanisms underlying pedestrian and ant trails formation. People modify their environment by means of their footsteps and, at the same time, feel attracted by this modification. Incipient trails are reinforced by a positive feedback loop that finally gives rise to persistent patterns. Evaporating pheromones in ant trails play the same role as regenerating vegetation in pedestrian paths, by counterbalancing the previous amplification effect. Pedestrians also take advantage of the trails they produce. Without any overall view of their environment, people collectively find a good compromise in terms of short, but comfortable ways linking several entry and exit points.

### 2.3.2 Direct Information Transfer

Information transfer can also occur through direct interactions. In this case, no modification of the environment (either real or virtual) is needed. Individuals rather behave according to the actions of their neighbors. For this reason, direct interactions are usually quite limited in their range (where a neighborhood may be defined in a metric or topological way). The information exchanged can be of different kinds, ranging from visual signals to acoustic ones, or physical contacts. This kind of interaction is at the origin of various spatio-temporal coordinated behaviors. In the following, we examine the dynamic of coordinated movements in fish schools, the emergence of temporal coordination in a clapping audience and the emergence of spatial coordination such as the formation of lanes observed in some species of ants as well as pedestrians.

### 2.3.2.1 Case 1 : Fish Schools

The coordinated motion of schools of thousands or even millions, of individuals, all moving cohesively as a single unit, constitutes an interesting case to study. Various group-living animal species exhibit this remarkable ability to move in highly coherent groups, such as bird flocks (Higdon & Corrsin, 1978; May, 1979) or fish schools (Partridge, 1982; Shaw, 1962). We choose to focus on the abilities of fish to coordinate their movements in groups, primarily because they have been well studied, both from an empirical and a theoretical point of view.

Fish schools possess particular group-level properties. The observation of numerous individuals, all moving in parallel in the same direction and suddenly switching direction, implies that all individuals have somehow acquired the same turning information at almost the same moment. In case of a predator attack for example, the few individuals that perceive the danger trigger a wave of fleeing reactions that rapidly spreads across the school. Another feature of fish schooling is the variety of movement patterns that can be adopted. Spatial structures like mills, balls or vacuoles are examples of observable emerging organizations, the scales of which always exceed the size of a single individual by far (Parrish et al., 2002)(figure 2.1b). Considering the enormous number of individuals involved, a centralized organization is hard to conceive. The most likely explanation of these group behaviors is self-organization.

Early experimental studies demonstrated that fish apply two different means of interaction : vision, used to acquire information about the motion of other fish, and the so-called “lateral line system”, a sense organ located along the side of the fish that responds to water movement, providing information about the distance of neighboring fish (Partridge, 1982). Individual-based models have been developed on the basis of these observations (Aoki, 1982; Huth & Wissel, 1992)(see also Reynolds (1987) for a very influential flocking algorithm). Huth and Wissel suggested that each fish within a school follows a set of simple rules to determine its next position according to the position and orientation of its closest neighbors. In its simplest form, the model proposes that each fish  $i$ , located at position  $\vec{x}_i$ , adjusts its direction vector  $\vec{v}_i$  at each time step by turning an angle  $\alpha_{ij}$ , where  $\alpha_{ij}$  depends on the distance  $r_i = |\vec{x}_j - \vec{x}_i|$  and the velocity  $\vec{v}_j$  of other fish  $j$  in the neighborhood. In particular, the model suggests that fish can adopt three distinct behaviors according to the spatial

proximity of the neighbors :

1. At short distance, when  $r_{ij} \leq r_1$ , a fish  $i$  shows a repulsive behavior to avoid a collision. Within this distance range, fish  $i$  turns perpendicularly away from the swimming direction of fish  $j$ , leading to  $\alpha_{ij} = \min(\langle \vec{v}_i, \vec{v}_j \rangle + 90^\circ, \langle \vec{v}_i, \vec{v}_j \rangle - 90^\circ)$ , where  $\langle \vec{v}_i, \vec{v}_j \rangle$  denotes the angle between the swimming directions  $\vec{v}_i$  and  $\vec{v}_j$ .
2. At intermediate distances, when  $r_1 < r_{ij} \leq r_2$ , fish  $i$  aligns itself with fish  $j$ . The related angle  $\alpha_{ij}$  is thus defined as  $\alpha_{ij} = \langle \vec{v}_i, \vec{v}_j \rangle$ .
3. At large distances, when  $r_2 < r_{ij} \leq r_3$ , fish  $i$  is attracted by fish  $j$  to maintain cohesion within the fish school and turns according to  $\alpha_{ij} = \langle \vec{v}_i, \vec{x} - \vec{x}_i \rangle$ .

When fish are too far away to sense each other (i.e.  $r_{ij} > r_3$ ), no interaction takes place between the individuals, and the direction vector  $\vec{v}_i$  remains unchanged. Simultaneous interactions are determined by calculating the arithmetic average angle  $\alpha_i = \frac{1}{k} \sum_{j \neq i}^k \alpha_{ij}$ , where  $k$  is the number of interaction partners. Finally, imperfect sensing and responses of fish are taken into account by choosing the effective turning angle according to a normal distribution with mean  $\alpha_i$  and standard deviation  $\sigma$ . To account for the limited information processing capacity of fish, the number of simultaneous interacting partners is restricted to the  $k$  nearest neighbors. Computational results show that the model generates coherent schools for  $k > 3$ , while  $k > 4$  do not further improve the model performance (Camazine et al., 2001; Huth & Wissel, 1992). Therefore, the value  $k=4$  is often chosen in the literature. Typical parameter values are  $r_1 = 0.5L$ ,  $r_2 = 2L$ , and  $r_3 = 5L$ , (where  $L$  is the body length of a fish). Several improvements of the model such as the consideration of a “blind area” behind the fish or a higher weight of the avoidance behavior can be made to enhance the realism of the model. However, they were shown to have little influence on the collective behavior.

Simulations based on such simple behavioral rules generate convincing schooling with no need of any supervision. Sudden moves of fish are imitated by their close neighbors. The higher the number of fish adopting a given behavior, the faster this behavior propagates among previously uninformed individuals. This reinforcement process leads to a quickly increasing number of fish responding to new information. The negative feedback here is simply given by the limited number of individuals, which inhibits the previous amplification. Finally, the interplay between positive and negative feedbacks gives rise to an S-shaped dynamics as described for other systems (e.g. figure 2.2b and figure 2.3). That is, the sudden

increase of the number of individuals adopting the new swimming direction is followed by a saturation effect.

Predictions of the above model have been compared with various experimental datasets (Huth & Wissel, 1994). The simulation results agree with experimental data in many points, such as the distribution of distances to the nearest neighbor, the polarization of the group, the average time a fish spends in front of the school, and many schooling patterns. This evidence allows one to conclude that the model captures the basic mechanisms underlying the phenomenon well. Interestingly, Huth and Wissel also demonstrate that changing the value of parameters  $r_1$  and  $r_2$  generates different group polarization levels, matching those observed in different species of fish. Similarly, Couzin et al. showed that these two parameters have a critical influence on the collective configuration the fish school adopts (Couzin et al., 2002; Gautrais et al., 2008). In particular, the study shows that changing the alignment range from small to large values results in the school forming packed swarms, mills (where individuals circle around their center of mass, Fig.2.1b) and parallel motion of the entire group into a common direction, respectively. This implies that individuals may adapt their interaction rules in a context-dependent way. In case of danger, stronger attraction and alignment make the group more sensitive to external perturbations and provide fast answers to external threats. In other contexts, however, weaker interactions can be more efficient, since the group does not systematically respond to each small fluctuation. Given a small alignment range, only the most relevant information is amplified, which allows the school to ignore stimuli of lower intensity.

### 2.3.2.2 Case 2 : Synchronized Clapping of an Audience

Self-organizing mechanisms can also lead to the emergence of collective temporal coordination. The next case focuses on emerging synchronous activity that can be found in humans, when an audience showing its appreciation after a good performance suddenly turns from incoherent clapping into coordinated rhythmic applause. Although no particular rhythm is imposed by any supervisory control, a common clapping frequency and phase emerges from the interaction between people.

Audience members interact by means of the acoustic signal produced by each clap and heard by other audience members. In such a way, people communicate their clapping rhythm to their neighbors, and acquire information about the rhythm adopted by the others around.

Similarly to fish behavior in schools, people tend to adjust their activity with respect to the average information they get from their nearby environment. In the beginning, small clusters of synchronized individuals may appear by chance. This locally stronger information, then, produces a positive feedback loop : the more individuals locally agree on a clapping rhythm, the stronger is their influence on other audience members. This results in the spread and amplification of common rhythmic activity among the spectators, and the whole audience finally achieves a consensus on their clapping rhythm. This reinforcement process is widespread in other natural systems (Strogatz, 2003). On the basis of similar mechanisms, some species of fireflies can achieve flashing synchronization (Buck & Buck, 1976). However, a quantitative analysis of recordings of audiences in Eastern European theaters and concert halls revealed a major difference compared to other animal synchronous activities. Néda et al. identified a particular common pattern characterized by an initial phase of incoherent but loud clapping, followed by a transition to synchronized clapping, which was again replaced by unsynchronized applause, and so on (Figure 2.4) (Néda et al., 2000b). Such a dynamics has not been observed in fireflies for example, although the underlying mechanisms are similar (individuals are adjusting to the average rhythm of their neighbors).

In order to interpret this alternation of ordered and disordered states, the authors relied on a model of coupled oscillators, originally suggested by Kuramoto (Kuramoto, 1975). The model is well adapted to audience behavior and shows that a large number of oscillators coupled together (continually adjusting their frequency to be nearer to the average) will finally oscillate synchronously, provided that the distribution of initial frequencies of oscillators is not greater than a critical value (Kuramoto, 1984). As pointed out by the authors, however, this model does not explain the wave-like aspect of synchronized clapping : a large dispersion of the initial clapping frequency would not lead to any synchronized state, while a smaller one would produce a persistent rhythmic applause as in fireflies, but the alternation between the two regimes is not theoretically expected.

Interestingly, experimental observations of individual clapping behaviors reveal two possible modes of clapping : a loud and fast clapping mode, characterized by a large frequency distribution, and a slower one, characterized by a smaller dispersion of frequencies. An interpretation of the wave-like synchronization directly follows from these observations : the first mode is initially adopted by the audience and leads to a random applause regime, as expected by Kuramoto's model. Then, depending on the quality of the performance, the

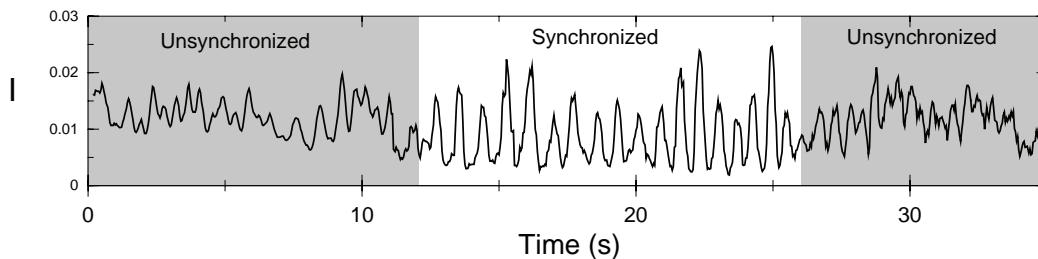


FIGURE 2.4 – Acoustic signal of a clapping audience recorded after a theater performance in Hungary. The typical pattern consists in an alternation of synchronized and unsynchronized applause phases (after Néda et al. (2000b)).

mood of the audience, or even cultural aspects of such behavior, a majority of the spectators may switch to the second clapping mode and give rise to coordinated applause. The resulting outcome is synchronized, but less noisy. The theoretical impossibility for an audience to combine loud and synchronized clapping leads to what the authors call the frustration of the system. Therefore, it may happen that the lower sound level which goes with coordinated clapping motivates enthusiastic audience members to clap louder, increase the frequency of clapping beyond a critical limit, where rhythmic coordination is possible, which causes an intermediate loss of collective coordination, until the slow mode re-establishes again.

The example shows how the emerging collective pattern can be sensitive to particularities of the group members' behavior. Compared to the coordination of fireflies exhibiting a continuous coordinated regime, people's behavior is subtler and the context of the situation influences the homogeneity of the clapping frequency, leading to the observed wave-like pattern.

Interestingly, in addition to the rhythmic information transferred among people, this example exhibits a second kind of information communicating the intention to start rhythmic applause. A sufficient amount of people switching to the second clapping mode propagates this intention of coordinated clapping to the rest of the audience and carries them along in a collective expression of enthusiasm. Similarly to fish schools that are capable of adjusting their behaviors in a context-dependent way, audience members modulate their clapping behavior to achieve a particular collective outcome. In humans however, the process appears to be highly cultural, as synchronous clapping appears very often in Eastern Europe, while the phenomenon is rare in North America.

### 2.3.2.3 Case 3 : Lane Formation in Ants

We have previously seen and discussed how ant colonies manage to build pheromone trails, i.e. some sort of invisible highways between their nest and a relevant point of their environment (typically a food source). Throughout the description of the phenomenon we assumed that only indirect interactions between ants play a role. In certain species of ants however, the traffic over these trails may become so crowded that ants encounter frequent physical contacts and need to evade each other. In such a case, direct interactions also come into play as well. These are the origin of another emergent pattern called “lane formation”. A similar phenomenon was observed in humans (Helbing, 1991).

As described in the previous section, many ant species create chemical trail networks for exploration, emigration or transportation of resources. The functioning of such a system strongly depends on an effective management of traffic along the trails. In the neotropical army ants *Eciton burchelli*, the flow of traffic along trails is known to be particularly important (Gotwald, 1996; Schneirla, 1971). Colonies of this species organize large hunting raids that may involve more than 200,000 individuals. The main foraging trail is composed of two flows of ants : one corresponding to individuals moving from their nest to the end of the trail and the other corresponding to ants carrying prey and returning to the nest. Observations show that the bidirectional traffic in army ants organizes into lanes (Franks, 1985) : ants returning to the nest occupy the center of the trail, while ants leaving the nest predominantly use both margins of the trail, in this way protecting prey from enemies.

How do the lanes emerge in this system ? First, as described in the previous section, a dense traffic is established along the trail by means of indirect interactions via pheromones. This can be observed in many other ant species, so it does not explain the emergence of lanes itself. In case of army ants, an additional mechanism based on direct interactions is responsible for the spatial structuring. A single ant can perceive other ants at short distance and tends to turn away from them within this short-range interaction zone. This kind of avoidance behavior can account for the formation of lanes in any kind of oppositely driven particles, as a simple result of physical interactions : individuals meeting others head on tend to move aside as a result of the repulsive effect. But as soon as they happen to move behind each other in the same direction, a more stable state has formed, in which side movements are no longer needed. The reinforcement of this incipient organization is based



on the fact that the probability of an individual leaving an existing lane decreases as a function of the lane size. Therefore, a positive feedback loop supports the formation of lanes across the population. The theory predicts that the number and shape of lanes are functions of the available space, the in- and outflows, and the fluctuation level (Helbing, 1995; Helbing & Vicsek, 1999). However, traffic in army ants exhibits a fixed three-lanes structure regardless of external parameters. The reason for this unexpected configuration lies in the characteristics of ant behavior. Experimental measurements of the turning rate of individual ants show a quantitative difference between the behavior of ants leaving the nest and those returning to it : the former exhibit a higher turning angle during avoidance maneuvers than the latter (Couzin & Franks, 2003). This difference in the individual behavior of ants can potentially be explained by the fact that most of the ants returning to the nest are burdened with prey : due to their greater inertia, their turning requires more effort than for unloaded ants leaving the nest. On the basis of these observations, a simple model of the movement of ants along a pheromone trail can account for the observed pattern of organization. Simulations show that the heterogeneity in ants' turning range is enough to make the system organize in three lanes : outbound ants moving along both margins of the trail and returning ants using the center (Figure 2.5, see Couzin & Franks (2003) for details of the model). Moreover, the exploration of the model parameters shows that this spatial configuration vanishes when the population becomes homogeneous, indicating that the value of the maximum turning angle has a critical influence on the emerging pattern.

Interestingly, the case of army ants demonstrates that, beyond the typical mechanism of lane formation, a simple behavioral specificity may result in significant characteristics of the collective pattern. Here, the difference between outbound and returning ants produces a slight asymmetry, when two ants of opposite flows interact. Although very weak, the bias gets reinforced, and individuals with a higher turning rate finally end up on the sides of the trail.

#### **2.3.2.4 Case 4 : Lane Formation in Pedestrians**

Under everyday conditions, pedestrians walking in opposite directions also tend to organize in lanes of uniform walking direction (Milgram & Toch, 1969)(figure 2.1c). In terms of traffic efficiency, this segregation phenomenon reduces the number of encounters with oppositely moving pedestrians and enhances the walking comfort. Here, people interact by

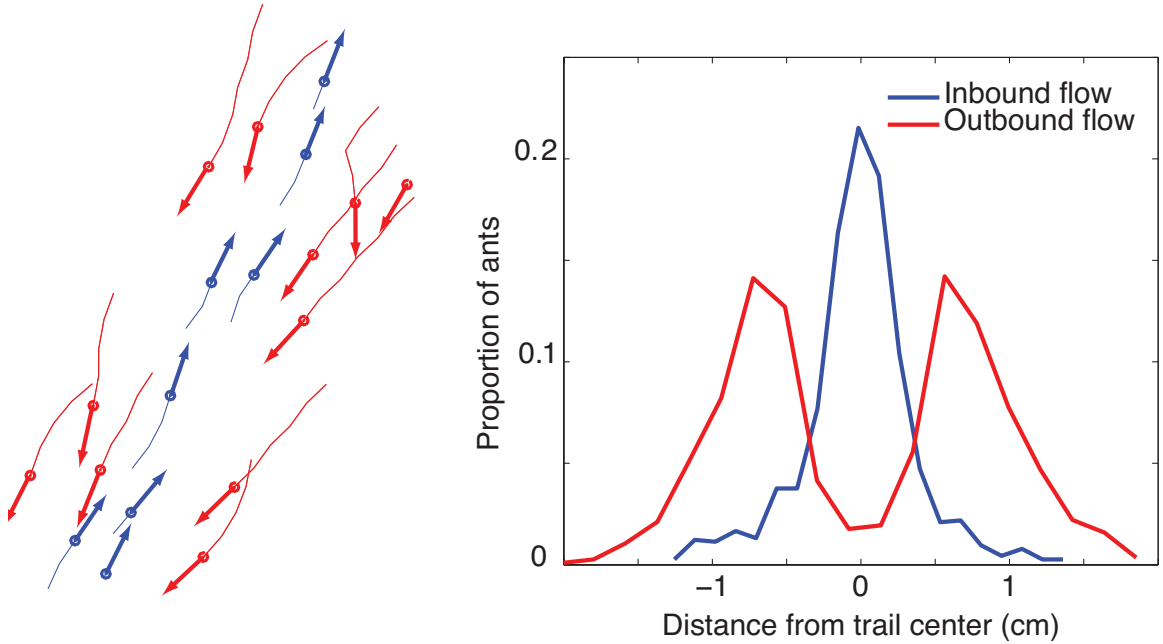


FIGURE 2.5 – Lane formation in a simulation of bidirectional traffic of army ants *Eciton burchelli*. **Left** : Snapshot of simulation (after Couzin & Franks (2003)). The blue arrows represent ants loaded with prey and going back to the nest, while red arrows represent ants leaving the nest. **Right** : Distribution of ants of the two flows with respect to the trail center, illustrating the spatial segregation of inbound and outbound ants.

means of visual cues. The information exchanged between walkers is somehow related to the most comfortable area to walk through in order to avoid unnecessary speed decreases and avoidance maneuvers. Indeed, a pedestrian within a crowd tends to adjust his or her normal goal-oriented behavior with respect to other people perceived in the neighborhood. Based on such simple assumptions regarding the behavior of walkers, individual-based models of pedestrian behavior have contributed to develop an understanding of the collective dynamics of people within a crowd. In particular, the so-called social force model (Helbing, 1991, 1995) was one of the first successful simulation models of self-organization in humans and has proved to be capable of capturing many complex patterns of motion, like the phenomena of lane formation, oscillations at bottlenecks and clogging effects (Helbing et al., 2005).

The model describes the motion of a pedestrian  $i$  at place  $\vec{x}_i(t)$  by means of a vectorial quantity  $\vec{F}_i$ , reflecting his or her psychological motivation to move in a particular direction. Accordingly, the velocity  $\vec{v}_i(t) = d\vec{x}_i/dt$  of pedestrian  $i$  is given by the acceleration equation  $d\vec{v}_i/dt = \vec{F}_i(t) + \vec{\varepsilon}(t)$ , where  $\vec{\varepsilon}(t)$  is a fluctuation term that takes into account random variations of behavior. The acceleration force  $\vec{F}_i(t)$  is the sum of several terms denoting

different motivations of pedestrians. In the following, we present their simplest specification :

1. A driving force,  $\vec{D}_i$ , which lets the pedestrian  $i$  move in his or her desired direction  $\vec{e}_i$  at the desired speed  $v_i^0$ . The driving force is set such that the pedestrian adjusts the current velocity  $\vec{v}_i$  to the desired one  $v_i^0 \vec{e}_i$ , within a certain relaxation time  $\tau$ . This implies  $\vec{D}_i = \frac{v_i^0 \vec{e}_i - \vec{v}_i}{\tau}$ .
2. A set of repulsive forces  $\sum \vec{R}_{ij}$ , which makes pedestrian  $i$  avoid other pedestrians  $j$  by moving away from them. In its simplest form, the term  $\vec{R}_{ij}$  is defined as a gradient of a repulsion potential, resulting in  $\vec{R}_{ij} = A_i \exp(-d_{ij}/B_i) \vec{d}_{ij}$ , where  $\vec{d}_{ij}$  is the normalized vector pointing from  $j$  to  $i$ , and  $d_{ij}$  is the distance between the pedestrians;  $A_i$  and  $B_i$  are model parameters reflecting the strength and the range of the interaction, respectively.
3. A set of repulsive forces  $\sum_k \vec{W}_{ik}$ , which makes pedestrian  $i$  to keep a certain distance from walls and obstacles  $k$ . The influence of an obstacle  $k$  is defined as a function of the distance  $d_{ik}$  to the closest point of that obstacle :  $\vec{W}_{ik} = A_k \exp(-d_{ik}/B_k) \vec{d}_{ik}$ , where  $\vec{d}_{ik}$  is the normalized vector pointing from  $k$  to pedestrian  $i$ ,  $A_k$  and  $B_k$  are model parameters.

Further sources of influence can be added to the specification of  $\vec{F}_i$  as well, for example attractive forces modelling groups of people walking together or friction forces in very crowded situations. Recently, many studies make use of tracking algorithms to reconstruct trajectories of interacting pedestrians from video recordings taken in streets, train stations or highly crowded areas (Johansson et al., 2008, 2007). The analysis of such datasets allowed researchers to calibrate pedestrian models and to specify the interaction forces more precisely, based on a minimization of the error between observations and model predictions. Although this does not constitute a full validation of the underlying assumptions, the concept of social forces turns out to be versatile enough to account well for naturally occurring crowd patterns. This includes the formation of lanes in oppositely moving flows (figure 2.6), and unexpected transitions from laminar to stop-and-go and turbulent flows observed in areas of extreme densities (Yu & Johansson, 2007).

The previous case of lane formation in ants showed how some behavioral characteristics are very likely to shape the resulting pattern into a particular spatial configuration. Are there any similar features in the motion of pedestrians? In fact, people are often reported to have

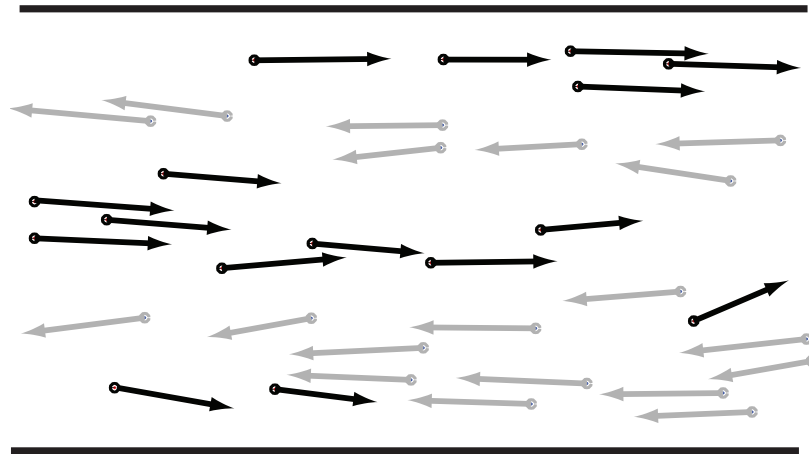


FIGURE 2.6 – Lane formation in pedestrians. Snapshot of a simulation of bidirectional flows of pedestrians, reproducing the spontaneous emergence of lanes (after Helbing (1995)).

a preferred side of walking. In continental Europe for instance, lanes form more often on the right-hand side, regardless of the car-driving practices, while in Japan or Korea pedestrians are reported to walk on the left-hand side. Figure 2.1c, for example, shows asymmetrical lane formation in London, biased toward the right-hand side. Game-theoretical models suggest that an emerging behavioral convention could be at the origin of this asymmetric configuration (Helbing, 1991). According to this, it is more efficient to avoid someone on the side that is preferred by the majority. For such reasons, any random slight majority will cause further reinforcements, which ends up with a quite pronounced majority of people using the same avoidance strategy. This model implicitly assumes imitative strategy changes. One may also formulate this in terms of learning : Initially, pedestrians avoiding each other would have the same probability to choose the right or left-hand side. However, successful avoidance maneuvers would cause a more frequent use of the individual avoidance strategy. It turns out that such a reinforcement learning model eventually leads to an emergent asymmetry in the avoidance behavior, i.e. the probability to choose that side again on the subsequent interactions is increased. Simulations actually predict that different side preferences would emerge in different regions of the world, as observed (Helbing et al., 2001).

Two different levels of emergent behaviors are involved here at the same time. On short time scales, the way people avoid each other leads to the formation of lanes, which enhances the overall traffic efficiency. This phenomenon does not require any learning or memory about past interactions. In parallel, on longer time-scales, repeated interactions between

pedestrians coupled to human learning abilities result in a further optimization of the traffic by establishing asymmetric avoidance behavior. This self-organization mechanism acts at the level of the population and induces a common bias in the people's behavior, which shapes the lanes into a particular configuration.

## 2.4 Discussion

### 2.4.1 General dynamics

In this paper we have considered various features of self-organization processes in human crowds and animal swarms. In all examples of collective behaviors, the description of the individuals' behavioral rules and the related feedback mechanisms allowed us to better grasp the underlying dynamics. In particular, the separate analysis of individual and collective levels of observation could highlight a common scheme of description of these systems. From the "microscopic" point of view, the behavior of a single individual can be characterized by providing answers to the following questions :

1. How does a single individual behave in the absence of information about the perceived environment ?
2. What kind of information does it acquire in its neighborhood ?
3. How does it respond to this information ?
4. How is this information transferred to other group members ?

Correspondingly, a model of the dynamics on the individual level can be constructed. First, each individual moves in its environment according to its spontaneous behavior. Here, we call spontaneous behavior the way in which group members move in the absence of new information regarding other individuals. For example, pedestrians usually have a spontaneous goal-oriented behavior. Without interactions, they simply move straight toward their next destination. Characteristics of this behavior are the speed of motion, the spontaneous probability of performing a given action, or environmental specificities that make the individual behave in a particular way.

At the same time, an individual may acquire information about its local neighborhood. This can happen by means of direct or indirect information transfer. As a result, the individual produces a behavioral response that stimulates or inhibits a particular behavior.

This behavioral change is often proportional to the intensity or the quality of the acquired information. Finally, this adjustment results in a local spreading of the information. Once other individuals acquire the information, they adjust their behaviors in turn and propagate the information through the system. Table 2.7 summarizes the answers to the previous questions in the different examples discussed before. From the local interactions between individuals, one can derive the aggregate dynamics of such systems, thereby connecting the “macroscopic” and “microscopic” levels of observation. In the beginning, the group often remains in a disorganized state, until a weak perturbation appears within the system. A perturbation is the occurrence of novel information within the group (like the discovery of a food source, a new digged story or a predator strike), or could also have a random origin. Then, depending on the size of the group and the nature of information exchange among the individuals, a positive feedback loop may be established : the number of individuals sharing the new information and modulating their behavior accordingly increases in a non-linear way. Typically, when an individual acquires the information "There is something above", it tends to look up, increasing the probability of other individuals to gain the information in turn and so forth. Eventually, negative feedback loops come into play (often induced by physical constraints like the limited number of individuals), and counterbalance the previous reinforcement. This helps to keep the amplification under control and yields a stabilization of a particular spatio-temporal pattern in the system.

### 2.4.2 Sensitivity to behavioral traits

On the basis of the discussed cases, two features of individual-level behaviors often induce significant changes at the collective level : the specificities of the spontaneous behavior of individuals and those of the behavioral response to new information (which correspond to the questions 1 and 3 above).

A key factor that may affect the spontaneous behavior of an individual is the presence of heterogeneity in its environment. The impact of such environmental specificities can turn out to be crucial, because a slight bias in individual behavior can be amplified through reinforcement loops and lead to major changes in the resulting pattern of behavior. For example, many animal species are strongly affected by the presence of physical heterogeneities in their environment (such as walls or edges). In fact, animals often search to maximize the amount of body area in contact with a solid surface, which provides protection against

System	Spontaneous Behavior	Related Information	Behavioral Response	Information Support
People looking up (Milgram experiment)	Weak probability to look up	“Direction of a point of interest”	Increased probability to look up Weighted by the number of people looking up	Direct information transfer Visual signals
Digg.com	Read random stories	“Interesting news”	Increased probability to read the news Weighted by the number of diggs	Indirect information transfer Virtual signals (diggs)
Foraging ant trails	Random walk Biased by environment (e.g., borders, walls)	“Location of a food source”	Attraction along the pheromone trail Weighted by concentration of pheromone	Indirect information transfer Chemical signals (pheromones)
Pedestrians trails	Goal-oriented motion Biased by environment (attractive places)	“Short and comfortable path”	Attraction toward the trail Weighted by trail visibility	Indirect information transfer Physical signals (alteration of the ground)
Fish schooling	Turns randomly Potentially biased toward attractive places (food source, migration route)	“Moving direction”	Move in the average perceived direction	Direct information transfer Visual signals combined with water displacement
Clapping synchronization	Clap at own rhythm	“Clapping rhythm”	Adjust clapping to perceived average	Direct information transfer Acoustic signals
Lane formation in ants	Goal-oriented motion along a pheromone trail	“Faster moving area”	Change moving direction Weighted by amount of load	Direct information transfer Physical contacts
Lane formation in pedestrians	Goal-oriented motion	“Faster and more comfortable walking area”	Move away from perceived people	Direct information transfer Visual signals

FIGURE 2.7 – Table

potential predators. This individual sensitivity to the environment has a strong influence on trail formation in ants : it has been demonstrated that the final shape of the trail formed between two points is strongly biased by the presence of a wall (Dussutour et al., 2005a). Owing to an individual ant's tendency to move along a boundary, the positive feedback loop is likely to reinforce this bias and to be triggered faster in the neighborhood of a wall. Consequently, the resulting pattern is often unbalanced with respect to the wall's location. Likewise, temperature variation (Challet et al., 2005) or local air flows (Jost et al., 2007) can shape the outcome of the colony in a very different way. Similar environment-induced biases are likely to play an important role in the formation of trails in humans. In fact, according to the related model, the spatial distribution of the pedestrians' destination points directly determines the resulting trail network topology. In the same way, the presence of attractive or repulsive areas in the environment may shape the final trail system asymmetrically, even in the case of symmetrical origin-destination flows. Similarly, the influence of public media is likely to induce biases in the behavior of digg.com users. The initial probability to read a new story can, therefore, become affected, slightly favoring actual events and pushing this news to propagate faster across the community.

In the same manner, specificities of the behavioral response of group members to new information can create completely different emergent patterns. Several examples of this effect have been given in case of lane formation. Segregated lane patterns emerge both in bidirectional traffic of pedestrians and certain species of ants. The study of these phenomena showed that the number of emerging lanes in pedestrians is variable, depending on the density of people, the width of the street or heterogeneity in walking speeds. In ants, however, there is a fixed three-lane configuration (two lanes along the margin of the trail and one in the center, regardless of external parameters. The underlying segregation mechanism in ants and pedestrians are the same. However, in ants one of the two flow directions is restricted by heavy loads and, thus, cannot flexibly respond to interactions. The limited turning capabilities of such ants produce an asymmetry in the system and finally lead to the observed three-lane configuration. Such a phenomenon is conceivable in humans as well, for example in situations where heavily loaded pedestrians walk in one direction and unloaded one moves in the opposite direction (e.g. observable at railway stations). Similarly, we have underlined the fact that pedestrian lanes have a preferred side of the street. This could be



interpreted as the result of a bias in pedestrian avoidance behavior during local interactions (Helbing, 1995). This illustrates, again, how a small change in the way individuals respond to interactions can lead to major qualitative differences in the resulting collective pattern.

### 2.4.3 Collective information processing

The above-described self-organization mechanisms constitute a powerful means by which a large number of individuals can achieve specific tasks that are often beyond the single individual's abilities, particularly when talking about animals. Although each group member acquires and spreads information locally, and this information is often limited and unreliable, the system as a whole fulfills higher-level tasks as if it had a global knowledge of the environment (Bonabeau et al., 1999). Among the cases described before, three kinds of collective outcomes can be identified : sorting, optimization and consensus formation.

**Sorting** : The dynamics underlying the website digg.com constitutes a typical example of a self-organized sorting procedure. The more relevant a story, the more often it is 'diggèd'. Therefore, the number of diggs a story gets attests for its rank at a given moment of time. The website thus acts as an information sorting system. The sorting is dynamic : the relevance of a given story is a subjective feature that depends on the users' interests, who choose to digg it or not. Consequently, according to the system's sensitivity to individual behaviors, the emerging classification of the stories is likely to vary between different communities, with respect to their cultural background, interests or goals. Various other self-organized systems generate such sorting of elements present in the environment. In some species of ants, for example, eggs are sorted out by workers according to their developmental stage and grouped into heaps of the same category. In this system, a positive feedback loop arises from the tendency of ants to deposit the egg they carry closer to a heap of elements of the same size (Deneubourg et al., 1990). In human populations, the segregation of people of different origins, social class or opinions follows a similar kind of non-linear dynamics and exhibits the main characteristics of a self-organized process (Schelling, 1969). In that case, the "sorting" process acts on the involved individuals themselves rather than on external elements of the environment.

**Reaching consensus** : Self-organized processes can also cause a group to reach a consensus. Achieving consensus on a given behavior is an essential aspect of collective organization, since it allows the individuals to act cohesively and prevents the group from splitting. Moreo-

ver, in most cases the consensus points toward the best alternative, which is often referred as “the wisdom of crowds” and based on an efficient collective integration of information (Surowiecki, 2004). In the case of foraging ants, the mechanisms underlying the recruitment of new workers leads the colony to choose among foraging strategies of different profitability. The presence of several alternatives (e.g. several food sources or several paths toward a given food source) systematically results in a common decision about which option the colony will concentrate its activity on. The solution that is amplified faster is usually chosen at the expense of the others. In particular, if a given solution provides a higher benefit to the colony (e.g. a richer food source), signal modulation favors information related to this option, and the entire colony finally focuses on it. Similarly, the large number of fish that constitutes a school reaches a collective consensus on the swimming direction. In particular, models show that the larger a school, the more it will be receptive to the information provided by a small percentage of informed individuals, which finally induce the schools to move toward a relevant destination (Couzin et al., 2005). The emergence of synchronized applause in an audience is another illustration, where numerous people achieve a consensus on their clapping rhythm.

**Optimization** : Finally, the third collective task highlighted by the case studies is the optimization of the group’s activities. The formation of lanes in the bidirectional movements of ants and pedestrians is a form of traffic optimization. In both systems, repeated encounters with other individuals moving in the opposite direction constitute a serious disturbance of efficient and collective motion. The organization into lanes reduces the interaction frequency and the number of necessary braking or avoidance maneuvers. In such a way, the traffic efficiency is optimized. In humans, the additional emergence of walking conventions, such as a common preferred side of avoidance, further enhances the efficiency of traffic (Helbing, 1991). Likewise, the occurrence of trail systems allows pedestrians to optimize their travel from one point to another by finding a compromise that minimizes detours while maximizing the comfort of walking.

Throughout this paper, we differentiate direct and indirect information transfer. In the accomplishment of consensus, sorting and optimization tasks, both kinds of communication can be used. This implies questions regarding the specificities of the two communication methods in the execution of the different tasks. The examples of news sorting at digg.com,

path selection in ants and trail formation in pedestrians illustrate the usage of **indirect information transfer** in the achievement of the different kinds of tasks. The prime specificity of indirect communication is that the collective solution to a given problem is mediated via the environment. Diggs popularity distribution, pedestrian trails and pheromone paths remain in the environment, sometimes even after the activity has ceased. Therefore, solutions emerging from indirect interactions are characterized by a high level of robustness to external perturbations. It is known, for example, that Pharaoh's ants make use of long lasting pheromones that remain attractive for several days to locate persistent food sources and ensure their exploitation from day to day, even when the foraging activity has to be temporarily interrupted (Jackson & Ratnieks, 2006). However, robustness to changes also implies lower flexibility. This shortcoming can be illustrated by the fact that, once an ant colony has selected a food source and built a trail toward it, it usually does not redirect its activity towards a better food source that appears at a later time, and stays stuck in a suboptimal solution (Pasteels et al., 1987). In such a way, indirect communication turns out to be particularly *well adapted to stable environments with relatively persistent sources of information*. For example, human trails are often strongly imprinted on the ground, which is suitable to shape urban green spaces, since entry and exit points barely evolve in time.

In contrast, **direct information transfer** tends to provide a higher reactivity to external changes and appears *more adapted to volatile information sources*. The consensus on the swimming direction adopted by fish schools is likely to suddenly change in response to the occurrence of novel information, such as a predator strike. Here, unlike indirect communication, information spreads directly from one individual to its neighbors, and the spatial proximity of the individuals allows the information to travel rapidly among them. In pedestrians, direct interactions allow people to optimize their movements in many regards, and lead to adapted collective answers to environmental perturbations such as obstacles or bottlenecks (Helbing et al., 2005). On the other hand, this higher flexibility often implies a lower level of selection of information, since weak random fluctuations can be amplified at the group level. In fish schools, for example, this may create useless movements that can be costly (Couzin, 2007). In general, the higher the interaction range, the less sensitive is the system to small perturbations, since information is locally integrated among a larger number of individuals.

#### 2.4.4 Self-Organized dynamics and individual complexity

Throughout this paper, we relied on various human and animal systems to explore the mechanisms underlying the emergence of collective patterns. The described systems differ in many regards, and in particular in terms of cognitive abilities of the individuals. When investigating self-organization processes, however, it is common to reduce the level of complexity of group members to a set of simple behavioral rules. Therefore, the question of the relevance of this approach for sophisticated individuals (such as humans) arises. Moreover, which additional features can result from higher cognitive abilities at the level of the individual?

Obviously, the presence of common fundamental feedback mechanisms attests that some collective processes exhibited in human crowds can be explained without invoking complex decision-making abilities at the level of the individual. The success of simplified behavioral models in reproducing many emergent behaviors in crowds demonstrates that higher cognitive abilities are not required to capture the self-organized dynamics (Ball, 2004). In most cases, people react to well-known situations in a more or less automatic manner, promoting relatively predictable collective patterns similar to those produced in animal societies.

However, considering the wide variety of potential behavioral responses of complex beings, it is likely that individual complexity may play a role in the collective dynamics. Individual learning is a feature that can interfere with the collective dynamics. Human beings for instance, can quickly learn from past experiences, and adapt to new situations. As an illustration, we previously highlighted that pedestrian interactions may be biased by a side preference. This can be explained by considering the emergence of a behavioral convention, due to the ability of people to learn avoidance strategies from repeated interactions. As a result, what individuals learn affects the configuration of the emerging pattern. Since the learning process can be affected by numerous factors, behavioral conventions develop in different ways, depending on the geographical area : while Western European populations learned that avoidance on the right-hand side is preferable, some Asian countries similarly developed a left-hand preference.

Such learning processes play a role in animal societies as well, since many individual animals can also learn from their past experiences. Examples of learning involved in self-

organized processes can be seen in the case of specialization of workers in insect societies. The more an individual performs a given task, the more it gets used to it and the faster it responds to this task in the future, leading to the emergence of specialized workers (Theraulaz et al., 1991; Ravary et al., 2007). Learning is not unique to human beings, but people are more prone to this kind of adaptation and new behavioral biases can evolve on shorter time scales, and for a larger variety of different settings. Interestingly, behavioral conventions are themselves self-enforcing and can spread across the population in a non-linear way, with no need of central authority (Helbing, 1991; Young, 1996). In terms of self-organized dynamics, such a learning process induces a common behavioral bias among individuals (by acting on the so-called spontaneous behavior, or on the behavioral response). Although weak, such a bias, affecting all individuals, is amplified through reinforcement loops, eventually resulting in a qualitative change of the collective response (see section 2.4.2).

## 2.5 Conclusion

In this contribution, we showed how a wide set of self-organized phenomena can be described and understood by means of local interaction mechanisms. Repeated interactions among individuals, random fluctuations, reinforcement loops and negative feedbacks are the basis of self-organization processes. The fact that a common approach can describe and explain the dynamics of various emerging collective behaviors strengthens the idea that these have a similar root, although the individuals involved differ in size, aims or cognitive capacities.

The discussion of various cases highlighted that individuals exchange information by means of direct or indirect interactions. This local exchange of information is then integrated at the collective level by means of feedback loops to produce adapted collective responses to various kinds of problems. Swarms and crowds consequently manage to take advantage of their numbers to cope with their complex environment and achieve sorting tasks, optimize their activities or reach consensual decisions. Furthermore, through learning processes, individuals can develop behavioral specificities that may have additional effects on the collective dynamics. In human societies, for example, the emergence of behavioral conventions can induce a common behavioral bias in the population that enhances in turn the self-organized dynamics.

## 2.6 Acknowledgments

We thank the three reviewers and the editor for inspiring comments and discussions. Mehdi Moussaid's doctoral fellowship is jointly financed by the ETH Zurich and the CNRS. Simon Garnier has a research grant from the French Ministry of Education, Research and Technology. MM and SG are grateful for partial financial support by grants from the CNRS (Concerted Action : Complex Systems in Human and Social Sciences) and the Université Paul Sabatier (Aides Ponctuelles de Coopération).

## Chapitre 3

# Études expérimentales des lois d'interactions entre piétons

Parmi les différentes formes d'interaction entre piétons, la manœuvre d'évitement est une composante essentielle de la coordination des déplacements collectifs et constitue l'élément central de la plupart des modèles de déplacement de piétons.

Parmi les nombreuses spécifications que nous avons citées en introduction, un certain nombre s'appuient sur des observations de piétons dans des milieux urbains pour évaluer leurs performances (Johansson et al., 2007; Yamori, 1998; Yu & Johansson, 2007; Berrou et al., 2007; Henderson, 1971; Johansson, 2009a). Ces études empiriques permettent de tester les prédictions d'un modèle sur la base de certaines caractéristiques globales, comme l'intensité du flux, la distribution des vitesses ou les structurations collectives émergentes. En revanche, le manque de contrôle de la situation observée constitue un inconvénient majeur pour l'identification des lois d'interactions et la validation des hypothèses sous-jacentes. En effet, en milieu naturel, le résultat d'une interaction sur le comportement spontané d'un piéton est difficile à quantifier dans la mesure où l'observateur ne contrôle pas les modalités de cette interaction, ne connaissant ni la direction souhaitée du piéton observé, ni son niveau d'attention, ni sa vitesse de confort.

Dans l'introduction, nous avons décrit une méthodologie d'étude des comportements collectifs développée et validée sur de nombreux modèles animaux (Camazine et al., 2001). Cette méthode consiste à quantifier le comportement des individus et les lois qui gouvernent leurs interactions dans une phase d'expérimentation contrôlée, avant d'élaborer un modèle comportemental sur la base de ces observations, puis de confronter les prédictions de ce modèle à des observations réalisées en milieu naturel. Dans ce chapitre nous appliquerons

cette approche à l'étude des déplacements de piétons.

Plusieurs études expérimentales impliquant des piétons en déplacement ont déjà été réalisées dans le passé. Ces études visaient à mesurer certains aspects de la dynamique collective du déplacement (Daamen & Hoogendoorn, 2002; Faria et al., 2010; Helbing et al., 2005), comme les structurations spatiales (Kretz et al., 2006a; Yamori, 1998), le diagramme fondamental (Chattaraj et al., 2009; Seyfried et al., 2005), ou le flux autour d'un rétrécissement (Liddle et al., 2009; Hoogendoorn & Daamen, 2005; Isobe et al., 2004; Kretz et al., 2006b). Dans d'autres contextes, l'expérimentation contrôlée est fréquemment utilisée pour caractériser le comportement de marche d'un individu isolé (Fajen & Warren, 2003; Fajen et al., 2003; Warren et al., 2001; Bruggeman et al., 2007). La principale différence de notre approche réside dans le fait que l'expérimentation se focalise sur les lois d'interaction entre les piétons.

L'étude que nous avons réalisée a été conduite dans un environnement expérimental contrôlé. Plusieurs groupes de sujets ont tout d'abord été observés seuls pendant leur déplacement de manière à caractériser leur comportement spontané, en l'absence d'interaction avec d'autres individus. Par la suite, ces mêmes sujets ont été observés dans deux situations d'interaction simples : lorsque leur trajectoire croise un autre piéton immobile ou celle d'un piéton se déplaçant en sens inverse. Les différences observées entre le déplacement spontané des sujets et celui adopté au cours d'une interaction traduisent les effets de l'interaction sur le comportement du piéton.

Afin de formaliser ces observations, nous avons choisi de nous placer dans le cadre théorique défini par le concept des forces sociales. En effet, ce concept constitue une base de modélisation qui a été très utilisée dans la littérature. De plus, l'intensité d'une force peut être facilement mesurée à partir d'une série de positions successives d'un piéton en déplacement.

À l'aide d'un système de capture vidéo, les trajectoires de chaque sujet ont pu être reconstruites. L'analyse de ces trajectoires nous a permis de mesurer l'orientation et l'intensité moyennes de la force d'interaction en fonction de la distance et de l'angle entre les deux piétons. Enfin, la formulation mathématique de ces observations nous a permis de proposer une nouvelle spécification du modèle des forces sociales, dont les prédictions se sont révélées en accord des observations réalisées en conditions contrôlées et naturelles.



**Experimental study of the behavioural mechanisms  
underlying self-organization in human crowds**

Mehdi Moussaïd, Simon Garnier, Anders Johansson, Maud Combe, Dirk Helbing and Guy  
Theraulaz

Mehdi Moussaïd, Simon Garnier, Maud Combe, and Guy Theraulaz

*Centre de Recherches sur la Cognition Animale, Université Paul Sabatier, Toulouse,  
France .*

Anders Johansson, and Dirk Helbing

*ETH Zurich, Zurich, Switzerland*

Article publié dans *The Proceedings of the Royal Society : Biological Science*, 2009, Volume  
276, pp. 2755-2762

### 3.1 Introduction

The idea that large-scale collective behaviour emerges from local interactions among individuals has become a key concept in the understanding of human crowd dynamics (Ball, 2004; Couzin & Krause, 2003; Sumpter, 2006; Helbing et al., 2001). Examples of such collective behaviours are the spontaneous formation of lanes of uniform walking direction in bidirectional flows (Milgram & Toch, 1969) or the oscillation of the passing direction at narrow bottlenecks (Helbing, 1995). The quantitative understanding of these collective phenomena is a major precondition for the prediction of congestion, the planning of evacuation strategies, and the assessment of building or urban layouts. Therefore, recent research tries to understand how pedestrians move and interact with each other in order to predict the phenomena emerging at the scale of a crowd (Dyer et al., 2008b; Helbing et al., 2000; Helbing, 1997; Yu & Johansson, 2007).

Many models of pedestrian behaviour have been suggested to describe the mechanisms leading to the formation of collective patterns (Antonini et al., 2006; Burstedde et al., 2001; Kirchner & Schadschneider, 2002; Willis et al., 2000). In particular, the use of attraction and repulsion forces to describe the motion of a pedestrian has generated promising results (Helbing, 1991; Hoogendoorn & Bovy, 2003; Yu et al., 2005). For instance, the social force model has been successful in qualitatively reproducing various observed phenomena and has been adapted many times when addressing problems of crowd modelling (Helbing, 1995; Johansson et al., 2007; Lakoba et al., 2005). The basic modelling concept suggests that the motion of a pedestrian can be described by the combination of a driving force, that reflects the pedestrian's internal motivation to move in a given direction at a certain desired speed, and repulsive forces describing the effects of interactions with other pedestrians and boundaries such as walls or obstacles in streets.

However, the underlying assumptions and the exact form of the forces involved have never been empirically measured or validated, although the function describing the interactions among individuals is likely to play a significant role for the resulting collective patterns, as it has been demonstrated for various social animal species (Couzin et al., 2002; Dussutour et al., 2005a). The most accurate studies, so far, were restricted to calibrating parameters of assumed interaction forces by minimizing the error in predicting individual motion (Hoogendoorn & Daamen, 2007; Johansson et al., 2007).

In this study, we use a novel approach by measuring the behavioural effects of interactions between pedestrians in controlled experiments. Indeed, under controlled conditions, the response of individuals to mutual interactions can be easily observed and described in statistical terms, which then enables the extraction of individual behavioural laws. Similar experimental approaches were successfully applied in the past to grasp the behavioural mechanisms underlying the self-organization in many social animal species (Ame et al., 2006; Beekman et al., 2001; Buhl et al., 2006b; Camazine et al., 2001; Dussutour et al., 2004; Jeanson et al., 2005; Millor et al., 1999; Theraulaz et al., 2002; Ward et al., 2008).

Considerable progress in tracking technologies has made such an approach possible for the study of crowd dynamics, and has recently motivated a series of experiments on crowds : One the one hand, various studies have aimed at characterizing macroscopic crowd patterns, such as the speed-density diagram (Seyfried et al., 2005), the flow around a bottleneck (Helbing et al., 2005; Hoogendoorn & Daamen, 2005; Kretz et al., 2006b), or the collective dynamics during evacuation processes (Isobe et al., 2004). One the other hand, several studies have investigated various aspects of microscopic pedestrian motion, such as step frequencies (Hoogendoorn & Daamen, 2005) or lateral body oscillations (Pauls et al., 2007; Fruin, 1971). Our experimental approach, in contrast, aims at linking both the individual and collective level of observations by measuring the interaction laws between individuals. How does a pedestrian modify the behaviour in response to interactions with other pedestrians ? Answering this question can reveal the precise mechanisms leading to the self-organization in crowds and help to construct reliable crowd models.

To tackle this question, we have observed the behaviour of a pedestrian moving in a corridor under three different experimental conditions : (1) in the absence of interactions, (2) in response to a standing pedestrian, and (3) in response to a pedestrian moving in opposite direction. The comparison of pedestrians trajectories with and without interactions allowed us to quantify the behavioural effects of interactions. The laws describing the interactions were then formalized in mathematical terms and implemented in the social force model. We finally compared the predictions of the model with the experimental results and empirical data of pedestrian flows recorded in a crowded street.

## 3.2 Material and Methods

### 3.2.1 Laboratory experiments

Controlled experiments have been conducted from February to March 2006 at the Hospital Pellegrin, in Bordeaux (France). Twenty females and twenty males aged 18 to 30 and naïve to the purpose of the experiment agreed to participate in the study and gave informed consent to the experimental procedure. The study has been approved by the Ethics Committee of the Centre Hospitalier Universitaire de Bordeaux. The experimental corridor (Length=7.88m, Width=1.75m) was equipped with a tracking system, which consisted of three digital cameras (SONY DCR-TRV950E, 720x576 pixels) mounted at the corners of the corridor (Figure 3.1). Participants were equipped with a white T-shirt and coloured table tennis balls on their shoulders to facilitate an accurate detection of their motion by cameras. The 3D reconstruction of the shoulder position was made on the basis of the digital movies of all three cameras, encoded at 12 frames per second, and with the help of a specialized software developed in accordance with the procedures described in Ref. Bouguet (2008). Cameras were calibrated in space by using a planar checkerboard, and in time by switching off and on the light at the beginning of the recordings. The 3D data were finally projected to the 2D floor, and each pedestrian was characterized by a single point located at the middle of the line connecting both shoulders positions. The trajectories were finally smoothed over a time window of 10 frames.

The forty selected subjects were divided into 8 groups of 5 people each. One session was performed on each day. Every session was carried out with one of the 8 groups constituted before. It was randomly chosen and participated only once. During each session, five replications of the following conditions were performed : (1) In condition 1, a single pedestrian was given the instruction to go back and forth in the corridor during a period of 3 minutes (which corresponds to approximately 20 trajectories, 10 in each direction). Every subject performed this condition once. (2) In condition 2, one subject was instructed to stand still in the middle of the corridor, while another one received the same instructions as in condition 1, and therefore had to evade the standing pedestrian. Each participant performed the test once as a walker and once as an "obstacle". Each replication lasted for 3 minutes. (3) In condition 3, two subjects received the same instructions as in condition 1, but starting from opposite ends of the corridor, and therefore had to evade each other. A starting signal was

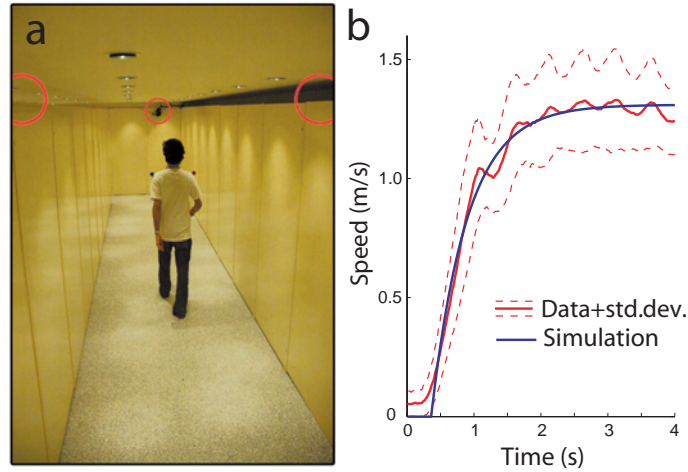


FIGURE 3.1 – (a) Snapshot of the experimental setup. Red circles indicate the location of cameras. (b) Calibration of the acceleration behaviour on the basis of the average time-dependent pedestrian velocity in the absence of interactions. The fitted curve (blue) is given by the acceleration equation (2). The parameters were estimated as  $\tau = 0.54 \pm 0.05$  seconds and  $v_0 = 1.29 \pm 0.19$  m/s after a reaction time of 0.35s.

given for each new trial, so that pedestrians always met each other in the center of the corridor. Pairs of participants were chosen randomly, and each replication ended after 20 trials. We have reconstructed 90, 148 and 123 trajectories for conditions 1, 2 and 3 respectively. For a better fit of the acceleration behaviour, the data from condition 1 were complemented with additional data obtained under the same conditions, but with a more accurate tracking system (Vicon Motion tracking system).

### 3.2.2 Field observations

Bidirectional flows of pedestrians were observed in a pedestrian zone in Bordeaux, France (Sainte-Catherine street, during April 2007). The street was video-recorded from above with a digital camera (SONY DCR-TRV950E, 720x576 pixels) during 30 minutes and at a height of approximately 10 meters. The picture field covered an area of 8x6 meters. A 1 meter wide area on each side of the street was occupied by a few pedestrians standing next to shops, while the flow of walkers was mainly concentrated in the middle of the street. The lens distortion was corrected, and 2670 pedestrians were tracked at a rate of 1 frame per second.

### 3.2.3 Simulation design

Simulations were performed in a way reflecting the experimental conditions, with simulated pedestrians starting from a 20cm squared area located at each end of the corridor. The parameters used were  $v_0 = 1.3\text{m/s}$ ,  $\tau = 0.5\text{s}$ , and the respective destinations were assumed to be located 0.5m after the end of the corridor, to allow for some flexibility towards the end of the trajectory. The time step was set to  $\delta t = 1/20\text{s}$ .

Simulations of bidirectional flows were conducted in a 6x50m street with the pedestrians of each flow starting from the central, 4m wide area (i.e. area 2, 3, 4 and 5 in Figure 3.5a). As observed in field observations, simulated pedestrians entered the street at a rate of 0.65 per second, with an initial speed  $v = v_0 = 1.2 \pm 0.4\text{m/s}$ . Borders of the street (1m on each side) were occupied by randomly located static pedestrians with a density of 0.2p/m<sup>2</sup>. The results shown Figure 3.5 were obtained by evaluation of 10 simulation runs over 10 minutes each to reflect the observed conditions.

## 3.3 Model description

In accordance with the social force concept (Helbing, 1995), we consider that the motion of a pedestrian  $i$  can be described by means of three different components : (1) the internal acceleration behaviour  $\vec{f}_i^0$ , reflecting the pedestrian's motivation to move in a particular direction at a certain speed, (2) the effects of corridor walls  $\vec{f}_i^{wall}$ , on this pedestrian, and (3) the interaction effects  $\vec{f}_{ij}$ , reflecting the response of pedestrian  $i$  to another pedestrian  $j$ .

At a given moment of time, the change of velocity  $\vec{v}_i$  of pedestrian  $i$  is then given by the equation :

$$\frac{d\vec{v}}{dt} = \vec{f}_i^0 + \vec{f}_i^{wall} + \vec{f}_{ij}$$

In the following, we use experimental data to check the validity of the above equation and determine the interaction function  $\vec{f}_{ij}$ .

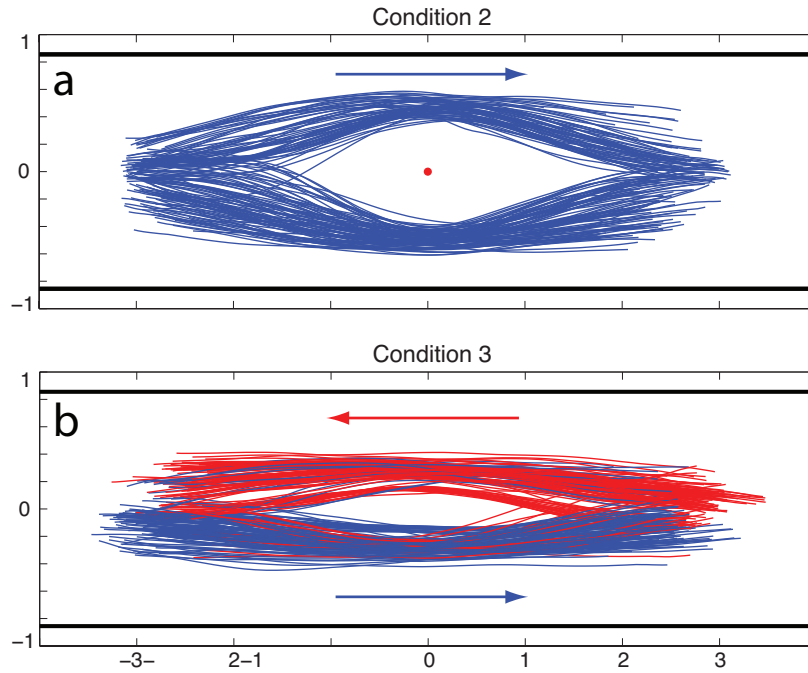


FIGURE 3.2 – Observed trajectories in condition2 ( $N=148$ ) and condition3 ( $N=123$ ). One of the pedestrians (moving from left to right) is represented in blue, while the other one is represented in red.

### 3.4 Measurement of the behavioural laws

#### 3.4.1 Single pedestrian behaviour

The experimental condition 1 was used to validate and calibrate the internal acceleration behaviour. Helbing and Molnar (Helbing, 1995) suggested the equation

$$\vec{f}_i^0 = \frac{d\vec{v}}{dt} = \frac{1}{\tau}(v_i^0 \vec{e}_i^0 - \vec{v}_i(t))$$

describing the adaptation of the current velocity  $\vec{v}_i$  of pedestrian  $i$  to a desired speed  $v_i^0$  and a desired direction of motion  $\vec{e}_i^0$  (given by the direction of the corridor) within a certain relaxation time  $\tau$ . According to Figure 3.1, this equation describes the observed acceleration behaviour well. The desired velocities are normally distributed  $v_i^0$  with an average value of  $1.29 \pm 0.19$  m/s (mean  $\pm$  sd), and the relaxation time amounts to  $\tau = 0.54 \pm 0.05$  seconds (see Figure 3.1b).

### 3.4.2 Interaction law

Conditions 2 and 3 were then used to determine the exact trajectories when avoiding a standing or moving pedestrian (Figure 3.2). By the formula :

$$\vec{f}_{ij}(t) = \frac{d\vec{v}}{dt} - \vec{f}_i^0(t) - \vec{f}_i^{wall}(t)$$

we have measured the interaction effect  $\vec{f}_{ij}$  resulting from the interaction with the other pedestrian  $j$ . In the above equation, the term  $\vec{f}_i^0$  has been calibrated during the experimental condition 1, while the interactions with the corridor walls  $\vec{f}_i^{walls}$  have been specified according to previous findings (Johansson et al., 2007) that is, as a function of the distance  $d_w$  perpendicular to the wall :  $\vec{f}_i^{walls}(d_w) = a \exp(-d_w/b)$ , with parameters  $a = 3$  and  $b = 0.1$  corresponding to a repulsion strength of the same order as the internal acceleration term, and a repulsion range of approximately 30cm from the wall border.

We then quantified the interaction laws of pedestrians by computing the average value of the interaction effect  $\vec{f}_{ij}(t)$  at different interaction distances and angles. For this, we partitioned the area in front of pedestrian  $i$  into a 15x25 grid. In each cell of the grid, we computed the mean interaction effect  $\langle \vec{f}_{ij} \rangle$  resulting from the presence of pedestrian  $j$  in this cell, averaged over all the trajectories of the experimental condition 2 (N=148) (see **Figure 3.6** of the Supplementary Material). This finally provides us with a so-called *behavioural map*, which summarizes the average change of speed and direction of the focal pedestrian  $i$  in various interaction configurations (Figure 3.3).

It was not obvious in advance that removing the effects of internal acceleration and walls would yield a highly structured vector field, which can be interpreted as the outcome of characteristic interpersonal interactions. However, the resulting values of  $\langle \vec{f}_{ij} \rangle$  as a function of the distance and the angle of approach turn out to show a clear and reasonable dependence. In contrast to previous heuristic specifications, we find that a pedestrian  $i$  essentially continues to move at the previous speed and mainly adjusts the direction of walking, when another pedestrian  $j$  is located towards the sides (i.e. either the left-hand side when  $x < -0.25\text{m}$  or the right-hand side when  $x > 0.25\text{m}$ ). Pedestrians decelerate significantly primarily in case of head-on encounters, i.e. when the pedestrian  $j$  is located in front of pedestrian  $i$  (see the light grey area in figure 3.3). This corresponds to the zone where pedestrians choose the side on which they want to pass. For this reason, we interpret this central area as a *decision*



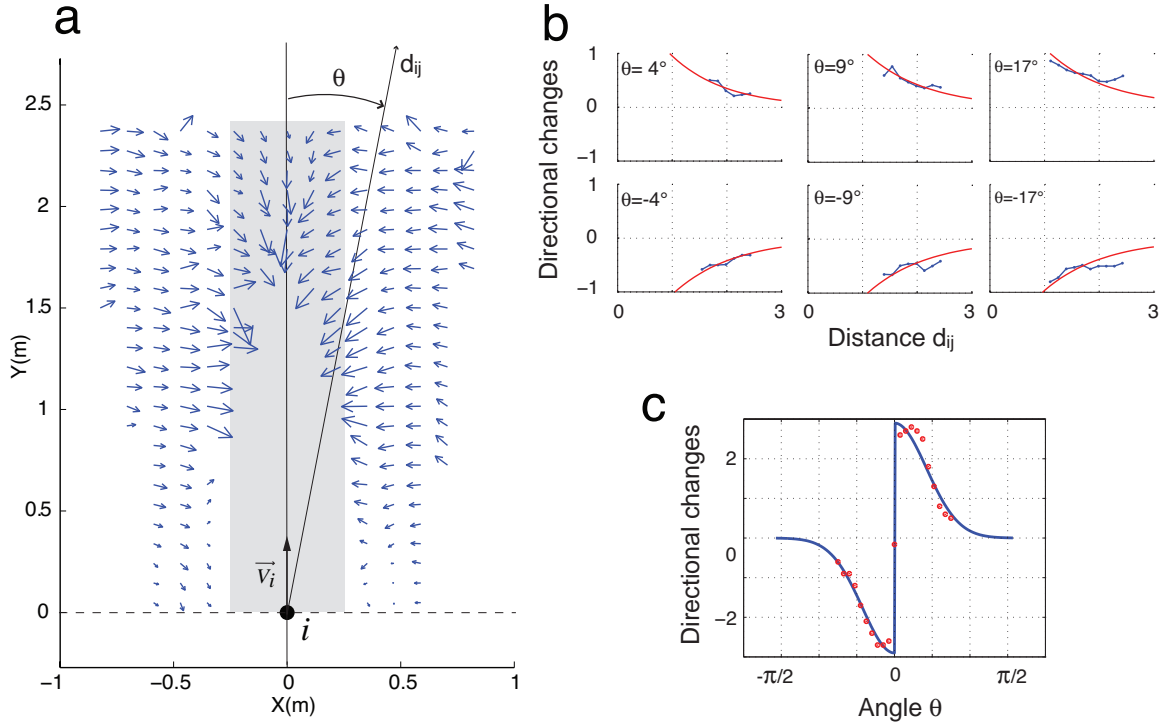


FIGURE 3.3 – (a) Average value of the interaction effect  $\vec{f}_{ij}$  at various distance  $d_{ij}$  and angle  $\theta_{ij}$  during experimental condition 2. (b) For a given angle  $\theta$ , the function  $f_\theta(d, \theta)$  describing the directional changes, decreases exponentially with  $d$ , which provides the relation  $f_\theta = A(\theta) \exp(-bd)$ , with fit parameter  $b$ . (c)  $A(\theta)$  can then be approximated by the equation  $aK \exp(-(c\theta)^2)$ , where  $K$  is the sign of  $\theta$  and  $a, c$  are fit parameters. The function  $f_v(d, \theta)$  for speed changes has been set according to a similar functional dependency.

*zone* : for head-on encounters, it is necessary to take a binary decision, whether to evade the other pedestrian on the left-hand side or on the right-hand side. Moreover, it turns out that the resulting choice of the passing side is biased. Pedestrians avoiding a static pedestrian have a slight preference for the right-hand side in our experiments, but the asymmetry is significantly more pronounced if both pedestrians are moving (see blue bars in figure 3.4). This shows that the mutual adjustment of motion of two interacting pedestrians amplifies the individual left/right bias significantly.

### 3.4.3 Specification of the interaction laws

Given the above experimental observations, we now model the interaction function  $\vec{f}_{ij}$  by fitting the extracted behavioural map. In the previous section, we have described the interaction effects in terms of directional changes (towards the sides) and speed changes (during head-on encounters). Therefore, it is natural to specify the interaction function on the basis of two components,  $f_v$  and  $f_\theta$ , describing the *deceleration* along the interaction direction  $\vec{t}_{ij}$  and *directional changes* along  $\vec{n}_{ij}$  respectively, where  $\vec{n}_{ij}$  is the normal vector of  $\vec{t}_{ij}$ , oriented to the left (see, for example, Hoogendoorn & Bovy (2003) for a similar representation).

We specify the interaction direction  $\vec{t}_{ij}$  as a composition of the direction of relative motion  $(\vec{v}_i - \vec{v}_j)$  and the direction  $\vec{e}_{ij} = (\vec{x}_j - \vec{x}_i) / \|\vec{x}_j - \vec{x}_i\|$ , in which pedestrian  $j$  is located, where  $\vec{x}_i$  is the location of pedestrian  $i$ . This leads to  $\vec{t}_{ij} = \vec{D}_{ij} / \|\vec{D}_{ij}\|$  with  $\vec{D}_{ij} = \lambda(\vec{v}_i - \vec{v}_j) + \vec{e}_{ij}$ , where the weight  $\lambda$  reflects the relative importance of the two directions. The value estimated from the experimental data is  $\lambda = 2.0 \pm 0.2$ .

If  $d_{ij}$  denotes the distance between two pedestrians  $i$  and  $j$ , and  $\theta_{ij}$  the angle between the interaction direction  $\vec{t}_{ij}$  and the vector pointing from pedestrian  $i$  to  $j$ , fitting our experimental data yields the following mathematical functions :

$$f_v(d, \theta) = -A \exp(-d/B - (n'B\theta)^2) \quad (3.1)$$

and

$$f_\theta(d, \theta) = -AK \exp(-d/B - (nB\theta)^2) \quad (3.2)$$

(see Figure 3.3). There, we have dropped the indices  $i$  and  $j$ .  $K = \theta/|\theta|$  is the sign of the angle  $\theta$ , and  $A$ ,  $B$ ,  $n$ ,  $n'$  are model parameters. Equation (3.1) represents an exponential decay of the deceleration with distance  $d$ . The decay is faster for large values of  $\theta$ , i.e. towards the sides of the pedestrian. Therefore, the deceleration effect is strongest in front, in accordance with the decision area identified above. Through the dependence on  $B = \gamma \|\vec{D}_{ij}\|$ , it is increased in the interaction direction by large relative speeds, while the repulsion towards the sides is reduced. This reflects the fact that fast relative motions require evading decisions in a larger distance, which also means that the same amount of displacement to the side (basically the shoulder width plus some safety distance) can be gained over a longer way,

requiring a weaker sideward movement (compare Figure 3.2a with 3.2b). Note that Eq. (3.2) is analogous to Eq. (3.1) for the directional changes, just with another parameter  $n < n'$ , which corresponds to a larger angular interaction range. The prefactor  $K = \theta/|\theta|$  takes into account the discontinuity in the angular motion, reflecting the binary decision to evade the other pedestrian either to the left or to the right.

The resulting interaction effect  $\vec{f}_{ij}$  becomes clearer, if we sum up over all contributing terms, resulting in

$$\vec{f}_{ij}(d, \theta) = -Ae^{-d/B} \left[ e^{-(n'B\theta)^2} \vec{t} + e^{-(nB\theta)^2} \vec{n} \right] \quad (3.3)$$

Accordingly, we have an exponential decay of the interaction effect with the pedestrian distance  $d$ , where the interaction range  $B$  depends on the relative speed. The angular dependence and anisotropy of the interactions is reflected by the  $\theta$ -dependence. The model parameters have been estimated from the experimental data to be  $A = 4.5 \pm 0.3$ ,  $\gamma = 0.35 \pm 0.01$ ,  $n = 2.0 \pm 0.1$  and  $n = 3.0 \pm 0.7$ , by using of an evolutionary algorithm designed to minimize the difference between observed and simulated trajectories in conditions 2 and 3.

Finally, the model has to take into account the observed asymmetry in the avoidance behaviour, which is reflected by the somewhat higher proportion of pedestrians evading on one side. The simplest way to reproduce this bias is to replace the angle  $\theta$  in equation (3.3) by  $\theta + B\varepsilon$  where  $\varepsilon = 0.005 > 0$  corresponds to a preference for the right-hand side. The dependence on  $B$  describes the fact that pedestrians make a faster side choice when the relative speed increases. Note that in other countries like Japan, the pedestrians have a preference for the left-hand side (Helbing et al., 2005), which corresponds to a negative value of  $\varepsilon$ .

### 3.4.4 Comparison of model predictions with empirical results

#### 3.4.4.1 Binary interactions

After the above model was fitted to the experimental data, we have first tested it through a series of computer simulations involving two pedestrians in situations similar to conditions 2 and 3. The model predictions show that the shape of the trajectories during avoidance manoeuvres as well as the side choice proportions are in good agreement with the empirical data collected in our experiments (Figure 3.4). The non-trivial reinforcement of the side preference observed in conditions 2 and 3 is also well reproduced by the model. This first

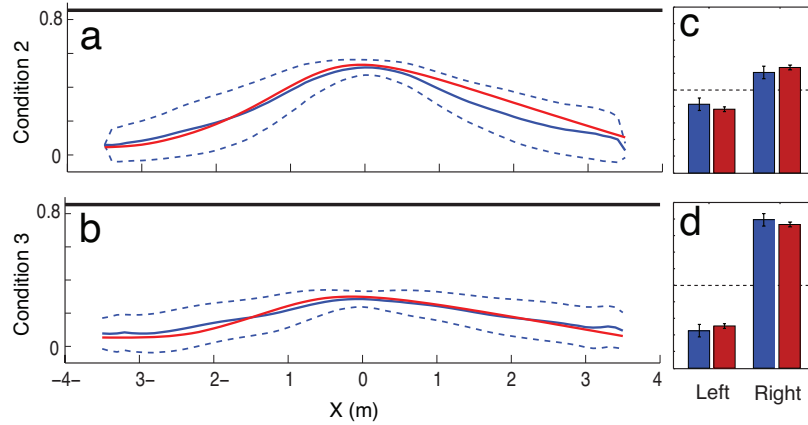


FIGURE 3.4 – Numerical simulations as compared to experimental observations during conditions 2 and 3. In (a) and (b), the blue lines correspond to the average observed trajectories, with pedestrians moving from left to right. The blue dashed lines indicate the standard deviation. Red lines correspond to the average trajectories obtained after 1000 simulations (with parameter values  $A=4.5$ ,  $n=2$ ,  $n'=3$  and  $\sigma=0.005$ ). Bars in (c) and (d) indicate the proportions of choosing the left- or right-hand side in an avoidance manoeuvre during the experiment (blue) or in simulations (red).

validation step demonstrates that the interaction function and the side preference have been well specified.

#### 3.4.4.2 Collective patterns

We then used the model to study the dynamics of a larger number of pedestrians, who were exposed to many simultaneous interactions. In our simulation study, it was assumed that the behaviour of all pedestrians was simply given by the sum of all binary interactions with other pedestrians in the neighbourhood. The superposition of binary interaction effects was used to compare computer simulations of pedestrian counterflows with empirical data of collective pedestrian movements. For this, we conducted simulations of the above model under conditions reflecting the field observations (section 2.c). First, we found that restricting the number of neighbouring individuals a pedestrian responds to did not improve our results significantly. Therefore, the superposition of all binary interactions worked well for the above model. Second, we observed that the empirical flows, as well as the simulated ones, displayed two lanes of pedestrians moving in opposite direction. Moreover, both simulated and observed patterns exhibited a very pronounced left-right asymmetry in street usage (Figure 3.5b), while simulations for a uni-directional flow generate a uniform distribution

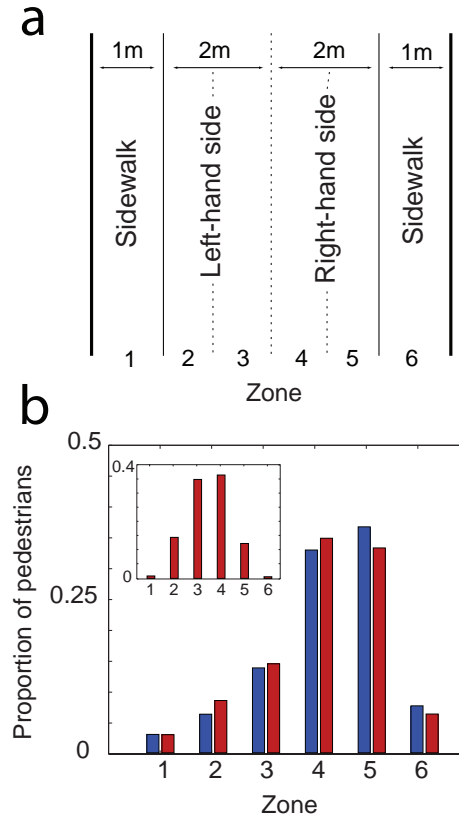


FIGURE 3.5 – Asymmetry of bidirectional pedestrian traffic. As sketched in (a), six areas were distinguished for the measurements : 1) left sidewalk, 2) and 3) left side of the walkway, 4) and 5) right side of the walkway and 6) right sidewalk. 'Left' and 'right' are referring to the walking direction. The sidewalks next to shops were occupied by a small number of standing pedestrians. The blue bars in (b) show the proportion of observed pedestrians walking in each area, while the red bars are simulation results (with the same parameter values as in Figure 3.4). For comparison, the inset illustrates the symmetric simulation results for a unidirectional flow.

of pedestrians (see the inset in Figure 3.5b). We also found an almost uniform distribution for bidirectional pedestrian flows of low density, which supports the idea that a minimum amount of interactions is necessary for the flow separation to emerge (see **Figure 3.6** in Supp. Info.).

### 3.5 Discussion

We have presented a set of controlled experiments that revealed the detailed mechanisms and functional dependencies of pedestrian interactions in space and time. In contrast to previous modelling approaches, we did not use a prefabricated interaction function and fitted

parameters to the data. Instead, we first extracted dependencies between certain variables from the data (such as the longitudinal and the lateral movement components as a function of the relative positions of interacting pedestrians). Then, we identified suitable mathematical functions fitting them. Only after such functions were extracted, the model parameters were determined. Therefore, the interaction function is not just chosen in a plausible way, but it explicitly represents experimentally determined features of the data.

Our experimental result reveals how pedestrians modify their behaviour during interactions. Towards the side of another pedestrian, people simply adjust their direction of motion to avoid collisions. In case of head-on encounters, a binary decision takes place : pedestrians need choose whether to evade the other person on the right-hand or on the left-hand side. This decision process goes along with a significant decrease of walking speed. During evading manoeuvres, there is an individual bias towards one side. This seems to make the movement smoother and to reduce the related speed decrease.

The side preference is not directly coupled to the asymmetry of the body, nor to the direction of car traffic, as can be illustrated, for example, by the observed right-hand traffic organization in some areas of Great Britain (Older, 1968; Moussaïd et al., 2009a). Instead, we suggest that the left/right bias can be interpreted as a behavioural convention that emerges because the coordination during evading manoeuvres is enhanced when both pedestrians favour the same side (Bolay, 1998; Helbing, 1991). It is therefore advantageous for an individual to develop the same preference as the majority of people. Through a self-reinforcing process, most people would use the same strategy in the end. As both sides are equivalent in the beginning, the theory predicts that different preferences emerge in different regions of the world, as it is actually observed (Helbing et al., 2001).

In other words, the side preference may be interpreted as a cultural bias. This cultural interpretation could potentially be checked by performing walking experiments with young children, but these may involve a variety of ethical and organizational issues. Alternatively, the hypothesis that asymmetrical evading behaviour is based on a self-organized behavioural convention could also be tested by empirically studying the occurrence of a side preference in some hard-to-reach areas with high population densities, but no car traffic. Furthermore, other examples of “coordination games” could be investigated as well (e.g. regarding the writing direction, clock direction, side of hot water tap, VHS vs. BetaMax video format (Arthur, 1990), DVD format, etc.). In such coordination games, symmetry breaking occurs

in the initial phase of the self-organized formation of a convention (Helbing, 1991; Helbing et al., 2001). Eventually, however, the asymmetry becomes institutionalized, i.e. it becomes a cultural bias transmitted from one person to another by imitation and learning. In such a way, the asymmetrical behaviour is culturally inherited, and symmetry breaking is not spontaneous anymore.

We show that the concept of social forces is applicable in principle for modelling the observed movements of pedestrians during our experiments, and that it facilitates a quantitative prediction of collective crowd patterns. In particular, the interaction function is well described by the combination of a deceleration effect with directional changes. The deceleration effect applies to head-on encounters, when a binary decision between the right-hand and the left-hand side must be made, while directional adjustments apply otherwise and afterwards. Moreover, a simple bias in the interaction angle influences the statistical properties of the resulting collective patterns of motion. It supports the formation of a small number of lanes at high pedestrian densities (typically two), i.e. it separates the opposite walking directions very effectively and minimizes the frequency of mutual obstructions.

Our results also show that the amplification of the side preference at the crowd level requires the combination of asymmetric behaviour with frequent interactions to quantitatively reproduce empirical data on side preference. The left/right bias is much more pronounced when people have to mutually adjust to each other (as in condition 3). This may also explain the unexpected observation of higher traffic efficiency in some situations of counter-flows (AlGadhi et al., 2002; Helbing et al., 2005). Similar amplification phenomena, where an individual preference is amplified by the action of many other individuals and shapes the collective organization, have been recently observed in various other group-living organisms (Ame et al., 2004; Bon et al., 2005; Jeanson et al., 2005). For example, a slight wall-following tendency in ants affects the colony choice of a path to a food source (Dussutour et al., 2005a). Our results, therefore, show that similar mechanisms seem to guide the dynamics of human crowds.

These findings may be used to assess the suitability of pedestrian facilities and escape routes under various conditions, such as the movement of homogeneous as compared to multinational crowds with different side preferences (e.g. during international sports events). This could significantly affect the efficiency of pedestrian flows during mass events or the functionality of heavily frequented buildings such as railway stations, if not taken into ac-

count in the planning of events and the dimensioning of public spaces and facilities.

Finally, we highlight the fact that experimental methods of investigation previously applied to the study of animal collective behaviour can be successfully transferred to the study of human interaction laws and to collective phenomena emerging from them (Dyer et al., 2008b,a), even though the behavioural and cognitive complexity of human are greater. We also note that a multivariate linear regression approach would not be able to identify laws resulting in self-organized collective behaviours, as those require non-linear interactions. Therefore, it is necessary to quantitatively extract the nonlinear dependencies from the data. In a similar way, one may address a multitude of other problems like the simultaneous interaction with several other people, or communication and decision-making behaviours explaining self-organized phenomena ranging from collective attention (Wu & Huberman, 2007) over collective opinion formation (Deffuant et al., 2001), up to social activity patterns (Barabási, 2005).

### 3.6 Acknowledgements

We thank Dr. Colette Fabrigoule and Pr. Jean-François Dartigues for their support that made the experimental procedure possible. We also thank Pier Zanone, Vincent Fourcassié, Christian Jost, Niriaska Perozo, Anne Grimal, Wenjian Yu, Jeanne Gouëlle and the members of the EMCC group in Toulouse for inspiring discussions. This study was supported by grants from the CNRS (Concerted Action : "Complex Systems in Human and Social Sciences") and the University Paul Sabatier (Aides Ponctuelles de Coopération). Mehdi Moussaïd is supported by a jointly financed doctoral-engineer fellowship from the ETH Zürich and the CNRS. Simon Garnier is supported by a research grant from the French Ministry of Education, Research and Technology.



## 3.7 Supplementary Material

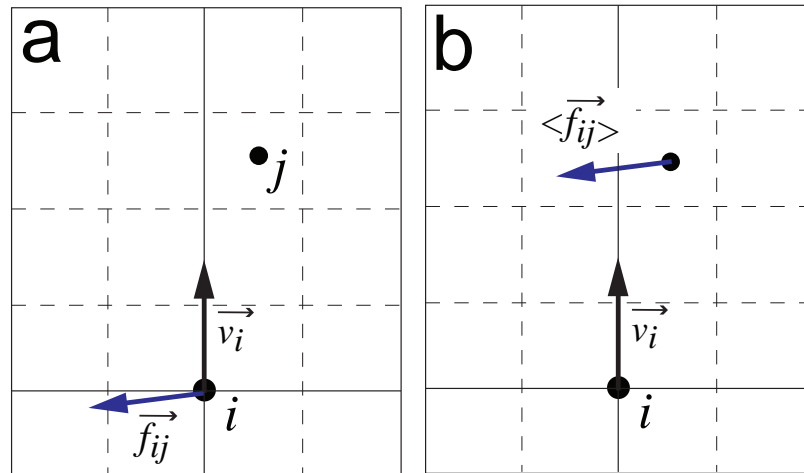


FIGURE 3.6 – Construction of the behavioural map. (a) The area in front of the focal pedestrian  $i$  is partitioned into a regular grid. In each cell of the grid, we compute the interaction effect  $\vec{f}_{ij}$  resulting from the presence of pedestrian  $j$  in this cell, according to the formula given in section 4.2 of the main text. (b) For each cell, we determine the mean interaction effect  $\langle \vec{f}_{ij} \rangle$  averaged over all trajectories, and the resulting vector is presented such that its origin is located in the centre of the respective cell. By applying the above procedure for each cell of the grid, we construct the so-called behavioural map, which summarizes the average change of the speed and the direction of pedestrian  $i$  for various spatial configurations.

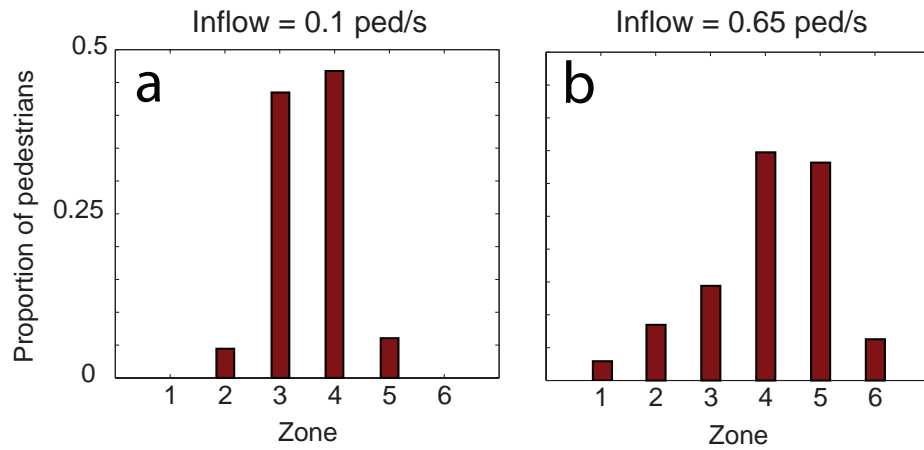


FIGURE 3.7 – Effect of the density on the asymmetry of bidirectional traffic in computer simulations of the pedestrian model proposed in this paper. (a) For a small flow value (0.1 ped/s in each walking direction), the distribution of pedestrians in the street (zones 3 and 4) is almost symmetrical. (b) A higher flow value (0.65 pedestrian/s) generates a pronounced asymmetry in street usage. The six zones correspond to those sketched in Fig. 3.5a. The results are averages of 10 simulation runs over 10 minutes each.

## Chapitre 4

# Etude des interactions sociales entre les piétons se déplaçant en groupe

Dans le chapitre précédent, nous avons étudié les caractéristiques des interactions d'évitement entre piétons. Mais d'autres formes d'interaction peuvent jouer un rôle important dans l'organisation des déplacements collectifs de piétons. Dans ce chapitre, nous étudierons les interactions sociales qui gouvernent le comportement des piétons lorsqu'ils se déplacent en petits groupes, comme un couple, une famille ou un groupe d'amis se rendant ensemble au même endroit.

Actuellement, la quasi-totalité des études existantes font l'hypothèse que les individus dans une foule sont indépendants les uns des autres et qu'ils cherchent à rejoindre leur destination tout en évitant les collisions avec les autres personnes. Cette simplification est nécessaire dans un premier temps pour comprendre isolément l'effet des interactions d'évitement. Toutefois, les travaux de James Coleman effectués dans les années soixante montrent qu'une proportion non négligeable des individus dans une foule se déplace en groupe (Coleman & James, 1961; James, 1953). En effet, selon le contexte social entre 50 et 70% des individus sont accompagnés dans leur déplacement par au moins une autre personne. Dès lors, de nombreuses questions se posent quant à l'influence de ces interactions sociales sur la dynamique globale du système. Comment un piéton est-il influencé par ses partenaires de marche? Comment se combinent les interactions d'évitements et les interactions sociales lorsqu'elles se produisent simultanément? Quelle sont les conséquences de ces interactions sur l'organisation spatiale et temporelle du groupe? Quel impact peuvent avoir ces groupes sur l'organisation collective du trafic à grand échelle? Enfin, quel est l'effet de l'augmentation



FIGURE 4.1 – Images extraites des vidéos utilisées pour l'étude des interactions sociales entre piétons. À gauche, sur la place du Capitole à Toulouse. À droite, la rue Sainte-Catherine à Bordeaux, avec une densité supérieure.

de la densité de piétons sur cette dynamique ?

Ces questions seront abordées dans ce chapitre à travers l'analyse de données empiriques de groupes de piétons. L'étude se base sur une série d'enregistrements vidéo recueillis en milieu naturel dans deux sites différents : la place du Capitole à Toulouse où nous avons relevé un faible niveau de densité (inférieur à 0.1 piétons par mètre carré), et la rue Sainte-Catherine à Bordeaux où la densité de piétons est de l'ordre de 0.25 individus par mètre carré (Figure 4.1).

À partir de ces données, nous avons analysé les positions et trajectoires de plusieurs centaines de piétons se déplaçant en groupe de deux, trois et quatre personnes. Les deux jeux de données étant caractérisés par des niveaux de densité différents, nous avons pu estimer l'effet d'une augmentation de la densité sur l'organisation spatiale des groupes. Lorsque l'espace disponible autour d'un groupe est suffisant, les membres du groupe marchent côte à côte. En revanche, lorsque la densité augmente les piétons se resserrent pour former une configuration en 'V', dans laquelle les individus qui se trouvent au milieu du groupe reculent légèrement et ceux qui occupent une position latérale se rapprochent les uns des autres.

Ces observations ont été interprétées de la manière suivante : lorsqu'une interaction sociale s'établit entre deux piétons, ceux-ci échangent des paroles et des regards (Argyle & Dean, 1965; Kendon, 1967). Par conséquent, un piéton ajuste en permanence sa position de manière à maintenir un contact visuel et acoustique avec son partenaire. Ce type d'inter-

action à ensuite été intégré au modèle que nous avons mis en place au cours du chapitre précédent, en formalisant le champ visuel des piétons. La simulation de ce nouveau modèle génère des configurations de marche quantitativement similaires à celles qui ont été observées. Par ailleurs, ce modèle nous apprend que ces interactions ont un effet non négligeable sur l'efficacité globale du trafic piétonnier, et affectent notamment la forme du diagramme fondamental.

**The walking behaviour of pedestrian social groups and its  
impact on crowd dynamics**

Mehdi Moussaid, Niriaska Perozo, Simon Garnier, Dirk Helbing and Guy Theraulaz

Mehdi Moussaid, Niriaska Perozo, Simon Garnier, Guy Theraulaz

*Centre de Recherches sur la Cognition Animale, Université Paul Sabatier, Toulouse,  
France.*

Dirk Helbing

*ETH Zurich, Zurich, Switzerland*

Article publié dans *Plos ONE*, Volume 5(4), 2010

## 4.1 Introduction

The study of human crowd dynamics has recently found great interest in many research fields (Ball, 2004; Couzin & Krause, 2003; Daamen & Hoogendoorn, 2002; Helbing et al., 2001; Sumpter, 2006). In order to develop reliable prediction models for the design of urban infrastructures, traffic management or crowd safety during mass events or evacuation processes, it is necessary to understand the local interaction laws underlying collective crowd dynamics.

While a lot is known about the ‘physics’ of crowd motion, such as the organization emerging around bottlenecks (Hoogendoorn & Daamen, 2005; Kretz et al., 2006b), the segregation of opposite flows in pedestrian counterstreams (Helbing, 1995; Kretz et al., 2006a; Moussaid et al., 2009b), or the turbulent movement in extremely dense crowds (Helbing et al., 2007; Yu & Johansson, 2007), it is surprising that social interactions among pedestrians in crowd have been largely neglected. Indeed, the great majority of existing studies investigated a crowd as a collection of isolated individuals, each having an own desired speed and direction of motion, see e.g. Refs. (Antonini et al., 2006; Helbing, 1995; Johansson et al., 2007; Moussaid et al., 2009b). In practice, however, it turns out that the majority of pedestrians actually do not walk alone, but in groups (Aveni, 1977; Coleman & James, 1961; James, 1953). As we will show in this article, up to 70% of observed pedestrians in a commercial street are walking in group. Early observations have shown that groups composed of two to four members are the most frequent, while groups of size five and larger are rare. In addition, group sizes are distributed according to a Poisson distribution (James, 1953).

To our knowledge, however, the characteristics of the motion of pedestrian groups have not been empirically studied so far. It is basically unknown how moving group members interact with each other, with other pedestrians and with other groups. It also needs to be studied how such groups organize in space and how these spatial patterns affect the crowd dynamics. This is expected to be important for the planning of pedestrian facilities, mass events and evacuation concepts.

We note that the term ‘group’ is used here in its sociological sense (Hare, 1962), that is, not only referring to several proximate pedestrians that happen to walk close to each other, but to individuals who have social ties and *intentionally* walk together, such as friends or family members. In particular, the duration of the interaction and the communicative setting

distinguish from an occasional agglomerate.

In this work, we analyze the organization of pedestrian social groups and their impact on the complex dynamics of crowd behavior. For this, we collected empirical data of the motion of pedestrian group by means of video recordings of public areas. Observations were made under low and moderate density conditions, called population A and B, respectively. We analyzed the behaviour of  $N_A=260$  groups in population A and  $N_B=1093$  groups in population B composed of two to four members (see Material & Methods). Relying on our observations, we developed an individual-based model of pedestrian behaviour. The model describes how an individual interacts with other group members and with outgroup pedestrians. By means of numerical simulations, we show that the model predicts the emergence of the empirically observed collective walking patterns well, and that pedestrian groups constitute a crucial component of the organization of human crowds.

## 4.2 Results

### 4.2.1 Empirical observations

According to our empirical analysis, the proportion of pedestrians belonging to a group is 55% in population A and 70% in population B, i.e. higher than the proportion of pedestrians walking alone. As shown in figure 4.2, the size of pedestrian groups in population A follows a zero-truncated Poisson distribution ( $p=0.06$ ; on the basis of  $\chi^2$ -test), in agreement with previous observations (Coleman & James, 1961; Singh et al., 2009). In population B, the same tendency is observed, but the proportion of single pedestrians is lower than a Poisson distribution would predict, while the proportion of groups of size 2 is greater than expected ( $p<0.01$ ). This difference between populations A and B is probably related to the environments in which the observations were made : While population A was observed during the afternoon of a working day, population B was observed on a Saturday in a popular commercial walkway, where one expects a higher tendency for people to have a leisure walk with friends. Effects of the social environment have also been observed in the past (Coleman & James, 1961; Singh et al., 2009), namely the higher frequency of groups in leisure areas such as shopping centres or public beaches. Past studies have suggested that the observed size distribution could be explained by assuming that individuals would independently join and leave a group with a typical probability per unit of time, which implies that the rate of



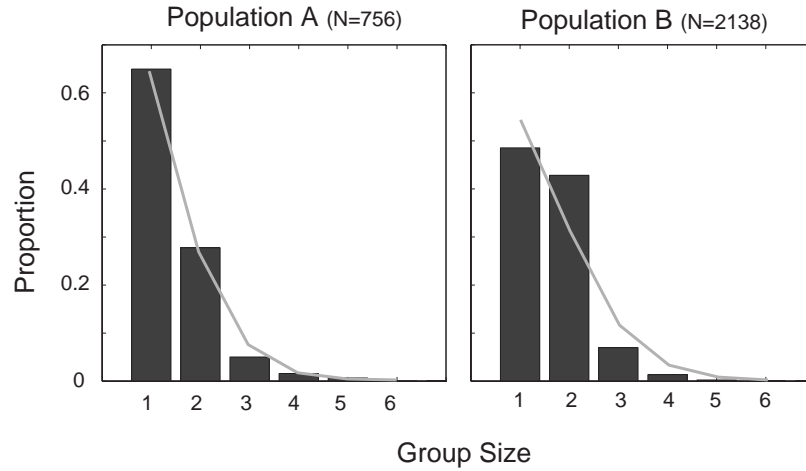


FIGURE 4.2 – Observed group size distribution in populations A and B. The light grey curve indicates the zero-truncated Poisson fit (  $N_i = \exp(-\lambda) \frac{\lambda^i}{i!(1-e^{-\lambda})}$  ) with  $\lambda = 0.83$  and  $\lambda = 1.11$  for populations A and B, respectively.

losing a member is proportional to the group size. According to analytical calculations, this mechanism can generate the observed distributions (Coleman & James, 1961).

Next, we have measured the average walking speed of observed pedestrians (figure 4.3). The speed of pedestrians is clearly dependent on the density level. At low density (population A), people walk faster than at higher density (population B). This is in agreement with previous empirical and theoretical studies of pedestrian traffic (Mori & Tsukaguchi, 1987; Seyfried et al., 2005; Weidmann, 1993). A new observation is that, in addition, pedestrian walking speeds decrease linearly with growing group size. Remarkably, the density level does not significantly affect the slope of the group-size-related speed decrease (ANCOVA,  $p=0.19$ , with  $y=-0.04x+1.26$  in population A and  $y=-0.08x+1.24$  in population B).

We then investigated the spatial organisation of walking pedestrian groups to find out whether there are any specific patterns of spatial group organization, and how such patterns may change with increasing density (see figure 4.9 of the supporting information). For this, we measured the average angle  $\alpha_{ij}$  and distance  $d_{ij}$  between pedestrians  $i$  and  $j$ , where  $i$  and  $j$  belong to the same group and  $j$  is  $i$ 's closest neighbour on the right-hand side, as sketched in figure 4.4. Numerical measurements for each group size and density level are provided in table 4.5. On the basis of the average angle and distance values for all pairs of pedestrian ( $i, j$ ), it is possible to reconstruct and visualize the observed patterns of spatial organization, as shown in figure 4.6.

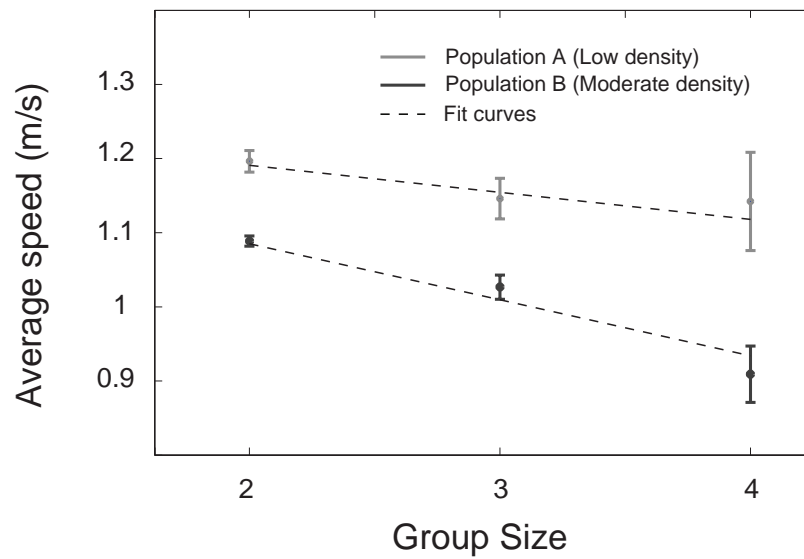


FIGURE 4.3 – Effects of group size on walking speed. Average walking speed as a function of group size at low density (light grey) and moderate density (dark grey). Error bars indicate the standard error of the mean value. The fit curves are  $y=-0.04x+1.26$  for population A and  $y=-0.08x+1.24$  for population B.

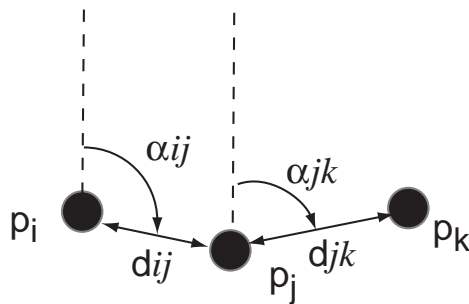


FIGURE 4.4 – Illustration of the measurement method. We define  $\alpha_{ij}$  and  $d_{ij}$  as the angle and distance between pedestrians  $i$  and  $j$ , where  $i$  and  $j$  belong to the same group and  $j$  is  $i$ 's closest neighbour on the right-hand side.

		Population A (low density)		Population B (moderate density)	
		$\alpha$ (deg)	d (m)	$\alpha$ (deg)	d (m)
Size=2	<b>p1p2</b>	89.8 ( $\pm 1.12$ )	0.78 ( $\pm 0.02$ )	90.3 ( $\pm 0.80$ )	0.54 ( $\pm 0.01$ )
Size=3	<b>p1p2</b>	97.8 ( $\pm 5.14$ )	0.79 ( $\pm 0.05$ )	107.9 ( $\pm 2.84$ )	0.55 ( $\pm 0.01$ )
	<b>p2p3</b>	87.1 ( $\pm 4.46$ )	0.81 ( $\pm 0.10$ )	70.6 ( $\pm 2.55$ )	0.62 ( $\pm 0.04$ )
Size=4	<b>p1p2</b>	99.2 ( $\pm 6.33$ )	0.87 ( $\pm 0.06$ )	102.3 ( $\pm 5.85$ )	0.67 ( $\pm 0.02$ )
	<b>p2p3</b>	87.7 ( $\pm 6.54$ )	0.93 ( $\pm 0.09$ )	86.0 ( $\pm 4.71$ )	0.66 ( $\pm 0.02$ )
	<b>p3p4</b>	85.4 ( $\pm 5.01$ )	0.80 ( $\pm 0.05$ )	76.6 ( $\pm 5.09$ )	0.64 ( $\pm 0.03$ )

FIGURE 4.5 – Average angle and distance values between group members for each group size and density level. Values between brackets indicate the standard error of the mean.

At low density (population A), we observed that group members walked in a horizontal formation, where each pedestrian had his/her partners on the sides, at an angle of  $\pm 90^\circ$  to the walking direction. A series of student t-tests revealed that the angle  $\alpha_{ij}$  was not different from  $90^\circ$  for groups of size two ( $p_{12} > 0.5$ ), three ( $p_{12} = 0.14$ ;  $p_{23} > 0.5$ ), and four ( $p_{12} = 0.13$ ;  $p_{23} > 0.5$ ;  $p_{34} = 0.47$ ). This configuration facilitates social interactions within the groups because each member can easily communicate with his partners without turning the back to any of them.

At higher density levels (population B), the available space around the group is reduced. Group members can no longer maintain the same linear organization without interfering with out-group pedestrians. As shown in table 4.5, the average distances between group members was, in fact, reduced. Moreover, the configuration of the group changed : In groups of size 3, we observed that the middle pedestrian (p2) tended to stand back, while the pedestrians

p1 and p3 got closer to each other. This generated a ‘V’-like formation, where the angle  $\alpha_{12}$  was greater than  $90^\circ$  ( $108^\circ \pm 3$ ; a unilateral t-test supports the difference from  $90^\circ$  with a value of  $p > 0.5$ ) and angle  $\alpha_{23}$  is lower than  $90^\circ$  ( $71^\circ \pm 2$ ;  $p > 0.5$  by unilateral t-test). In the same way, for groups of size 4, pedestrians p2 and p3 tend to move back, leading to a ‘U’-like formation (a series of t-tests confirms that  $\alpha_{12}$  is greater than  $90^\circ$  with a value of  $p > 0.5$ ,  $\alpha_{23}$  is not different from  $90^\circ$  with  $p = 0.21$ ,  $\alpha_{34}$  and is smaller than  $90^\circ$  with a value of  $p > 0.5$ ).

Therefore, the horizontal walking formation observed at low density is bent when the density level increases, allowing the group to occupy a smaller area. However, it is surprising that the bending is *forward* in walking direction, not *backward* as expected for a flexible structure moving against an opposite flow. This suggests that this structure is *actively* created and maintained in order to support certain functions (e.g. better communication).

#### 4.2.2 Mathematical model

To better understand the above empirical results, we extend an existing model of pedestrian behavior to include social interactions among people walking in groups. For this, we rely on the experimental specification of the social force model, that has been experimentally calibrated and validated in a previous work (Moussaid et al., 2009b). The basic modelling concept suggests that the motion of a pedestrian  $i$  can be described by the combination of a driving force  $\vec{f}_i^0$  that reflects a pedestrian’s motivation to move in a given direction at a certain desired speed, a repulsive force  $\vec{f}_{ij}$  describing the effects of interactions with other isolated pedestrians  $j$ , and  $\vec{f}_i^{wall}$  reflecting the repulsive effects of boundaries such as walls or obstacles in streets (see Material & Methods for the mathematical specification of these interactions forces).

In this section, we formulate a new interaction term  $\vec{f}_i^{group}$  describing the response of pedestrian  $i$  to other group members. Therefore, the complete equation of motion reads

$$\frac{d\vec{v}}{dt} = \vec{f}_i^0 + \vec{f}_i^{wall} + \sum_j \vec{f}_{ij} + \vec{f}_i^{group}$$

We postulate that the observed patterns of group organization result from the desire of their respective members to communicate with each other. Therefore, individuals continuously adjust their position to facilitate verbal exchange, while trying to avoid collisions

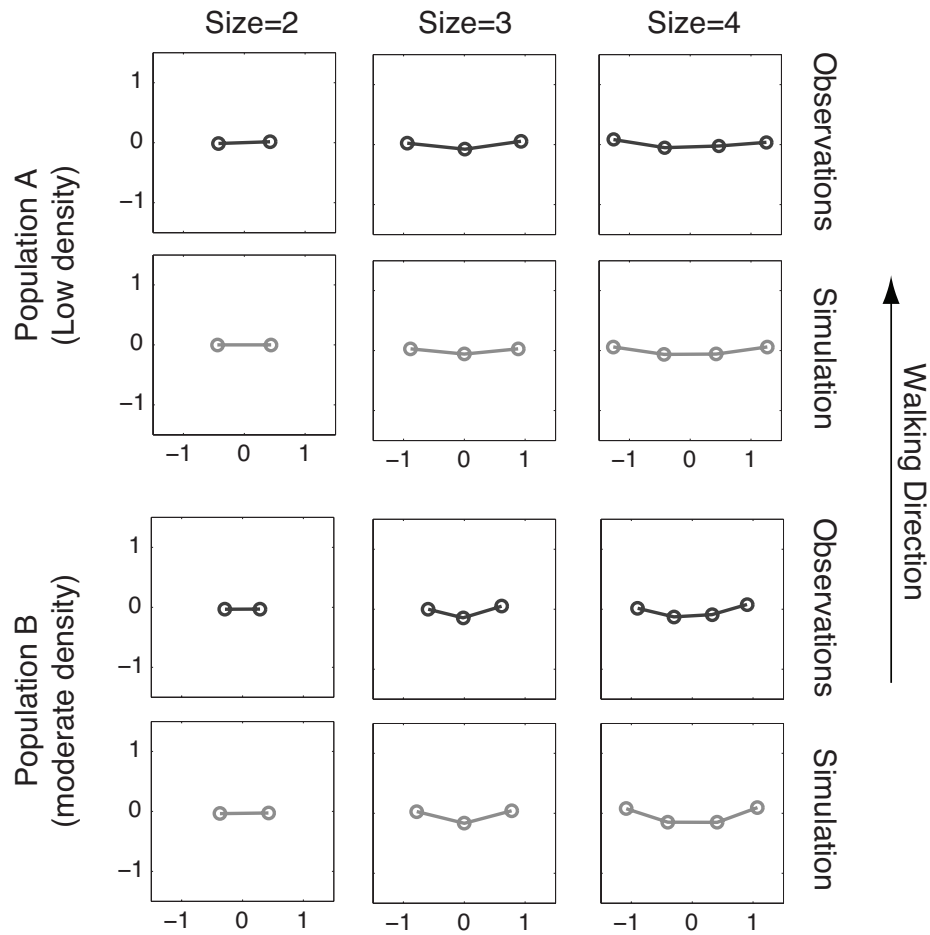


FIGURE 4.6 – Average patterns of organization. The positions of pedestrians are reconstructed from the empirical angle and distance values provided in table 1 (dark grey), and from simulation results (light grey). The best fit parameters were obtained through a calibration process and amount to  $\beta_1=4$ ;  $\beta_2=3$ ;  $\beta_3=1$ ;  $d_0=0.8\text{m}$ ;  $\phi=90^\circ$ .

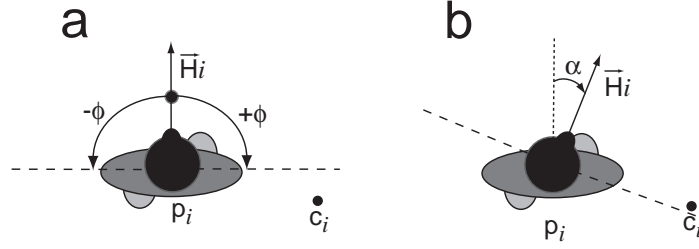


FIGURE 4.7 – Illustration of the model variables. a)  $\vec{H}_i$  is the gazing direction vector of pedestrian  $i$ . The dashed lines represent the borders of the visual field. b) Pedestrian  $i$  rotates his head direction by an angle  $\alpha$ , so that the focus point  $c_i$  is included in the vision field.

with in-group members and out-group pedestrians. In particular, it has been shown that the gaze direction and eye contact are essential features of group communication, as it helps to get a feedback about the other persons' reactions (Argyle & Dean, 1965; Ballerini et al., 2008; Kendon, 1967). Accordingly, we introduce a vision field as an important component of our pedestrian simulation model.

In a group of size  $N$ , we define a gazing direction vector  $\vec{H}_i$  for each of its members  $i$ . The angle of vision of pedestrian  $i$  is  $\phi$  degrees to the left and to the right of the gazing direction. In addition, we define the point  $c_i$  as the centre of mass of all other group members walking with pedestrian  $i$  (figure 4.7).

In our computer simulations, group members turn their gazing direction to see their partners. To do so, the gazing direction vector  $\vec{H}_i$  is rotated by an angle  $\alpha_i$ , so that point  $c_i$  is included in the vision field of pedestrian  $i$  (as sketched in figure 4.7).

However, the greater  $\alpha_i$ , the less comfortable is the turning for walking. Therefore, we assume that pedestrian  $i$  adjusts its position to reduce the head rotation  $\alpha_i$ . This is modeled by the acceleration term

$$\vec{f}_i^{vis} = -\beta_1 \alpha_i \vec{V}_i$$

where  $\beta_1$  is a model parameter describing the strength of the social interactions between group members, and  $\vec{V}_i$  is the velocity vector of pedestrian  $i$ . The related deceleration is assumed to be proportional to the head rotation  $\alpha_i$ . At the same time, pedestrian  $i$  keeps a certain distance to the group's center of mass. According to our observations, the average to the center of mass increases with group size. Therefore, we define a second acceleration

term

$$\vec{f}_i^{att} = q_A \beta_2 \vec{U}_i$$

where  $\beta_2$  is the strength of the attraction effects and  $\vec{U}_i$  is the unit vector pointing from pedestrian  $i$  to the center of mass. Furthermore  $q_A = 1$  if the distance between pedestrian  $i$  and the group's centre of mass exceeds a threshold value, otherwise  $q_A = 0$ . According to the data collected under low density conditions, the threshold value can be approximated as  $(N - 1)/2$  meters.

Finally, we add a repulsion effect so that group members do not overlap each other, which is simply defined as

$$\vec{f}_i^{rep} = \sum_k q_R \beta_3 \vec{W}_{ik}$$

Here,  $\vec{W}_{ik}$  is the unit vector pointing from pedestrian  $i$  to the group member  $k$ , and  $\beta_3$  is the repulsion strength. Moreover,  $q_R = 1$  if pedestrians  $i$  and  $k$  overlap each other (when the distance  $d_{ik}$  is smaller than a threshold value  $d_0$ , that is one body diameter plus some safety distance), otherwise  $q_R = 0$ .

In summary, the social interaction term  $\vec{f}_i^{group}$  is defined as :

$$\vec{f}_i^{group} = \vec{f}_i^{vis} + \vec{f}_i^{att} + \vec{f}_i^{rep}$$

### 4.2.3 Simulation results

Computer simulations of the above model were performed in a way reflecting the empirical conditions of populations A and B (see Material & Methods). As for the observed data, we measured the average angle and distance between each pair of pedestrians, and studied the related pattern of organization. Simulated groups form collective walking patterns that match the empirical ones very well (see figure 4.6). In particular, a series of Student t-tests reveals no significant difference between the observed angle distributions and the predicted ones (see the table 4.10 in Supporting information). The spatial pattern of the group is mainly influenced by parameter  $\beta_1$ , representing the strength of the social interactions between group members (figure 4.8). When setting  $\beta_1=0$ , group members only try to stick together with no communication rule, and tend to form an ‘‘aerodynamic’’ *inverse* V-like shape. In contrast, for the realistic value  $\beta_1=4$ , groups form the observed forwardly directed

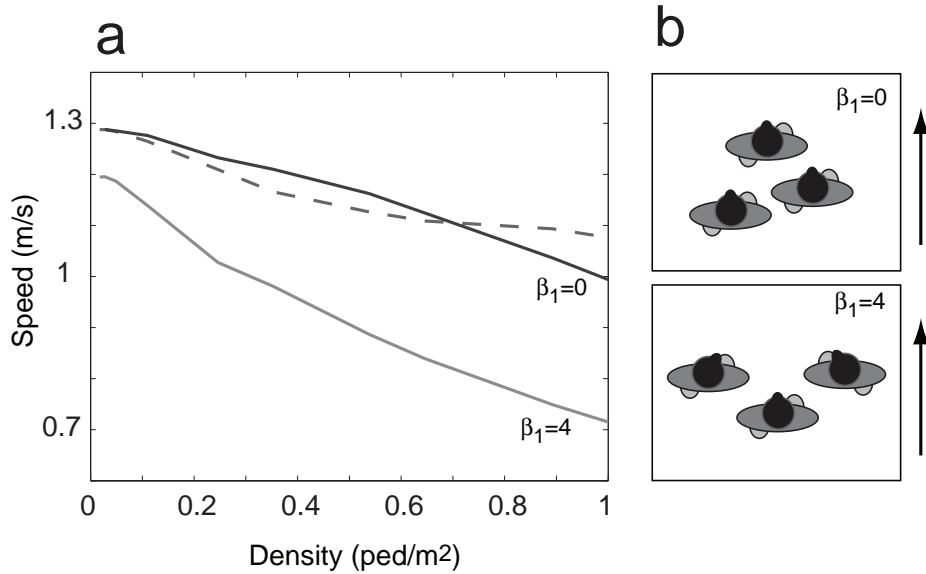


FIGURE 4.8 – Simulation results for pedestrian groups with and without communication-enhancing interactions. (a) Speed-density curves showing the impact of group organization on traffic efficiency. For  $\beta_1=0$ , group members are attracted by the group’s centre of mass only letting them stay together. This creates an *inverse* V-shaped configuration. For  $\beta_1=4$ , the value determined from our empirical observations, group members adapt their position to see the other group members, creating a V-shaped configuration. The dashed curve corresponds to simulations with isolated pedestrians only (no groups). (b) Illustration of typical group patterns for  $\beta_1=0$  and  $\beta_1=4$  at a density of 0.25 ped/m<sup>2</sup>. The simulation parameters are the same as in figure 4.6.

V-like pattern, which, however, affects the overall walking speed of the crowd.

In accordance with empirical results, the model predicts a linear decrease of the walking speeds with increasing group size, with a similar slope for both density levels. An ANCOVA test delivers a p-value of 0.071 thereby accepting the hypothesis that the slopes are not different, with  $y=-0.05x+1.3$  at low density and  $y=-0.07x+1.2$  at moderate density.

### 4.3 Discussion

When studying crowd dynamics, the majority of previous publications have neglected the influence of pedestrians groups. Despite past observations revealing the existence of groups in pedestrian crowds, nothing was known about the spatial organization of moving groups and their impact on the overall crowd dynamics. Combining empirical observations with a properly extended interaction model, we have shown how social interactions among group members generate a typical group organization.



Our empirical observations reveal that much of pedestrian traffic is actually made up of groups. In our data, only one third of observed pedestrians were walking alone. Furthermore, it turns out that pedestrian groups have an important impact on the overall traffic efficiency. This underlines the necessity to consider groups in futur studies of pedestrian dynamics.

We found that typical group walking patterns emerge from local interactions among group members. At low density, group members tend to walk side-by-side, forming a line perpendicular to the walking direction, thereby occupying a large area in the street. Hence, when the local density level increases, the group needs to adapt to the reduced availability of space. This is done by the formation of ‘V’-like or ‘U’-like walking patterns in groups with three or four members, respectively. As shown by numerical simulations, these configurations are emergent patterns resulting from the tendency of each pedestrian to find a comfortable walking position supporting communication with the other group members.

However, the walking efficiency is considerably affected by the fact that ‘V’-like and ‘U’-like configurations are *convex* shapes, which do not have optimal ‘aerodynamic’ features. Indeed, a *concave* shape, such as an inverse ‘V’ shape, would be advantageous since it would support the movement against a flow of people (as the flight formation of migrating birds such as geese or ducks reduces the aerodynamic friction Heppner (1974); Lissaman & Shollenberger (1970)).

Additional computer simulations show that the model parameter  $\beta_1$  representing the strength of social interactions among group members is essential to capture the dynamics of the system (see figure 4.8a). When is  $\beta_1$  set to 0 (i.e. when group members would only try to stick together with no communication rule), an inverse ‘V’-like configuration is generated and the walking speed is close to a situation with isolated individuals only (compare the dashed and dark grey curves in figure 4.8). In contrast for  $\beta_1=4$ , the value determined from our empirical results, the speed is reduced by an average of 17% (see light grey curve). Therefore, two conflicting tendencies are involved : to walk fast and efficiently at minimum ‘friction’ (generating an *inverse* ‘V’-like configuration), and to have social interactions with group members (supporting a ‘V’-like configuration). At very low density, both tendencies are compatible, as pedestrians can walk side by side at a speed close to the desired one. At moderate densities, however, it appears that the social interactions are given a greater importance, supporting a V and U-like configuration, as empirically observed. However, it could happen that, when the density reaches very high levels, the physical constraints would

prevail over the social preferences, and group members would start walking one behind another, forming a ‘river-like’ following pattern, as reported by Helbing et al. (Helbing et al., 2005).

One may also ask how groups with more than four members would organise. It is, in fact, unlikely that a group of ten people would still walk side by side. This would require that each group member wanted to communicate with all the others at the same time. Instead, it is expected that large groups (such as tourists or hiking groups) would typically split up. The most plausible explanation for group splitting is that, when group members are too far away from each other to communicate, they only consider those in the immediate surrounding. Consequently, clusters of two to four people would emerge within the group. In our model, this could be implemented by specifying the focus point  $c_i$  of pedestrian  $i$  not as the centre of mass of *all* other group members, but only a *few* of them.

In addition, one may expect a leader effect in pedestrian groups. For example, it is known that the distribution of spoken contributions among group members is not equal during a conversation. It rather follows a Poisson distribution, where a few members speak most of the time, while the others listen (Horvath, 1965; Stephan & Mishler, 1952). Therefore, it is likely that pedestrians who talk more would end up in the middle of the group and the listeners would walk on the sides. In the same way, large groups would probably split up into subgroups around those who talk most. It will be interesting to test this hypothesis experimentally in the future.

In summary, social interactions are a crucial aspect of the organization of human crowds, which should to be taken into account in future studies of crowd behavior.

## 4.4 Material and Methods

### 4.4.1 Ethics statement

No ethics statement is required for this work. Video recordings of pedestrian crowds were made in public areas and the data were analyzed anonymously.

### 4.4.2 Empirical observations

The data for population A were collected during spring 2006 in a public place in the city of Toulouse, France, while data for population B were collected during spring 2007 in a crowded

commercial walkway on a Saturday afternoon. Observations were made with a digital camera (SONY DCR-TRV950E, 720x576 pixels) during two hours at a frequency of one frame per second and five frames per second for population A and B, respectively. Pedestrian positions were then manually tracked by means of a dedicated software developed in our team, and their coordinates were reconstructed after correction of the camera lens distortion. A total of 1098 and 3461 pedestrians were tracked in population A and B respectively. People belonging to the same group were identified with a series of criteria defined in previous studies on pedestrian groups (James, 1953). In particular, group membership was identified by a clear social interactions among group members, such as talking, laughter, smiles or gesticulation. On average, populations A and B were characterized by global density levels of 0.03 and 0.25 peds/m<sup>2</sup>, respectively. In both populations, the speed of each group was computed as the average speed of its group members. Groups which temporarily stopped their motion were detected according to the procedure described by Collins et al. (Collins et al., 1995) and not considered in the computation of the average walking speed and the spatial patterns (but included in the density measurement).

#### 4.4.3 Model and Simulation Design

According to previous work, the motion of an isolated pedestrian  $i$  can be well described by means of three different acceleration components (Helbing, 1995) : (1) the acceleration behavior  $\vec{f}_i^0$ , reflecting the pedestrian's desire to move in a particular direction at a certain speed, (2) repulsive effects  $\vec{f}_i^{wall}$  on the pedestrian due to boundaries, and (3) interaction effects  $\vec{f}_{ij}$ , reflecting the response of pedestrian  $i$  to other pedestrians  $j$ .

The acceleration behavior  $\vec{f}_i^0$  was experimentally measured in past studies (Moussaïd et al., 2009b) and can be well described by

$$\vec{f}_i^0 = \frac{d\vec{v}}{dt} = \frac{1}{\tau}(v_i^0 \vec{e}_i^0 - \vec{v}_i)$$

This relationship reflects the adaptation of the current velocity  $\vec{v}_i$  of pedestrian  $i$  to a desired speed  $v_i^0$  and a desired direction of motion  $\vec{e}_i^0$  within a certain relaxation time  $\tau$ . The empirically determined parameter values are  $v_i^0 = 1.3$  m/s and  $\tau = 0.5$  s .

Interactions  $\vec{f}_i^{wall}$  with the boundaries have been specified in agreement with previous findings (Johansson et al., 2007), i.e. as an exponentially decaying function of the distance

$d_w$  perpendicular to the boundary :  $\vec{f}_i^{wall}(d_w) = ae^{-d_w/d}$ . The parameters  $a = 10$  and  $b = 0.1$  reflect that the wall repulsion extends over 30cm.

Finally, the pedestrian interactions  $\vec{f}_{ij}$  have been specified according to the experimental model described by Moussaïd et al. (Moussaïd et al., 2009b).

The model parameters given in the caption of figure 4.4 represent the calibration result of a systematic scan of the parameter space, during which group motion was simulated with parameter values from reasonable ranges, identifying the parameter combination that generated the best agreement with the empirical observations. The comparison with the empirical data was made on the basis of the average angle and distance values between pedestrians given in Table 4.5.

In our computer simulations, pedestrians started with random positions and with a random specification of the walking direction parallel to the street. Members of a group started one meter away from each other, having the same desired walking direction. The desired speeds were normally distributed with mean value 1.3m/s and standard deviation 0.2 m/s, to reflect the natural variability of pedestrian behavior. The simulations were performed with periodic boundary conditions. In order to reflect the environment where the data were collected, the street dimension was set to 18x18 meters and 5x14 meters for the low-density scenario and the moderate-density scenario, respectively. The number  $N_s$  of groups of size  $s$  was specified in such a way that the density level in the simulation was the same as the empirically observed one for population A and B, i.e.  $N_1=2$ ,  $N_2=1$ ,  $N_3=1$ , and  $N_4=1$  at low density corresponding to population A, and  $N_1=5$ ,  $N_2=2$ ,  $N_3=1$ , and  $N_4=1$  at moderate density corresponding to population B. Measurements were made after 10 seconds of simulation which was enough for the walking patterns to appear, and over a time period of 5 seconds. Simulation results were averaged over 1000 runs. The time step was set to  $\delta t = 1/20$ s.

## 4.5 Acknowledgements

We are grateful to Toulouse's city hall for their support that made this work possible. We thank Christian Jost, Jacques Gautrais, Alexandre Campo, Jeanne Gouëlle, Mathieu Moreau and the members of the EMCC research group in Toulouse for inspiring discussions, as well as four anonymous reviewers for helpful comments on the manuscript.

## 4.6 Supplementary Information

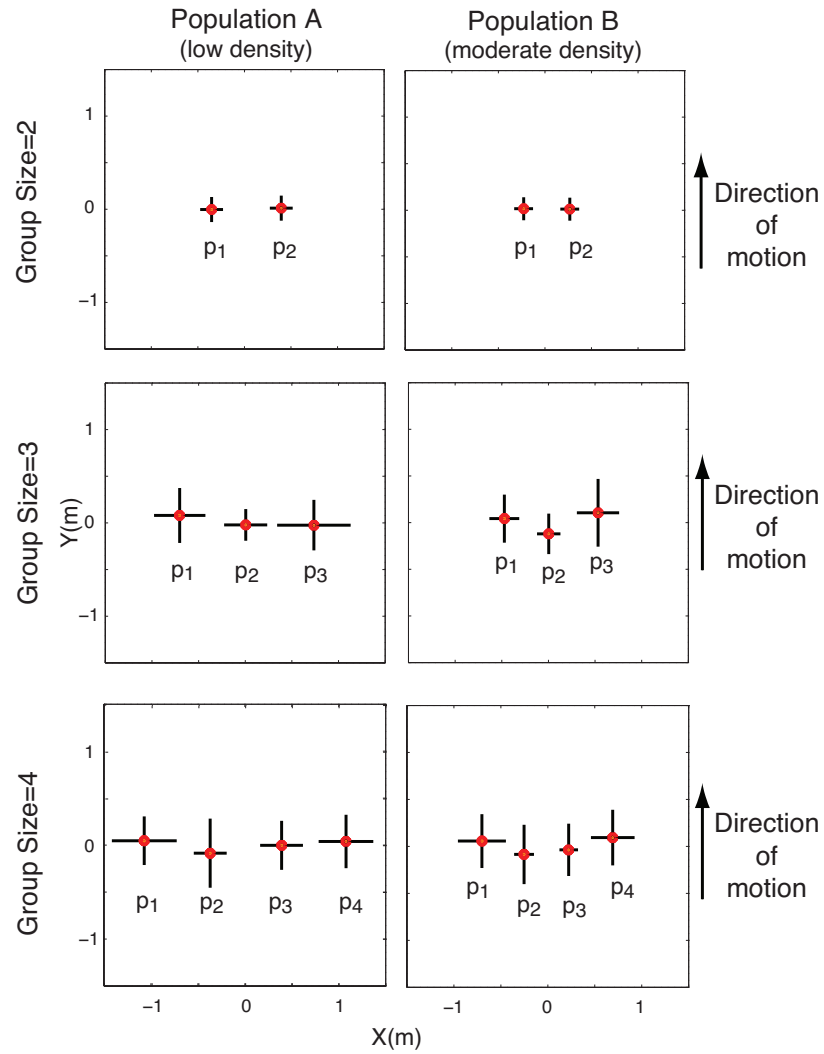


FIGURE 4.9 – Observed patterns of spatial organization. The group’s centre of mass is located at the origin and the red points indicate the average positions of group members. The black bars indicate the standard deviation of the average positions along the x and y axes.

		Population A	Population B
Size=2	$\alpha_{12}$	$p>0.5$	$p>0.5$
Size=3	$\alpha_{12}$	$p=0.10$	$p=0.33$
	$\alpha_{23}$	$p=0.10$	$p=0.28$
Size=4	$\alpha_{12}$	$p>0.5$	$p=0.07$
	$\alpha_{23}$	$p>0.5$	$p=0.15$
	$\alpha_{34}$	$p=0.22$	$p=0.07$

FIGURE 4.10 – Comparison between observed and simulated patterns. The table shows the results of a series of t-tests comparing the observed and predicted distributions of angle  $\alpha_{ij}$  for group size two, three and four in population A and B.

## Chapitre 5

# La théorie des heuristiques comme nouveau cadre de modélisation du comportement des foules

Dans les travaux de modélisation que nous avons réalisés dans les chapitres précédents, nous avons choisi de nous appuyer sur le concept des forces sociales pour formaliser nos observations et nos hypothèses. En effet, celui-ci est omniprésent dans la littérature et présente l'avantage d'être manipulable à l'aide d'outils mathématiques bien connus. Ainsi dans le chapitre 3 nous avons proposé une nouvelle spécification de ce modèle construite sur la base d'observations expérimentales.

Toutefois, la fonction mathématique nécessaire pour décrire fidèlement toutes les spécificités du comportement d'évitement présente une certaine complexité. En effet, la description d'un mouvement à l'aide d'une combinaison de forces nécessite de décrire comment ces forces sont modulées par les différentes variables d'interactions, comme la distance entre les individus, l'angle de l'interaction, ou la vitesse de déplacement du partenaire d'interaction. Cette complexité est donc nécessaire lors de la construction d'un modèle à partir d'une combinaison de forces.

Une solution alternative pour rendre compte du déplacement d'un piéton de manière plus simple consisterait non plus à formaliser directement les mouvements du piéton, mais plutôt les processus cognitifs qui conduisent le piéton à se comporter de cette manière. Afin d'illustrer cette nuance, prenons l'exemple de la modélisation du déplacement d'un sportif qui essaye d'attraper une balle au vol. Une des solutions possibles consiste à mesurer le déplacement moyen du sportif en fonction de la trajectoire et la vitesse de la balle dans une variété de situations différentes, puis à utiliser un système de forces pour formaliser ces

observations. Cette solution est similaire à ce que nous avons mis en pratique jusqu'à présent pour le déplacement d'un piéton. Une seconde façon d'appréhender le problème consisterait à modéliser les processus cognitifs qui sous-tendent le déplacement du sportif. Dans une telle situation, certaines recherches montrent que le déplacement du sportif est inconsciemment guidé par une règle comportementale appelée « heuristique du regard » (Bennis & Pachur, 2006). Cette règle consiste à fixer le ballon des yeux et à ajuster sa trajectoire de manière à conserver un angle constant entre le sol et la direction du regard. Si cet angle diminue le sportif accélère, si l'angle augmente, il recule. Par conséquent, la formulation de cette heuristique dans un modèle constitue un autre moyen de prédire le comportement du sportif. A priori, les deux méthodes sont en mesure de reproduire un comportement semblable à celui qui est observé. La différence majeure réside dans le fait que la seconde solution produit le mouvement par une approche ascendante (*bottom-up*) dont la formulation est non seulement plus simple mais également plus révélatrice du comportement.

L'exemple du sportif est une illustration du fonctionnement des heuristiques comportementales, dont le cadre théorique a été développé au cours des dernières années par Gert Gigerenzer et ses collègues de l'ABC Research Group de Berlin (Gigerenzer & Gerd, 2008; Gigerenzer & Todd, 1999; Gigerenzer & Brighton, 2009). Une heuristique est une procédure simple et rapide, pas nécessairement optimale, permettant à un individu de prendre une décision ou d'adapter son comportement sous une contrainte temporelle. De récentes recherches ont pu montrer qu'une grande variété de comportements sont basés sur l'utilisation de simples heuristiques comportementales, comme un trader qui achète des actions, un médecin urgentiste qui établit un diagnostic, ou un sportif qui attrape une balle.

L'objectif du travail que nous présentons dans ce chapitre est d'élaborer un nouveau cadre de modélisation pour décrire le comportement d'un piéton dans une foule, sur la base d'heuristiques comportementales. La perception étant le moyen par lequel le piéton prend connaissance de son environnement, nous avons tout d'abord construit une représentation simplifiée du champ visuel de l'individu, incluant la distance à laquelle se trouvent les obstacles environnants, ainsi que leur vitesse et direction de déplacement. À partir de ces informations initiales, nous faisons l'hypothèse que le piéton s'appuie sur deux heuristiques pour se déplacer et éviter les obstacles. Tout d'abord, il s'oriente en direction de l'espace



libre qui le rapproche le plus de sa destination. Ensuite, il ajuste sa vitesse de manière à conserver une marge de sécurité par rapport aux obstacles environnants qui est équivalente à son temps de réaction.

Les prédictions de ce modèle sont en accord avec les résultats expérimentaux que nous avons obtenus au cours du chapitre 3. De plus, des simulations réalisées dans un contexte collectif montrent que ces heuristiques sont suffisantes pour reproduire l'émergence de files dans un trafic bidirectionnel, un diagramme fondamental en accord avec les observations empiriques que l'on trouve dans la littérature, ainsi qu'un phénomène de stop-and-go à haute densité. Finalement, en complétant ce modèle par une règle de gestion des collisions, il est possible de reproduire un phénomène de turbulence à partir de bousculades entre les individus.

**Understanding pedestrian behavior and crowd disasters  
through simple heuristics**

Mehdi Moussaïd, Dirk Helbing and Guy Theraulaz

Mehdi Moussaïd, Guy Theraulaz

*Centre de Recherches sur la Cognition Animale, Université Paul Sabatier, Toulouse,  
France.*

Dirk Helbing

*ETH Zurich, Zurich, Switzerland*

Article en préparation

## 5.1 Introduction

In human crowds, many collective phenomena result from self-organized processes based on local interactions among pedestrians (Ball, 2004; Couzin & Franks, 2003; Helbing et al., 2001). For example, flows of people moving in opposite directions segregate spontaneously, forming lanes of uniform walking directions that enhance the efficiency of pedestrian traffic. Under extreme density conditions, recent observations have revealed surprising collective phenomena, such as the spontaneous emergence of stop-and-go waves and crowd turbulence, causing serious trampling accidents at mass events (Helbing et al., 2007).

To describe these phenomena, many models of crowd behaviour have been developed (Antonini et al., 2006; Johansson et al., 2007; Steffen & Seyfried, 2009; Yu et al., 2005), but as new empirical discoveries were made, it became increasingly difficult to capture the complete range of observations by a single model. For example, models describing the observed movement of individuals by “social forces” Helbing (1995); Yu et al. (2005) or by probabilities of moving from one place to another Blue & Adler (2001); Kirchner & Schadschneider (2002) became increasingly complex when trying to account for all known facts. Although the interaction forces among pedestrians in Newtonian mechanics kind of models could be recently specified by experimental measurements, they lead to rather complicated mathematical expressions already for binary head-on interactions (Moussaid et al., 2009b). In reality, however, individuals have to deal with much more complex situations in real time and in a resource-efficient way. Therefore, even though force-based models can reproduce certain phenomena quite well, they involve a considerable number of parameters, which are difficult to calibrate, particularly for extreme crowd conditions. Furthermore, they do not capture the cognitive processes operating on the individual level, while it seems plausible that people rely on simple behavioural rules.

Similar issues have been recently addressed in the field of human decision-making. It has been shown that people often rely on fast and simple heuristics for making decisions in a variety of everyday-life situations where they have to cope with complex or rapidly changing environments (Gigerenzer & Gerd, 2008; Gigerenzer & Brighton, 2009; Gigerenzer & Todd, 1999). In the last years, the theory of heuristics was successful in explaining a variety of processes. However, a similar approach to the behavior of pedestrians has never been undertaken. This applies even more to the challenge of finding a reliable description of

collective human dynamics with its large degree of complexity.

Here, we propose a new modelling approach to pedestrian and crowd behavior based on behavioural heuristics, which implies a paradigm shift from physics-inspired models to models relating to psychology and cognitive-science. While being more fundamental, it is surprising that the cognitive approach also leads to much simpler behavioural principles than the physical one, containing two adjustable parameters only : the relaxation time of a pedestrian behavior and the level of random perturbations. Vision is the main information source used by pedestrians during their motion (Batty, 1997; Gibson, 1958; Turner & Penn, 2002). Based on this visual input, pedestrians rely on two simple heuristics to choose (1) a desired walking direction  $\alpha_{des}$  and (2) a desired walking speed  $v_{des}$ . Moreover, individuals constantly adapt their current walking behaviour to the desired one within a relaxation time  $\tau=0.5s$ , which has been measured under controlled conditions (Moussaïd et al., 2009b).

## 5.2 The model

In the model, each individual  $i$  is characterized by its current position  $\vec{x}_i$ , speed  $\vec{v}_i$ , and a unit vector  $\vec{H}_i$  representing the actual viewing direction. For simplicity, we represent the vertically projected pedestrian body by a circular shape of radius  $r_i = m_i/160$ , where  $m_i$  is the mass of pedestrian  $i$  uniformly distributed in the interval [60kg 100kg]. Each pedestrian is also characterized by its comfortable walking speed  $v_i^0$ , and its destination point  $O_i$ , namely the point of the environment he wants to reach (such as the exit door of a room, or the end of a corridor). The vision field of pedestrian  $i$  ranges to the left and to the right by  $\phi$  degrees with respect to the viewing direction  $\vec{H}_i$ . Past studies have shown that walking subjects can estimate the time to collisions with surrounding obstacles thanks to specialized neural mechanisms at the retina and brain levels (Hopkins et al., 2004; Schrater et al., 2000). Accordingly, we define a simplified representation of the pedestrian's visual input as follow : For all possible directions  $\alpha$  in  $[-\phi, \phi]$  (with a reasonable angular resolution), we compute the distance to the first collision  $f(\alpha)$  if pedestrian  $i$  would move in the direction  $\alpha$  at speed  $v_i^0$ , taking into account the other pedestrians' walking speed and body size. If no collision is expected to occur in direction  $\alpha$ ,  $f(\alpha)$  is set to a default maximum value  $d_{max}$ , which represents the horizon distance of pedestrian  $i$ , as illustrated figure 5.1.

The first movement heuristic concerns the relative angle  $\alpha_{des}$  of the chosen walking

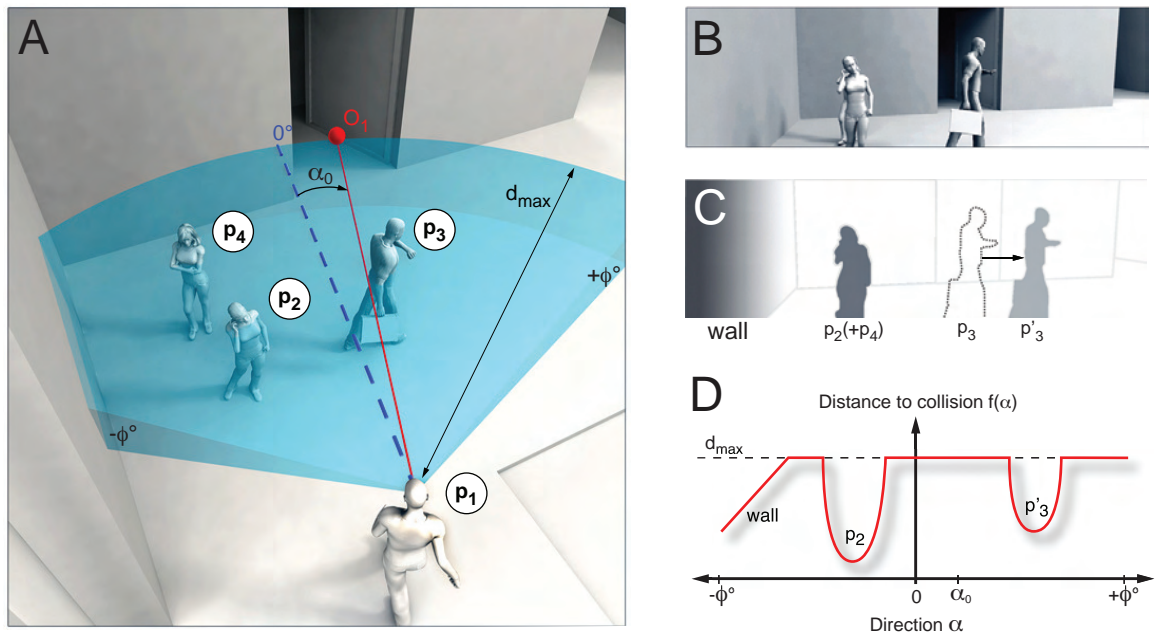


FIGURE 5.1 – (A) Illustration of a pedestrian  $p_1$  facing three other subjects and trying to reach the destination point  $O_1$  marked in red. The blue dashed line corresponds to the viewing direction. (B) Illustration of the same situation, as seen by pedestrian  $p_1$ . (C) Abstraction of the scene by a black and white visual field. Here, darker areas represent shorter collision distance. (D) Graphical representation of the function reflecting the distance to collision in direction. The wall covers the left-hand side of the vision field. Pedestrian  $p_4$  is not visible, because it is hidden by pedestrian  $p_2$ . Pedestrian  $p_3$  is moving away, so a collision would occur in position  $p'_3$ , but only if  $p_1$  moved towards the right-hand side.

direction compared to the viewing direction. Empirical evidence suggests that pedestrians prefer a walking direction with a low visual coverage through obstructing objects, and tend to follow the longest line of sight (Batty, 1997; Turner & Penn, 2002). At the same time, people dislike deviating too much from the direct way to their destination (Helbing, 1997). Therefore, a trade-off has to be found between avoiding obstacles and walking towards the destination with as little detours as possible. Accordingly, the first heuristic is : “*A pedestrian chooses the direction  $\alpha_{des}$  that comes closest to the destination point  $O_i$* ”. In other words, pedestrians tend to choose the least obstructed direction that does not deviate too much from the destination point. The chosen direction  $\alpha_{des}(t)$  is computed through minimization of the distance  $d(\alpha)$  to the destination :

$$d(\alpha) = d_{max}^2 + f(\alpha)^2 - 2d_{max}f(\alpha)\cos(\alpha_0 - \alpha)$$

Here,  $\alpha_0$  is the direction of the destination point.

The second heuristic determines the desired walking speed  $v_{des}(t)$ . Since a time  $\tau$  is required to stop in case of an unexpected encounter, pedestrians should compensate for this delay by keeping a safe time gap (Johansson, 2009a; Seyfried et al., 2005). Therefore, we formulate the second heuristic as follows : “*A pedestrian keeps a time to collision of time period  $\tau$  with respect to the first obstacle in the chosen walking direction*”. In other words, the speed  $v_{des}(t)$  is given by :

$$v_{des}(t) = \min(v_i^0, \frac{d_h}{\tau})$$

where  $d_h$  is the distance between pedestrian  $i$  and the first obstacle in the desired direction  $\alpha_{des}$  at time  $t$ . Finally, the vector  $\vec{v}_{des}$  of the desired walking velocity points in direction  $\alpha_{des}$  and has the norm  $\|\vec{v}_{des}\| = v_{des}$ . The adaptation of the actual velocity  $\vec{v}_i$  at time  $t$  is given by the acceleration equation  $d\vec{v}/dt = \frac{1}{\tau}(\vec{v}_{des} - \vec{v}_i)$ .

However, in situations of overcrowding, physical interactions between bodies may occur, causing *unintentional* movements that deviate from the above heuristics. We therefore complement the above description with a contact force  $\vec{f}_{ij}$  defined as :

$$\vec{f}_{ij} = kg(r_i + r_j - d_{ij})\vec{n}_{ij}$$

where  $g(x)$  is zero if pedestrians  $i$  and  $j$  do not touch each other, otherwise it equals

the argument  $x$ . Moreover,  $\vec{n}_{ij}$  is the normalized vector pointing from pedestrian  $j$  to  $i$ , and  $d_{ij}$  is the distance between pedestrians' centers of mass (Helbing et al., 2000). The physical interaction with a wall  $W$  is treated analogously by means of a contact force

$$\vec{f}_{iW} = kg(r_i - d_{iW})\vec{n}_{iW}$$

where  $d_{iW}$  is the distance to the wall  $W$  and  $\vec{n}_{iW}$  is the direction perpendicular to it. The acceleration equation then reads

$$d\vec{v}/dt = (\vec{v}_{des} - \vec{v}_i)/\tau + \sum_j \vec{f}_{ij}/m_i + \sum_W \vec{f}_{iW}/m_i$$

It is complemented by the usual equation of motion  $d\vec{x}/dt = \vec{v}_i$ , where  $\vec{x}_i$  denotes the actual location of pedestrian  $i$  at time  $t$ .

### 5.3 Results

The combination of behavioral heuristics with contact forces accounts for a large set of complex collective dynamics. For bidirectional traffic in a street, assuming random initial positions of pedestrians, we find the typical spontaneous separation of the flow directions after a short transient time (see Fig. 5.4). It reflects the well-known lane formation phenomenon, which is a characteristic property of crowd dynamics.

We have also investigated the influence of pedestrian density on unidirectional flows. The velocity-density relation predicted by the model agrees well with empirical data (Older, 1968) (Fig. 5.2). When the density exceeds a critical value, the model predicts the emergence of stop-and-go waves. Figure 5.2C shows typical space-time diagrams for simulations at various density levels, displaying a smooth, laminar flow at low density (regime 1), but stop-and-go waves at higher densities (regimes 2 and 3). This results from the amplification of small local perturbations in the flow due to coordination problems in the competition for scarce gaps (Helbing et al., 2006) : When the density of pedestrians is high enough, such perturbations trigger a chain reaction of braking maneuvers, resulting in backward moving waves. This is illustrated by the significant correlation between the local speed at positions  $x_1$  and  $x_2 = x_1 + X$  after a certain time lag (Fig. 5.2B). In particular, the model allows us to estimate the backward propagation speed of the wave (approximately 0.6 m/s) and the

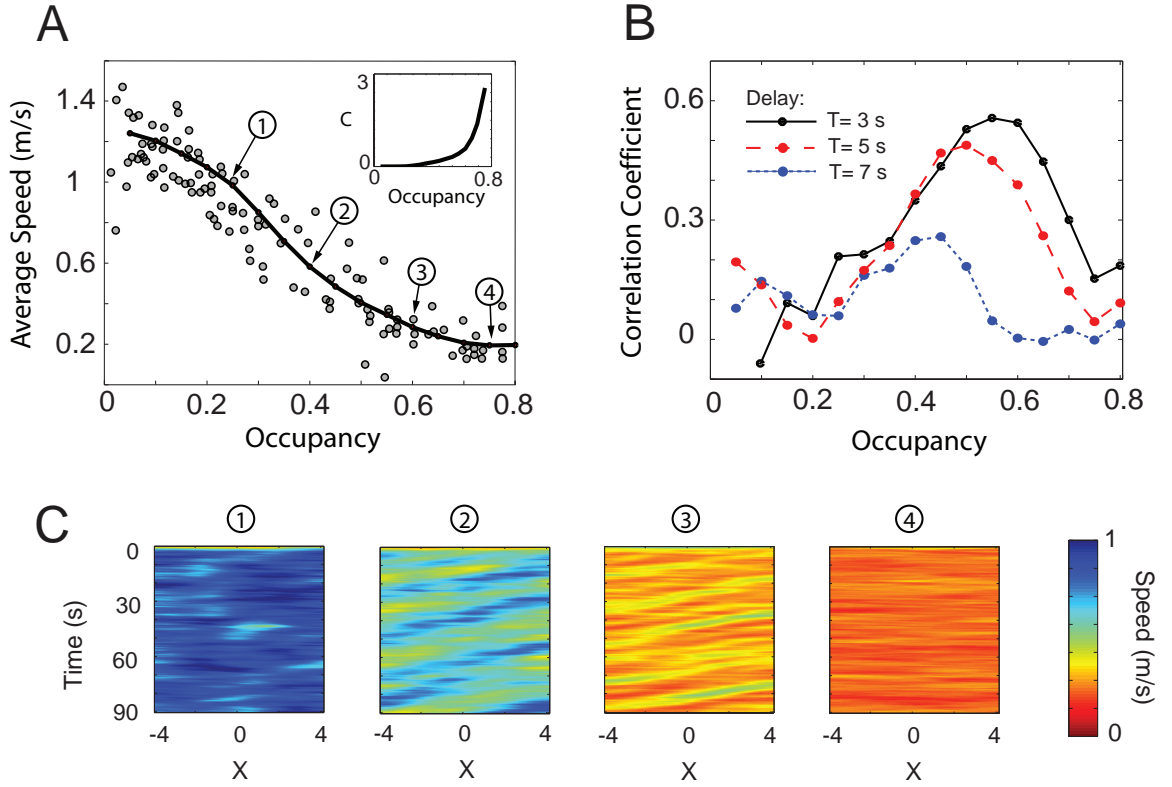


FIGURE 5.2 – Collective dynamics for unidirectional flows in a street of length  $l=8\text{m}$  and width  $w=3\text{m}$ , assuming periodic boundary conditions. (A) Average speed of all pedestrians over 90 seconds of simulation, for increasing densities. The occupancy corresponds to the fraction of area covered by pedestrian bodies. The model prediction (black curve) is compared with empirical data collected in the field (Older, 1968). The inset indicates the average body compression  $C = \langle C_i(t) \rangle_{i,t}$ , where  $C_i(t) = \sum_j \|\vec{f}_{ij}(t)\|$ , and the brackets indicate an average over time and over all pedestrians  $i$ . (B) Correlation coefficient between the average local speeds  $V(x,t)$  and  $V(x-X,t+T)$ , (see the supplementary information for the analytical definition of the local speed). Here, the value of  $X$  is set to  $2\text{m}$ . The increase at intermediate densities indicates that speed variations at positions  $x$  and  $x-X$  are correlated for an assumed time delay  $T$  of 3 seconds. Significant p-values for the correlation coefficient are found for occupancies between 0.4 and 0.65, indicating the boundaries of the stop-and-go regime (Fig.5.5). (C) Typical space-time diagrams at four density levels. The color coding indicates the local speed values along the street (where pedestrians move from left to right). At occupancy level 1, the diagram displays a smooth, laminar flow with occasional variations in speed. For occupancy levels 2 and 3, stop-and-go waves appear. At occupancy level 4, traffic flow is almost congested. The underlying model parameters are  $\tau=0.5\text{s}$ ,  $\phi=45^\circ$ ,  $d_{max}=8\text{m}$ ,  $k=5.10^3$ . The desired speed was chosen according to a normal distribution with mean value  $1.3\text{ m/s}$  and standard deviation  $0.2$ .



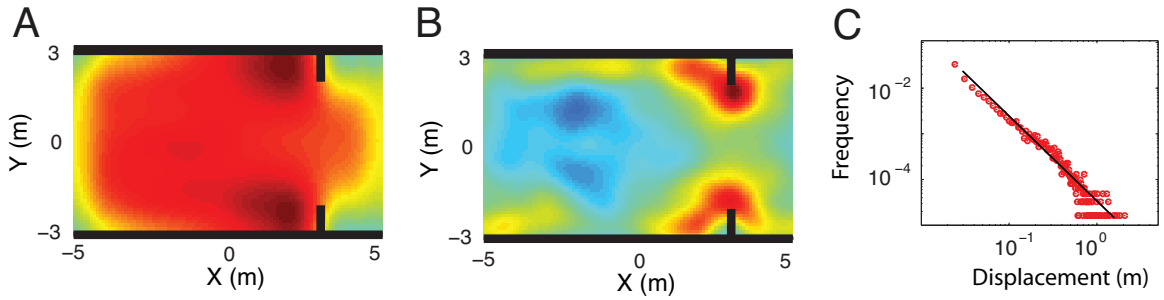


FIGURE 5.3 – Characterization of turbulent flows in front of a bottleneck for an occupancy value of 0.98. (For the analysis of a turning corridor see Fig. 5.7). (A) The local body compression reveals two areas of strong compression in front of the bottleneck. (B) Critical zones measured by the “crowd pressure” defined as local density times the local velocity variance, which determines the risk of falling and the likelihood of a crowd disaster (Helbing et al., 2007). (C) Distribution of displacements (i.e. location changes between two subsequent stops, defined by speeds  $\|\vec{v}_i\| < 0.05$  m/s). The double logarithmic representation reveals a power law with slope  $k = -1.95 \pm 0.09$ , in accordance with empirical findings (Helbing et al., 2007). The local speed, local pressure and local compression coefficients are defined in the Supplementary Information section.

density interval where stop-and-go waves occur (at occupancy levels between 0.4 and 0.65, i.e. 40–65% spatial coverage).

At even higher densities, physical interactions start to dominate over the heuristic-based walking behavior (as indicated in the inset of Fig. 5.2A). Then, bodies are highly compressed and intentional movements are replaced by collective motion. In this situation, the model predicts the onset of crowd turbulence around bottlenecks (Fig. 5.3). A further analysis shows that bottlenecks cause serious body compressions in front of obstructions (Fig. 5.3A). This results in sudden stress releases and earthquake-like mass displacements of many pedestrians in all possible directions (Fig. 5.3B and 5.3C). The distribution of displacements is well approximated by a power law, which is in good quantitative agreement with recent empirical findings (Helbing et al., 2007).

## 5.4 Discussion

The explanatory power of our heuristics-based modeling suggests a *paradigm-shift* from physics-inspired binary interaction models to an integrated treatment of multiple interactions, which are typical of social interactions in humans crowds or animals swarms (Couzin et al., 2005; Couzin, 2009; Buhl et al., 2006b; Ballerini et al., 2008; Fourcassié et al., 2010;

Cavagna et al., 2010; Reynolds, 1987). Without having to make additional assumptions, our approach solves important theoretical issues related to the combination of multiple simultaneous interactions (Ballerini et al., 2008; Steffen, 2008). In fact, the model treats the reaction to the visually perceived situation in an integrated way rather than reducing it to a superposition of pair interactions. Instead of being repelled by their neighbors, as it was assumed in previous particle models, individuals actively seek a free way through the crowd, which generates a realistic behavior. Therefore, our new model automatically handles situations correctly, in which pedestrians are hidden by others or outside the angle of sight. In addition, the heuristics-based model predicts individual avoidance trajectories in simple interaction situations, which agree very well with experimentally observed ones (Moussaïd et al., 2009b) (Fig. 5.6). Finally, combining behavioral heuristics with body interactions in overcrowded situations allows one to study high-density and life-threatening situations.

Understanding pedestrian heuristics and their connection to complex crowd behavior is a crucial step towards a more reliable description and prediction of pedestrian flows in real situations. Therefore, our heuristics-based model has important practical applications, such as the improvement of architectures and egress routes, as well as the organization of mass events. In addition, the vision-based treatment of the pedestrian heuristics appears to be particularly suited to study evacuation conditions with reduced visibility (e.g. escaping from a smoke-filled room) (Schadschneider et al., 2008; Kirchner & Schadschneider, 2002). We also expect that the heuristics approach proposed here will inspire new models of collective human behaviors in all areas where the occurrence of simultaneous interactions between multiple individuals calls for a holistic approach. Examples are collective decision making (Salganik et al., 2006) and social activity patterns (Barabási, 2005; Wu & Huberman, 2007).

## 5.5 Acknowledgements

We are grateful to A. Johansson, S. Garnier, M. Moreau, D. Boyer, J. Gautrais and H. Chaté for inspiring discussions. M.M. was supported by a joint doctoral-engineer fellowship from ETH Zurich and CNRS. This study was supported by grants from the CNRS (Concerted Action : Complex Systems in Human and Social Sciences), the University Paul Sabatier (Aides Ponctuelles de Coopération) and the PEDIGREE project (Grant No. ANR-08-SYSC-015).

## 5.6 Supplementary Information

### 5.6.1 Computation of the function $f(\alpha)$

The behavioural heuristics defined in the main text are based on the function  $f(\alpha)$ , describing the expected distance to the first collision if pedestrian  $i$  moves into direction  $\alpha$  at speed  $v_i^0$ . The function  $f(\alpha)$  is determined as minimum of the distances to collision  $f_j(\alpha)$  with other visible pedestrians  $j$  and the distance  $f_w(\alpha)$  to collision with walls  $w$ .

The distance  $f_j(\alpha)$  is given by  $f_j(\alpha) = v_i^0 t_\alpha$ , where  $t_\alpha = t_0 + \Delta t$  is the expected collision time. The time to collision  $\Delta t$  is found by solving the equation

$$d_{ij}(\Delta t) = r_i + r_j$$

Here, the function  $d_{ij}$  denotes the time-dependent distance between the pedestrians' centre of mass. Moreover,  $r_i$  and  $r_j$  are the body radius' of pedestrians  $i$  and  $j$ , respectively. Let  $(x_i(t), y_i(t))$  be the coordinates of pedestrian  $i$  at time  $t$ , and  $(v_{xi}, v_{yi})$  the two components of the velocity vector  $\vec{v}_i$ . Then, we have

$$d_{ij}(\Delta t) = \sqrt{[x_i(\Delta t) - x_j(\Delta t)]^2 + [y_i(\Delta t) - y_j(\Delta t)]^2}$$

where the coordinates evolve according to

$$\begin{cases} x_i(\Delta t) = x_i(t_0) + v_{xi}\Delta t \\ y_i(\Delta t) = y_i(t_0) + v_{yi}\Delta t \end{cases}$$

$\Delta t$  is the solution of the quadratic equation

$$A\Delta t^2 + B\Delta t + C = 0$$

with parameters

$$\begin{aligned} A &= (v_{xj} - v_{xi})^2 + (v_{yj} - v_{yi})^2 \\ B &= 2(v_{xj} - v_{xi})(x_j - x_i) + 2(v_{yj} - v_{yi})(y_j - y_i) \\ C &= (x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2 - (r_i - r_j)^2 \end{aligned}$$

Finally,  $\Delta t$  is the smallest positive root of the quadratic equation. If the distance  $f_i(\alpha)$  exceeds the horizon distance  $d_{max}$ , it is set to  $d_{max}$  instead.

In cases, where pedestrians  $i$  and  $j$  are so close to each other that they have physical contact at time  $t_0$ , the distance  $f_j(\alpha)$  is simply set to zero, if  $\beta_1 < \alpha < \beta_2$ , otherwise to  $d_{max}$ . Here,  $\beta_1$  and  $\beta_2$  are the angles of the left and right boundaries of the area that is visually covered by pedestrian  $j$  from the perspective of pedestrian  $i$ .

The distance to collision  $f_w(\alpha)$  with walls  $w$  is computed in an analogous way. Here the collision time  $t_\alpha = t_0 + \Delta t$  is given by  $d_{iw}(\Delta t) = r_i$ . The time-dependent distance to the wall is provided by the formula

$$d_{iw}(\Delta t) = \frac{|ax_i(\Delta t) + by_i(\Delta t) + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}}$$

where  $ax + by + c = 0$  is the equation of the line representing the wall segment. It follows the relation  $\Delta t = \min(\Delta t_1, \Delta t_2)$ , with

$$\Delta t_1 = \frac{r_i \sqrt{a^2 + b^2} - ax_i(t_0) - by_i(t_0) - c}{\sqrt{av_{xi} + bv_{yi}}}$$

and

$$\Delta t_2 = \frac{-r_i \sqrt{a^2 + b^2} - ax_i(t_0) - by_i(t_0) - c}{\sqrt{av_{xi} + bv_{yi}}}$$

Finally,  $f_w(\alpha)$  is set to  $d_{max}$  if the direction  $\alpha$  is pointing away from the wall segment.

### 5.6.2 Lane Formation

For bidirectional traffic in a street, assuming random initial positions of pedestrians, the model predicts the typical spontaneous separation of the flow directions after a short transient time (Fig. 5.4). It reflects the well-known lane formation phenomenon, which is a characteristic property of crowd dynamics. The rapid transition from disorder to order is impressively demonstrated by Yamori's band index  $Y(t)$ , which measures the segregation of opposite flow directions (Yamori, 1998).

The band index  $Y(t)$  is computed as follow : We first define a band  $B$  as a rectangular area extending longitudinally from one end of the street to the other, and laterally from  $y_1 = y_0$  to  $y_2 = y_0 + d$ , where  $d$  is the width of the rectangular area. Here, we use  $d=0.3$  m.

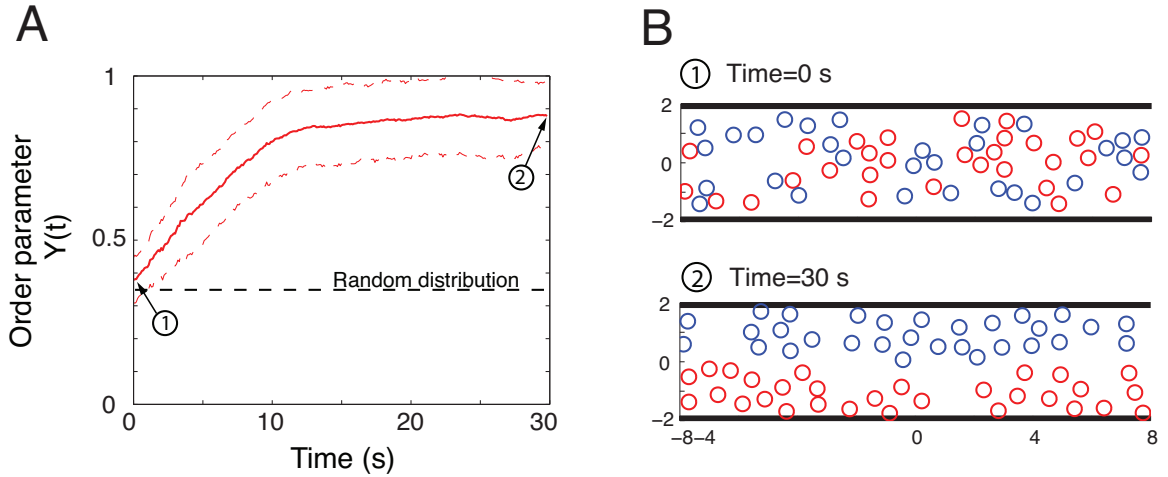


FIGURE 5.4 – Emergence of spatial segregation in a simulated bidirectional pedestrian flow in a street of length  $l=16\text{m}$  and width  $w=4\text{m}$ , assuming periodic boundary conditions. (A) Dynamics of the band index  $Y(t)$  during 30 seconds of simulations, averaged over 100 simulations. (B) Typical simulation snapshots illustrating the separation of the flows. At time  $T=0$ , sixty pedestrians are randomly distributed in the street (30 pedestrians in each flow direction). After 30 seconds of simulation, the flows are fully segregated. It may also happen that three lanes emerge with one flow in the middle and the other ones on the sides. The model parameters are  $\tau=0.5\text{s}$ ,  $\phi=90^\circ$ ,  $d_{max}=10\text{m}$ ,  $S_0=1.3\text{ m/s}$ .

The index  $Y_B(t)$  for the band  $B$  is defined as  $Y_B(t) = |n_1 - n_2| / (n_1 + n_2)$ , where  $n_1$  is the number of pedestrians belonging to one pedestrian stream within band  $B$ , while  $n_2$  is the number of pedestrians belonging to the opposite flow. The band index  $Y(t)$  is then defined as the average value of  $Y_B(t)$ , where  $y_0$  is varied from 0 to  $W - d$ ,  $W$  being the width of the street. In figure 5.4,  $y_0$  was varied in steps of size 0.1m. According to this definition,  $Y(t)$  is 0 for mixed counterflows, and 1 for a perfect segregation of the opposite flows.

### 5.6.3 Definition of local coefficients

The simulation results presented in the main text were precisely analyzed by measuring the local speed, local “pressure” and local compression coefficients (Helbing et al., 2007). The local speed  $V(x, t)$  at place  $x$  and time  $t$  (used in Fig 5.2) was defined as

$$V(x, t) = \frac{\sum_i \|\vec{v}_i\| f(d_{ix})}{\sum_i f(d_{ix})}$$

where  $f(d_{ix})$  is the distance between  $x$  and pedestrian  $i$ . Herein,  $f(d)$  is a Gaussian

distance-dependent weight function defined as :

$$f(d) = \frac{1}{\pi R^2} \exp(-d^2/R^2)$$

where  $R$  is a measurement parameter. The value  $R=0.7\text{m}$  provides a reasonably precise evaluation of the local speed.

The local body compression coefficient  $C(x)$  (used Fig. 5.3A) was computed in a way analogous to the local speed, setting

$$C(x, t) = \frac{\sum_i C_i(t) f(d_{ix})}{\sum_i f(d_{ix})}$$

and  $C(x) = \langle C(x, t) \rangle_t$ , where the brackets denotes an average over time. The body compression  $C_i(t)$  of a pedestrian  $i$  is the sum of the contact forces  $\vec{f}_{ij}$  applied to pedestrian  $i$  :

$$C_i(t) = \sum_j \left\| \vec{f}_{ij}(t) \right\|$$

Finally, the critical zones identified in Fig. 5.3B are given by the ‘‘crowd pressure’’

$$P(x) = \rho(x) \cdot \text{var}(V(x, t))$$

defined in Ref.(Helbing et al., 2007), i.e. the pressure corresponds to the average local density  $\rho(x) = \sum_i f(d_{ix})$  times the local speed variance at place  $x$ .

## 5.6.4 Correlation coefficient

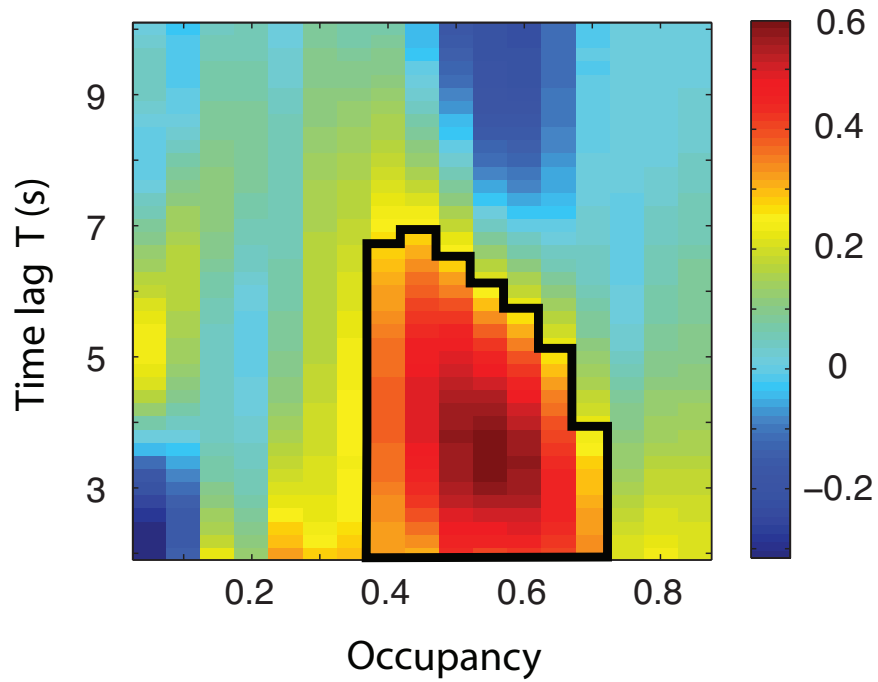


FIGURE 5.5 – Values of the correlation coefficient between local speeds  $V(x, t)$  and  $V(x - 2, t + T)$  for unidirectional flows. The dark line surrounds the area where the p-values of the correlation coefficient are significant (i.e.  $p < 0.03$ ). Figure 5.2B in the main text shows the density-dependent curves for time lags  $T=3s$ ,  $T=5s$  and  $T=7s$ .

## 5.6.5 Validation of the model during simple binary interactions

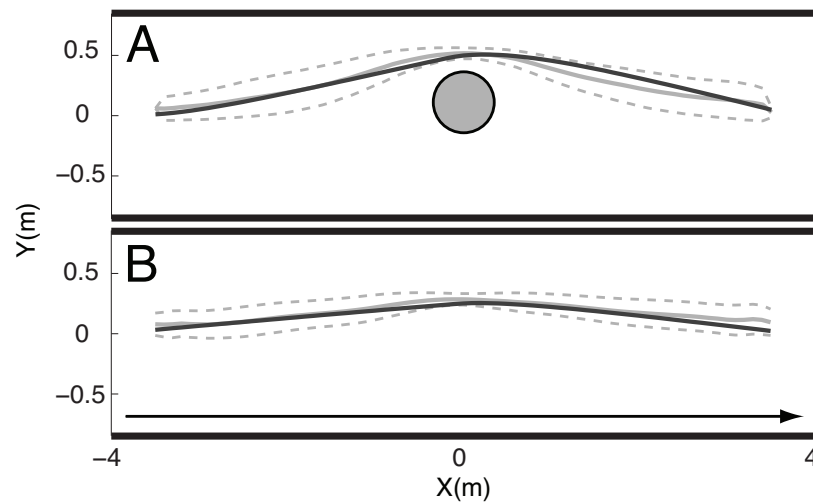


FIGURE 5.6 – Model simulations (dark grey) as compared to experimental results (light grey) during simple avoidance manoeuvres in a control corridor (length=7.88m, width=1.75m; data from ref. Moussaïd et al. (2009b)). a) Average trajectory of a pedestrian avoiding a static individual standing in the middle of the corridor (N=148 replications). b) Average trajectory of a pedestrian avoiding another individual moving in the opposite direction (N=123 replications). The light grey dashed lines indicate the standard deviation of the average trajectory. The black arrows indicate the walking direction. Simulations were conducted in a way reproducing the experimental conditions, with parameters  $\tau=0.5\text{s}$ ,  $\phi=75^\circ$ ,  $d_{max} = 10\text{m}$ ,  $k = 5.10^3$ ,  $v_i^0=1.3 \text{ m/s}$ .



## 5.6.6 Simulation results for a turning corridor

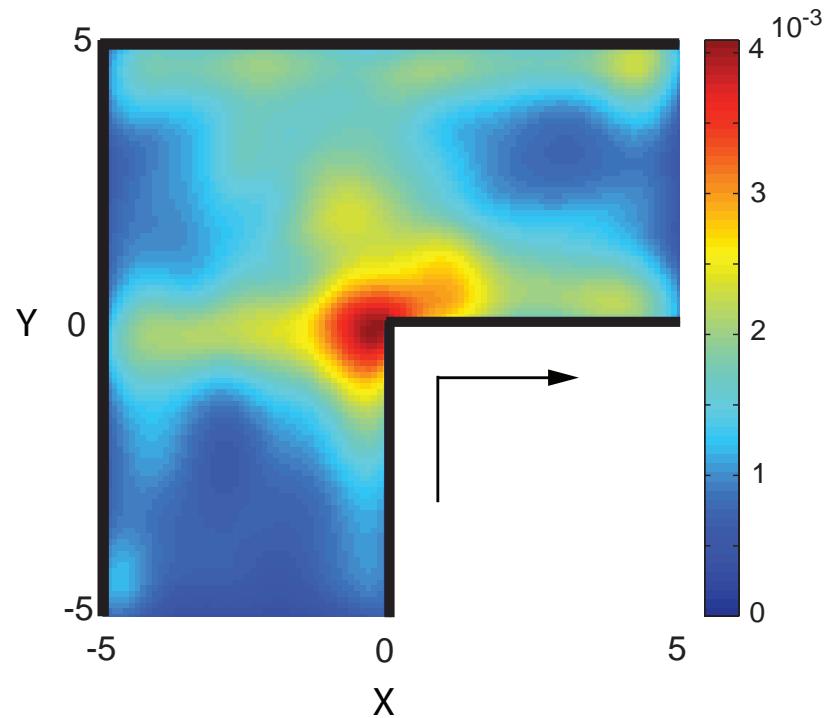


FIGURE 5.7 – Critical crowd conditions measured for a unidirectional flow in a corridor with a  $90^\circ$  turn. The colour coding indicates the “crowd pressure” defined as local density times the local velocity variance, which determines the risk of falling and the likelihood of a crowd disaster (Helbing et al., 2007). Here the occupancy level is 0.98. The black arrow indicates the direction of motion.

## Chapitre 6

# Discussion et conclusion

Au cours de cette thèse, nous avons conduit un certain nombre d'études destinées à approfondir notre compréhension des mécanismes qui gouvernent la dynamique des déplacements collectifs de piétons. Notre objectif principal était de mieux comprendre le lien qui existe entre le comportement d'un piéton, les interactions entre les individus au sein d'une foule, et la dynamique globale de ce système. Pour cela, nous avons suivi une approche combinant étroitement observations en milieu naturel, expériences en milieu contrôlé et modélisation mathématique.

Dans la suite de ce chapitre, nous présenterons dans un premier temps une discussion générale des résultats obtenus. Celle-ci sera articulée autour des questions posées dans l'introduction. Nous aborderons la question de l'expérimentation contrôlée dans l'étude des déplacements de piétons et de ses éventuelles limites. Nous discuterons ensuite de la nature des interactions entre piétons et de leur rôle dans la dynamique collective. Enfin, nous aborderons le problème de la modélisation des déplacements de piétons, en discutant d'une part l'approche heuristique proposée au cours du chapitre 5, et d'autre part la construction des modèles de déplacement d'un point de vue plus général.

Dans un second temps, nous aborderons les prolongements possibles de ce travail de thèse. Nous discuterons des expérimentations que nous envisageons de conduire dans le futur, ainsi que de l'utilisation de nouvelles technologies pour l'analyse du comportement des piétons. Une partie de cette section sera également dédiée aux perspectives appliquées qui découlent de nos résultats. Enfin, nous terminerons en traitant des perspectives de recherches dans un cadre plus large, en abordant la dynamique des systèmes sociaux d'une manière générale.

## 6.1 Discussion générale

### 6.1.1 Apports et limites de l'approche méthodologique

Une des questions abordées au cours de cette thèse concerne le transfert d'une méthodologie expérimentale initialement développée pour l'étude des comportements collectifs animaux vers un système impliquant des humains en interaction. Cette méthode consiste à quantifier le comportement des individus et à déterminer les lois qui gouvernent leurs interactions au cours d'une phase d'expérimentation contrôlée, puis à élaborer et à valider un modèle comportemental sur la base de ces mesures, couplées à des observations réalisées en milieu naturel. Dans le chapitre 3, cette méthode a été suivie pas à pas pour étudier les mécanismes qui gouvernent les déplacements de piétons.

L'étude expérimentale que nous avons réalisée était focalisée sur l'interaction d'évitement entre deux sujets en déplacement. Dans ce travail, nous avons choisi de nous appuyer sur le concept de forces sociales. Dans un premier temps, nous avons pu vérifier que la spécification de la force motrice telle qu'elle est formulée dans le modèle original est bien en mesure de reproduire la trajectoire et l'évolution de la vitesse d'un piéton isolé. Cette étape nous a par ailleurs permis de calibrer la valeur du paramètre  $\tau$ , qui représente le temps nécessaire à un piéton pour adapter sa vitesse courante à sa vitesse désirée. Par la suite, nous avons mesuré la force de répulsion  $\vec{f}_{\alpha\beta}$  mise en jeu dans différentes situations d'interaction. Cette étape nous a conduit à la mise en place d'une carte comportementale qui permet de visualiser la forme de cette fonction d'interaction. En modélisant cette carte à l'aide d'une fonction mathématique, nous avons pu finalement proposer une spécification expérimentale du modèle des forces sociales, dont les prédictions se sont avérées fiables dans un contexte différent. L'intérêt majeur de cette méthodologie est qu'elle ne nécessite pas de formulation mathématique préalable. Certes, le choix du cadre des forces sociales contraint l'interprétation des comportements sous forme d'une combinaison de forces mais l'équation de mouvement qui en résulte est entièrement construite sur la base d'observations expérimentales. D'autres études se sont focalisées sur les caractéristiques de l'interaction entre deux piétons sur la base d'observations empiriques en milieu naturel (Johansson et al., 2007; Johansson, 2009b; Teknomo, 2002). La différence principale est que ces auteurs disposaient d'une équation de mouvement préalable, dont les paramètres ont été calibrés à l'aide des observations. Plus récemment, une réplique de nos expériences a été réalisée en Chine afin

de mesurer les spécificités du comportement des piétons chinois par rapport aux piétons européens. Les résultats obtenus montrent des comportements similaires, avec un temps de relaxation légèrement supérieur (0.71 seconde contre 0.5 dans nos observations) (Ma et al., 2010a).

Malgré l'efficacité de l'approche méthodologique utilisée dans cette étude, il convient de souligner que l'analyse des interactions entre piétons ne se prête pas toujours à l'expérimentation en laboratoire. Une première limite concerne par exemple l'étude d'un comportement qui présenterait un danger pour les participants. Il ne s'agit pas ici fondamentalement d'une limite théorique de la méthode mais plutôt d'une limite pratique et éthique. Nous avons souligné dans l'introduction que les interactions physiques, comme des bousculades, sont probablement à l'origine du phénomène de turbulence. De manière similaire, les interactions de type « imitation » interviendraient lors de la fuite d'individus en état de panique. L'étude expérimentale d'un tel phénomène chez l'homme se heurte à des problèmes d'éthiques évidents, qui se posent de manière moins aiguë chez l'animal. Les déplacements collectifs en situations d'évacuation ont d'ailleurs été parfois étudiés par le biais d'expériences contrôlées réalisées avec des animaux, comme la fuite de souris à partir d'une cage immergée (Saloma et al., 2003), ou la réaction de fuite d'un groupe de fourmis en réponse à une phéromone d'alarme (Altshuler et al., 2005). Toutefois, le transfert des résultats observés chez les souris ou les fourmis vers les piétons reste une question ouverte et discutable.

Une seconde limite fréquemment avancée concerne le fait que les participants humains ont conscience de participer à une expérience scientifique et pourraient perdre le caractère spontané de certains de leurs comportements. Ce biais expérimental ne semble pas se poser dans l'étude des interactions d'évitement que nous avons conduite. En effet dans ce cas, le mouvement des piétons résulte d'une forte contrainte physique (éviter une collision) et les instructions données aux participants demeurent très simples (« marcher en direction de l'extrémité du couloir »). Par ailleurs, le modèle que nous avons conçu sur la base de ces observations prédit correctement le comportement des individus en milieu naturel. En revanche, la question pourrait se poser pour l'étude d'autres formes d'interaction, comme les interactions sociales qui requièrent une certaine spontanéité dans le comportement des individus. Comme nous avons pu le voir au cours du chapitre 4, la configuration de marche adoptée par les petits groupes d'amis résulte du fait que les piétons se parlent, s'écoutent, se

regardent et cherchent une position au sein du groupe qui facilite ces échanges sociaux. Ce type de comportements pourrait être dénaturé dans des conditions expérimentales contrôlées, lorsqu'un groupe de participants est forcé de se déplacer tout en maintenant une conversation standardisée sous le regard des expérimentateurs. En effet, les caractéristiques d'une interaction sociale dépendent certainement du degré de familiarité des individus ainsi que du sujet de conversation abordé. Or le contrôle de ces différents éléments serait susceptible d'altérer partiellement les spécificités de l'interaction sociale. Néanmoins, il est possible que des tendances comportementales fiables se dégagent de ce type d'observations, malgré le manque de spontanéité des comportements. Avant de conduire de telles études, il serait nécessaire de tester au préalable la validité de cette approche, en comparant les résultats expérimentaux aux observations que nous avons réalisées en milieu naturel (chapitre 4).

### 6.1.2 Retour sur la nature des interactions entre piétons

Parmi les différents types d'interaction que nous avons recensés en introduction, trois ont été étudiés dans de ce travail. Les interactions d'évitement, que nous avons pu caractériser expérimentalement (chapitre 3), les interactions sociales, que nous avons étudiées à l'aide d'observations en milieu naturel (chapitre 4), et les interactions physiques, pour lesquelles nous avons émis un certains nombres d'hypothèses, sans toutefois pouvoir les confirmer expérimentalement (chapitre 5). Deux autres types d'interactions (l'imitation et les interactions indirectes) n'ont pas été abordées dans ce travail et ne seront pas discutés outre mesure.

#### 6.1.2.1 La manœuvre d'évitement

Les résultats expérimentaux que nous avons obtenus permettent de déterminer plus précisément certains aspects de l'interaction d'évitement. Tout d'abord, il est intéressant de souligner que la manœuvre d'évitement ne s'accompagne pas systématiquement d'une diminution de la vitesse de marche, contrairement aux hypothèses formulées par certains modèles Helbing et al. (2005); Johansson et al. (2007); Yu & Johansson (2007). Lorsqu'un piéton entre en interaction avec un autre individu, il dévie de sa trajectoire initiale vers la droite si le piéton qu'il évite se trouve à sa gauche, et inversement vers la gauche si l'autre se trouve à sa droite. L'intensité de cette déviation augmente à mesure que la distance entre les deux piétons se réduit mais ne s'accompagne d'aucune réduction significative de la vitesse de marche. En revanche, une décélération est observée lorsque le partenaire d'interaction se

trouve juste en face du piéton. Ce changement de vitesse lorsque les piétons sont face à face peut être interprété de deux manières. Soit le piéton hésite entre l'évitement par la droite ou par la gauche et réduit sa vitesse durant cette prise de décision, soit cette réduction de vitesse est une simple conséquence physique de la manœuvre d'évitement, qui devient plus difficile à réaliser lorsque l'obstacle se trouve juste en face du piéton. Afin de déterminer laquelle de ces deux hypothèses est correcte, il serait possible de reproduire cette expérience en contraignant les piétons à s'éviter par un côté particulier. Ainsi, une éventuelle hésitation dans le choix du côté d'évitement n'entrera plus en compte.

Un autre élément que nous avons mis en évidence est l'asymétrie de l'interaction qui n'était présente dans aucun des modèles existants. Alors qu'un piéton évitant un obstacle fixe présente une légère tendance à passer du côté droit, deux piétons qui se croisent choisissent presque systématiquement ce côté pour s'éviter. Cette convention sociale, si elle est partagée par la majorité des individus, facilite la coordination entre les piétons lors d'une interaction de face. De plus, l'intégration de ce biais comportemental dans un modèle de déplacement nous apprend que cette préférence est amplifiée dans un contexte collectif, et joue un rôle structurant dans le phénomène de formation de files. De manière similaire, d'autres travaux ont montré que de légers biais comportementaux chez les fourmis, comme une tendance à se déplacer le long des obstacles physiques, peuvent avoir un impact qualitatif sur la dynamique du système (Dussutour et al., 2005a).

Enfin, notons que les résultats expérimentaux que nous avons obtenus ne donnent que très peu d'indications sur la distance à partir de laquelle l'interaction entre deux individus se met en place. Au cours de l'expérience que nous avons réalisée, les participants amorçaient leur manœuvre d'évitement quelques instants après le signal de départ. Par conséquent la distance d'interaction est au moins égale à la longueur du couloir, soit environ huit mètres. À ce stade, il peut être intéressant de s'interroger sur l'existence même d'une distance maximum d'interaction. En supposant que cette distance soit égale à  $n$  mètres, cela signifie que tous individus ou obstacles situés au-delà de ces  $n$  mètres seront ignorés par le piéton. Au contraire, les hypothèses que nous avons formulées lors de l'élaboration du modèle heuristique suggèrent que cette distance d'interaction ne serait pas fixée mais variable d'une situation à une autre. En effet, il est tout à fait envisageable que la manœuvre d'évitement entre deux piétons débute dès le moment où les piétons se perçoivent, ce qui peut se produire à des distances très variables selon le degré d'attention des individus, l'encombrement de

leur champ visuel et tout autre paramètres physiques (éclairage, brouillard) qui limiterait l'étendu du champ de perception visuelle. Dans ce cas, il serait nécessaire de pouvoir estimer à quelle distance un piéton scrute son environnement au cours de son déplacement (Goffman, 1971).

### 6.1.2.2 L'interaction sociale

Contrairement à la manœuvre d'évitement, l'impact des interactions sociales sur le déplacement des piétons n'avait jamais été étudié de manière empirique par le passé. En étudiant l'organisation spatiale de petits groupes de piétons en déplacement, nous avons pu émettre un certain nombre d'hypothèses quant aux modalités de cette interaction. Ainsi, nous avons proposé que lorsqu'une interaction sociale intervient entre deux individus, ces derniers ajustent leur position de manière à pouvoir se voir et s'entendre. Un piéton qui est trop éloigné pour entendre ses partenaires tend à se rapprocher d'eux ; un piéton qui est trop avancé pour les voir tend à ralentir. Bien que ces hypothèses soient réalistes et qu'elles permettent la réalisation de prédictions fiables sur la configuration de marche des groupes de piétons, il faut souligner qu'elles n'ont pas été validées.

La plupart du temps, ces interactions sociales se combinent aux manœuvres d'évitement. En effet, quelques amis qui discutent les uns avec les autres en marchant dans la rue doivent toujours éviter les autres piétons qu'ils croisent pendant leur déplacement. De manière intéressante, ces deux types d'interactions ont des effets opposés. Comme nous l'avons vu précédemment, l'interaction sociale seule tend à organiser le déplacement d'un petit groupe selon une ligne perpendiculaire au sens de marche (les piétons marchent alors côte à côte). Au contraire, des interactions d'évitement seules conduisent les piétons à se positionner les uns derrière les autres (conformément au principe de formation de files). Par conséquent, il existe une forme de compétition entre ces deux types d'interaction. Or, la fréquence des interactions d'évitement augmente avec la densité d'individus, alors que la fréquence des interactions sociales demeure constante tant que la taille du groupe ne change pas. Par conséquent, l'organisation spatiale d'un groupe change avec l'augmentation de la densité, depuis une configuration 'côte à côte' à faible densité, jusqu'à une configuration 'l'un derrière l'autre' à très forte densité, en passant par différentes structures intermédiaires en forme de 'V'.

### 6.1.2.3 L'interaction physique

Dans la formulation du modèle heuristique exposée au chapitre 5, nous avons également abordé la question des interactions physiques entre les individus, à l'origine des mouvements de turbulence à très haute densité. Au cours d'une bousculade, le déplacement d'un piéton ne résulte plus d'une simple stratégie d'évitement, mais surtout des pressions physiques exercées par ses voisins. Nous avons choisi de modéliser cette interaction de la manière suivante : lorsque deux individus entrent en contact physique, une bousculade se produit. Le résultat de cette interaction est le déplacement involontaire des deux piétons vers la position la plus proche qui ne provoque plus de contacts. Il s'agit donc d'une interaction entre *corps durs* qui empêche strictement les piétons de se superposer (comme deux boules de billard que l'on presserait l'une contre l'autre), par opposition à une interaction entre *corps mous* qui admet une certaine élasticité lorsque le contact s'établit (comme deux balles en mousse qui se rencontrent). Ainsi, lorsque la densité d'individus dépasse la capacité de l'environnement, il n'existe aucune répartition des piétons qui n'admet pas de superposition. Par conséquent, chaque bousculade entre deux individus en produit une autre avec leurs voisins à l'instant suivant et ainsi de suite. Cette réaction en chaîne produite par le modèle ne pourra être qualifiée de turbulence qu'après avoir effectué une comparaison plus précise avec les phénomènes observés à très haute densité Helbing et al. (2007). Il semble toutefois que cette approche soit trop simplifiée pour rendre compte du phénomène de turbulence de manière fiable. En effet, pour estimer le résultat d'une bousculade de manière réaliste, il serait au moins nécessaire de prendre en compte le poids de chaque individu, leur vitesse lorsque le contact se produit et surtout les autres pressions physiques qu'ils subissent par ailleurs. En effet, une bousculade entre deux piétons ne produira pas le même résultat si l'un des deux individus est pressé contre un mur, ou s'il est en même temps bousculé dans la direction opposée par un groupe de dix personnes. Par conséquent, il semble que la formalisation d'un tel phénomène ne puisse pas se passer de l'utilisation d'un système de forces de répulsion, qui ne seraient pas « sociales » mais bien physiques au sens propre du terme.

### 6.1.3 La modélisation des déplacements de piétons

Dans l'introduction de cette thèse, nous avons soulevé un certain nombre de questions qui se posent fréquemment durant la construction d'un modèle de déplacement collectif.



En particulier, nous avons souligné les problèmes qui résultent de l'utilisation d'interactions binaires, comme le choix de la fonction qui va permettre de combiner des interactions simultanées, ou celui du nombre de partenaires d'interactions.

Les mesures expérimentales que nous avons effectuées dans le chapitre 3 nous ont permis de caractériser l'interaction binaire entre deux piétons, mais n'apportent aucune indication quant à la manière de cumuler plusieurs interactions simultanées. En l'absence d'éléments concrets, nous avons choisi d'additionner les effets des interactions simultanées, conformément à la spécification originale du modèle des forces sociales. Dans la plupart des cas, cette hypothèse produit des résultats satisfaisants. Cependant il est possible d'imaginer des contre-exemples pour lesquels cette approche serait à l'origine de comportements incohérents. Par exemple, avec cette méthode, la trajectoire suivie par un piéton qui évite un groupe de personnes sera d'autant plus large que le groupe est dense, ce qui paraît peu probable. De plus, la somme de deux forces opposées étant nulle, toutes situations dans lesquelles les interactions se compenseraient, ne produiraient aucun comportement d'évitement. C'est le cas par exemple lorsqu'un piéton fait face à une rangée de personnes disposées côte à côte, comme illustré figure ???. Par conséquent, l'addition de forces de répulsion n'est pas toujours représentative du comportement d'un piéton. De la même manière, le choix des partenaires d'interaction reste une question ouverte. Restreindre le nombre d'interactions simultanées aux  $k$  individus les plus proches du piéton considéré, où  $k$  est un nombre fixé à l'avance (voir par exemple Ballerini et al. (2008)), ne peut rendre parfaitement compte du déplacement de celui-ci. Dans certaines situations en effet, une interaction pourra être ignorée simplement parce que l'individu concerné est masqué par un autre piéton, même si celui-ci est très proche. Dans d'autres situations au contraire, un piéton sera en mesure d'éviter de manière efficace un nombre très important d'individus (éventuellement supérieur à  $k$ ), tout simplement parce qu'il a détecté un espace libre le conduisant vers sa destination.

À la suite des réflexions que nous avons conduites dans cette thèse, il semble que l'utilisation d'un schéma de modélisation différent permet de s'abstraire de ces questions. Le modèle heuristique, par exemple, se distingue fondamentalement des autres approches par le fait que l'individu considéré réagit à un pattern visuel dans sa globalité, plutôt qu'à une série de piétons pris individuellement les uns à la suite des autres. Par conséquent, la question de la combinaison des interactions ne se pose plus : que le piéton soit face à un, deux

ou dix autres individus, il cherchera toujours à s'orienter de la même manière vers un espace libre. La seule différence entre ces situations étant un encombrement plus ou moins important de son champ visuel. De la même manière, les partenaires d'interaction qui affectent son comportement sont ceux qui se trouvent sur sa trajectoire, quels que soient leur nombre et leur distance. Le choix des partenaires d'interactions prend alors la forme d'un processus dynamique qui dépend de ce que perçoit l'individu, plutôt qu'une loi comportementale fixée à l'avance.

Ce modèle se rapproche ainsi des études conduites à partir des travaux de Penn et Turner sur l'interaction visuelle entre un individu et son environnement (Batty, 1997; Hillier & Hanson, 1984). Ces études ont d'ailleurs souligné à de nombreuses reprises le rôle fondamental joué par les espaces libres et de la profondeur des lignes de vision dans le déplacement d'un individu (Dalton, 2003; Garling & Garling, 1988; Peponis et al., 1990; Turner, 2007; Turner & Penn, 2002; Zacharias, 1997). Toutefois les modèles proposés dans ce cadre n'incluent pas d'interactions *entre* les individus, qui sont à la base de la dynamique des mouvements de foules. D'un autre côté, les modèles qui se focalisent sur les interactions entre piétons, comme les automates cellulaires ou les modèles à base de forces, décrivent toujours le comportement d'un piéton d'un point de vue exocentré, ce qui soulève nécessairement le problème de la combinaison d'interactions simultanées. Le modèle heuristique se place donc entre ces deux domaines de recherches, et constitue une alternative aux modèles existants.

Les travaux que nous avons réalisés au cours de cette thèse contribuent donc dans une certaine mesure à une évolution de notre manière de modéliser les déplacements de piétons. Depuis les premières recherches dans ce domaine, la modélisation des mouvements de foule est abordée sur la base d'analogies avec les systèmes physiques (Ball, 2003, 2004). Le piéton est souvent appelé « particule », son mouvement est décrit à l'aide de la mécanique Newtonienne, la foule est modélisée par analogie avec la mécanique des fluides. Les outils issus de la physique sont d'ailleurs extrêmement utiles pour l'analyse du système et ont forgé la majeure partie de nos connaissances sur le déplacement des foules. Toutefois, l'étude expérimentale que nous avons conduite, l'implémentation d'interactions sociales entre les individus, ou la modélisation des processus de prise de décision des piétons montrent que des concepts issus de l'éthologie et des sciences cognitives peuvent également être déterminants dans notre compréhension du comportement collectif des foules en déplacement. Concernant la modélisation du déplacement d'un groupe de piétons, par exemple, une approche théorique

proposée dans la littérature suggère que chaque membre d'un groupe soit en permanence «attiré» par le barycentre de ce groupe (Helbing, 1991). L'interaction sociale s'accompagne en effet d'une forme d'attraction entre les individus ; mais nos observations montrent qu'un simple mécanisme d'attraction n'est pas suffisant pour reproduire l'organisation spatiale des groupes telle qu'on l'observe. Au contraire, il a été nécessaire d'intégrer des composantes cognitives plus réalistes, comme la notion de champ visuel et de communication entre les individus. De la même manière, le champ visuel est à la base du modèle heuristique que nous proposons, couplé à un mécanisme tout à fait plausible d'orientation et de prise de décision du piéton sur la base des informations qu'il perçoit.

D'un autre côté, l'étude du comportement d'une foule à très haute densité relève principalement de concepts issus de la physique et de la mécanique des fluides, comme en témoigne le phénomène de turbulence. En effet, au-delà de quatre à cinq personnes par mètre carré, la liberté de mouvement et de décision d'un piéton est très restreinte, et son déplacement est fortement dépendant de celui de ses voisins. C'est d'ailleurs à ces niveaux de densité que l'on retrouve les meilleures corrélations avec les modèles macroscopiques basés sur la mécanique de fluides (Helbing, 1992a; Henderson, 1971, 1974). Par ailleurs, l'intensité des brusques vagues de mouvements observées pendant un phénomène de turbulence peut être caractérisée par une loi de Gutenberg-Richter caractéristique de l'amplitude des tremblements de terre (Helbing et al., 2007). Par conséquent, il semble que physique, biologie, et sciences cognitives soient des domaines de recherches complémentaires pour l'étude des mouvements de foule, dont la combinaison est nécessaire pour comprendre et modéliser la dynamique de ce système.

## 6.2 Perspectives

### 6.2.1 Perspectives appliquées

#### 6.2.1.1 Évaluation de l'efficacité du trafic piétonnier

Parmi les différents systèmes biologiques qui se prêtent à l'étude des déplacements collectifs, le cas du comportement des piétons possède la particularité d'offrir un intérêt applicatif important. Qu'il s'agisse d'assurer la sécurité des pèlerins à La Mecque, de planifier des procédures d'évacuation, ou tout simplement d'améliorer les conditions du trafic piétonnier

dans les zones urbaines, la progression des recherches sur le déplacement des foules est suivie de près par la mise en place d'applications concrètes.

Un des indicateurs les plus fréquemment utilisés pour les prévisions du confort de marche est le concept de niveau de service (Fruin, 1971; Paris, 2007; Polus et al., 1983; Shi et al., 2007; Tanaboriboon & Guyano, 1989). Ce coefficient, mesuré sur une échelle allant de A (pour des conditions idéales) à F (pour un trafic très encombré), se base uniquement sur le niveau de densité d'individus dans la zone étudiée (Table 6.1). D'après les résultats que nous avons obtenus, il semble qu'un indicateur qui prendrait également en compte le déplacement des groupes de piétons serait plus pertinent. En effet, en absence d'interactions sociales, quatre piétons peuvent marcher confortablement sur un trottoir d'un mètre cinquante de large. À un niveau de densité égale, quatre amis se déplaçant en groupe sur ce même trottoir seraient contraints d'adopter une configuration de marche très resserrée pour pouvoir interagir les uns avec les autres, voire de quitter le groupe pour se déplacer les uns derrière les autres. De plus, nous avons démontré que le diagramme fondamental est également modifié par la proportion de piétons se déplaçant en groupe. Notons toutefois que seules les situations de faible et moyenne densité devraient être affectées, car l'impact des interactions sociales à haute densité est négligeable devant la fréquence des interactions d'évitement et des bousculades. Néanmoins, il semble qu'il serait utile d'intégrer la notion d'interactions sociales dans les outils d'évaluation du trafic piétonnier. En particulier, nous avons souligné que la proportion de piétons se déplaçant en groupe dépend du contexte social considéré. Pour un même niveau de densité, on peut donc s'attendre à un diagramme fondamental différent selon que l'on s'intéresse au trafic dans un couloir de métro aux heures de pointes ou à une rue commerçante un samedi après-midi. Ainsi, un ingénieur de la compagnie PTV (bureau d'étude spécialisé dans la gestion de flux piétonnier) a récemment témoigné de l'intérêt de nos travaux pour ses expertises et envisage une actualisation de ses outils d'analyses<sup>1</sup>.

### 6.2.1.2 La conception architecturale

À un autre niveau, le modèle heuristique que nous avons développé présente certaines nouveautés susceptibles d'être exploitées d'un point de vue pratique. En effet, le modèle étant basé sur le champ visuel des individus, il pourrait servir d'outil pour tester la topologie d'un lieu sur la base des informations visuelles perçues par les piétons. Dans ce cas, le modèle

---

1. Voir <http://news.sciencemag.org/sciencenow/2010/04/secret-of-annoying-crowds-reveal.html>

Niveau de service	Densité ( $1/m^2$ )
A	$< 0.3$
B	0.3 à 0.4
C	0.4 à 0.7
D	0.7 à 1.1
E	1.1 à 2
F	$> 2$

TABLE 6.1 – Échelle du Niveau de Service proposé par Fruin (Fruin, 1971).

ne servirait pas uniquement à estimer l'efficacité du trafic ou l'encombrement d'un couloir comme c'est le cas aujourd'hui, mais également à évaluer la visibilité des issues de secours ou des signaux d'évacuation dans un bâtiment. Par ailleurs, ce type de modèle pourrait également constituer un outil au service de la conception architecturale. Certaines études ont en effet montré que les personnes circulant dans un musée ou un supermarché avaient une tendance plus marquée à se déplacer dans les directions qui offrent une plus grande profondeur de vision (Garling & Garling, 1988; Peponis et al., 1990). Par conséquent, il pourrait être intéressant dans les étapes initiales de la conception d'un bâtiment, d'évaluer la perception qu'en auront les individus à différents niveaux de densité, afin d'améliorer l'accessibilité des différentes zones de ce lieu.

### 6.2.1.3 La gestion des grands rassemblements

Enfin, notons que les recherches actuelles sur le comportement des foules offrent encore peu de solutions pour éviter les catastrophes qui se produisent parfois à des niveaux de densités extrêmes. En particulier, la compréhension du phénomène de turbulence, souvent à l'origine de ces drames, est encore trop peu avancée pour pouvoir proposer des solutions permettant d'enrayer ce phénomène dès lors qu'il commence à se produire. Aujourd'hui, les mesures prises par les responsables de la sécurité des grands rassemblements, comme les pèlerins à La Mecque (Johansson et al., 2008) ou la foule rassemblée à Washington lors de la prise de fonction du président Obama (Darnell & Stern, 2009), relèvent plus de la prévention et du bon sens que d'un réel contrôle du phénomène. Ces mesures consistent à limiter le nombre d'individus ou à élargir les zones dangereuses afin de réduire le niveau de densité. D'une manière générale, il est extrêmement difficile de contrôler les changements d'état du système. Dès lors qu'une dynamique à l'échelle d'une foule est en place, comme un effet stop-and-go ou des turbulences, celle-ci persiste dans le temps grâce aux nombreuses

interactions répétées entre les individus.

## 6.2.2 Perspectives de recherches

### 6.2.2.1 Développement du modèle heuristique

Parmi les travaux que nous avons présentés dans cette thèse, le développement du modèle heuristique ouvre de nombreuses perspectives de recherche. En particulier, il sera nécessaire dans une prochaine étape d'explorer plus en détail les propriétés de ce modèle ainsi que l'effet de la variation de certains paramètres sur ses prédictions. Par exemple, dans sa forme actuelle, le modèle fait l'hypothèse que les piétons ont un corps circulaire. En pratique, le corps d'un individu s'apparente plutôt à une ellipse qu'à un cercle (Pheasant, 1998), le cercle ayant été choisi dans un premier temps dans un souci de simplification. Or la forme du corps des piétons est susceptible d'avoir un effet sur la dynamique du système. À haute densité par exemple, nous pourrions nous attendre à une diminution du nombre de collisions ainsi qu'à des contacts plus fréquemment localisés au niveau des épaules des individus. Cela aurait pour effet d'entraîner une modification de la densité critique à partir de laquelle les turbulences apparaissent, ainsi que des différences dans les propriétés de ce phénomène.

Un autre élément qui nécessitera d'être approfondi est la notion de «distance d'horizon» du champ visuel des piétons. Pour l'instant, cette distance est fixée à une valeur constante (choisie arbitrairement entre 10 et 15 mètres). Pourtant, un piéton qui se déplace dans une rue n'est pas en permanence en train de scruter son environnement à longue distance. Au contraire, il semblerait plutôt qu'il alterne des moments d'exploration locale (à deux ou trois mètres à l'avant), avec des périodes de regards lointains pour repérer d'éventuels obstacles se rapprochant. L'effet de cette discontinuité dans la vigilance des piétons pourrait être, dans un premier temps, testé en simulation. Dans le cas où ce facteur s'avèrerait déterminant dans la dynamique du système, il serait alors possible de concevoir un protocole expérimental visant à mesurer les mouvements oculaires d'un piéton en marche pour valider les hypothèses de départ.

D'autre part, le modèle fait l'hypothèse que les piétons sont parfaitement en mesure d'estimer les distances de collision avec les obstacles qui les entourent. Il est tout à fait probable que les individus effectuent un certain nombre d'approximations en estimant ces distances. En particulier, l'intensité de ces erreurs pourrait varier en fonction de la distance

ou de l'orientation de l'obstacle en question. Par conséquent il sera nécessaire d'évaluer à quel point ces imprécisions peuvent conduire à des changements comportementaux et si ces effets sont suffisamment significatifs pour nécessiter leur intégration dans le modèle.

Enfin, comme nous l'avons souligné dans une précédente section, les caractéristiques des contacts physiques et des bousculades doivent également être revues et affinées afin de décrire plus fidèlement la physique du système à très haute densité.

### 6.2.2.2 Caractérisation des structures spatio-temporelles à l'échelle d'une foule

Une autre piste de recherche concerne la caractérisation expérimentale des différentes structures collectives qui émergent à l'échelle d'une foule. La formation de files, par exemple, est un phénomène connu et fréquemment cité dans la littérature, mais dont les propriétés restent encore largement méconnues. Dans le chapitre 2, nous avons pu mesurer l'asymétrie de ce phénomène en conditions naturelles. Toutefois, de nombreuses autres propriétés restent à quantifier, comme ses conditions d'apparition, sa stabilité dans le temps, ou l'effet de l'augmentation de la densité de piétons. De la même manière, le phénomène d'alternance des flux autour d'un rétrécissement ainsi que les caractéristiques du diagramme fondamental souffrent d'un manque important de mesures empiriques. Pour caractériser les propriétés de ces différents phénomènes, il est nécessaire de pouvoir contrôler les différentes variables environnementales susceptibles d'avoir un effet sur le système. Par conséquent, les mesures se feront préférablement dans des conditions expérimentales contrôlées. Ce type d'expérience est actuellement en cours de réalisation dans le cadre du projet ANR PEDIGREE (Figure 6.1). En observant le mouvement d'un grand nombre de piétons se déplaçant dans un couloir circulaire dans différentes conditions environnementales, nous sommes parvenus à reproduire différents phénomènes collectifs en milieu contrôlé, comme la formation de file et l'alternance autour d'un rétrécissement.

Les premières analyses des données obtenues dans ces expériences sont encourageantes. Nous avons ainsi constaté que la formation de files n'est pas un phénomène stable dans le temps. En effet, alors que le trafic bidirectionnel s'organise spontanément en deux files dès les premiers instants, ces dernières se désagrègent après une trentaine de secondes laissant place à une désorganisation globale du trafic, avant de se reformer à nouveau quelques instants plus tard. Cette alternance est un élément nouveau qui n'apparaît pas dans la littérature, dont les mécanismes devront être étudiés plus en détail.



FIGURE 6.1 – Aperçu des expériences en cours de réalisation dans le cadre du projet ANR Pedigree. (a) Mesure du diagramme fondamental dans un flux unidirectionnel (b) Caractérisation du phénomène de formation de files dans un flux bidirectionnel. (c) Etude du phénomène d’alternances autour d’un rétrécissement. (d) Etude des interactions physiques entre les piétons lorsque les participants cherchent à se déplacer à travers un groupe compact.



L'analyse quantitative des structures collectives apparaissant à différents niveaux de densité constitue donc une prochaine étape importante dans la compréhension du système. En particulier, ces mesures constitueront une base de comparaison nécessaire à la validation de nos modèles de déplacement.

### 6.2.2.3 Nouvelles technologies au service de l'expérimentation

Enfin, il est intéressant de souligner le fait qu'un certain nombre de technologies naissantes sont susceptibles d'offrir de nouvelles perspectives d'études. Les expériences impliquant un grand nombre de piétons, comme celles que nous venons de décrire par exemple, ne peuvent être exploitées dans un temps raisonnable qu'à l'aide d'un système de suivi particulièrement élaboré. En effet, la reconstruction précise des positions et trajectoires de piétons à partir d'images vidéo, comme nous l'avons fait pour les expériences présentées dans le chapitre 3, est une tâche manuelle particulièrement fastidieuse, dont le temps de réalisation devient rapidement disproportionné lorsque le nombre d'individus augmente. C'est d'ailleurs probablement une des raisons pour lesquelles les analyses quantitatives des déplacements de foule à haute densité sont encore assez peu fréquentes dans la littérature. Dans le cadre des expériences décrites dans la section précédente, nous avons bénéficié d'un système de suivi automatisé constitué d'une douzaine de caméras infrarouges détectant les positions de plusieurs centaines de capteurs fixés sur les épaules et la tête des participants (visibles sur la figure 6.1). Cette technologie permet de s'abstraire de nombreuses contraintes liées à la reconstruction manuelle des trajectoires et ouvre d'intéressantes perspectives d'expérimentations à haute densité.

Dans un autre domaine, l'émergence récente des technologies de réalité virtuelle laisse également envisager de nouvelles formes d'approches expérimentales inédites. La réalité virtuelle permet à un individu vêtu d'un équipement adapté d'être immergé dans un monde virtuel et de s'y mouvoir à volonté. Le participant se déplace seul dans une salle d'expérimentation vide, mais perçoit et interagit avec un environnement virtuel réactif, conçu au préalable par l'expérimentateur. Dans notre cas, ce dispositif permettrait par exemple de mesurer le comportement d'un individu dans une rue bondée de piétons. Ainsi, le niveau de contrôle des stimuli visuels délivrés au sujet atteint une précision maximale, et les contraintes de sécurité des participants à haute densité pourraient être contournées. Notons toutefois que ces perspectives ne pourront être mises en pratique qu'après avoir validé ce disposi-

tif et vérifié que le piéton se comporte dans un environnement virtuel comme il le ferait effectivement dans le monde réel.

### 6.2.3 Au-delà des déplacements collectifs de piétons

Les travaux que nous avons conduits dans cette thèse ont démontré qu'il était possible d'analyser les comportements collectifs des piétons dans une foule avec les mêmes méthodes et outils que ceux employés pour étudier les comportements collectifs animaux. Ceux-ci nous ont permis de mieux cerner les mécanismes qui gouvernent la dynamique du déplacement des foules. À plus long terme, il serait possible d'envisager l'application de ces méthodes à l'étude d'autres formes de comportements collectifs humains obéissant à des processus d'auto-organisation similaires, comme les phénomènes d'attention collective, d'opinion collective ou de propagation de rumeurs.

Certains de ces phénomènes ont d'ailleurs déjà été étudiés de cette manière au cours des dernières années. Par exemple, le phénomène de synchronisation des applaudissements dans un public a été analysé quantitativement et modélisé avec une méthodologie similaire (Néda et al., 2000b,a). À l'aide de mesures empiriques du comportement collectif dans une salle de théâtre, Zoltan Néda et ses collaborateurs ont montré l'existence d'une alternance entre des phases d'applaudissements synchronisés et des phases désynchronisées se succédant toutes les quinze secondes environ. En complétant leurs observations par une série de résultats expérimentaux, les auteurs ont pu mettre en évidence le fait qu'un individu qui synchronise son rythme d'applaudissements sur celui de ses voisins est contraint de réduire la fréquence de ses applaudissements. Or plus un individu est enthousiaste, plus il a tendance à accélérer le rythme. Par conséquent le public doit choisir entre une ovation synchronisée ou des applaudissements rapides. Cette caractéristique comportementale conduit au phénomène d'alternance observé initialement.

Dans de nombreux autres cas, en revanche, les phénomènes collectifs sont compris de manière uniquement qualitative. Par exemple, de nombreux modèles d'opinion collective sont comparés avec des observations globales (comme l'évolution des courbes de sondage durant une élection Bernardes et al. (2002); Costa Filho et al. (1999)), mais s'appuient souvent sur des comportements locaux qui nécessitent d'être validés expérimentalement (Galam, 1997;

Stauffer, 2002; Sznajd-Weron & Sznajd, 2000; Wu & Huberman, 2004). Certaines études expérimentales ont d'ailleurs montré qu'il était possible de mesurer l'évolution de l'opinion d'un individu suite à une interaction avec d'autres personnes. Au début des années 70, par exemple, une série d'expériences conduites dans une salle de classe et basées sur un simple sondage d'opinion a montré que l'avis spontané d'un individu sur un sujet d'actualité a tendance à se polariser dans un contexte collectif (Myers & Bishop, 1970). En s'inspirant de cette étude et en suivant une démarche similaire à celle que nous avons adoptée pour étudier le comportement des piétons, il pourrait être intéressant de conduire une étude expérimentale visant à analyser l'effet d'une interaction sur l'opinion d'un individu.

Plus récemment, l'observation du comportement des internautes sur le Web s'est imposée comme une procédure particulièrement efficace en termes de recueil de données et d'étude des comportements collectifs. En effet, l'omniprésence du Web dans notre société offre aujourd'hui la possibilité d'observer et d'analyser une grande variété de comportements sociaux, à une échelle jamais égalée par le passé (Ball, 2007). Ainsi, c'est à travers une série d'études conduites sur le Web que de nombreux éléments de compréhension ont été apportés dans le domaine de la topologie des réseaux sociaux (Huberman et al., 2009; Malmgren et al., 2009; Strogatz, 2001), des phénomènes d'attention collective (Crane & Sornette, 2008; Wu & Huberman, 2007), ou même de la propagation des maladies virales (Ginsberg et al., 2009). Le phénomène d'attention collective a d'ailleurs fait l'objet d'un travail d'analyse et de modélisation au cours de cette thèse (voir Annexe 1). À travers l'étude du comportement des internautes sur un site de diffusion de nouvelles, nous avons pu mettre en évidence et caractériser une dynamique collective typique d'un système auto-organisé, où l'intérêt des internautes pour une nouvelle d'actualité s'amplifie à mesure que cette nouvelle devient populaire. Cette étude préliminaire constitue un premier pas intéressant vers une analyse plus approfondie du phénomène d'attention collective. Toutefois, nos analyses ne concernent que la quantification du phénomène dans sa globalité. La prochaine étape consistera donc à analyser et mesurer le comportement des internautes lorsqu'ils prennent connaissance d'une information nouvelle, ou en réponse à des interactions avec d'autres internautes. En revanche, un des inconvénients majeurs de ce type d'étude est l'absence de contrôle du phénomène. Ainsi, dans le cas de notre étude sur l'attention collective, le manque de contrôle des nouvelles informations postées sur le site et des interactions entre les internautes limitent les

possibilités d'analyses.

Pour pallier à ce problème, l'équipe de Duncan Watts a récemment proposé que le Web puisse également servir de plateforme d'expérimentation contrôlée (Salganik et al., 2006). Watts et ses collaborateurs ont ainsi mis en place un site Web complètement factice créé pour les besoins de l'expérience qui héberge de la musique en ligne, les morceaux de musique proposés étant eux-mêmes créés de toute pièces par les expérimentateurs. Le site propose alors aux internautes participant à l'expérience de venir écouter ou télécharger des morceaux selon leurs goûts. Ainsi les expérimentateurs ont été en mesure de contrôler une grande partie des éléments environnementaux qui peuvent influencer le comportement des visiteurs, comme l'apparition d'un nouveau morceau, ou l'affichage explicite du nombre de fois qu'un morceau à été écouté et téléchargé.

### 6.3 Conclusion

À travers une approche combinant observations en conditions naturelles, expériences en laboratoire et modélisation mathématique, ce travail nous a permis d'explorer les mécanismes impliqués dans l'organisation collective d'une foule de piétons en déplacement. En particulier, à travers une étude approfondie de la nature des interactions entre les individus, nous avons pu cerner les liens de causalité qui existent entre le comportement d'un individu et les propriétés émergentes d'une foule.

Nos travaux ont mis en évidence les principales caractéristiques de l'interaction d'évitement, comme la présence d'un biais comportemental individuel lié au choix du côté par lequel un piéton en croise un autre, biais qui est amplifié dans un contexte collectif et qui joue un rôle structurant dans le phénomène de formation de files. D'autre part, nous avons étudié les spécificités des interactions sociales entre les piétons se déplaçant en groupe et démontré leur importance dans la dynamique collective du trafic piétonnier. Enfin, une part importante de ce travail a également été consacrée à la mise en place d'une nouvelle base de modélisation à partir de quelques heuristiques comportementales simples s'appuyant sur le champ visuel des piétons.

D'une manière générale, nos recherches contribuent à une approche plus quantitative de l'étude des mouvements de foule. Cette ligne directrice de nos travaux nous a permis de mettre en évidence certaines spécificités du déplacement collectif des piétons, de proposer

des améliorations des outils d'analyse du trafic piétonnier, et d'ouvrir un certain nombre de perspectives de recherche.

# Bibliographie

- AlGadhi, Mahmassani, H. S., & Herman, R. (2002). A speed-concentration relation for bi-directional crowd movements with strong interaction. In M. Schreckenberg & S. Deo-Sarma (eds.), *Pedestrian and evacuation dynamics*, 3–20. Springer, Berlin.
- Altshuler, E., Ramos, O., Núñez, Y., Fernández, J., Batista-Leyva, A. J., & Noda, C. (2005). Symmetry breaking in escaping ants. *The American Naturalist*, **166**, 643–649.
- Ame, J., Rivault, C., & Deneubourg, J. L. (2004). Cockroach aggregation based on strain odour recognition. *Animal Behaviour*, **68**, 793–801.
- Ame, J.-M., Halloy, J., Rivault, C., Detrain, C., & Deneubourg, J.-L. (2006). Collegial decision making based on social amplification leads to optimal group formation. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **103**, 5835–5840.
- Antonini, G., Bierlaire, M., & Weber, M. (2006). Discrete choice models of pedestrian walking behavior. *Transportation Research Part B*, **40**, 667–687.
- Aoki, I. (1982). A simulation study of the schooling mechanism in fish. *Bulletin of the Japanese Society of Scientific Fisheries*, **48**, 1081–1088.
- Argyle, M. & Dean, J. (1965). Eye-contact, distance and affiliation. *Sociometry*, **28**, 289–304.
- Arthur, W. B. (1990). Positive feedbacks in the economy. *Scientific American*, **262**, 92–99.
- Aveni, A. F. (1977). The not-so-lonely crowd : Friendship groups in collective behavior. *Sociometry*, **40**, 96–99.
- Bak, P. (1996). *How Nature Works : The Science of Self-organized Criticality*. Copernicus, New York, 1 edition.
- Ball, P. (2003). The physical modelling of human social systems. *Complexus*, **1**, 190–206.

- Ball, P. (2004). *Critical Mass : How One Thing Leads to Another*. Farrar, Straus and Giroux, New York.
- Ball, P. (2007). Social science goes virtual. *Nature*, **448**, 647–648.
- Ballerini, M., Cabibbo, N., Candelier, R., Cavagna, A., Cisbani, E., Giardina, I., Lecomte, V., Orlandi, A., Parisi, G., Procaccini, A., Viale, M., & Zdravkovic, V. (2008). Interaction ruling animal collective behavior depends on topological rather than metric distance : Evidence from a field study. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **105**, 1232.
- Barabási, A.-L. (2005). The origin of bursts and heavy tails in human dynamics. *Nature*, **435**, 207–211.
- Batty, M. (1997). Predicting where we walk. *Nature*, **388**, 19–20.
- Bayer, K. & Rejnö, T. (1999). Evacuation alarm, optimizing through full-scale experiments. Technical Report, Department of Fire Safety Engineering, Lund.
- Becco, C., Vandewalle, N., Delcourt, J., & Poncin, P. (2006). Experimental evidences of a structural and dynamical transition in fish school. *Physica A*, **367**, 487–493.
- Beckers, R., Deneubourg, J., Goss, S., & Pasteels, J. (1990). Collective decision making through food recruitment. *Insectes Sociaux*, **37**, 258–267.
- Beckers, R., Deneubourg, J. L., & Goss, S. (1993). Modulation of trail laying in the ant *Lasius niger* (hymenoptera : Formicidae) and its role in the collective selection of a food source. *Journal of Insect Behavior*, **6**, 751–759.
- Beekman, M., Sumpter, D. J., & Ratnieks, F. L. (2001). Phase transition between disordered and ordered foraging in pharaoh's ants. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **98**, 9703–9706.
- Ben-Jacob, E., Schochet, O., Tenenbaum, A., Cohen, I., Czirók, A., & Vicsek, T. (1994). Generic modelling of cooperative growth patterns in bacterial colonies. *Nature*, **368**, 46–49.
- Bennis, W. & Pachur, T. (2006). Fast and frugal heuristics in sports. *Psychology of Sport and Exercise*, **7**, 611–629.

- Bernardes, A. T., Stauffer, D., & Kertész, J. (2002). Election results and the sznajd model on barabasi network. *The European Physical Journal B*, **25**, 123–127.
- Berrou, J., Beecham, J., Quaglia, P., Kagarlis, M., & Gerodimos, A. (2007). Calibration and validation of the legion simulation model using empirical data. In N. Waldau, P. Gattermann, H. Knoflacher, & M. Schreckenberg (eds.), *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2005*, chapter 15, 167–181. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Best, R. L. (1977). *Reconstruction of a Tragedy : The Beverly Hills Supper Club Fire*. National Fire Protection Association, Boston.
- Blue, V. J. & Adler, J. L. (2001). Cellular automata microsimulation for modeling bi-directional pedestrian walkways. *Transportation Research Part B*, **35**, 293–312.
- Bohannon, R. W. (1997). Comfortable and maximum walking speed of adults aged 20–79 years : reference values and determinants. *Age and Ageing*, **26**, 15–19.
- Bolay, K. (1998). *Nichtlineare Phänomene in einem Fluid-Dynamischen Verkehrsmodell*. Ph.D. thesis, University of Stuttgart.
- Bon, R., Deneubourg, J. L., Gerard, J. F., & Michelena, P. (2005). Sexual segregation in ungulates : from individual mechanisms to collective patterns. In K. Ruckstuhl & P. Neuhaus (eds.), *Sexual Segregation in Vertebrates*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Bonabeau, E., Dorigo, M., & Theraulaz, G. (1999). *Swarm Intelligence : From Natural to Artificial Systems*. Oxford University Press, New York, 1 edition.
- Bonabeau, E., Theraulaz, G., Deneubourg, J.-L., Aron, S., & Camazine, S. (1997). Self-organization in social insects. *Trends in Ecology & Evolution*, **12**, 188–193.
- Borgers, A. & Timmermans, H. (1986a). City centre entry points, store location patterns and pedestrian route choice behaviour : A microlevel simulation model. *Socio-Economic Planning Sciences*, **20**, 25–31.
- Borgers, A. & Timmermans, H. (1986b). A model of pedestrian route choice and demand for retail facilities within inner-city shopping areas. *Geographical Analysis*, **18**, 115–128.
- Bouguet, J.-Y. (2008). "camera calibration toolbox for matlab". accessed 25 feb. 2008. <[http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib\\_doc/](http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc/)>.



- Bruggeman, H., Zosh, W., & Warren, W. H. (2007). Optic flow drives human visuo-locomotor adaptation. *Current Biology*, **17**, 2035–2040.
- Büchner, L. (1881). *La vie psychique des bêtes*. C. Reinwald, Paris.
- Buck, J. & Buck, E. (1976). Synchronous fireflies. *Scientific American*, **234**, 74–85.
- Buckley, W. (1967). *Sociology and Modern Systems Theory*. Prentice-Hall, Oxford, 1st printing edition.
- Buhl, J., Gautrais, J., Reeves, N., Solé, R. V., Valverde, S., Kuntz, P., & Theraulaz, G. (2006a). Topological patterns in street networks of self-organized urban settlements. *The European Physical Journal B*, **49**, 513–522.
- Buhl, J., Sumpter, D. J. T., Couzin, I. D., Hale, J. J., Despland, E., Miller, E. R., & Simpson, S. J. (2006b). From disorder to order in marching locusts. *Science*, **312**, 1402–1406.
- Burstedde, C., Klauck, K., Schadschneider, A., & Zittartz, J. (2001). Simulation of pedestrian dynamics using a two-dimensional cellular automaton. *Physica A*, **295**, 507–525.
- Camazine, S., Deneubourg, J.-L., Franks, N. R., Sneyd, J., Theraulaz, G., & Bonabeau, E. (2001). *Self-Organization in Biological Systems*. Princeton University Press, Princeton.
- Carstens, R. L. & Ring, S. L. (1970). Pedestrian capacities of shelter entrances. *Traffic Engineering*, **41**, 38–43.
- Cavagna, A., Cimorelli, A., Giardina, I., Parisi, G., Santagati, R., Stefanini, F., & Viale, M. (2010). Scale-free correlations in starling flocks. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **107**, 11865–11870.
- Challet, M., Jost, C., Grimal, A., Lluc, J., & Theraulaz, G. (2005). How temperature influences displacements and corpse aggregation behaviors in the ant *messor sancta*. *Insectes Sociaux*, **52**, 309–315.
- Chattaraj, U., Seyfried, A., & Chakroborty, P. (2009). Comparison of pedestrian fundamental diagram across cultures. *Advances in Complex Systems*, **12**, 393–405.
- Coleman, J. S. & James, J. (1961). The equilibrium size distribution of freely-forming groups. *Sociometry*, **24**, 36–45.

- Collins, R. D., Tourtellot, M. K., & Bell, W. J. (1995). Defining stops in search pathways. *Journal of Neuroscience Methods*, **60**, 95–98.
- Costa Filho, R. N., Almeida, M. P., Andrade, J. S., & Moreira, J. E. (1999). Scaling behavior in a proportional voting process. *Physical Review E*, **60**, 1067–1068.
- Couzin, I. (2007). Collective minds. *Nature*, **445**, 715.
- Couzin, I. (2009). Collective cognition in animal groups. *Trends in Cognitive Sciences*, **13**, 36–43.
- Couzin, I. & Krause, J. (2003). Self-organization and collective behavior in vertebrates. *Advances in the Study of Behavior*, **32**, 1–75.
- Couzin, I. D. & Franks, N. (2003). Self-organized lane formation and optimized traffic flow in army ants. *Proceedings of the Royal Society B : Biological Sciences*, **270**, 139–146.
- Couzin, I. D., Krause, J., Franks, N. R., & Levin, S. A. (2005). Effective leadership and decision-making in animal groups on the move. *Nature*, **433**, 513–516.
- Couzin, I. D., Krause, J., James, R., Ruxton, G. D., & Franks, N. R. (2002). Collective memory and spatial sorting in animal groups. *Journal of Theoretical Biology*, **218**, 1–11.
- Crane, R. & Sornette, D. (2008). Robust dynamic classes revealed by measuring the response function of a social system. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **105**, 15649–15653.
- Czirók, A., Stanley, H. E., & Vicsek, T. (1997). Spontaneously ordered motion of self-propelled particles. *Journal of Physics A*, **30**, 1375–1385.
- Daamen, W. (2004). *Modelling Passenger Flows in Public Transport Facilities*. Ph.D. thesis, TU Delft.
- Daamen, W. & Hoogendoorn, S. P. (2002). Controlled experiments to derive walking behaviour. *Journal of Transport and Infrastructure Research*, **3**, 39–59.
- Dalton, R. C. (2003). The secret is to follow your nose : Route path selection and angularity. *Environment and Behavior*, **35**, 107–131.

- Darnell, D. & Stern, J. (2009). Developing an evacuation plan for the obama presidential inauguration. *Journal of Business Continuity & Emergency Planning*, **3**, 282–290.
- Deffuant, G., Neau, D., Amblard, F., & Weisbuch, G. (2001). Mixing beliefs among interacting agents. *Advances in Complex Systems*, **3**, 87–98.
- Degond, P., Navoret, L., Bon, R., & Sanchez, D. (2010). Congestion in a macroscopic model of self-driven particles modeling gregariousness. *Journal of Statistical Physics*, **138**, 85–125.
- Deneubourg, J. (1977). Application de l'ordre par fluctuations a la description de certaines étapes de la construction du nid chez les termites. *Insectes Sociaux*, **24**, 117–130.
- Deneubourg, J. L., Goss, S., Franks, N., Franks, A. S., Detrain, C., & Chrétien, L. (1990). The dynamics of collective sorting robot-like ants and ant-like robots. In J. A. Meyer & S. Wilson (eds.), *Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior : From Animals to Animats*, 356–363. MIT Press, Cambridge.
- Dijkstra, J., Jesurun, J., & Timmermans, H. (2002). A multi-agent cellular automata model of pedestrian movement. In M. Schreckenberg & S. D. Sharm (eds.), *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, 173–180. Springer, Berlin.
- Douady, S., Andreotti, B., Daerr, A., & Cladé, P. (2002). D'un grain aux avalanches : sur la physique des écoulements granulaires de surface. *Comptes Rendus Physique*, **3**, 177–186.
- Dussutour, A. (2004). *Organisation spatio-temporelle des déplacements collectifs chez les fourmis*. Ph.D. thesis, University of Toulouse 3, Toulouse.
- Dussutour, A., Deneubourg, J.-L., & Fourcassié, V. (2005a). Amplification of individual preferences in a social context : the case of wall-following in ants. *Proceedings of the Royal Society B : Biological Sciences*, **272**, 705–714.
- Dussutour, A., Deneubourg, J.-L., & Fourcassie, V. (2005b). Temporal organization of bi-directional traffic in the ant *lasius niger*. *Journal of Experimental Biology*, **208**, 2903–2912.
- Dussutour, A., Fourcassié, V., Helbing, D., & Deneubourg, J. L. (2004). Optimal traffic organization in ants under crowded conditions. *Nature*, **428**, 70–73.

- Dyer, J. R., Ioannou, C. C., Morrell, L. J., Croft, D. P., Couzin, I. D., Waters, D. A., & Krause, J. (2008a). Consensus decision making in human crowds. *Animal Behaviour*, **75**, 461–470.
- Dyer, J. R., Johansson, A., Helbing, D., Couzin, I. D., & Krause, J. (2008b). Leadership, consensus decision making and collective behaviour in humans. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, **364**, 781–789.
- Fajen, B. R. & Warren, W. H. (2003). Behavioral dynamics of steering, obstacle avoidance, and route selection. *Journal of Experimental Psychology*, **29**, 343–362.
- Fajen, B. R., Warren, W. H., Temizer, S., & Kaelbling, L. P. (2003). A dynamical model of visually-guided steering, obstacle avoidance, and route selection. *International Journal of Computer Vision*, 13–34.
- Fang, Z., Song, W., Zhang, J., & Wu, H. (2009). Experiment and modeling of exit-selecting behaviors during a building evacuation. *Physica A*, **389**, 815–824.
- Faria, J. J., Dyer, J. R. G., Tosh, C. R., & Krause, J. (2010). Leadership and social information use in human crowds. *Animal Behaviour*, **79**, 895–901.
- Forel, A. (1921). *Le monde social des fourmis du globe comparé à celui de l'homme*. Librairie Kundig, Genève.
- Fourcassié, V., Dussutour, A., & Deneubourg, J.-L. (2010). Ant traffic rules. *Journal of Experimental Biology*, **213**, 2357–2363.
- Franks, N. R. (1985). Reproduction, foraging efficiency and worker polymorphism in army ants. In M. Lindauer & B. Hölldobler (eds.), *Experimental Behavioural Ecology*, 91–107. Fischer-Verlag, Stuttgart and New York.
- Fruin, J. J. (1971). *Pedestrian Planning and Design*. Metropolitan Association of Urban Designers and Environmental Planners, New York.
- Fukui, M. & Ishibashi, Y. (1999a). Jamming transition in cellular automaton models for pedestrians on passageway. *Journal of the Physical Society of Japan*, **68**, 3738–3739.
- Fukui, M. & Ishibashi, Y. (1999b). Self-organized phase transitions in cellular automaton models for pedestrians. *Journal of the Physical Society of Japan*, **68**, 2861–2863.

- Galam, S. (1997). Rational group decision making : A random field ising model at  $t=0$ . *Physica A*, **238**, 66–80.
- Garling, T. & Garling, E. (1988). Distance minimization in downtown pedestrian shopping. *Environment and Planning A*, **20**, 547–554.
- Garnier, S., Gautrais, J., & Theraulaz, G. (2007). The biological principles of swarm intelligence. *Swarm Intelligence*, **1**, 3–31.
- Gautrais, J., Jost, C., & Theraulaz, G. (2008). Key behavioural factors in a self-organised fish school model. *Annales Zoologici Fennici*, **45**, 415–428.
- Giardina, I. (2008). Collective behavior in animal groups : theoretical models and empirical studies. *HFSP Journal*, **2**, 205–219.
- Gibson, J. J. (1958). Visually controlled locomotion and visual orientation in animals. *British Journal of Psychology*, **49**, 182–194.
- Gibson, J. J. (1979). *The Ecological Approach To Visual Perception*. Houghton Mifflin, Boston, new edition edition.
- Gigerenzer & Gerd (2008). Why heuristics work. *Perspectives on Psychological Science*, **3**, 20–29.
- Gigerenzer, G. & Brighton, H. (2009). Homo heuristicus : Why biased minds make better inferences. *Topics in Cognitive Science*, **1**, 107–143.
- Gigerenzer, G. & Todd, P. M. (1999). *Simple Heuristics That Make Us Smart*. Oxford University Press, New York.
- Ginsberg, J., Mohebbi, M. H., Patel, R. S., Brammer, L., Smolinski, M. S., & Brilliant, L. (2009). Detecting influenza epidemics using search engine query data. *Nature*, **457**, 1012–1014.
- Glansdorff, P. & Prigogine, I. (1971). *Structure, Stabilité et Fluctuations*. Masson, Paris.
- Goffman, E. (1971). *Relations in Public : Microstudies in the Public Order*. Basic Books, New York.

- Goldstone, R. L. & Roberts, M. E. (2006). Self-organized trail systems in groups of humans. *Complexity*, **11**, 43–50.
- Gotwald, W. H. (1996). *Army ants : The biology of social predation*. Cornell University Press, New York.
- Grassé, P. P. (1959). La reconstruction du nid et les coordinations interindividuelles chez bellicositermes netelensis et cubitermes sp. la théorie de la stigmergie : Essai d'interprétation du comportement des termites constructeurs. *Insectes Sociaux*, **6**, 41–83.
- Grégoire, G. (2003). Moving and staying together without a leader. *Physica D*, **181**, 157–170.
- Grégoire, G. & Chaté, H. (2004). Onset of collective and cohesive motion. *Physical Review Letters*, **92**, 025702.
- Gueron, S. (1993). Self-organization of front patterns in large wildebeest herds. *Journal of Theoretical Biology*, **165**, 541–552.
- Hankin, B. D. & Wright, R. A. (1958). Passenger flow in subways. *Operational Research Quarterly*, **9**, 81–88.
- Hare, A. P. (1962). *Handbook of small group research*. Macmillan, New York.
- Heims, S. J. (1991). *The Cybernetics Group*. The MIT Press, Cambridge.
- Helbing, D. (1991). A mathematical model for the behavior of pedestrians. *Behavioral Science*, **36**, 298–310.
- Helbing, D. (1992a). A fluid dynamic model for the movement of pedestrians. *Complex Systems*, **6**, 391–415.
- Helbing, D. (1992b). A mathematical model for behavioral changes by pair interactions. In G. Haag, U. Mueller, & K. G. Troitzsch (eds.), *Economic evolution and demographic change*, 330–348. Springer, Berlin.
- Helbing, D. (1995). *Quantitative Sociodynamics : Stochastic Methods and Models of Social Interaction Processes*. Kluwer Academic, Dordrecht, 1 edition.
- Helbing, D. (1997). *Verkehrsdynamik : Neue physikalische Modellierungskonzepte*. Springer, Berlin, 1 edition.

- Helbing, D. (2001). Traffic and related self-driven many-particle systems. *Reviews of Modern Physics*, **73**, 1067–1141.
- Helbing, D., Buzna, L., Johansson, A., & Werner, T. (2005). Self-organized pedestrian crowd dynamics : Experiments, simulations, and design solutions. *Transportation Science*, **39**, 1–24.
- Helbing, D., Farkas, I., & Vicsek, T. (2000). Simulating dynamical features of escape panic. *Nature*, **407**, 487–490.
- Helbing, D. & Huberman, B. A. (1998). Coherent moving states in highway traffic. *Nature*, **396**, 738–740.
- Helbing, D., Johansson, A., & Al-Abideen, H. Z. (2007). The dynamics of crowd disasters : an empirical study. *Physical Review E*, **75**, 046109.
- Helbing, D., Johansson, A., Mathiesen, J., Jensen, M. H., & Hansen, A. (2006). Analytical approach to continuous and intermittent bottleneck flows. *Physical Review Letters*, **97**, 168001.
- Helbing, D., Molnar, P., Farkas, I. J., & Bolay, K. (2001). Self-organizing pedestrian movement. *Environment and Planning B : Planning and Design*, **28**, 361–383.
- Helbing, D. & Vicsek, T. (1999). Optimal self-organization. *New Journal of Physics*, **1**, 1–17.
- Henderson, L. (1974). On the fluid mechanics of human crowd motion. *Transportation Research*, **8**, 509–515.
- Henderson, L. F. (1971). The statistics of crowd fluids. *Nature*, **229**, 381–383.
- Heppner, F. H. (1974). Avian flight formations. *Bird Banding*, **45**, 160–169.
- Higdon, J. J. L. & Corrsin, S. (1978). Induced drag of a bird flock. *American Naturalist*, **112**, 727–744.
- Hillier, B. & Hanson, J. (1984). *The Social Logic of Space*. Cambridge University Press, Cambridge, reprint edition.

- Hillier, B., Penn, A., Hanson, J., Grajewski, T., & Xu, J. (1993). Natural movement : or, configuration and attraction in urban pedestrian movement. *Environment and Planning B : Planning and Design*, **20**, 29–66.
- Holldobler, B. & Wilson, E. O. (1990). *The Ants*. Harvard University Press, Cambridge, 1st edition.
- Hoogendoorn, S. (2004). Pedestrian flow modeling by adaptive control. *Transportation Research Record*, **1878**, 95–103.
- Hoogendoorn, S. & Bovy, P. (2003). Simulation of pedestrian flows by optimal control and differential games. *Optimal Control Applications and Methods*, **24**, 153–172.
- Hoogendoorn, S. & Daamen, W. (2007). Microscopic calibration and validation of pedestrian models : Cross-comparison of models using experimental data. In A. Schadschneider, T. Poschel, R. Kuhne, M. Schreckenberg, & D. Wolf (eds.), *Traffic and Granular Flow*, 329–340. Springer, Berlin.
- Hoogendoorn, S. P. (2002). Walker behaviour modelling by differential games. In *Proceedings of the Computational Physics of Transport and Interface Dynamics Seminar*. Springer, Berlin.
- Hoogendoorn, S. P. & Daamen, W. (2005). Pedestrian behavior at bottlenecks. *Transportation Science*, **39**, 147–159.
- Hopkins, B., Churchill, A., Vogt, S., & Rönnqvist, L. (2004). Braking reaching movements : A test of the constant  $\tau$ -dot strategy under different viewing conditions. *Journal of Motor Behavior*, **36**, 3–12.
- Horvath, W. J. (1965). A mathematical model of participation in small group discussions. *Behavioral Science*, **10**, 164–166.
- Huberman, B. A., Romero, D. M., & Wu, F. (2009). Social networks that matter : Twitter under the microscope. *First Monday*, **14**, 1–5.
- Hughes, R. L. (2003). The flow of human crowds. *Annual Review of Fluid Mechanics*, **35**, 169–182.



- Huth, A. & Wissel, C. (1992). The simulation of the movement of fish schools. *Journal of Theoretical Biology*, **156**, 365–385.
- Huth, A. & Wissel, C. (1994). The simulation of fish schools in comparison with experimental data. *Ecological Modelling*, **75**, 135–146.
- Isobe, M., Helbing, D., & Nagatani, T. (2004). Experiment, theory, and simulation of the evacuation of a room without visibility. *Physical Review E*, **69**, 066132.
- Jackson, D. E. & Ratnieks, L. W. (2006). Communication in ants. *Current Biology*, **16**, 570–574.
- James, J. (1953). The distribution of free-forming small group size. *American Sociological Review*, **18**, 569–570.
- Jander, R. & Daumer, K. (1974). Guide-line and gravity orientation of blind termites foraging in the open (termitidae : Macrotermes, hospitalitermes). *Insectes Sociaux*, **21**, 45–69.
- Jeanson, R., Rivault, C., Deneubourg, J., Blanco, S., Fournier, R., Jost, C., & Theraulaz, G. (2005). Self-organized aggregation in cockroaches. *Animal Behaviour*, **69**, 169–180.
- Jensen, P. (2006). Network-based predictions of retail store commercial categories and optimal locations. *Physical Review E*, **74**, 035101.
- Jian, L., Lizhong, Y., & Daoliang, Z. (2005). Simulation of bi-direction pedestrian movement in corridor. *Physica A*, **354**, 619–628.
- Johansson, A. (2009a). Constant-net-time headway as a key mechanism behind pedestrian flow dynamics. *Physical Review E*, **80**, 026120.
- Johansson, A. (2009b). *Data-Driven Modeling of pedestrian Crowds*. Ph.D. thesis, TU Dresden.
- Johansson, A. (2009c). *Data-Driven Modeling of Pedestrian Crowds : Crowd Simulation, Computer Vision, and Real-World Applications*. VDM Publishing, Sarrebruck.
- Johansson, A., Helbing, D., Al-Abideen, H. Z., & Al-Bosta, S. (2008). From crowd dynamics to crowd safety : A video-based analysis. *Advances in Complex Systems*, **11**, 479–527.

- Johansson, A., Helbing, D., & Shukla, P. K. (2007). Specification of the social force pedestrian model by evolutionary adjustment to video tracking data. *Advances in Complex Systems*, **10**, 271–288.
- Johnson, N. R. (1987). Panic at the who concert stampede : An empirical assessment. *Social Problems*, **34**, 362–373.
- Jost, C., Verret, J., Casellas, E., Gautrais, J., Challet, M., Lluc, J., Blanco, S., Clifton, M. J., & Theraulaz, G. (2007). The interplay between a self-organized process and an environmental template : corpse clustering under the influence of air currents in ants. *Journal of the Royal Society Interface*, **4**, 107–116.
- Karsenti, E. (2008). Self-organization in cell biology : a brief history. *Nature Reviews Molecular Cell Biology*, **9**, 255–262.
- Kelley, H. H., Condry, J. C., Dahlke, A. E., & Hill, A. H. (1965). Collective behavior in a simulated panic situation. *Journal of Experimental Social Psychology*, **1**, 20–54.
- Kelso, J. A. S. (1995). *Dynamic Patterns : The Self-Organization of Brain and Behavior (Complex Adaptive Systems)*. The MIT Press, Cambridge.
- Kendon, A. (1967). Some functions of gaze-direction in social interaction. *Acta Psychologica*, **26**, 22–63.
- Kessel, A., Klüpfel, H., Wahle, J., & Schreckenberg, M. (2002). Microscopic simulation of pedestrian crowd motion. In M. Schreckenberg & S. D. Sharm (eds.), *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, 193–202. Springer, Berlin.
- Kirchner, A. & Schadschneider, A. (2002). Simulation of evacuation processes using a bionics-inspired cellular automaton model for pedestrian dynamics. *Physica A*, **312**, 260–276.
- Klingsch, W. W. F., Rogsch, C., Schadschneider, A., & Schreckenberg, M. (2010). *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2008*. Springer, Berlin Heidelberg.
- Kretz, T., Grünebohm, A., Kaufman, M., Mazur, F., & Schreckenberg, M. (2006a). Experimental study of pedestrian counterflow in a corridor. *Journal of Statistical Mechanics*, **2006**, P10001.

- Kretz, T., Grünebohm, A., & Schreckenberg, M. (2006b). Experimental study of pedestrian flow through a bottleneck. *Journal of Statistical Mechanics*, **P10014**.
- Kuramoto, Y. (1975). Self-entrainment of a population of coupled oscillators. In H. Araki (ed.), *International symposium on mathematical problems in theoretical physics*, volume 39, 420–422. Springer, Berlin.
- Kuramoto, Y. (1984). *Chemical oscillations, waves and turbulence*. Springer, Berlin.
- Lai, G. & Wong, O. (2002). The tie effect on information dissemination : the spread of a commercial rumor in hong kong. *Social Networks*, **24**, 49–75.
- Lakoba, T. I., Kaup, D. J., & Finkelstein, N. M. (2005). Modifications of the helbing-molnar-farkas-vicsek social force model for pedestrian evolution. *Simulation*, **81**, 339–352.
- Lam, W. H. K., Morrall, J. F., & Ho, H. (1995). Pedestrian flow characteristics in hong kong. *Transportation Research Record*, **1487**, 56–62.
- Le Bon, G. (1895). *La psychologie des foules*. Félix Alcan, Paris, 9 edition.
- Lewin, K. (1951). *Field theory in social science*. Harper, New York.
- Liddle, J., Seyfried, A., Klingsch, W., Rupprecht, T., Schadschneider, A., & Winkens, A. (2009). An experimental study of pedestrian congestions : Influence of bottleneck width and length. In *Traffic and Granular Flow 2009*. Shanghai, China.
- Liggett, T. M. (1999). *Stochastic Interacting Systems : Contact, Voter and Exclusion Processes*. Springer-Verlag, Berlin, 1 edition.
- Lissaman, P. B. S. & Shollenberger, C. A. (1970). Formation flight of birds. *Science*, **168**, 1003–1005.
- Löhner, R. (2010). On the modeling of pedestrian motion. *Applied Mathematical Modelling*, **34**, 366–382.
- Ma, J., Song, W. G., Fang, Z. M., Lo, S. M., & Liao, G. X. (2010a). Experimental study on microscopic moving characteristics of pedestrians in built corridor based on digital image processing. *Building and Environment*, **in press**.

- Ma, J., Song, W.-g., Zhang, J., Lo, S.-m., & Liao, G.-x. (2010b). K-nearest-neighbor interaction induced self-organized pedestrian counter flow. *Physica A*, **389**, 2101–2117.
- Malmgren, R. D., Stouffer, D. B., Campanharo, A. S. L. O., & Amaral, L. A. (2009). On universality in human correspondence activity. *Science*, **325**, 1696–1700.
- Maniccam, S. (2005). Effects of back step and update rule on congestion of mobile objects. *Physica A*, **346**, 631–650.
- Maury, B. & Venel, J. (2009). Handling of contacts in crowd motion simulations. In C. Appert-Rolland, F. Chevoir, P. Gondret, S. Lassarre, J.-P. Lebacque, & M. Schreckenberg (eds.), *Traffic and Granular Flow '07*, 171–180. Springer, Berlin, Heidelberg.
- May, R. M. (1979). Flight formations in geese and other birds. *Nature*, **282**, 778–780.
- Michelena, P., Henric, K., Angibault, J.-M., Gautrais, J., Lapeyronie, P., Porter, R. H., Deneubourg, J.-L., & Bon, R. (2005). An experimental study of social attraction and spacing between the sexes in sheep. *Journal of Experimental Biology*, **208**, 4419–4426.
- Milgram, S. (1977). *The Individual in a Social World : Essays and Experiments*. Addison Wesley Publishing Company, Reading.
- Milgram, S., Bickman, L., & Berkowitz, L. (1969). Note on the drawing power of crowds of different size. *Journal of Personality and Social Psychology*, **13**, 79–82.
- Milgram, S. & Toch, H. (1969). Collective behavior : Crowds and social movements. In G. Lindzey & E. Aronson (eds.), *The Handbook of Social Psychology*, volume 4, 507–610.
- Millor, J., Pham-Delegue, M., Deneubourg, J. L., & Camazine, S. (1999). Self-organized defensive behavior in honeybees. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **96**, 12611–12615.
- Moreno, Y., Pastor-Satorras, R., & Vespignani, A. (2002). Epidemic outbreaks in complex heterogeneous networks. *The European Physical Journal B*, **26**, 521–529.
- Mori, M. & Tsukaguchi, H. (1987). A new method for evaluation of level of service in pedestrian facilities. *Transportation Research Part A*, **21**, 223–234.

- Moussaid, M., Garnier, S., Theraulaz, G., & Helbing, D. (2009a). Collective information processing and pattern formation in swarms, flocks, and crowds. *Topics in Cognitive Science*, **1**, 1–29.
- Moussaid, M., Helbing, D., Garnier, S., Johansson, A., Combe, M., & Theraulaz, G. (2009b). Experimental study of the behavioural mechanisms underlying self-organization in human crowds. *Proceedings of the Royal Society B : Biological Sciences*, **276**, 2755–2762.
- Myers, D. G. & Bishop, G. D. (1970). Discussion effects on racial attitudes. *Science*, **169**, 778–779.
- Nagai, R. & Nagatani, T. (2006). Jamming transition in counter flow of slender particles on square lattice. *Physica A*, **366**, 503–512.
- Nagatani, T. (2002). The physics of traffic jams. *Reports on Progress in Physics*, **65**, 1331–1386.
- Nakayama, A., Sugiyama, Y., & Hasebe, K. (2007). Instability of pedestrian flow in two-dimensional optimal velocity model. In N. Waldau, P. Gattermann, H. Knoflachner, & M. Schreckenberg (eds.), *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2005*, chapter 29, 321–332. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Navin, P. D. & Wheeler, R. J. (1969). Pedestrian flow characteristics. *Traffic Engineering*, **39**, 30–33.
- Néda, Z., Ravasz, E., Brechet, Y., Vicsek, T., & Barabasi, A. L. (2000a). The sound of many hands clapping. *Nature*, **403**, 849–850.
- Néda, Z., Ravasz, E., Vicsek, T., Brechet, Y., & Barabási, A.-L. (2000b). Physics of the rhythmic applause. *Physical Review E*, **61**, 6987–6992.
- Newman, M. E. J. (2002). Spread of epidemic disease on networks. *Physical Review E*, **66**, 016128.
- Nicolis, G. & Prigogine, I. (1977). *Self-Organization in Nonequilibrium Systems : From Dissipative Structures to Order through Fluctuations*. John Wiley & Sons, New York.

- Nilsson, D. & Johansson, A. (2009). Social influence during the initial phase of a fire evacuation - analysis of evacuation experiments in a cinema theatre. *Fire Safety Journal*, **44**, 71–79.
- Nishinari, K., Sugawara, K., Kazama, T., Schadschneider, A., & Chowdhury, D. (2006). Modelling of self-driven particles : Foraging ants and pedestrians. *Physica A*, **372**, 132–141.
- Older, S. J. (1968). Movement of pedestrians on footways in shopping streets. *Traffic Engineering and Control*, **10**, 160–163.
- Paris, S. (2007). *Caractérisation des niveaux de services et modélisation des circulations de personnes dans les lieux d'échanges*. Ph.D. thesis, Université de Rennes 1.
- Parrish, J. K., Viscido, S. V., & Grunbaum, D. (2002). Self-organized fish schools : An examination of emergent properties. *Biological Bulletin*, **202**, 296–305.
- Partridge, B. L. (1982). The structure and function of fish schools. *Scientific American*, **246**, 90–99.
- Pasteels, J. M., Deneubourg, J. L., & Goss, S. (1987). Self-organization mechanisms in ant societies : The example of food recruitment. In J. M. Pasteels & J. L. Deneubourg (eds.), *From individual to collective behaviour in social insects*, 177–196. Birkäuser, Basel.
- Pauls, J. (1984). The movement of people in buildings and design solutions for means of egress. *Fire technology*, **20**, 27–40.
- Pauls, J., Fruin, J., & Zupan, J. (2007). Minimum stair width for evacuation, overtaking movement and counterflow - technical bases and suggestions for the past, present and future. In N. Waldau, P. Gattermann, H. Knoßacher, & M. Schreckenberg (eds.), *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2005*, 57–69. Springer, Berlin.
- Penn, A. & Turner, A. (2002). Space syntax based agent simulation. In M. Schreckenberg & S. Sharma (eds.), *Pedestrian and Evacuation dynamics*, 99–114. Springer, Berlin.
- Peponis, J., Zimring, C., & Choi, Y. K. (1990). Finding the building in wayfinding. *Environment and Behavior*, **22**, 555–590.

- Pettré, J., Ondřej, J., Olivier, A. H., Cretual, A., & Donikian, S. (2009). 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*, 189–198. ACM, New York.
- Pheasant, S. T. (1998). *Bodyspace : Anthropometry, Ergonomics, and the Design of Work*. Taylor and Francis, London.
- Pillot, M. H., Gautrais, J., Gouello, J., Michelena, P., Sibbald, A., & Bon, R. (2009). Moving together : Incidental leaders and naïve followers. *Behavioural Processes*, **83**, 235–241.
- Polus, A., Schofer, J. L., & Ushpiz, A. (1983). Pedestrian flow and level of service. *Journal of Transportation Engineering*, **109**, 46–56.
- Portz, A. & Seyfried, A. (2010). Modeling stop-and-go waves in pedestrian dynamics. In *Eighth international conference on parallel processing and applied mathematics, Wroclaw, Poland (to appear)*.
- Proulx, G. (1993). A stress model for people facing a fire. *Journal of Environmental Psychology*, **13**, 137–147.
- Ramseyer, A., Petit, O., & Thierry, B. (2009). Patterns of group movements in juvenile domestic geese. *Journal of Ethology*, **27**, 369–375.
- Ravary, F., Lecoutey, E., Kaminski, G., Chaline, N., & Jaisson, P. (2007). Individual experience alone can generate lasting division of labor in ants. *Current Biology*, **17**, 1308–1312.
- Reynolds, C. W. (1987). Flocks, herds and schools : A distributed behavioral model. In *SIGGRAPH '87 : Proceedings of the 14th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, volume 21, 25–34. ACM, New York.
- Robin, T., Antonini, G., Bierlaire, M., & Cruz, J. (2008). Specification, estimation and validation of a pedestrian walking behavior model. *Transportation Research Part B*, **43**, 36–56.
- Rothman, D. H. & Zaleski, S. (1994). Lattice-gas models of phase separation : interfaces, phase transitions, and multiphase flow. *Reviews of Modern Physics*, **66**, 1417–1479.

- Salganik, M. J., Dodds, P. S., & Watts, D. J. (2006). Experimental study of inequality and unpredictability in an artificial cultural market. *Science*, **311**, 854–856.
- Saloma, C., Perez, G. J., Tapang, G., Lim, M., & Saloma, C. P. (2003). Self-organized queuing and scale-free behavior in real escape panic. *Proceedings of the National Academy of Science*, **100**, 11947.
- Schadschneider, A. (2002). Cellular automaton approach to pedestrian dynamics - theory. In M. Schreckenberg & S. D. Sharm (eds.), *Pedestrian and Evacuation Dynamics*, 75–86. Springer, Berlin.
- Schadschneider, A., Klingsch, W., Kluepfel, H., Kretz, T., Rogsch, C., & Seyfried, A. (2008). Evacuation dynamics : Empirical results, modeling and applications.
- Schelling, T. C. (1969). Models of segregation. *The American Economic Review*, **59**, 488–493.
- Schelling, T. C. (1978). *Micromotives and Macrobehavior*. W. W. Norton, New York, revised edition.
- Schneirla, T. C. (1971). *Army ants : a study in social organization*. W. H. Freeman, San Francisco.
- Schrater, P. R., Knill, D. C., & Simoncelli, E. P. (2000). Mechanisms of visual motion detection. *Nature Neuroscience*, **3**, 64–68.
- Schreckenberg, M. & Harma, S. D. (2002). *Pedestrian and Evacuation Dynamics*. Springer, Berlin Heidelberg, 1 edition.
- Seeley, T. D. (2002). When is self-organization used in biological systems? *Biological Bulletin*, **202**, 314–318.
- Selous, E. (1932). Thought transference (or what ?) in birds. *Nature*, **129**, 263.
- Seyfried, A., Steffen, B., Klingsch, W., & Boltes, M. (2005). The fundamental diagram of pedestrian movement revisited. *Journal of Statistical Mechanics : Theory and Experiment*, **P10002**.
- Shapiro, J. A. (1988). Bacteria as multicellular organisms. *Scientific American*, **258**, 82–89.



- Shaw, E. (1962). The schooling of fishes. *Scientific American*, **205**, 128–138.
- Shi, J., Chen, Y., Rong, & Ren, F. (2007). Research on pedestrian crowd characteristics and behaviours in peak-time on chinese campus. In N. Waldau, P. Gattermann, H. Knoflacher, & M. Schreckenberg (eds.), *Pedestrian and Evacuation Dynamics 2005*, chapter 7, 79–90. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg.
- Singh, H., Arter, R., Dodd, L., Langston, P., Lester, E., & Drury, J. (2009). Modelling subgroup behaviour in crowd dynamics dem simulation. *Applied Mathematical Modelling*, **33**, 4408–4423.
- Smith, A. (1776). *An Inquiry into the Nature and Causes of the Wealth of Nations*. Methuen, London.
- Sornette, D. (2002). *Why Stock Markets Crash : Critical Events in Complex Financial Systems*. Princeton University Press, Princeton.
- Stauffer, D. (2002). Monte carlo simulations of sznajd models. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, **5**, 1–4.
- Steck, S. D. & Mallot, H. A. (1998). The role of global and local landmarks in virtual environment navigation. *Presence : Teleoperators and Virtual Environments*, **9**, 69–83.
- Steffen, B. (2008). A modification of the social force model by foresight. In *Conference proceedings of PED2008*. Springer, Berlin.
- Steffen, B. & Seyfried, A. (2009). Modeling of pedestrian movement around 90 and 180 degree bends. In *Proceedings of Workshop on Fire Protection and Life Safety in Buildings and Transportation Systems*.
- Stephan, F. F. & Mishler, E. G. (1952). The distribution of participation in small groups : An exponential approximation. *American Sociological Review*, **17**, 598–608.
- Still, K. (2000). *Crowd Dynamics*. Ph.D. thesis, University of Warwick.
- Strogatz, S. (2003). *Sync : The emerging science of spontaneous order*. Hyperion, New York.
- Strogatz, S. H. (2001). Exploring complex networks. *Nature*, **410**, 268–276.

- Sumpter, D. J. T. (2006). The principles of collective animal behaviour. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, **361**, 5–22.
- Surowiecki, J. (2004). *The Wisdom of Crowds*. Anchor books, New York.
- Szabó, B., Szöllösi, G. J., Gönci, B., Zs, Selmeczi, D., & Vicsek, T. (2006). Phase transition in the collective migration of tissue cells : Experiment and model. *Physical Review E*, **74**, 061908.
- Sznajd-Weron, K. & Sznajd, J. (2000). Opinion evolution in closed community. *International Journal of Modern Physics C*, **11**, 1157–1165.
- Takahashi, K., Tanaka, T., & Kose, S. (1988). An evacuation model for use in fire safety design of buildings. In *Fire Safety Science*, 551–560. Hemisphere Publishing Company.
- Tanaboriboon, Y. & Guyano, J. A. (1989). Level of service standards for pedestrian facilities in bangkok : A case study. *ITE Journal*, **59**, 39–41.
- Teknomo, K. (2002). *Microscopic pedestrian flow characteristics : Development of an image processing data collection and simulation model*. Ph.D. thesis, Tohoku University, Japan.
- Theraulaz, G. & Bonabeau, E. (1999). A brief history of stigmergy. *Artificial Life*, **5**, 97–116.
- Theraulaz, G., Bonabeau, E., Nicolis, S. C., Solé, R. V., Fourcassié, V., Blanco, S., Fournier, R., Joly, J. L., Fernández, P., Grimal, A., Dalle, P., & Deneubourg, J. L. (2002). Spatial patterns in ant colonies. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **99**, 9645–9649.
- Theraulaz, G., Gervet, J., & Semenov, S. (1991). Social regulation of foraging activities in *polistes dominulus christ* : A systemic approach to behavioural organization. *Behaviour*, **116**, 292–320.
- Thomas, R. & Donikian, S. (2006). A navigation architecture for agents based on a human-like memory and cognitive map model. In N. Magnenat-Thalmann, D. Pai, A. Paiva, & E. Wu (eds.), *CASA 2006*. Geneva, Switzerland.
- Timmermans, H., Vanderhagen, X., & Borgers, A. (1992). Transportation systems, retail environments and pedestrian trip chaining behaviour : Modelling issues and applications. *Transportation Research Part B*, **26**, 45–59.

- Turing, A. M. (1952). The chemical basis of morphogenesis. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B, Biological Sciences*, **237**, 37–72.
- Turner, A. (2007). To move through space : lines of vision and movement. In A. S. Kubat, O. Ertekin, Y. I. Guney, & Eyuboglu (eds.), *6th International Space Syntax Symposium*.
- Turner, A. & Penn, A. (2002). Encoding natural movement as an agent-based system : an investigation into human pedestrian behaviour in the built environment. *Environment and Planning B*, **29**, 473–490.
- Turner, J. S. (2000). *The Extended Organism : The Physiology of Animal-Built Structures*. Harvard University Press, Cambridge.
- Vicsek, T., Czirók, A., Ben-Jacob, E., Cohen, I., & Shochet, O. (1995). Novel type of phase transition in a system of self-driven particles. *Physical Review Letters*, **75**, 1226–1229.
- Von Neumann, J. (1966). *Theory of Self-Reproducing Automata*. University of Illinois Press, Champaign.
- Waller, D., Loomis, J. M., Golledge, R. G., & Beall, A. C. (2000). Place learning in humans : The role of distance and direction information. *Spatial Cognition and Computation*, **2**, 333–354.
- Ward, A. J., Sumpter, D. J., Couzin, I. D., Hart, P. J., & Krause, J. (2008). Quorum decision-making facilitates information transfer in fish shoals. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **105**, 6948–6953.
- Warren, W. H., Kay, B. A., Zosh, W. D., Duchon, A. P., & Sahuc, S. (2001). Optic flow is used to control human walking. *Nature Neuroscience*, **4**, 213–216.
- Weidmann, U. (1993). Transporttechnik der fussgänger. Literature Research 90, Institut für Verkehrsplanung, ETH Zürich, Zurich. In German.
- Wiener, J. M. & Mallot, H. A. (2003). 'fine-to-coarse' route planning and navigation in regionalized environments. *Spatial Cognition & Computation*, **3**, 331–358.
- Wiener, N. (1948). *Cybernetics Or Control And Communication In The Animal And The Machine*. John Wiley & Sons Inc., New York.

- Willis, A., Kukla, R., Hine, J., & Kerridge, J. (2000). Developing the behavioural rules for an agent-based model of pedestrian movement. In *Proceedings of the European Transport Conference*, volume 445, 69–80.
- Wolf, M. (1973). Notes on the behavior of pedestrians. In *People in Places; The sociology of the familiar*, 35–48. Praeger, New York.
- Woolf, A., O’Shea, T., & Gilbert, D. L. (1970). Movements and behavior of bighorn sheep on summer ranges in yellowstone national park. *The Journal of Wildlife Management*, **34**, 446–450.
- Wu, F. & Huberman, B. A. (2004). Social structure and opinion formation. *Computational Economics*, **0407002**.
- Wu, F. & Huberman, B. A. (2007). Novelty and collective attention. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **104**, 17599–17601.
- Wyatt, T. D. (2003). *Pheromones and animal behaviour : Communication by smell and taste*. Cambridge University Press, Cambridge.
- Yamori, K. (1998). Going with the flow : Micro-macro dynamics in the macrobehavioral patterns of pedestrian crowds. *Psychological review*, **105**, 530–557.
- Young, P. (1996). The economics of convention. *Journal of Economic Perspectives*, **10**, 105–122.
- Young, S. B. (1999). Evaluation of pedestrian walking speeds in airport terminals. *Transportation Research Record*, **1674**, 20–26.
- Yu, W. & Johansson, A. (2007). Modeling crowd turbulence by many-particle simulations. *Physical Review E*, **76**, 046105.
- Yu, W. J., Chen, R., Dong, L. Y., & Dai, S. Q. (2005). Centrifugal force model for pedestrian dynamics. *Physical Review E*, **72**, 026112.
- Zacharias, J. (1997). The impact of layout and visual stimuli on the itineraries and perception of pedestrians in a public market. *Environment and Planning B : Planning and Design*, **24**, 23–35.

## Annexe A

# Etude du phénomène d'attention collective sur le site web *digg.com*

## An individual-based model of collective attention

Mehdi Moussaid<sup>1,2</sup>, Dirk Helbing<sup>2</sup>, Guy Theraulaz<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Centre de Recherches sur la Cognition Animale, CNRS, Université Paul Sabatier, Toulouse, France; <sup>2</sup> ETH Zurich, <sup>2</sup> Swiss Federal Institute of Technology, Chair of Sociology, Zürich, Switzerland.

Phone: +33 5 61 55 64 41

Fax: +33 5 61 55 61 54

Email: [mehdi.moussaid@gmail.com](mailto:mehdi.moussaid@gmail.com)

In our modern society, people are daily confronted with an increasing amount of information of any kind. As a consequence, the attention capacities and processing abilities of individuals often saturate. People, therefore, have to select which elements of their environment they are focusing on, and which are ignored. Moreover, recent work shows that individuals are naturally attracted by what other people are interested in. This imitative behaviour gives rise to various herding phenomena, such as the spread of ideas or the outbreak of commercial trends, turning the understanding of collective attention an important issue of our society. In this article, we propose an individual-based model of collective attention. In a situation where a group of people is facing a steady flow of novel information, the model naturally reproduces the log-normal distribution of the attention each news item receives, in agreement with empirical observations. Furthermore, the model predicts that the popularity of a news item strongly depends on the number of concurrent news appearing at approximately the same moment. We confirmed this prediction by means of empirical data extracted from the website *digg.com*. This result can be interpreted from the point of view of competition between the news for the limited attention capacity of individuals. The proposed model, therefore, provides new elements to better understand the dynamics of collective attention in an information-rich world.

*Collective behaviour – attention – information flow- digg.com*

### Introduction

With the ongoing growth of mass media and communication technologies, people are every day confronted with an increasing amount of information of any kind. Pieces of information can be broadcasted through television, urban advertisements or Internet, or exchanged directly between people through emails, phone calls or personal communications.

As a side effect, the amount of information an individual is facing in its everyday life often exceeds its attention capacities[1]. Therefore, people have to *select* which elements of their environment they are focusing on, and which are ignored or checked

out roughly. Interestingly, when selecting items they pay attention to, individuals are strongly influenced by other people's choices. First, because people like to share the same topics of interest as their friends, neighbors or colleagues, second, because popular novels are more relayed in the media, which increases their level of attraction and, finally, because people are naturally curious about what others are interested in[2].

The study of collective attention, therefore, is an important issue in the understanding of various herding phenomena, such as the spread of ideas[3], the dynamics of donations[4], or the outbreak of commercial trends resulting in bestsellers or blockbusters[5].

Recent work shows that some patterns of collective attention can be understood by invoiquing epidemic models. For example, the temporal evolution of video views on *YouTube.com* is well described by a macroscopic model, where first viewers trigger a cascade of subsequent views over a social network[5]. Similarly, the donation rate after the Asian tsunami and various aspects of collective attention on the interactive website *digg.com* can be understood by means of similar processes[4][6].

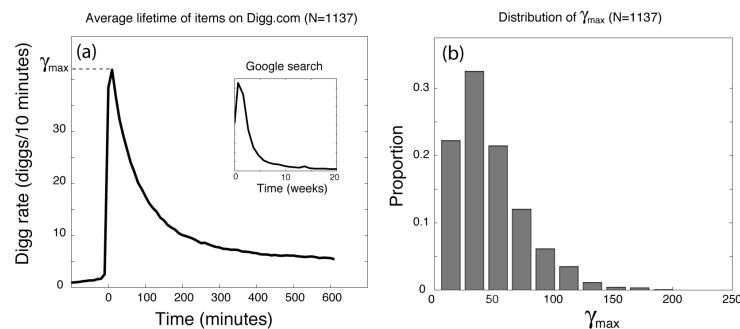
In this contribution, we propose an individual-based model of collective attention, describing how people behave and interact when facing a steady flow on novel information. We first describe in more details the phenomena under study and highlight some empirical patterns of collective attention, as observed on the World Wide Web. Then follows a description of the model that we suggest to explain the above patterns. Finally, we present first simulation results and see how well they match the above observations and what we can learn from them.

### **Patterns of collective attention**

In the age of the World Wide Web, scientists have gained access to unprecedented volumes of data on human activities[5-8]. The interactive website *digg.com*, for example, is an interesting source of data to observe peoples' behaviors in situations where they have to select relevant information from a very large pool of items. The website allows its users to submit contents found elsewhere on the web. Each submitted story appears on the website and is dynamically assigned to an explicit measure of popularity, which motivates people to read it or not. If a user likes a story, he can add a "digg" to it. The total number of diggs a story has received is displayed next to it, and provides an indicator of its level of popularity. If a submission receives

enough diggs within a certain time period, it eventually jumps to the 'popular' section and becomes accessible by the users more easily.

We have tracked the evolution of the digg rate for 1137 popular stories submitted from July 2 to July 12, 2007. The digg rate  $\gamma$  is defined as the number of diggs that a story has received during a certain period of time  $\delta t$  (here we choose  $\delta t=10$  minutes). This enabled us to track the evolution of a story's popularity over time (Fig. 1a). The average curve displays a typical popularity pattern, characterized by a sudden burst of attention shortly after the story comes out, followed by a slow relaxation to low popularity (Figure 1a). Alternatively, one can observe how often a specific keyword has been searched on *Google* over time<sup>1</sup> [5]. As an illustration, the search pattern for the keyword 'tsunami' during the Asian catastrophe in 2004 is displayed in the inset of figure 1a. We observe a very similar dynamics, suggesting that this pattern is not specific to *digg.com* but holds a universal feature regarding phenomena of collective attention.



**Figure 1.** (a) Average amount of attention given to stories on digg.com over time. Time  $t=0$  is the time at which the story appeared in the popular section. The inset indicates the amount of search queries for the keyword 'tsunami' on google over time, after the Asian tsunami happened in December 2004. The value  $\gamma_{max}$  indicates the maximum popularity level that the news item has reached. (b) The distribution of the values of  $\gamma_{max}$  for the same dataset.

We then focused on the differentiation between the items, that is on how much the maximum level of popularity differed between the stories. Figure 1b shows the distribution of the maximum digg rate  $\gamma_{max}$  each story reached. It turns out that most

<sup>1</sup> 'Google trends': <http://www.google.com/trends>



stories are barely paid attention to, while a few of them attracted the attention of a large number of users. A Kolmogorov-Smirnov normality test of  $\log(\gamma_{\max})$  with mean 3.66 and standard deviation 0.64 yields a P-value of 0.0413, suggesting that  $\gamma_{\max}$  follows a log-normal distribution. In the following, we consider this statistical feature as a signature of the phenomenon and use it to test and validate our model, which we describe in the following section.

### Model description

In the field of human psychology and neurobiology, it is well-known that the brain has a limited rate of information processing. In particular, one person can either *select* a particular item of the environment for detailed analysis and completely ignore other items, or it can *share* the attention among several targets while missing the details[10]. Accordingly, we suggest that each agent  $j$  of our model has a limited attention capacity  $C_j$  that can be shared over many items. The agent can, for example, pay 100% of its attention to a single event, or 70% to a first one and 10% to three others, and so forth. The value of  $C_j \geq 0$  is initially set to 1 for all agents.

The environment in which agents interact is defined as a collection of  $N$  items, each item  $i$  being characterized by its age  $A_i$  and popularity  $P_i$ . The age of each item naturally increases in time, while the popularity is the amount of attention that the item receives from the agents. Once an item reaches a certain maximum age  $A_{\max}$ , it is removed.

Given this framework, we rely on earlier empirical observations to define three behavioral rules that describe the agents' behavior.

**Rule 1.** The first behavioral rule defines how the actors of the model are attracted by the news items. It describes the fact that, in real life, the probability of an uninformed individual to hear about a novelty increases with its popularity, as demonstrated by Stanley Milgram during early experiments[2].

To formalize this idea, we assign to each item  $i$  a weight  $W_i(t)$  that describes its attractiveness. The greater the weight of an item, the higher its probability to be chosen.  $W_i(t)$  is defined according to Milgram's observations:

$$W_i(t) = 1 - e^{-k_i P_i(t)} + \varepsilon$$

where the parameter  $k_1$  describes how strong is the effect of increasing popularity and  $\varepsilon$  is a fluctuation term defined as a uniformly distributed random value selected in the range 0 to  $\varepsilon_0$ .

At the end, each agent  $j$  chooses an item, with a probability

$$p_i(t) = \frac{W_i(t)}{\sum_{n=1}^N W_n(t)} .$$

**Rule 2.** Once the agent has selected an item, it spends a fraction  $\beta_i$  of its attention capacity to it. A recent study based on the website *digg.com* shows that, as an item becomes older, it attracts less attention[6]. Accordingly, we define the fraction  $\beta_i$  as a function of the age  $A_i$  of a news item by:

$$\beta_i(t) = e^{-k_2 A_i(t)}$$

The amount  $\beta_i$  is then subtracted from the attention capacity  $C_j$  of the agent and added to the popularity  $P_i$  of the item. If the corresponding  $\beta_i$  would exceed the remaining capacity  $C_j$  of the agent, the value  $C_j$  is taken instead (so that the attention capacity of the agents can never fall below zero).

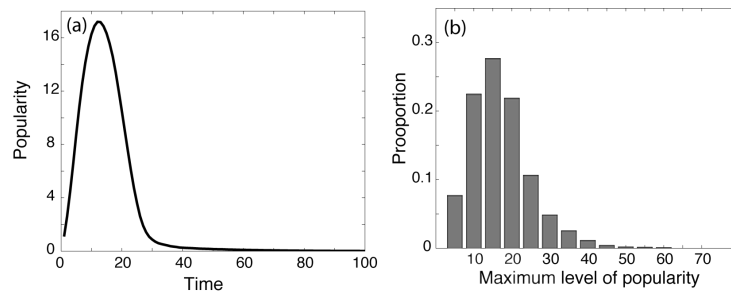
**Rule 3.** Finally, we consider that agents continuously recover a small amount  $\alpha$  of attention they previously gave to each item. For all items  $i$  currently attended by agent  $j$ , the amount  $\alpha$  is deduced from popularity  $P_i$  and goes back to its attention capacity  $C_j$ . As for the previous rule, if  $\alpha$  exceeds the amount of attention agent  $j$  is giving to item  $i$ , this latter value is taken instead, so that the total amount of attention in the system remains constant.

### Numerical investigation of the model

We have then conducted a set of simulations based on the three rules describes above. The population was set to  $n=100$  agents, each having an initial attention capacity  $C_j = 1$ . At each time step, a news item is added with probability  $p_{in}$  describing the inflow of information.

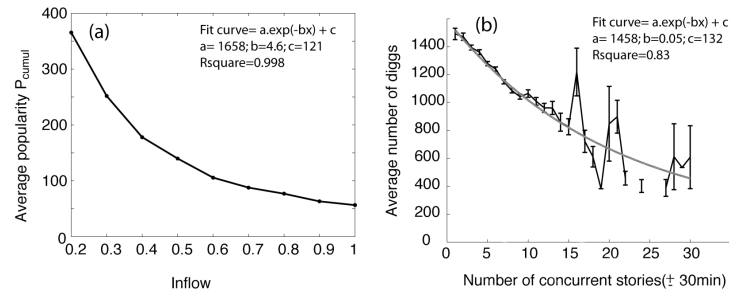
As expected, novel items are eventually discovered by agents at random a short time after their occurrence and attract a variable amount of attention from the agents. Because of their increasing age, the popularity level of older items decreases, and they vanish some time later. This dynamics yields an average curve of popularity that is

similar to the observed ones (see Fig. 2a). Moreover, we have defined the variable  $P_{\max}$  as the maximum attention that an item has attracted during its lifetime (i.e. the peak value of the attention burst). The distribution of  $P_{\max}$  follows, in fact, a log-normal distribution (Pvalue=0.23). This result is in good agreement with observations described in section 2 and reflects the fact that most items are barely considered by the agents, while a few of them reach a high level of popularity (Fig. 2b).



**Figure 2.** Simulation results. (a) Average popularity dynamics of the item. (b) Distribution of the maximum level of popularity. The parameters used in our simulation are as follows:  $n=100$  agents;  $p_{in}=0.25$ ;  $\epsilon_0=0.2$ ;  $\alpha=0.15$ ;  $A_{\max}=100$ ;  $k_1=0.1$ ;  $k_2=0.05$

To investigate on the effects of competition between items, we have measured the cumulated amount of attention  $P_{cumul}$  each item attracted during its lifetime as a function of the news inflow  $p_{in}$ . The model predicts a decay of the average popularity with an increasing flow of information (figure 3a). Further on, we have investigated whether this competition effect is also visible on digg.com. For this, we have determined the correlation between the average final number of diggs of stories and the number of concurrent stories posted within the previous or following 30 minutes. For all 37316 popular stories posted between July 2007 and June 2008, we found that the average number of diggs a story reached decreases with the number of concurrent stories (Fig. 3b). An exponential decay fits the observed dataset well (R-square=0.84), in accordance with the model prediction. Interestingly, this dynamics has been observed on digg.com regardless of the news content, topic or relevance, suggesting that the quality of the item would often have a minor influence on the collective dynamics as compared to the timing of its release.



**Figure 3.** Effect of competition between concurrent news. (a) The simulation model predicts the average amount of attention for each news item decreases with increasing arrival of news. (b) The average final number of diggs for 37316 stories on digg.com as a function of the number of concurrent stories posted within the same period of time. Error bars indicate the standard error of the mean value.

## Conclusion

We have presented a simple individual-based model of collective attention, which ingredients are mainly based on empirical observations. Our simulation results display several encouraging similarities with the dynamics observed on the website *digg.com*. The model predicted that the expected popularity of a news item strongly depends on the number of items appearing approximately at the same time. This could be confirmed by data from digg.com. We expect this as an effect of competition for a limited attention capacity. Our observations may be compared with situations where several commercial products (e.g. movies or books) are released at almost the same time [11].

## References

- [1] Simon, H.A., Designing Organizations for an Information-Rich World, in: Baltimore, MD, in Martin Greenberger, Computers, Communication, and the Public Interest, The Johns Hopkins Press (1971)
- [2] Milgram, S., Bickman, L., Berkowitz, L., Note on the drawing power of crowds of different size. *Journal of Personality and Social Psychology*, 13 (1969), 79-82.
- [3] Börner, K., Maru, J. T., Goldstone, R. L. The simultaneous evolution of author and paper networks. *Proceedings of the National Academy of Science*, 101, (2004), 5266-5273.
- [4] Schweitzer, F., Mach, R., The epidemics of donations: Logistic growth and power-laws. *PLoS ONE*, 3(1), 2008
- [5] Crane, R., Sornette, D., Robust dynamic classes revealed by measuring the response function of a social system. *Proceedings of the National Academy of Science*, 105(41), (2008), 15649-15653.

[6] Wu, F., Huberman, B.A., Novelty and collective attention, *Proceedings of the National Academy of Science*, 104(45), (2007), 17599-17601

[7] Wilkinson D.M., Huberman B.A., Assessing the Value of Cooperation in Wikipedia, *First Monday*, 12(4) 2007.

[8] Golder S.A., Wilkinson D. & Huberman B.A., Rhythms of social interaction: Messaging within a massive online network. 3rd International Conference on Communities and Technologies (CT2007). East Lansing, MI. June 28-30, 2007.

[10] Corbetta M., Miezin F.M., Dobmeyer S.M., Shulman G.L. & Petersen S.E. Selective and divided attention during visual discriminations of shape, color, and speed: Functional anatomy by positron emission tomography. *The Journal of Neuroscience*, 11(8):2383-2402 (1991)

[11] Falkinger, J., Attention economies, *Journal of Economic Theory*, 133, (2007), 266-294

## Annexe B

# Etude analytique des propriétés collectives du trafic automobile

## Analytical calculation of critical perturbation amplitudes and critical densities by non-linear stability analysis of a simple traffic flow model

D. Helbing<sup>a</sup> and M. Moussaid

ETH Zurich, UNO D11, Universitätsstr. 41, 8092 Zurich, Switzerland

Received 24 July 2008

Published online 14 February 2009 – © EDP Sciences, Società Italiana di Fisica, Springer-Verlag 2009

**Abstract.** Driven many-particle systems with nonlinear interactions are known to often display multi-stability, i.e. depending on the respective initial condition, there may be different outcomes. Here, we study this phenomenon for traffic models, some of which show stable and linearly unstable density regimes, but areas of metastability in between. In these areas, perturbations larger than a certain critical amplitude will cause a lasting breakdown of traffic, while smaller ones will fade away. While there are common methods to study linear instability, non-linear instability had to be studied *numerically* in the past. Here, we present an *analytical* study for the optimal velocity model with a stepwise specification of the optimal velocity function and a simple kind of perturbation. Despite various approximations, the analytical results are shown to reproduce numerical results very well.

**PACS.** 89.40.Bb Land transportation – 45.70.Vn Granular models of complex systems; traffic flow – 83.60.Wc Flow instabilities

### 1 Introduction

While the field of traffic modeling and traffic simulation has a long history [1], in the 1990s [2–4], it has also become interesting for a large community of physicists. Since then, various physical methods have been applied, ranging from fluid-dynamic and gas-kinetic approaches [5–7] over many-particle models [10] up to cellular automata [9]. An overview of the respective literature has been given by various reviews [10–12].

Besides computer-based studies, physicists have particularly contributed with systematic (e.g. gas-kinetic) derivations [6] and analytical investigations [13] (see Ref. [10] for an overview). This includes the study of instabilities leading to a breakdown of free traffic flow [14–19], which has been studied experimentally only recently [21]. (Of course, empirical studies [22,23] have been already carried out for a longer time).

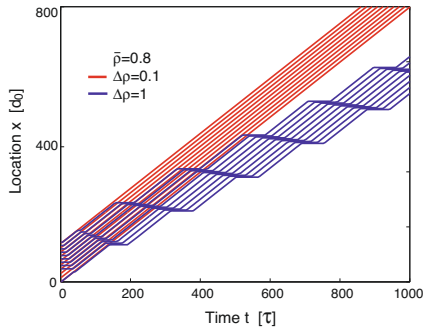
While there are also models, where the instability of traffic flow depends on noise [2], we will focus here on models with a deterministic instability mechanism. Many traffic models become unstable in a certain density range, because of delays in the adaptation to changing traffic conditions. To avoid accidents, these delays are compensated for by over-reactions, which can increase a small initial perturbation and finally cause a breakdown of traffic flow.

This kind of dynamics usually occurs in the medium density range, where the change of the “desired”, “optimal”, or “equilibrium” velocity with a change in the distance or density is larger than a certain instability threshold [20].

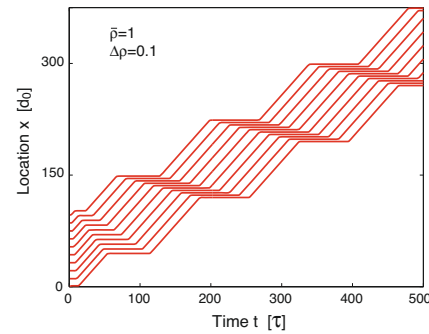
To characterize the behavior of traffic flows more systematically, Kerner and Konhäuser have applied the notion of critical densities and critical perturbation amplitudes. Primarily based on numerical studies [24], they found the following for a macroscopic, Navier-Stokes-like traffic model [10]: altogether, there are four critical densities  $\rho_{ck}$  with  $k \in \{1, 2, 3, 4\}$ . Below some density  $\rho_{c1} > 0$ , any kind of disturbance eventually disappears. Between the densities  $\rho_{c1}$  and  $\rho_{c2}$ , one wide traffic jam builds up, given a large enough perturbation. A series of traffic jams may appear in a density range between  $\rho_{c2}$  and some density  $\rho_{c3}$ . Finally, a so-called “antichuster” can be triggered [24], if the average density  $\bar{\rho}$  is between  $\rho_{c3}$  and some critical density  $\rho_{c4}$ , while any disturbance disappears in stable traffic above  $\rho_{c4}$ . Similar observations have been made for other macroscopic traffic models [25], but also microscopic ones of the car-following or cellular automata type [25–27]. The critical densities  $\rho_{ck}$  depend mainly on the choice of the model parameters, in particular the relaxation time and the velocity-distance or velocity-density relation.

If the average density  $\bar{\rho}$  falls into the density ranges  $[\rho_{c1}, \rho_{c2}]$  or  $[\rho_{c3}, \rho_{c4}]$ , traffic flow is predicted to be *metastable*, i.e. characterized by a *critical amplitude*

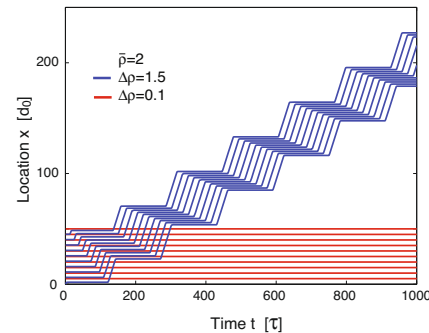
<sup>a</sup> e-mail: dhelbing@ethz.ch



**Fig. 1.** (Color Online) Formation of a traffic jam in case of overcritical perturbations (blue lines) and relaxation to free traffic flow in case of undercritical perturbations (red lines) for a low vehicle density. The plot shows 10 trajectories representing each 10th vehicle. Altogether, the simulation was performed with  $N = 100$  vehicles on a circular road of length  $L = N/\rho$ . Time is measured in units of the relaxation time  $\tau$ , vehicle locations in units of the safe distance  $d_0$ . The slope of the lines corresponds to the vehicle speeds in units of  $d_0/\tau$ , and their vertical separation reflects the vehicle distances in units of  $d_0$ . Therefore, the blue lines correspond to stop-and-go traffic, where the vehicle distances in the stop regime are small, i.e. vehicle density is large. The red trajectories show that the same number of vehicles can constantly move at the free speed  $v^0$ , if the initial perturbation is small enough.



**Fig. 2.** (Color Online) Formation of stop-and-go traffic from an initial perturbation in linearly unstable traffic flow. For details see the main text and the caption of Figure 1.



**Fig. 3.** (Color Online) Formation of a traffic jam in case of an overcritical perturbation (blue lines) and drop of the vehicle flow to zero in case of undercritical perturbations (red lines) for a large vehicle density. For details see the main text and the caption of Figure 1.

$\Delta\rho_{cr}(\bar{\rho})$  for the formation of traffic jams. This amplitude is zero for  $\bar{\rho} = \rho_{c2}$  and  $\bar{\rho} = \rho_{c3}$ , i.e. at the boundaries of the linearly *unstable* regime, while the critical amplitude grows towards the boundaries  $\rho_{c1}$  and  $\rho_{c4}$  of *stable* traffic and does not exist beyond these values. Perturbations with subcritical amplitudes  $\Delta\rho < \Delta\rho_{cr}(\bar{\rho})$  are eventually damped out (analogous to the stable density ranges), while perturbations with supercritical amplitudes  $\Delta\rho > \Delta\rho_{cr}(\bar{\rho})$  grow and form traffic jams (similar to the linearly unstable density ranges). The situation in metastable traffic is, therefore, similar to supersaturated vapor [24], where an overcritical nucleus is required for condensation (“*nucleation effect*”).

In order to gain analytical insights into the mechanisms of nonlinear instability, we will proceed as follows: in Section 2, we will introduce the optimal velocity model we will work with. Afterwards, in Section 3, we will discuss how perturbation sizes can be measured and what are *necessary* preconditions for the existence of traffic jams. We will then determine *sufficient* conditions by calculating critical densities and critical perturbation amplitudes for a simple kind of perturbations: in Section 4, all vehicles on a circular road but one are assumed to be in a big traffic jam, while in Section 5, all vehicles but one are assumed to experience free flow conditions. Finally, Section 6 will summarize our results and present an outlook. Supplementary, and for comparison with our results,

the Appendix gives a short derivation of the characteristic constants of the car-following model studied in this paper.

## 2 Introduction of the applied car-following model

In the past, a large number of papers has addressed the instability of traffic models in an analytical way, and our discussion naturally needs to restrict itself to a few of them. For example, Kerner et al. [28] have presented an asymptotic theory of traffic jams for a Navier-Stokes-like, macroscopic traffic model, while instability analyses for car-following models were carried out by Herman et al. [14], Bando et al. [15], and others (see citations in



D. Helbing and M. Moussaid: Calculation of critical perturbation amplitudes and critical densities of traffic flows 3

Ref. [10]). Some recent analyses of traffic instabilities are by Mitarai and Nakanishi [16] and by Wilson [17–19]. The most relevant references on which this paper builds on are references [27,29]. For a car-following model and a related cellular automaton, respectively, these have presented analytical calculations of the characteristic constants of traffic flows such as the dissolution speed  $c$  of traffic congestion (which agrees with the propagation speed of traffic jams), the outflow  $Q_{\text{out}}$  from congested traffic, or the vehicle density  $\rho_{\text{jam}}$  in congested traffic for a car-following model and a related cellular automaton, respectively.

The success in determining the self-organized constants of traffic flow analytically is based on boiling down vehicle dynamics to its essence. That is, we will work with a very simple model (a “toy model”), that is not aiming to be fully realistic, but instead at performing analytical calculations and deriving stylized facts that would not be analytically accessible for a more realistic model with a reasonable amount of effort. The model we will focus on is the car-following model by Bando et al. [15] with a stepwise optimal velocity function. It is defined by the equation of motion  $dx_j/dt = v_j(t)$  relating the change of location  $x_j(t)$  of a vehicle  $j$  in time  $t$  with its speed  $v_j(t)$  and the acceleration equation

$$\frac{dv_j}{dt} = \frac{v_o(d_j(t)) - v_j(t)}{\tau}. \quad (1)$$

The parameter  $\tau > 0$  corresponds to a small “relaxation time”. The “optimal velocity function”  $v_o(d)$  depends on the vehicle distance  $d_j(t) = x_{j-1}(t) - x_j(t)$  of a vehicle to its predecessor (“leader”)  $j - 1$ , and it is specified here as

$$v_o(d) = \begin{cases} v^0 & \text{if } d > d_0, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (2)$$

$d_0 \gtrsim v^0 \tau$  is a safe vehicle distance and  $v^0$  the free speed (or speed limit) of the vehicles, which are assumed to be identical, here. Defining the local vehicle density  $\rho$  as the inverse of the vehicle distance and the stationary and homogeneous equilibrium flow as  $Q_e(\rho) = \rho v_o(1/\rho)$ , we find

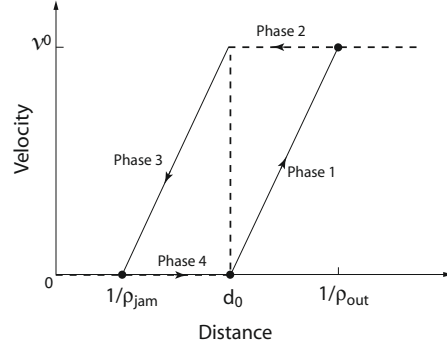
$$Q_e(\rho) = \begin{cases} \rho v^0 & \text{if } \rho < 1/d_0, \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

It is obvious that this flow-density relationship (“fundamental diagram”) is not realistic. However, when the traffic flow is unstable with respect to perturbations in the flow, stop-and-go waves with characteristic dependencies develop after a short time (see Fig. 4). As a consequence, a much more realistic, self-organized flow-density relation results, namely the so-called “jam line” [28]

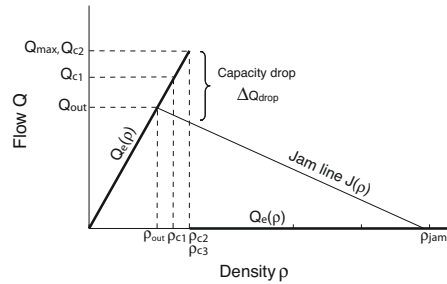
$$J(\rho) = \frac{1}{\rho_{\text{jam}} T} (\rho_{\text{jam}} - \rho) \quad (4)$$

(see Fig. 5). The jam density  $\rho_{\text{jam}}$  and the delay  $T$  between the acceleration of successive vehicles at the jam front can even be calculated (see Ref. [29] and the Appendix of this paper). The corresponding implicit relations are

$$\frac{1}{\rho_{\text{jam}}} = d_0 - v^0 \tau (1 - e^{-T/\tau}) \quad (5)$$



**Fig. 4.** Illustration of the approximate periodic change of distance and speed (“hysteresis loop”) for fully developed traffic jams (solid lines with arrows), after reference [29]. Phase 1 is characterized by the acceleration of a considered vehicle  $j$  and its leader  $j - 1$ . In phase 2, the leading vehicle decelerates already, while vehicle  $j$  still accelerates. Then, in phase 3, both vehicles decelerate, and in phase 4, the leading vehicle  $j - 1$  accelerates, while vehicle  $j$  continues braking. For details see the Appendix. The dashed line indicates the underlying optimal velocity function  $v_o(d)$ , which is obviously very different from the speed-distance relationship resulting in fully developed stop-and-go waves.



**Fig. 5.** Schematic illustration of the traffic flow as a function of the vehicle density  $\rho$ . The density ranges between  $\rho_{c1}$  and  $\rho_{c2}$  and between  $\rho_{c3}$  and  $\rho_{c4}$  correspond to metastable traffic flow (see main text). The quantities  $Q_{c,k} = Q(\rho_{c,k})$  denote the flows belonging to the critical densities  $\rho_{c,k}$ , which will be analytically calculated in this paper. The thin solid line corresponds to the jam line  $J(\rho)$ . Its intersection point with the free branch of the fundamental diagram defines the value of the characteristic outflow  $Q_{\text{out}}$  and the density  $\rho_{\text{out}}$ , while its intersection point with  $Q = 0$  defines the jam density  $\rho_{\text{jam}}$ . The fundamental diagram, i.e. the flow-density relation  $Q_e(\rho)$  in the stationary and homogeneous case, is represented by thick solid lines. The difference between the maximum flow  $Q_{\text{max}} = \max_{\rho} Q_e(\rho)$  and the characteristic outflow  $Q_{\text{out}}$  is called the capacity drop  $\Delta Q_{\text{drop}}$ .

and

$$T = 2\tau \left(1 - e^{-T/\tau}\right). \quad (6)$$

It is also worth stating that the characteristic outflow

$$Q_{\text{out}} = \rho_{\text{out}} v^0 = \frac{1}{d_0/v^0 + T/2} \quad (7)$$

from congested traffic is smaller than the maximum flow

$$Q_{\text{max}} = \frac{v^0}{d_0}, \quad (8)$$

that is, there must be a density region in which two different flows are possible. Hence, the actually assumed density value depends on the history. This is called a *hysteresis effect*. Once a traffic jam forms, there is an effective *capacity drop* of size

$$\begin{aligned} \Delta Q_{\text{drop}} &= Q_{\text{max}} - Q_{\text{out}} = \frac{v^0}{d_0} - \frac{1}{d_0/v^0 + T/2} \\ &= \frac{v^0 T/2}{d_0(d_0/v^0 + T/2)} > 0 \end{aligned} \quad (9)$$

(see Fig. 5).

### 3 Definition of critical amplitudes and critical densities

It is very encouraging that characteristic constants of traffic flows such as the jam density  $\rho_{\text{jam}}$ , the outflow  $Q_{\text{out}}$  from congested traffic, and the propagation speed  $c = -1/(\rho_{\text{jam}}T)$  of jam fronts can be analytically derived from the optimal velocity model. This just requires a simple enough specification (2) of the function  $v_o(d)$ , see reference [29] and the Appendix of this paper. Therefore, we will try in the following to derive the critical densities and critical amplitudes for this model as well. For this, let us study a circular one-lane system of length  $L$  with  $N$  vehicles and an average vehicle density  $\bar{\rho} = N/L$ . In order to avoid finite size effects, we will assume a large system with many vehicles. According to equations (1) and (2), if all vehicles have a distance greater than  $d_0$  to their leader, all of them will accelerate and reach the maximum speed  $v^0$ , while we expect congested, standing traffic, if all vehicles have a distance smaller than  $d_0$ , since this forces them to decelerate.

Therefore, an interesting dynamics will only occur if some vehicles have distances larger than  $d_0$ , while others have distances smaller than  $d_0$ . In the following, we will focus on this case. One first observation is that *linearly* unstable traffic should be possible only for  $\bar{\rho} = N/L = 1/d_0$ , so that, for the stepwise specification (2) of the optimal velocity function  $v_o(d)$ , we have the special case

$$\rho_{c2} = \rho_{c3} = \frac{1}{d_0}. \quad (10)$$

But what is the value of the critical density  $\rho_{c1}$  at which non-linear instability starts to be possible, and is there a

critical density  $\rho_{c4}$ , beyond which even arbitrarily large perturbations will fade away? And can we approximately determine the critical amplitudes  $\Delta\rho_{\text{cr}}(\bar{\rho})$ ?

Let us in the following focus on a special kind of perturbation (see Figs. 6 and 8): we will assume that  $(N-1)$  vehicles have an identical distance  $d_{(0)}$  to their respective predecessor, while the distance  $d_1(0)$  of the first vehicle to its predecessor is

$$d_1(0) = L - (N-1)d_{(0)}. \quad (11)$$

Accordingly, we define the perturbation size as

$$\begin{aligned} \Delta\rho &= \left| \frac{1}{d_{(0)}} - \frac{1}{d_1(0)} \right| = \left| \frac{1}{d_{(0)}} - \frac{1}{L - (N-1)d_{(0)}} \right| \\ &= \left| \frac{L - Nd_{(0)}}{d_{(0)}[L - (N-1)d_{(0)}]} \right|. \end{aligned} \quad (12)$$

In order to avoid finite-size effects, we will assume a very large system of length  $L = N/\bar{\rho}$  with  $N \gg 1$  vehicles. Then, we have

$$d_{(0)} = \frac{L - d_1(0)}{N-1} \rightarrow \frac{L}{N} = \frac{1}{\bar{\rho}}, \quad (13)$$

which implies

$$\Delta\rho \approx \left| \bar{\rho} - \frac{1}{d_1(0)} \right|. \quad (14)$$

The critical *amplitudes*  $\Delta\rho_{\text{cr}}$  are basically defined by not changing in time (neither growing nor shrinking), i.e. by *marginal stability*. Moreover, the critical *density*  $\rho_{c1}$  is characterized by the fact that the critical amplitude ceases to exist for lower densities, and the same applies for densities greater than the critical density  $\rho_{c4}$ .

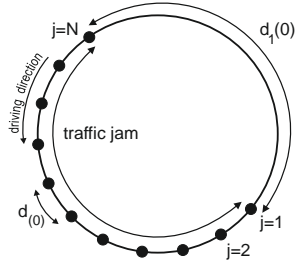
Remember that the propagation of perturbations requires at least one vehicle distance (either  $d_{(0)} \approx 1/\bar{\rho}$  or  $d_1(0)$ ) to be above and another one below  $d_0$ . This allows us to estimate a lower bound for the critical perturbation amplitudes  $\Delta\rho_{\text{cr}}(\bar{\rho})$ . Two cases may be distinguished:

1. If the density  $\bar{\rho} \approx 1/d_{(0)}$  is greater than  $1/d_0$ , we must have  $d_1(0) > d_0$ , which implies  $[\bar{\rho} - 1/d_1(0)] > \bar{\rho} - 1/d_0$ .
2. If the density  $\bar{\rho} \approx 1/d_{(0)}$  is smaller than  $1/d_0$ , we must have  $d_1(0) < d_0$ , which implies  $[1/d_1(0) - \bar{\rho}] > 1/d_0 - \bar{\rho}$ .

Consequently, the critical amplitude can become zero only for  $\bar{\rho} = 1/d_0 = \rho_{c2} = \rho_{c3}$ , and altogether we must have

$$\Delta\rho_{\text{cr}}(\bar{\rho}) \geq \left| \bar{\rho} - \frac{1}{d_0} \right|. \quad (15)$$

However, this is only a *necessary* condition, while we will determine *sufficient* conditions for the existence of stop-and-go waves in the following sections. In our further analysis, we will treat the case of large densities separately from the case of small densities.



**Fig. 6.** Illustration of the initial distribution of vehicles on a ring road assumed in the high-density case ( $\bar{\rho} > 1/d_0$ ). Vehicles  $j \in \{2, \dots, N\}$  are standing in a traffic jam with speed  $v_j = 0$  and a distance  $d_{(0)} < d_0$  to the predecessor. Vehicle  $j = 1$  starts with zero velocity as well, but can accelerate, if its distance  $d_1(0)$  to the next vehicle is greater than  $d_0$ .

#### 4 The case of large densities

The situation for densities  $\bar{\rho} > 1/d_0$  is illustrated in Figure 6. We assume that all vehicles  $j$  start at time  $t = 0$  with speed  $v_j(0) = 0$ . Moreover, all vehicles but one are assumed to have the initial distance  $d_{(0)} < d_0$ , while the remaining vehicle  $j = 1$  has the distance  $d_1(0) = L - (N - 1)d_{(0)} > d_0$ , where  $L$  is the length of the assumed circular road. It will turn out that the simplicity of this initial perturbation is the reason for the feasibility of our calculations. Without loss of generality, vehicle  $j = 1$  starts to accelerate at  $x = 0$  and  $t = 0$ .

We will now have to identify the possible reason for a disappearance of the initial perturbation in the course of time. In the case of large densities  $\bar{\rho} > \rho_{c3} = 1/d_0$ , an initial perturbation will fade away if the maximum vehicle distance does not allow to reach a sufficiently high speed in the acceleration process to reach a vehicle distance equal to or smaller than  $d_{(0)}$  after its successive braking maneuver. While the speed in the vehicle queue is approximately zero (despite for, maybe, the last few vehicles in the queue which may still decelerate), the maximum speed  $v_{(0)}$  is reached at the time  $t_{(0)}$  when the vehicle under consideration starts to decelerate. Focussing on vehicle  $j = 1$ , we find

$$v_{(0)} = v_1(t_{(0)}) = v^0(1 - e^{-t_{(0)}/\tau}), \quad (16)$$

because equations (1) and (2) imply  $v_1(t) = v^0(1 - e^{-t/\tau})$ , which can be easily checked by differentiation with respect to  $t$ .

As the first vehicle's position at time  $t = 0$  is assumed to be  $x_1(0) = 0$ , the time-dependent location of vehicle 1 is given by

$$\begin{aligned} x_1(t) &= \int_0^t dt' v_1(t') = \int_0^t dt' (v^0 - v^0 e^{-t'/\tau}) \\ &= v^0 t + v^0 \tau (e^{-t/\tau} - 1). \end{aligned} \quad (17)$$

The time  $t_{(0)}$  at which vehicle  $j = 1$  starts to decelerate is the time  $t$  at which its distance to vehicle  $j = N$ , i.e. the last vehicle in the queue, becomes  $d_0$ . Since vehicle  $j = N$  is located at  $x_N = L - (N - 1)d_{(0)}$ , this implies

$$L - (N - 1)d_{(0)} - x_1(t_{(0)}) = d_0 \quad (18)$$

or

$$L - (N - 1)d_{(0)} - d_0 = v^0(t_{(0)} - \tau + \tau e^{-t_{(0)}/\tau}), \quad (19)$$

which is an implicit equation determining the acceleration time period  $t_{(0)}$ . At the end of its deceleration process, the previously first vehicle of the queue, which has then joined the end of the queue, will have a distance  $d_{(1)}$ , which depends on the maximum speed  $v_{(0)}$ . Since the deceleration process according to equations (1) and (2) obeys an exponential velocity decay

$$v_1(t) = v_{(0)} e^{-(t-t_{(0)})/\tau}, \quad (20)$$

the resulting minimum distance can be determined as

$$d_{(1)} = d_0 - \int_{t_{(0)}}^{\infty} dt v_{(0)} e^{-(t-t_{(0)})/\tau} = d_0 - v_{(0)} \tau. \quad (21)$$

The other vehicles in the queue are expected to have the same distance to their respective predecessor after one cycle of acceleration and deceleration. That is, while their distance was  $d_{(0)}$  in the beginning, their distance after one cycle will be  $d_{(1)}$ , after two cycles it will be  $d_{(2)}$ , and so on. The iterative equations to determine the decisive quantities can be derived analogously to equations (21) and (16):

$$d_{(n+1)} = d_0 - v_{(n)} \tau = d_0 - v^0 \tau (1 - e^{-t_{(n)}/\tau}), \quad (22)$$

where  $t_{(n)}$  as a function of  $d_{(n)}$  is determined from

$$L - (N - 1)d_{(n)} - d_0 = v^0(t_{(n)} - \tau + \tau e^{-t_{(n)}/\tau}) \quad (23)$$

similarly to equation (19). Equation (23) allows us to replace the right-hand side of equation (22), which yields an equation for  $d_{(n+1)}$  as a function of  $d_{(n)}$ :

$$d_{(n+1)} = L - (N - 1)d_{(n)} - v^0 t_{(n)}(d_{(n)}). \quad (24)$$

It is, therefore, interesting to ask, whether the series  $d_{(n)}$  converges and, if yes, to what value. If the values  $d_{(n)}$  stay the same for different values of  $n$ , the initial perturbation is stable over time. If the distances go down, then the perturbation grows. However, if the values of  $d_{(n)}$  grow with  $n$ , the initial perturbation fades away (which is expected to happen, when the perturbation is too small). Therefore, the critical amplitude is given by the condition  $d_{(n+1)} = d_{(n)}$  of marginal stability, which together with equation (24) implies  $d_{(n)} = L - (N - 1)d_{(n)} - v^0 t_{(n)}$  or

$$v^0 t_{(n)} = L - N d_{(n)}. \quad (25)$$

Multiplying equation (22) with  $(N - 1)$ , we obtain for the marginally stable case  $d_{(n+1)} = d_{(n)}$ :

$$(N - 1)d_{(n)} = (N - 1) \left[ d_0 - v^0 \tau (1 - e^{-t_{(n)}/\tau}) \right]. \quad (26)$$

Inserting equation (23) finally yields

$$v^0 t_{(n)} = L - N d_0 + N v^0 \tau (1 - e^{-t_{(n)}/\tau}). \quad (27)$$

Dividing equation (27) by  $N$ , considering  $L/N = 1/\bar{\rho}$ , and performing the limit  $N \rightarrow \infty$  gives

$$v^0 \tau (1 - e^{-t_{(n)}/\tau}) = d_0 - \frac{1}{\bar{\rho}}, \quad (28)$$

i.e. one solution with a finite value of  $t_{(n)}$ :

$$t_{(n)} = -\tau \ln \left( 1 - \frac{d_0 - 1/\bar{\rho}}{\tau v^0} \right) \approx \frac{1}{v^0} \left( d_0 - \frac{1}{\bar{\rho}} \right). \quad (29)$$

Here, our approximation is based on the first-order Taylor expansion  $\ln(1 - x) \approx -x$ . Together with equation (25), we have

$$d_0 - \frac{1}{\bar{\rho}} \approx v^0 t_{(n)} = L - N d_{(n)}, \quad (30)$$

and considering  $d_{(n+1)} = d_{(n)} = \dots = d_{(0)}$  finally gives

$$L - N d_{(0)} \approx d_0 - \frac{1}{\bar{\rho}}. \quad (31)$$

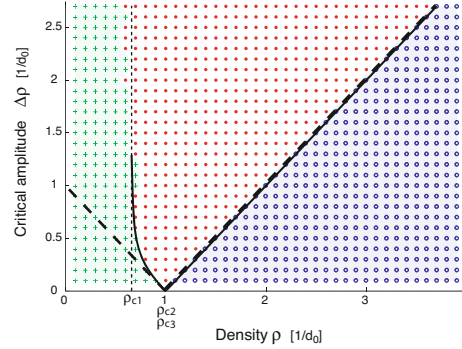
This can now be inserted into equation (12) to obtain the critical amplitudes:

$$\begin{aligned} \Delta \rho_{\text{cr}}(\bar{\rho}) &= \left| \frac{L - N d_{(0)}}{d_{(0)} [L - (N - 1) d_{(0)}]} \right| \\ &\approx \left| \frac{d_0 - 1/\bar{\rho}}{d_{(0)} (d_0 - 1/\bar{\rho} + d_{(0)})} \right| \\ &\approx \left| \frac{d_0 - 1/\bar{\rho}}{d_0/\bar{\rho}} \right| = \left| \bar{\rho} - \frac{1}{d_0} \right|, \end{aligned} \quad (32)$$

where we have applied  $d_{(0)} \approx 1/\bar{\rho}$  according to equation (13).

Equation (32) agrees well with our numerical findings (see Fig. 7). Obviously, the critical perturbation amplitude is zero for  $\bar{\rho} = 1/d_0 = \rho_{c3}$ , as it should. Moreover, for the specification (2) of the optimal velocity function, the critical amplitude does not diverge at a finite density. Nevertheless, there is a critical density  $\rho_{c4}$ , which is given by the fact that  $d_{(n+1)} \geq d_0 - v^0 \tau$  according to equation (22). Considering  $d_{(n+1)} = d_{(0)} \approx 1/\bar{\rho}$  in the marginally stable case, a critical amplitude ceases to exist for densities larger than

$$\rho_{c4} = \frac{1}{d_0 - v^0 \tau}. \quad (33)$$



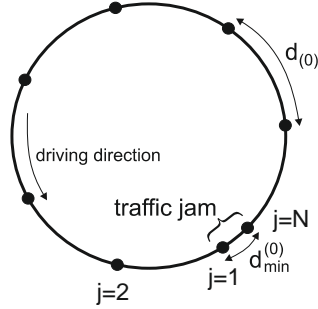
**Fig. 7.** (Color Online) Results of computer simulations of the car-following model (1) with the optimal velocity function (2) for a time discretization  $\delta t = 0.1$  and  $v^0 = d_0/\tau$  (where  $d_0 = 1$  and  $\tau = 1$  has been assumed because of the possibility to scale space and time). The simulations were run for  $N = 100$  vehicles, with the initial conditions illustrated in Figures 6 and 8. Given a certain average density  $\bar{\rho}$ , the length  $L$  of the simulation stretch was chosen as  $L = N/\bar{\rho}$ , and the perturbation amplitude  $\Delta \rho_{\text{cr}}(\bar{\rho}) = |1/d_{(0)} - 1/[L - (N - 1)d_{(0)}]|$  determined the initial distance  $d_{(0)}$  between  $N - 1$  of the vehicles. The bold dashed lines represent the necessary condition (15) for the existence of stop-and-go waves, while the thin solid lines represent the approximate critical amplitudes calculated in this paper. The critical amplitudes according to our numerical simulations lie between the areas represented by different kinds of symbols reflecting different traffic states at  $t = 2000$ : green plus signs mean all vehicles move at the desired speed  $v^0$ , blue circles mean all vehicles have stopped moving, and red dots mean vehicles have different speed values, corresponding stop-and-go waves.

### 5 The case of low densities

The initial condition assumed for low densities is illustrated in Figure 8. While at large densities, vehicle  $j = 1$  had a larger distance than the other vehicles, it has now a smaller distance. In the following, we will focus on vehicle  $j = N$ , of which we assume that it is located at  $x = 0$  and starts to accelerate at time  $t = 0$  with an initial speed  $v_N(0) = 0$ , while the following vehicle  $j = 1$  is assumed to have the initial distance  $d_1(0) = d_{\text{min}}^{(0)} < d_0$ . As the other vehicles have, by definition, the same initial distance  $d_{(0)}$  from each other, the distances are related via the equation

$$d_1(0) = d_{\text{min}}^{(0)} = L - (N - 1)d_{(0)}. \quad (34)$$

Equation (12) determines again the perturbation size. In the case of small densities  $\bar{\rho} \leq \rho_{c2} = 1/d_0$ , the survival of a perturbation requires that there is at least one vehicle with a distance  $d_{\text{min}}^{(0)} < d_0$  for a long enough time period  $t_*$  to force the successive vehicle to brake. (If this vehicle would already start to accelerate before the follower reaches a



**Fig. 8.** Illustration of the initial distribution of vehicles assumed in the low-density case ( $\bar{\rho} < 1/d_0$ ). Again, all vehicles are standing at time  $t = 0$ , but vehicle  $j = 1$  has the initial distance  $d_1(0) = d_{\min}^{(0)} = L - (N-1)d_{(0)}$ , while all other vehicles have the initial distance  $d_{(0)} > d_0$ . The initial vehicle speeds were set to zero.

distance  $d_0$  to it, this would cause the perturbation to fade away.) Therefore, let us determine  $t_*$  in the following.

### 5.1 Derivation focused on the trajectory of one vehicle

According to equations (1) and (2), the speed of vehicle  $j = N$  evolves in time according to  $dv_N/dt = [v^0 - v_N(t)]/\tau$ , which implies

$$v_N(t) = \int_0^t dt' \frac{dv_N(t')}{dt'} = v^0(1 - e^{-t/\tau}) \approx v^0, \quad (35)$$

and the related distance moved is

$$d_N(t) = \int_0^t dt' v(t') = v^0 t + v^0 \tau (e^{-t/\tau} - 1) \approx v^0(t - \tau), \quad (36)$$

where the approximate equalities hold for  $t \gg \tau$ . Let  $d_{\min}^{(1)}$  denote the distance of the vehicles  $j \in \{2, \dots, N-1\}$ , after they were stopped by vehicle  $j = 1$  or a follower. Then, the distance moved by vehicle  $j = N$  before it starts to decelerate at time  $t = t_*$  (when it has reached a distance  $d_0$  to its predecessor), is

$$d_N(t_*) = L - d_{\min}^{(0)} - (N-2)d_{\min}^{(1)} - d_0. \quad (37)$$

$d_{\min}^{(1)}$  denotes the minimum distance of a vehicle at the end of its first deceleration maneuver,  $d_{\min}^{(2)}$  after the second one, etc. Equations (36) and (37) imply the start of the deceleration maneuver at time  $t = t_*^{(1)}$  with

$$t_*^{(1)} = \tau + \frac{L - d_{\min}^{(0)} - (N-2)d_{\min}^{(1)} - d_0}{v^0}. \quad (38)$$

In order for the perturbation to persist, this time period must be shorter than the time period  $T_{(0)} + (N-2)T_{(1)}$ , at which vehicle  $j = 1$  starts to accelerate, where  $T_{(n)}$  is the time shift between the acceleration of two subsequent vehicles standing at a distance  $d_{\min}^{(n)}$ . This implies the threshold condition

$$\tau + \frac{L - (N-1)d_{\min}^{(1)} - d_0}{v^0} = T_{(0)} + (N-2)T_{(1)} \quad (39)$$

for the survival of a perturbation. As the first deceleration maneuver extends over a time period  $\Delta t = t_*^{(1)} - T_{(0)} - (N-2)T_{(1)}$ , the evolution  $v_N(t) = v^0 e^{-(t-t_*^{(1)})/\tau}$  of the vehicle speed for  $t_*^{(1)} < t \leq t_*^{(1)} + \Delta t$  implies that the minimum distance  $d_{\min}^{(1)}$  afterwards is

$$\begin{aligned} d_{\min}^{(1)} &= d_0 - \int_{t_*^{(1)}}^{t_*^{(1)} + \Delta t} dt' v_N(t') \\ &= d_0 - v^0 \tau (1 - e^{-\Delta t/\tau}) \geq d_0 - v^0 \tau. \end{aligned} \quad (40)$$

Moreover, let us assume a subsequent increase of the speed according to  $v^0(1 - e^{-(t-t')/\tau})$ , where  $t'$  represents the starting time of the acceleration maneuver. Then, since the following vehicle starts to accelerate when that vehicle has reached a distance  $d_0$ , the time period  $T_{(1)}$  between successive acceleration maneuvers is determined by the equation

$$\begin{aligned} d_0 &= d_{\min}^{(1)} + \int_{t'}^{t'+T_{(1)}} dt v^0(1 - e^{-(t-t')/\tau}) \\ &= d_{\min}^{(1)} + v^0 [T_{(1)} - \tau(1 - e^{-T_{(1)}/\tau})]. \end{aligned} \quad (41)$$

Consider now that, for the critical amplitude, the conditions  $d_{\min}^{(1)} = d_{\min}^{(0)}$  and  $T_{(1)} = T_{(0)}$  of marginal stability must hold. Then, equations (39) and (41) imply

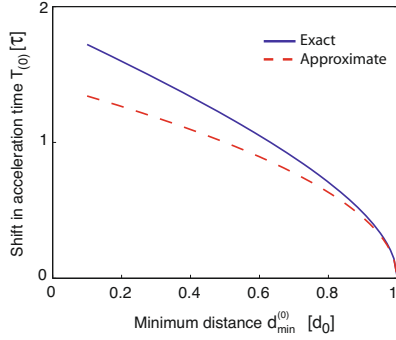
$$\begin{aligned} (N-1)T_{(0)} &= (N-1) \left( \frac{d_0 - d_{\min}^{(0)}}{v^0} + \tau(1 - e^{-T_{(0)}/\tau}) \right) \\ &= \tau + \frac{L - (N-1)d_{\min}^{(0)} - d_0}{v^0}. \end{aligned} \quad (42)$$

Rearranging this and dividing the result by  $N$ , in the limit  $N \gg 1$  and with  $L/N = 1/\bar{\rho}$  we get

$$\frac{1}{\bar{\rho}} - d_0 \approx v^0 \tau (1 - e^{-T_{(0)}/\tau}). \quad (43)$$

Furthermore, with  $d_{\min}^{(1)} = d_{\min}^{(0)}$  and  $T_{(1)} = T_{(0)}$ , equation (41) leads to

$$d_{\min}^{(0)} - d_0 = v^0 \tau (1 - e^{-T_{(0)}/\tau}) - v^0 T_{(0)} \approx v^0 \frac{(T_{(0)})^2}{2\tau}, \quad (44)$$



**Fig. 9.** (Color Online) Exact solution of equation (51) as compared to its approximate solution (45). The approximation works particularly well in the relevant range of  $d_{\min}^{(0)}/d_0 \approx 1$ .

where the last approximation is based on a Taylor expansion of second order. Therefore, we have

$$(v^0 T_{(0)})^2 \approx 2\tau v^0 (d_0 - d_{\min}^{(0)}) \quad (45)$$

(see Fig. 9), while equations (44) and (43) together imply

$$v^0 T_{(0)} \approx \frac{1}{\bar{\rho}} - d_{\min}^{(0)}. \quad (46)$$

As a consequence of equations (45) and (46), we have

$$\left(\frac{1}{\bar{\rho}} - d_{\min}^{(0)}\right)^2 \approx 2\tau v^0 (d_0 - d_{\min}^{(0)}). \quad (47)$$

Solving this with respect to  $d_{\min}^{(0)}$  finally gives

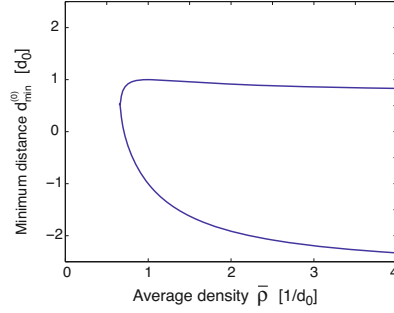
$$d_{\min}^{(0)} = -\left(\tau v^0 - \frac{1}{\bar{\rho}}\right) \pm \sqrt{\left(\tau v^0 - \frac{1}{\bar{\rho}}\right)^2 - \left(\frac{1}{\bar{\rho}^2} - 2\tau v^0 d_0\right)}, \quad (48)$$

but only the solution with the plus sign meets the requirement  $d_{\min}^{(0)} > 0$  in the relevant density range (see Fig. 10). Considering equations (12) and (13), we find the following relationship for the critical amplitude:

$$\Delta\rho_{\text{cr}} = \left| \frac{1}{d_{(0)}} - \frac{1}{d_1(0)} \right| \approx \left| \bar{\rho} - \frac{1}{d_{\min}^{(0)}} \right|. \quad (49)$$

The critical amplitude ceases to be well-defined, when  $d_{\min}^{(0)}$  assumes complex values, i.e. when the expression in equation (48) under the root becomes negative. The critical density corresponds  $\rho_{c1}$  to the density for which the root becomes zero, i.e. both solutions in equation (48) agree. This leads to

$$\rho_{c1} = \frac{1}{d_0 + \tau v^0/2}. \quad (50)$$



**Fig. 10.** Both real-valued solutions of equation (48). It can be seen that the lower solution would predict negative values of  $d_{\min}^{(0)}$  for most density values  $\bar{\rho}$ . Therefore, the upper solution must be chosen. Below  $\bar{\rho} = \rho_{c1}$ , the solution of equation (48) has an imaginary part, which does not have a reasonable interpretation, here.

With this, we have successfully estimated the critical density and the critical amplitudes, as Figure 7 shows. Notably, our results for the low-density regime deviate significantly from the lower limit given in equation (15). It is for the first time that the problem of determining critical perturbation amplitudes of a traffic model has been analytically solved.

## 5.2 Derivation focused on a leader and its follower

While we have based our previous calculations on the study of vehicle  $j = N$ , we may also derive our results from the consideration of two successive vehicles instead. Analogously to equation (41), the time  $T_{(0)}$  after which vehicle  $j = 1$  starts to *accelerate* is given by

$$d_{\min}^{(0)} + v^0 [T_{(0)} - \tau(1 - e^{-T_{(0)}/\tau})] = d_0. \quad (51)$$

At that time, the following vehicle has the distance

$$d_{\min}^{(1)} = \underbrace{d_{(0)}}_{=d_0} - v^0 t'' - v^0 \tau (1 - e^{-(T_{(0)} - t'')/\tau}), \quad (52)$$

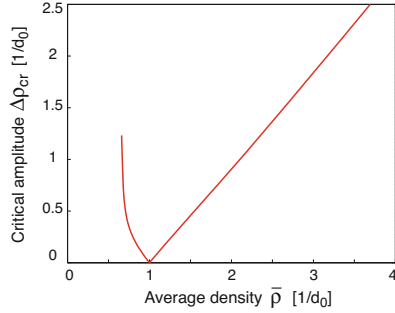
where

$$t'' = \frac{d_{(0)} - d_0}{v^0} \approx \frac{1/\bar{\rho} - d_0}{v^0} \quad (53)$$

is the time, at which vehicle  $j = 2$  starts to *decelerate*, while it moves at speed  $v^0$  before. For the survival of the perturbation we have to demand  $t'' \geq 0$  and  $d_{\min}^{(1)} \leq d_{\min}^{(0)}$ . In first-order Taylor approximation, we have

$$d_0 - d_{\min}^{(1)} = v^0 \tau (1 - e^{-(T_{(0)} - t'')/\tau}) \approx v^0 (T_{(0)} - t'') \approx v^0 T_{(0)} - \left(\frac{1}{\bar{\rho}} - d_0\right), \quad (54)$$

D. Helbing and M. Moussaid: Calculation of critical perturbation amplitudes and critical densities of traffic flows 9



**Fig. 11.** Critical amplitude according to equations (49) and (48). The curve is very well compatible with the numerical results, as shown in Figure 7.

so that together with equation (52) we get

$$v^0 T_{(0)} = \frac{1}{\bar{\rho}} - d_{\min}^{(1)}. \quad (55)$$

As pointed out before, for the critical amplitude we can presuppose marginal stability with  $d_{\min}^{(1)} = d_{\min}^{(0)}$ . Consequently, the relation  $(v^0 T_{(0)})^2 \approx 2\tau v^0 (d_0 - d_{\min}^{(0)})$  results again as an approximate solution of (51), see Figure 11.

## 6 Summary and conclusions

Our findings can be summarized as follows: based on the car-following model (1) with the stepwise optimal velocity function (2) and a simple type of initial perturbation, it is possible to derive critical amplitudes and critical densities. Linearly unstable behavior, where the breakdown of free traffic flow is caused by minor perturbations, is found only between the critical densities  $\rho_{c2}$  and  $\rho_{c3}$ . In case of the stepwise optimal velocity function (2), both critical densities agree, and we have  $\rho_{c2} = \rho_{c3} = 1/d_0$ . Below this density, the survival of a perturbation needs at least one vehicle with a distance  $d_{\min}^{(0)} < d_0$  for a long enough time period to force the successive vehicle to brake. This requires densities between the critical densities  $\rho_{c1}$  and  $\rho_{c2}$ , where  $\rho_{c1}$  is given by equation (50) in good agreement with numerical results, see Figure 7. Furthermore, the perturbations must have a size greater or equal to the critical perturbation amplitude  $\Delta\rho_{cr}(\bar{\rho})$ . Equation (49) with (48) represent the related results of our approximate analytical calculations.

If the average density  $\bar{\rho}$  exceeds the value  $1/d_0$ , an initial perturbation will fade away, if the maximum vehicle distance does not allow drivers to reach a sufficiently high speed in the acceleration process to reach a vehicle distance equal to or smaller than  $d_{(0)}$  after the successive braking maneuver. With equation (33), we have found an analytical formula for the critical density  $\rho_{c4}$ , above which

perturbations will necessarily decay. However, for average densities between  $\rho_{c3}$  and  $\rho_{c4}$ , perturbations larger than the critical amplitude given by equation (32) will grow and form moving jams of the kind of “anticlusters”, while smaller perturbations will fade away, giving rise to homogeneous, congested traffic (and in the special case of the stepwise optimal velocity function assumed here, even to standing traffic). Note that, for other specifications of the optimal velocity function, homogeneous congested traffic flows will usually be *finite*. Furthermore, it should not be forgotten that the critical perturbation amplitude may depend on the shape of the initial perturbation.

Our analytical findings are summarized by Figure 7. Note that the self-organized flow-density relation (the “jam line”) differs significantly from the “fundamental diagram” resulting from the optimal velocity function in the case of stationary and homogeneous traffic flows, which, however, may be unstable. An interesting observation for the stepwise specification of the optimal velocity function is that large perturbations at high vehicle densities can reach *greater* average flows than *small* perturbations, while the situation at low densities is characterized by a capacity drop, see equation (9).

The authors would like to thank Peter Felten for the preparation of illustrations 6 and 8.

*Author Contributions:* MM produced the other figures and performed the computer simulations, while DH did the analytical calculations.

## Appendix: Derivation of the characteristic constants of the optimal velocity model

For the stepwise specification (2), the characteristic constants of the optimal velocity model (1) can be analytically calculated (see Ref. [29]). In the following, we summarize the calculations in our notation, here. For this, let us assume a number of jammed vehicles with velocity zero and distance smaller than  $d_0$   $\rho_{\text{jam}}$  shall denote the jam density.

If we assume that a car starts to accelerate out of the jam only when its leading car has approximately reached its desired velocity  $v^0$ , and starts to decelerate when its predecessor has almost stopped in the traffic jam, we have the acceleration equation  $dv_j/dt \approx [v^0 - v_j(t)]/\tau > 0$  for  $d_j > d_0$  and  $dv_j/dt \approx [0 - v_j(t)]/\tau < 0$  for  $d_j \leq d_0$ . Consequently, we find

$$v_j(t) \approx \begin{cases} v^0(1 - e^{-(t-t_0)/\tau}) & \text{if } d_j(t) > d_0, \\ v^0 e^{-(t-t_2)/\tau} & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (56)$$

$t_0$  is the time point when the acceleration of vehicle  $j$  starts with  $d_j(t_0) = d_0$  and  $dd_j(t_0)/dt > 0$ , while  $t_2$  is the successive time point with  $d(t_2) = d_0$  and  $dd_j(t_2)/dt < 0$ , when the deceleration starts.

We may distinguish four different phases:

- Phase 1 is characterized by  $dv_{j-1}(t)/dt > 0$  and  $dv_j(t)/dt > 0$ , i.e. vehicle  $j$  and its leader  $j-1$  both accelerate. According to the travelling wave concept, the

trajectory of vehicle  $j$  is exactly identical with the one of its predecessor, but shifted by some time period  $T$ , which corresponds to the delay between the acceleration of two successive vehicles out of the traffic jam, i.e.

$$v_j(t) = v_{j-1}(t - T). \quad (57)$$

The speed  $c$  of jam resolution is then given by the distance  $-1/\rho_{\text{jam}}$  between two jammed vehicles, divided by this time period  $T$ :

$$c = -\frac{1}{\rho_{\text{jam}}T}. \quad (58)$$

The negative sign is a consequence of the fact that vehicle  $j$  stands upstream of vehicle  $j - 1$ , but accelerates later, so that the downstream jam front travels opposite to the direction of vehicle motion. Considering the delay  $T$ , we get

$$\begin{aligned} \frac{dd_j(t)}{dt} &= v_{j-1}(t) - v_j(t) \\ &= v_j(t + T) - v_j(t), \end{aligned} \quad (59)$$

which by integration over time and with  $d_j(t_0) = d_0$  results in

$$\begin{aligned} d_j(t) &= d_0 + (1 - e^{-T/\tau})v^0\tau(1 - e^{-(t-t_0)/\tau}) \\ &= d_0 + (1 - e^{-T/\tau})\tau v_j(t). \end{aligned} \quad (60)$$

This implies a linear increase of distance with speed (see Fig. 4). Consequently, the desired velocity  $v_j(t) = v^0$  is reached at the distance

$$\frac{1}{\rho_{\text{out}}} = d_0 + \tau v^0(1 - e^{-T/\tau}), \quad (61)$$

which defines the density  $\rho_{\text{out}}$  related with the characteristic outflow  $Q_{\text{out}} = \rho_{\text{out}}v^0$  from congested traffic.

- Phase 2 is characterized by  $dv_{j-1}(t)/dt < 0$  and  $dv_j(t)/dt > 0$ , i.e. vehicle  $j - 1$  already decelerates, while vehicle  $j$  still accelerates. This phase is assumed to start at time  $t_1 > t_0$ , and we have  $dd_j(t)/dt = v^0e^{-(t-t_1)/\tau} - v^0(1 - e^{-(t-t_0)/\tau}) < 0$ . Therefore, we get

$$\begin{aligned} d_j(t) &= d_j(t_1) - v^0\tau(e^{-(t-t_1)/\tau} - 1) - v^0(t - t_1) \\ &\quad - v^0\tau(e^{-(t-t_0)/\tau} - e^{-(t_1-t_0)/\tau}) \\ &\approx d_j(t_1) - v^0(t - t_1) + v^0\tau(1 - e^{-(t-t_1)/\tau}), \end{aligned} \quad (62)$$

where the approximation assumes  $t - t_0 \geq t_1 - t_0 \gg \tau$ . That is, the distance  $d_j(t)$  goes down, while the speed  $v_j(t) = v^0(1 - e^{-(t-t_0)/\tau})$  is approximately  $v^0$ . The distance  $d_j(t)$  becomes  $d_0$  at time  $t_2$  with

$$(t_2 - t_1) = \frac{d_j(t_1) - d_0}{v^0} + \tau. \quad (63)$$

- Phase 3 starts at time  $t_2 > t_1$  and is characterized by  $dv_{j-1}(t)/dt < 0$  and  $dv_j(t)/dt < 0$ , i.e. vehicle  $j - 1$  decelerates, and vehicle  $j$  does the same with a time delay of  $T$ . One can say that phase 3 is the inverse process of phase 1, and we get

$$\begin{aligned} d_j(t) &= d_0 - v^0(1 - e^{-T/\tau})\tau(1 - e^{-(t-t_2)/\tau}) \\ &= d_0 - (1 - e^{-T/\tau})\tau[v^0 - v_j(t)]. \end{aligned} \quad (64)$$

Accordingly, the distance is monotonously decreasing with time. The minimum distance  $1/\rho_{\text{jam}}$  is reached at time  $t = t_3$  for the jam density  $\rho_{\text{jam}}$  and obtained by setting  $v_j(t) = 0$ :

$$\frac{1}{\rho_{\text{jam}}} = d_0 - \tau v^0(1 - e^{-T/\tau}). \quad (65)$$

Together with equation (61) we find

$$\frac{1}{\rho_{\text{out}}} - \frac{1}{\rho_{\text{jam}}} = 2\tau v^0(1 - e^{-T/\tau}). \quad (66)$$

- Phase 4 starts at time  $t_3$  and is characterized by  $dv_{j-1}(t)/dt > 0$  and  $dv_j(t)/dt < 0$ , i.e. vehicle  $j$  still decelerates, while its leader  $j - 1$  already accelerates. Phase 4 is the inverse process of phase 2, and we have  $dd_j/dt = v^0(1 - e^{-(t-t_3)/\tau}) - v^0e^{-(t-t_2)/\tau}$ . Therefore, we find

$$\begin{aligned} d_j(t) &= d_j(t_3) + v^0(t - t_3) + v^0\tau(e^{-(t-t_3)/\tau} - 1) \\ &\quad + v^0\tau(e^{-(t-t_2)/\tau} - e^{-(t_3-t_2)/\tau}) \\ &\approx \frac{1}{\rho_{\text{jam}}} + v^0(t - t_3) - v^0\tau(1 - e^{-(t-t_3)/\tau}), \end{aligned} \quad (67)$$

where the approximation assumes  $t - t_3 \geq t_3 - t_2 \gg \tau$ . Therefore, the distance grows in time, while the velocity  $v_j(t) = v^0e^{-(t-t_2)/\tau}$  of vehicle  $j$  is approximately zero. At time  $t_4$ , the distance  $d_j(t)$  becomes  $d_0$ . The difference  $t_4 - t_3$  determines the time delay  $T$  between two successive acceleration maneuvers of cars leaving the traffic jam. Inserting the definition (65) for  $\rho_{\text{jam}}$ , we obtain

$$\begin{aligned} d_0 &= \frac{1}{\rho_{\text{jam}}} + v^0T - \tau v^0(1 - e^{-T/\tau}) \\ &= d_0 + v^0T - 2\tau v^0(1 - e^{-T/\tau}) \end{aligned} \quad (68)$$

and the implicit relationship for the time shift

$$T = 2\tau(1 - e^{-T/\tau}). \quad (69)$$

Together with equation (61), this yields

$$\frac{1}{\rho_{\text{out}}} = d_0 + \frac{v^0T}{2}. \quad (70)$$

Therefore, according to equations (65), (61), and (69), it is possible to express the characteristic constants  $T$ ,



D. Helbing and M. Moussaid: Calculation of critical perturbation amplitudes and critical densities of traffic flows 11

$c$ ,  $\rho_{\text{jam}}$ , and  $\rho_{\text{out}}$  through the model parameters  $d_0$ ,  $v^0$ , and  $\tau$  only, without any dependence on the initial condition. Note that all the characteristic parameters are no model parameters. They are rather a result of the self-organization of characteristic jam fronts (see Fig. 4).

### References

1. D.C. Gazis, *Traffic Science* (Wiley, New York, 1974)
2. K. Nagel, M. Schreckenberg, *J. Phys. I France* **2**, 2221 (1992)
3. O. Biham, A.A. Middleton, D. Levine, *Phys. Rev. A* **46**, R6124 (1992)
4. B.S. Kerner, P. Konhäuser, *Phys. Rev. E* **48**, R2335 (1993)
5. D. Helbing, *Physica A* **219**, 375 (1995)
6. V. Shvetsov, D. Helbing, *Phys. Rev. E* **59**, 6328 (1999)
7. D. Helbing, *Physica A* **219**, 375 (1995)
8. D. Helbing, A. Greiner, *Phys. Rev. E* **55**, 5498 (1997)
9. K. Nagel, *Multi-Agent Transportation Simulations*, see <http://www2.tu-berlin.de/fb10/ISS/FG4/archive/sim-archive/publications/book/>
10. D. Helbing, *Rev. Mod. Phys.* **73**, 1067 (2001)
11. D. Chowdhury, L. Santen, A. Schadschneider, *Phys. Rep.* **329**, 199ff (2000)
12. T. Nagatani, *Rep. Prog. Phys.* **65**, 1331 (2002)
13. D. Helbing, R. Jiang, M. Treiber, *Phys. Rev. E* **72**, 046130 (2005)
14. R. Herman, E.W. Montroll, R.B. Potts, R.W. Rothery, *Operations Research* **7**, 86 (1959)
15. M. Bando, K. Hasebe, A. Nakayama, A. Shibata, Y. Sugiyama, *Phys. Rev. E* **51**, 1035 (1995)
16. N. Mitarai, H. Nakanishi, *J. Phys. Soc. Jpn* **69**, 3752 (2000)
17. G. Orosz, R.E. Wilson, B. Krauskopf, Global bifurcation of an optimal velocity traffic model with driver reaction time. *Phys. Rev. E* **70**, 026207 (2004)
18. G. Orosz, B. Krauskopf, R.E. Wilson, *Physica D* **211**, 277 (2005)
19. R.E. Wilson, Royal Society, submitted
20. D. Helbing, *Eur. Phys. J. B*, submitted (2008)
21. Y. Sugiyama, M. Fukui, M. Kikuchi, K. Hasebe, A. Nakayama, K. Nishinari, S.-I. Tadaki, S. Yukawa, *New J. Phys.* **10**, 033001 (2008)
22. B.S. Kerner, *The Physics of Traffic* (Springer, Heidelberg, 2004)
23. M. Schönhof, D. Helbing, *Transportation Sci.* **41**, 135 (2007)
24. B.S. Kerner, P. Konhäuser, *Phys. Rev. E* **50**, 54 (1994)
25. D. Helbing, A. Hennecke, V. Shvetsov, M. Treiber, *Math. Comp. Model.* **35**, 517 (2002)
26. M. Herrmann, B.S. Kerner, *Physica A* **255**, 163 (1998)
27. D. Helbing, M. Schreckenberg, *Phys. Rev. E* **59**, R2505 (1999)
28. B.S. Kerner, S.L. Klenov, P. Konhäuser, *Phys. Rev. E* **56**, 4200 (1997)
29. Y. Sugiyama, H. Yamada, *Phys. Rev. E* **55**, 7749 (1997)