



HAL
open science

Comportements hétérogènes de piétons et comportement émergent d'une foule

Anjara Nobby Rakotoarivelo, Jean-Michel Auberlet, Roland Brémond

► **To cite this version:**

Anjara Nobby Rakotoarivelo, Jean-Michel Auberlet, Roland Brémond. Comportements hétérogènes de piétons et comportement émergent d'une foule. Journées Francophones sur les Systèmes Multi-Agents, Jun 2020, ANGERS, France. 9p. <hal-04178830>

HAL Id: hal-04178830

<https://hal.science/hal-04178830v1>

Submitted on 8 Aug 2023

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

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



HAL Authorization

Comportements hétérogènes de piétons et comportement émergent d'une foule

Anjara Nobby Rakotoarivelo, Jean-Michel Auberlet, Roland Brémond

Univ. Gustave Eiffel, COSYS/PICS-L, F-77447 Marne La Vallée, France

anjara.rakotoarivelo@univ-eiffel.fr, jean-michel.auberlet@univ-eiffel.fr,
roland.bremond@univ-eiffel.fr

Résumé

Dans cet article, nous proposons de simuler une foule unidirectionnelle composée de piétons aux comportements hétérogènes, et se déplaçant dans un couloir. Sous certaines conditions, nous montrons que les piétons adaptent leurs interactions avec leurs voisins, ce qui fait émerger un comportement de foule particulier : le phénomène de stop-and-go, phénomène très connu en trafic routier. Pour cela, nous avons utilisé un modèle à base d'agents pour la simulation de piétons, appelé ORCA (Optimal Reciprocal Collision Avoidance), et un modèle de file d'attente. Comme la plupart des modèles de simulation piétons, les agents du modèle ORCA utilisent tous le même raisonnement pour se déplacer, raisonnement qui repose sur le concept d'évitement de collisions. Nous avons modifié le modèle ORCA en introduisant un autre comportement de déplacement, le suivi, permettant ainsi de produire des comportements hétérogènes. En effet, un piéton peut avoir plusieurs objectifs dans son déplacement, éviter les autres, rester en groupe mais également en fonction du contexte suivre quelqu'un. Nous nous sommes concentrés sur les comportements d'évitement et de suivi. Dans certaines situations, un piéton détermine ses déplacements en fonction de ses voisins mais également par rapport à celui du piéton qui le précède. Ainsi nous avons testé plusieurs combinaisons entre comportements d'évitement et de comportements de suivi. Nous avons vérifié que nos modèles sont cohérents avec les propriétés d'une foule en utilisant le diagramme fondamental qui décrit la relation entre la densité et la vitesse moyenne d'un flux. Nos données ont été comparées entre elles, mais aussi avec des travaux antérieurs. L'un des modèles testés permet de faire émerger le phénomène de stop-and-go.

Mots-clés

Simulation de piétons, modèle mixte, hétérogénéité, évitement de collisions, file d'attente, émergence, stop-and-go.

1 Introduction

La simulation de foule est utilisée dans plusieurs domaines d'application tels que l'évacuation d'urgence, la gestion des foules, les grands événements sportifs ou religieux. Ces événements sont complexes et les mouvements de foule sont difficiles à prévoir; des accidents peuvent

arriver dans certaines conditions. La compréhension des comportements émergents de la foule pourrait permettre ainsi d'anticiper d'éventuelles catastrophes qui pourraient arriver. Cependant, reproduire ces comportements émergents reste un défi. Parmi ces comportements émergents, le "stop-and-go" est réputé comme le plus méconnu et le plus étudié, que ce soit avec des équations mathématiques [17] ou des méthodes heuristiques [14, 21]. Nous avons opté pour une modélisation microscopique contrairement aux modèles macroscopiques qui considèrent la foule comme un fluide, et une approche multi-agents, en permettant aux agents d'adapter leurs décisions à leur environnement, conduisant à des comportements observables hétérogènes au sein de la population simulée.

Dans la plupart des simulations microscopiques de foule, cette dernière est composée de piétons qui utilisent le même raisonnement et ont le même comportement, à savoir l'évitement de collisions. Pourtant selon les situations, les piétons peuvent se comporter de manière différente selon qu'ils souhaitent éviter, doubler, suivre quelqu'un ou rester en groupe. Cela pose la question de la mixité de comportements et donc de la mixité de modèles de comportements. Une hétérogénéité faible est souvent obtenue, dans les simulations, en variant les caractéristiques individuelles des agents (vitesses préférentielles, destinations, distances de perception, tailles, etc.), mais dans ce cas, les comportements suivent tous le même raisonnement, les mêmes règles, et ne permettent pas au piéton d'interagir avec un autre piéton différemment.

L'objectif de l'article est de produire des comportements hétérogènes de piétons dans un sens plus fort, avec des piétons utilisant des règles différentes de décision et d'adaptation au sein d'une même foule, et d'observer ainsi une hétérogénéité des comportements émergents. Pour avoir des comportements hétérogènes, nous avons ajouté des conditions qui permettent aux agents de basculer d'un comportement à un autre. Les types de comportement que nous avons implémentés sont l'évitement de collision et le suivi. En effet, sous certaines conditions, dans une foule, nous pouvons suivre un piéton qui nous précède sans nécessairement s'en rendre compte. Ainsi tous les agents piétons ne suivent pas tous le même raisonnement pour se déplacer, ils utilisent l'un des deux modes de raisonnement à leur

disposition, en fonction du contexte qu'ils rencontrent. La combinaison de ces deux comportements nous a permis de construire quatre modèles de comportement : en fonction des voisins perçus, les piétons basculent entre suivi et évitement ou le mélange des deux. Ces modèles mixtes ont été développés à partir du modèle ORCA [19] en y introduisant un modèle de file d'attente pour simuler le suivi d'un "leader" [13].

L'un des modèles mixtes que nous avons testé permet de faire émerger le phénomène de stop-and-go. Le stop-and-go est un phénomène observé à la fois dans les déplacements de foules et en trafic routier. Il se manifeste par des périodes successives, cycliques, d'accélération et de décélération, qui se propagent au niveau macroscopique comme des ondes en sens contraire du flux. Traduit au niveau microscopique, un piéton est contraint de décélérer puis d'accélérer parce que ceux qui sont devant lui en font autant. La perturbation va se propager à l'ensemble de la foule, et ne s'arrête que lorsque l'espace libre devant permet d'accélérer sans contrainte [22]. Cette situation est typiquement rencontrée dans des situations relativement denses et unidirectionnelles.

Pour valider ces quatre modèles, nous avons comparé les caractéristiques des foules simulées, en nous appuyant sur le diagramme fondamental. Il illustre la loi de conservation du trafic : le nombre de piétons qui entre dans un couloir doit être égal au nombre de piétons qui en sort. Ce diagramme exprime la relation fondamentale entre la vitesse moyenne V de la foule dans une zone donnée en fonction de la densité K dans cette zone. A faible densité, les piétons marchent à leur vitesse préférentielle, ce qui conduit à une vitesse moyenne du flux relativement élevée (plus de 1,4m/s pour des jeunes adultes). Lorsque la densité augmente, les piétons subissent davantage de contraintes et la vitesse moyenne de la foule va ainsi décroître, la vitesse moyenne d'une foule dépend de la vitesse des piétons les plus lents. Issu de la modélisation du trafic routier, le diagramme fondamental est largement utilisé dans les simulations de trafic piéton [17, 14, 15].

L'organisation de cet article est la suivante : la section 2 dresse un court panorama relatif à notre champ de recherche ; le modèle ORCA, le modèle de file d'attente et les modèles mixtes proposés sont décrits en section 3 ; les résultats des simulations sont présentés en section 4 ; les limites et les perspectives de notre étude viennent clore cet article.

2 Travaux antérieurs

L'objectif de l'article étant de produire des comportements hétérogènes afin d'observer l'apparition des comportements émergents. Dans cette partie, on va recenser uniquement les modèles microscopiques d'évitement de collision, les modèles qui permettent de manipuler individuellement chaque agent. Ensuite, on va identifier les travaux sur les modèles permettant d'avoir des comportements hétérogènes. Enfin, lister les comportements émer-

gents existants.

2.1 Évitement de collision

Le *Social Force Model* (SFM) [10] est un modèle de simulation utilisant une analogie électrostatique pour simuler le déplacement des piétons, avec des lois de répulsion et d'attraction. Les forces de répulsion permettent au piéton d'éviter les collisions avec des obstacles et d'autres piétons, tandis que les forces d'attraction les attirent vers leur destination ou leur permet de rester en groupe. Dans ce modèle, les piétons n'anticipent pas les mouvements des autres piétons. En effet, pour calculer son déplacement, l'agent piéton ne prend en compte que la position des autres mais pas leur vitesse, et ne peut anticiper le mouvement suivant des voisins. Dans une approche multi-agent, les agents peuvent alors choisir la même position lorsqu'ils se déplacent ; des risques de collision apparaissent ainsi. La plupart des recherches avec ce modèle utilise donc des pas de simulation faible, souvent de l'ordre de 1/10s, pour que l'agent rectifie assez vite sa trajectoire et évite d'éventuelles collisions.

Le modèle *BioCrowd* permet de transposer un algorithme de développement de branches d'arbre à la simulation de piétons [4]. L'espace est discrétisé avec un ensemble de marqueurs spatiaux, et les piétons ne peuvent se déplacer que d'un marqueur à un autre. Le choix d'un marqueur disponible dans son voisinage va lui permettre d'atteindre sa destination finale. Par construction, ce modèle de simulation garantit l'évitement de collisions. Toutefois, les agents ne pouvant se déplacer que d'un marqueur à un autre, leur vitesse dépend conjointement de la densité spatiale de marqueurs et de la fréquence de calcul de la simulation, rendant la calibration de ces deux paramètres peu aisée.

Le modèle *ORCA* est une extension du modèle *RVO* (*Reciprocal Velocity Obstacle*). Chaque agent calcule le vecteur vitesse admissible optimal (dans un certain sens) afin d'atteindre sa destination tout en évitant les collisions. L'agent du modèle *ORCA* calcule sa nouvelle vitesse en prenant en compte la position et la vitesse de tous ses voisins, dans son champ de perception. La prise en compte de la vitesse permet à l'agent d'anticiper la future position de ses voisins. Ce modèle garantit l'absence d'oscillations et de collisions sous réserve d'initialiser correctement les paramètres. Des oscillations peuvent apparaître dans une situation de face à face, quand chacun évite l'autre de manière exagérée dans un premier temps, et dans un second temps revient vers lui parce qu'il s'est trop écarté de son but, et s'écarte à nouveau, etc.

Toutefois, sur les 3 modèles présentés, les agents interagissent avec les autres agents de manière identique, rendant les simulations homogènes. Les paramètres individuels peuvent être différents, comme la vitesse préférentielle ou la taille ; par contre les agents dans chaque modèle utilisent le même raisonnement. Nous voulons travailler dans un espace continu et les modèles *ORCA* et *SFM* permettent de simuler dans un espace continu. Contrairement

au modèle SFM qui ne prend en compte que les positions des voisins, le modèle ORCA prend en compte aussi les vitesses des voisins, rendant possible l'anticipation et garantissant l'évitement de collision.

2.2 Comportements hétérogènes

Le modèle ORCA a été modifié par différents auteurs de manière à créer des comportements asymétriques lors des interactions [3, 16]. Dans le modèle ORCA original, chaque agent prend en compte les autres de la même manière, ce qui fait que l'évitement de collision est symétrique (par exemple, quand ils sont front face à face). La symétrie est obtenue parce qu'un paramètre, appelé *Shared Effort* (SE), vaut 0,5, ce qui signifie d'après les auteurs que chacun fait la moitié de l'effort d'évitement. Dans les évolutions proposées [3, 16], le SE varie d'un agent à l'autre. Plus le SE est élevé, plus l'agent fait d'effort pour éviter les collisions. Dans ces modèles, les agents respectent toujours les contraintes du modèle ORCA à savoir pas de collision et pas d'oscillation.

Bourgois et al. [1] ont aussi redéfini le modèle SFM pour prendre en compte des comportements hétérogènes, en particulier deux comportements différents : « Normal » et « Dangereux ». Lorsqu'un piéton « Normal » rencontre un piéton « Dangereux », il accepte d'être plus proche des autres piétons « Normaux » pour davantage éviter le piéton « Dangereux ».

Dans ces trois articles [3, 1, 16], les auteurs ont enrichi les possibilités de comportement des agents pour créer une hétérogénéité au niveau local. Dans notre article, nous cherchons à produire des comportements hétérogènes observables au niveau global, pouvant dans certains cas faire émerger un comportement collectif.

Toutefois, sur ces modèles hétérogènes explorés, aucune piste n'a été explorée sur l'impact de la modification des comportements locaux sur les comportements globaux et les phénomènes émergents.

2.3 Comportement émergent

Certains chercheurs ont utilisé le modèle ORCA pour la simulation de foule à base d'agents autonomes [20, 8]. D'autres ont utilisé une approche multi-agent pour étudier les comportements émergents des agents à partir des mouvements locaux, qui sont la coopération ou la compétition entre les agents [2, 7]. L'idée est d'observer des comportements collectifs qui ne sont pas implémentés dans les agents mais émergent par interactions locales, comme la formation de files ou le stop-and-go. La formation de files est observée lorsqu'une foule se déplace dans deux sens opposés et s'auto-organise pour faciliter le mouvement de l'ensemble. Le stop-and-go par contre est observé lorsqu'un flux se déplace dans une seule direction. Des recherches ont démontré que le stop-and-go peut être un indicateur de situation critique [17, 14].

Dans le cas d'un flux unidirectionnel, on peut faire le lien entre comportements locaux et globaux au moyen du dia-

gramme fondamental (relation entre la vitesse moyenne et la densité d'un flux). Plus la densité augmente, plus la vitesse moyenne diminue, jusqu'au point de blocage où les agents ne peuvent presque plus avancer. Des auteurs ont proposé un modèle de comportement qui varie en fonction de la densité de piétons dans l'environnement proche en utilisant directement le diagramme fondamental [15]. Mais ces travaux posent la question de la validité, car les résultats sont souvent comparés au diagramme fondamental, qui est une entrée du modèle.

Les recherches menées par [21] ont montré que les paramètres individuels des piétons tels que la taille de l'espace personnel, la distance de sécurité et le nombre de voisins perçus conduisent à l'apparition de phénomènes émergents d'auto-organisation comme la formation de files. Tordeux et al. [18] ont essayé de reproduire le stop-and-go sur une foule de piétons à partir du calcul de la vitesse et de l'espace entre les piétons. Ils ont optimisé la vitesse des agents avec la méthode OV (*Optimal Velocity*). Il existe aussi des recherches qui étudient la relation entre la densité, la vitesse et les phénomènes émergents; Seyfried et al. [17] ont utilisé le diagramme fondamental pour comprendre les congestions.

Différents travaux antérieurs ont donc introduit des modèles hétérogènes; d'autres ont recherché, avec des modèles homogènes, l'émergence de comportements comme le stop-and-go. Dans cet article, on s'intéressera au comportement émergent d'une foule hétérogène.

3 Comportements proposés

Le modèle proposé dans cet article se base essentiellement sur deux comportements : le comportement d'évitement de collision et le comportement de suivi. Sous certaines conditions, les piétons basculent d'un comportement à l'autre, sous une forme pure ou sous une forme qui implique un compromis entre les deux types de comportements. Notre propre contribution dans cet article est la modélisation de 3 modèles d'interactions de ce type, que nous appellerons « mixtes ».

3.1 Comportement d'évitement

Nous avons choisi le modèle ORCA pour le comportement d'évitement : c'est en effet un modèle qui est limité à l'évitement de collision. Mais comme le modèle prend en compte en même temps la position et la vitesse des voisins, le piéton peut anticiper la position future de ses voisins, ce qui garantit l'apparition d'éventuelle collision. Le piéton est doté d'un paramètre d'anticipation de collision appelé *TimeHorizon*. Plus cette valeur est élevée, plus le piéton anticipe une collision à l'avance. Des travaux se sont intéressés à l'anticipation de collision de deux piétons qui se croisent sur un couloir étroit, en variant le *TimeHorizon* des piétons [5]. Dans le cadre de ce travail, tous les piétons ont le même temps d'anticipation, avec un *TimeHorizon* de 1 seconde.

3.2 Comportement de suivi

Lorsqu'on observe les piétons se déplacer dans un couloir unidirectionnel ou bidirectionnel, on voit apparaître une ligne imaginaire dans le couloir. Sur chaque ligne, on observe des piétons qui se suivent entre eux formant une sorte de queue ou de fil d'attente. Des expérimentations ont montré que la file d'attente observée dans les couloirs provoque le phénomène de stop-and-go lorsqu'on force les piétons à ne pas se dépasser entre eux [13]. Lemerancier et al. ont intégré un modèle de file d'attente dans une simulation de foule [12], qui permet de simuler le fait qu'un piéton soit influencé par un piéton qui le précède (que nous appellerons « leader »), si certaines conditions sont remplies. C'est à partir de ce dernier modèle que nous avons développés les modèles mixtes proposés.

3.3 Modèles mixtes proposés

Les piétons pendant leur déplacement peuvent adopter plusieurs comportements d'interactions. Dans cette contribution, nous intéressons aux comportements d'évitement de collision et de suivi. Nous avons combiné ces deux modes de comportement pour une foule unidirectionnelle dans un couloir. Les piétons peuvent basculer d'un comportement à l'autre ou le mélanger des deux. Comme dans le monde réel, le contexte, et donc la situation rencontrée, détermine les comportements à adopter.

Quand le piéton A se trouve derrière le piéton B, A le percute si B s'arrête et que A n'effectue aucune action correctrice en termes de vitesse ou de cap. Le piéton A se trouve alors dans une situation de suivi. Une autre définition de cette situation serait que le piéton A, dans une foule, est plus influencé par B que par ses autres voisins. C'est dans cette situation de contrainte que notre agent adapte son comportement. Nous avons testé plusieurs modèles : évitement pur, suivi, et combinaison des deux modes. Le modèle original ORCA a été également simulé, comme référence, pour faire des comparaisons.

Pour adapter son comportement, un piéton doit reconnaître qu'il est dans une situation de suivi et donc qu'il a un piéton singulier qui le précède (qui sera appelé « leader » par la suite). Pour identifier un leader, l'agent parcourt (à chaque pas de temps) la liste de ses voisins (c'est-à-dire ceux qu'il perçoit). Pour être leader un voisin doit satisfaire 4 conditions (ci-après). Si aucun ne vérifie ces conditions, aucun leader n'est identifié; s'il n'y en a qu'un, c'est lui le leader; s'il y en a plusieurs c'est qu'ils se trouvent à égale distance, l'agent choisit alors pour leader celui qui a l'ID le plus faible (un identifiant étant donné à chaque agent lors de l'initialisation de la simulation).

Les 4 conditions nécessaires pour identifier un leader sont les suivantes :

- L'agent et son voisin se déplacent dans la même direction (c'est toujours le cas dans notre étude avec une foule unidirectionnelle);
- Le leader potentiel doit se trouver à une distance longitudinale inférieure à D_x (voir figure 1). Cette

hypothèse trouve sa source dans le concept de proxémie introduit par Hall [9]. Il permet de distinguer chez l'homme une distance intime, une distance interpersonnelle.... Dans notre cas c'est la distance interpersonnelle que nous utilisons ;

- La distance latérale D_y (voir figure 1) entre le piéton et le leader potentiel doit être inférieure à la somme des rayons des deux piétons. Cette condition signifie que si le leader candidat s'arrête et que l'agent ne procède à aucune action correctrice, alors il le percute.
- L'angle formé par les vecteurs vitesse des deux piétons est inférieur à ϵ_α ; si la différence de cap est trop importante, l'agent considère que celui qui précède ne sera bientôt plus devant lui, et que cette interaction sera de courte durée ;

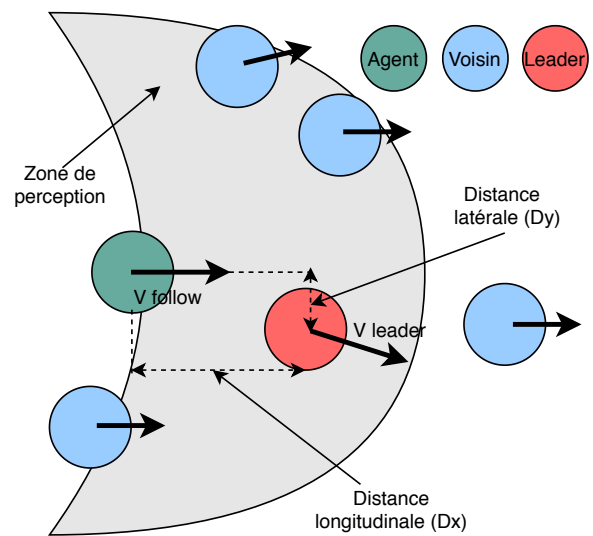


FIGURE 1 – Perception des voisins et identification d'un leader. Le champ de perception est délimité par la distance de perception. Sous certaines conditions, l'agent vert peut trouver un leader parmi ses voisins.

Nous avons modifié le modèle ORCA en introduisant la proposition suivante (voir figure 2) : pour chaque agent, à chaque pas de temps, si aucune situation de suivi n'est identifiée, absence de leader, alors on conserve la vitesse calculée par le modèle ORCA. Si un leader est identifié, l'agent appliquera l'accélération d'un des modèles proposés (Cf. ci-après).

Situation de Suivi

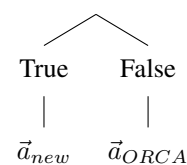


FIGURE 2 – Processus d'activation du modèle mixte et du calcul de la nouvelle accélération \vec{a}_{new} .

Pour chaque pas de simulation le modèle ORCA calcule pour un agent une nouvelle vitesse à partir de la position et de la vitesse de l'agent et de ses voisins. Le modèle de suivi calcule par contre une accélération (à partir de la position et de la vitesse de l'agent et du leader). Pour comparer ou mixer les deux modèles, nous devons calculer l'accélération du modèle ORCA, obtenue en dérivant la vitesse calculée.

Nous devons préciser ici qu'à chaque pas de temps, les agents calculent la vitesse produite par le modèle ORCA ; si un agent se trouve en situation de suivi, il pourra modifier cette vitesse en utilisant la nouvelle accélération calculée. Dans la continuité des travaux initiés dans [12], si l'agent modifie la vitesse calculée par ORCA, seule la composante longitudinale sera modifiée. Cette hypothèse très forte se justifie par le fait que le modèle ORCA calcule le meilleur cap possible pour atteindre la destination.

Dans la suite de cet article, nous proposons de tester 4 modèles de comportement pour les situations de suivi obtenues à partir de la combinaison du modèle ORCA et du modèle file d'attente. Le modèle 5 est le modèle ORCA initial, qui nous sert de référence.

Modèle 1 : c'est le modèle proposé par Lemerrier & Auberlet [12]. L'accélération qui sert à calculer la nouvelle vitesse, est le minimum entre l'accélération produite par le modèle de suivi a_{follow_x} et l'accélération ORCA a_{ORCA_x} .

$$a_{new_x} \leftarrow \min(a_{follow_x}; a_{ORCA_x})$$

Prendre l'accélération minimale implique que l'agent veut satisfaire la contrainte la plus forte entre celle de ORCA qui vient de l'ensemble des voisins, et celle venant du leader.

Modèle 2 : dans cette modalité, nous faisons l'hypothèse que l'agent désire minimiser ses variations de vitesse quand il est dans une situation de suivi.

$$\text{Si } |a_{follow_x}| < |a_{ORCA_x}|$$

$$a_{new_x} \leftarrow a_{follow_x}$$

Sinon

$$a_{new_x} \leftarrow a_{ORCA_x}$$

Autrement dit, les piétons modifient le moins possible leur vitesse actuelle (principe d'inertie).

Modèle 3 : dans cette modalité nous faisons l'hypothèse que l'agent entre en situation de suivi, et en sort le plus rapidement possible.

$$a_{new_x} \leftarrow \max(a_{follow_x}; a_{ORCA_x})$$

On peut dire que le piéton cherche à minimiser la durée d'interaction.

Modèle 4 : dans cette modalité, nous faisons l'hypothèse que l'agent souhaite être le plus possible en situation de suivi ; dit autrement, l'interaction avec le leader est plus important que les autres.

$$a_{new_x} \leftarrow a_{follow_x}$$

Les autres voisins ont donc une influence limitée sur l'agent.

Modèle ORCA : c'est la modalité de référence, qui servira pour effectuer les comparaisons.

$$a_{new_x} \leftarrow a_{ORCA_x}$$

4 Résultats des simulations

La plateforme de simulation que nous avons utilisée est le moteur de jeux vidéo UNITY 3D (unity.com), avec la librairie ORCA développée en C# [19].

4.1 Scénario

Lors de l'initialisation, les piétons sont placés aléatoirement dans un couloir de taille : 30m de longueur et 10m de largeur. Les vitesses préférentielles des piétons sont initialisées aléatoirement avec une loi de distribution normale ; les piétons sont initialisés avec leur vitesse préférentielle. Ils se déplacent tous dans le couloir dans le même sens, vers la droite. Arrivés au bout du couloir, les agents sont replacés au début du couloir, sans modifier les valeurs des autres variables (vitesse, position latérale).

Comme les modèles utilisés tiennent compte des voisins devant eux, nous avons ajouté des piétons virtuels en fin de couloir (Cf. [12]). Ainsi nous simulons un couloir circulaire qui permet de garder le même nombre de piétons tout au long de la simulation, et donc d'avoir une densité constante.

4.2 Paramètres

Plusieurs paramètres ont été utilisés pour l'ensemble des simulations : les paramètres agents qui décrivent le comportement individuel des agents ; les paramètres pour déterminer si le suivi est possible, et les paramètres de simulations. Nous donnons ci-dessous les valeurs de ces paramètres et les valeurs initiales des variables :

* Paramètres agent

— Vitesse préférentielle $\in \mathcal{N}(1,4m/s; 0,3m/s)$.

La vitesse moyenne des piétons d'âge moyen étant de 1,4m/s [6, 11], nous avons utilisé un écart type de 0.3m/s pour avoir des piétons qui se déplacent à des vitesses différentes.

— Distance de perception = 10m

— Nombre maximal de voisins à considérer par un agent = 10

— Diamètre d'un piéton = 0,6m (disque non déformable)

* Paramètres pour identifier les possibilité de suivi

— $\epsilon_{\alpha f} = \pi/6$ (angle maximal entre les caps de l'agent et du leader)

— $D_x = 1,5m$ (distance maximale, de centre à centre, avec le leader)

* Paramètres de simulations

— Durée = 300s

— Nombre de piétons $\in \{100, 200, \dots, 600\}$

— Pas de simulation = 0,1s

4.3 Situations permettant le suivi

En observant si les agents sont dans des situations permettant le suivi, c'est-à-dire si un leader potentiel est identifié,

on peut comprendre si un modèle en particulier favorise la situation de suivi. C'est pourquoi nous avons comptabilisé la proportion d'agents ayant détecté un leader pour les 5 modèles simulés.

La figure 3 représente la proportion d'agents en situation permettant le suivi, en fonction de la densité dans le couloir, et pour chacun des modèles simulés. Nous pouvons voir que quelle que soit la densité, le modèle 1 favorise le suivi, tandis que le modèle 3 est celui dans lequel ces situations sont les plus rares. Cela s'explique peut-être par le fait qu'en choisissant l'accélération maximale, sans modifier la composante latérale, rend plus difficile la condition 4 (angle entre les caps de l'agent et du leader) pour identifier un leader. ORCA est proche du modèle 3 à faible densité, et du modèle 1 pour des densités plus élevées, pour lesquelles les agents identifient presque toujours un leader (la proportion est proche de 100% alors que pour les autres modèles, elle est en dessous de 90%). Globalement, la proportion augmente avec la densité, ce qui est logique, mais il y a une exception avec le modèle 4, ce que nous n'expliquons pas à ce stade de nos travaux.

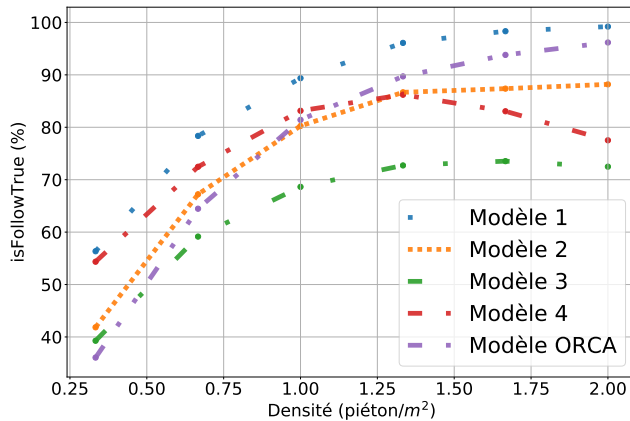


FIGURE 3 – Proportion d'agents en situation permettant le suivi (existence d'un leader potentiel) en fonction de la densité dans le couloir.

On voit Fig. 3 que pour une densité donnée, le choix d'un modèle a un impact sur la proportion de situations dans laquelle le suivi est possible. Les règles d'interaction ont donc un impact sur la possibilité d'identifier un leader.

Nous pouvons donc affirmer que les modèles proposés favorisent l'hétérogénéité de comportements, puisque à l'exception du modèle 1 pour des fortes densités, seule une partie des piétons a la possibilité d'identifier un « leader », et donc de modifier son accélération en tenant compte de ce leader. Nous avons ainsi deux classes de populations, et pour l'une d'entre elles, selon les modèles (modèle 1 et modèle 3), elle peut se subdiviser entre deux sous classes, favorisant l'observation de comportements hétérogènes.

4.4 Évolution de l'utilisation de \vec{a}_{follow}

En situation de suivi, nous calculons pour chaque agent deux accélérations : \vec{a}_{follow} et \vec{a}_{ORCA} . En fonction des modalités utilisées, une accélération entre les deux est utilisée. La figure 4 montre la proportion d'agents, ayant identifié un leader, qui utilisent l'accélération \vec{a}_{follow} en fonction de la densité dans le couloir, et pour chaque modèle de comportement proposé. Avec le modèle 1, quelque soit la densité, l'agent utilise dans 90% des cas, l'accélération \vec{a}_{follow} . Pour les modèles 2 et 3, on observe la même tendance : une augmentation à faible densité, puis une stabilisation autour de 1,25 piétons/m². Globalement, l'accélération \vec{a}_{follow} est plus utilisée que \vec{a}_{ORCA} à partir de 1 piétons/m² (sauf bien entendu pour le modèle ORCA, qui ne l'utilise jamais). Pour le modèle 4, l'agent utilise systématiquement \vec{a}_{follow} , nous avons donc un taux de 100%.

Nous pouvons en conclure que les modèles 2, 3 et 4 sont les plus hétérogènes, dans la mesure où dans le couloir, coexistent des sous-populations qui utilisent, les uns \vec{a}_{ORCA} , les autres \vec{a}_{follow} .

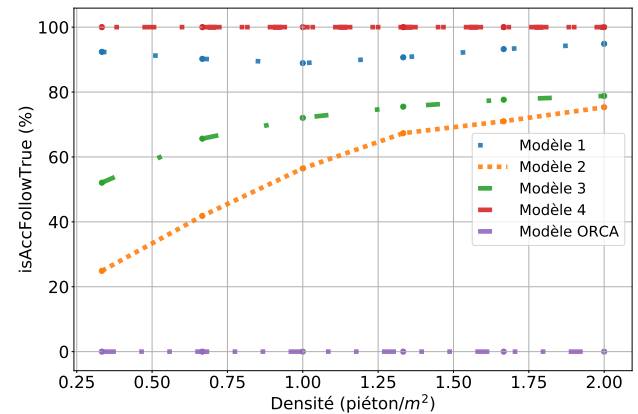
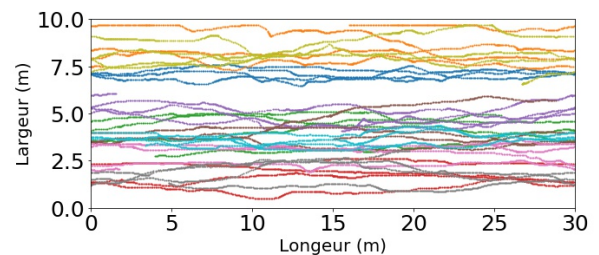


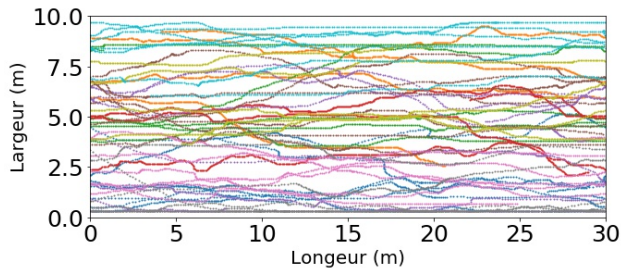
FIGURE 4 – Pourcentage d'agents qui utilisent \vec{a}_{follow} parmi ceux qui suivent un leader.

4.5 Trajectoires

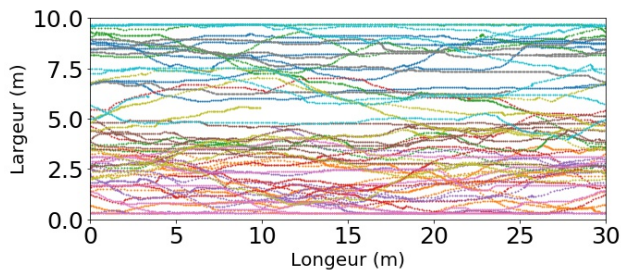
Les traces des trajectoires des piétons est différente selon le modèle qu'on utilise. Pendant nos simulations, avec une densité de 1.33 piétons/m² (400 piétons), nous avons remarqué une similarité des traces pour les modèle 2 et 4 avec celui du modèle de référence ORCA (figure 5c, 20 trajectoires tirées au hasard). On observe plus de différence entre modèles 1 figure 5a et 3 figure 5b.



(a) Traces des trajectoires obtenues par le modèle 1.



(b) Traces des trajectoires obtenues par le modèle 3.



(c) Traces des trajectoires obtenues par le modèle ORCA.

FIGURE 5 – Traces des trajectoires de 20 piétons tirés au hasard sur 400 au total, pour une durée de 50 secondes de simulation.

Pour le modèle 1 dans lequel l'agent utilise l'accélération minimale entre \vec{a}_{ORCA} et \vec{a}_{follow} , les piétons ont tendance à conserver leur cap, limitant les variations latérales qui permettent de se faufiler. Par contre, avec le modèle 3, les piétons ont plus tendance à se faufiler. Les modèles étudiés semblent donc avoir une influence sur la stabilité du flux en termes de changement d'orientation.

4.6 Émergence et comportement émergent

Pour caractériser les flux de piétons, les indicateurs de densité, de vitesse moyenne et de débit sont couramment utilisés. Des relations physiques les relient entre eux. Le diagramme fondamental permet d'illustrer ces indicateurs, en donnant la relation vitesse-densité. De plus, pour capturer l'apparition du phénomène de stop-and-go, nous analyserons l'évolution de la vitesse moyenne dans le temps, dans une zone donnée du couloir.

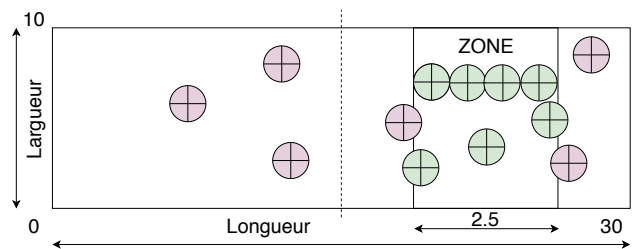


FIGURE 6 – Zone de mesure pour la vitesse moyenne et la densité de la foule. Les piétons rouges sont en dehors de la zone, les verts sont à l'intérieur.

4.6.1 Zone de mesure

Le couloir mesure 30m de longueur et 10m de largeur. Nous avons calculé la vitesse moyenne des piétons dans une zone du couloir de 2.5m de longueur (approximativement 4 piétons en file indienne) sur toute la largeur du couloir. Cette zone se trouve entre 17.5m et 20m par rapport à l'entrée du couloir (Cf. Fig. 6). Elle a été choisie de manière à éviter les potentiels effets de bord au début et à la fin du couloir.

4.6.2 Diagramme fondamental

La forme des diagrammes fondamentaux figure 7 indique pour tous les modèles la corrélation attendue entre vitesse et densité. On retrouve aussi les caractéristiques des diagrammes fondamentaux, c'est-à-dire une vitesse moyenne assez élevée au début de la courbe (lorsque la densité est faible), ensuite une diminution progressive de la vitesse.

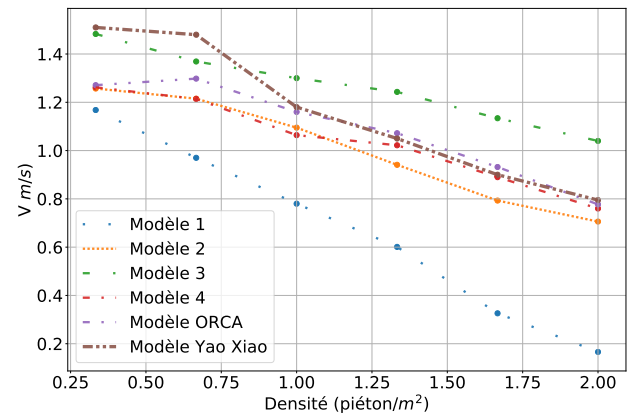


FIGURE 7 – Diagramme fondamental qui illustre la relation entre la vitesse moyenne et la densité de piétons, pour les 5 modèles simulés et pour le modèle de Yao Xiao [21].

Lorsque les agents qui sont en mode « suivi », utilisent l'accélération minimale (le modèle 1), la vitesse moyenne de la population est ralentie par rapport aux autres modèles, quelle que soit la densité. A partir de 2 piétons/m², le modèle 1 est bloqué alors que dans les autres modèles, les piétons arrivent encore à se déplacer. A partir de 1 piéton/m², les modèles 2, 4, ORCA et le modèle Yao Xiao ont des allures similaires. La vitesse des piétons, avec le modèle 3 diminue plus lentement (avec la densité) qu'avec les autres modèles. Cela s'explique du fait que les agents utilisent l'accélération maximale. Pour autant nos modèles et le modèle Yao Xiao ont les mêmes caractéristiques générales : la présence de comportements hétérogènes ne modifie pas la forme générale du diagramme fondamental, tout en favorisant une meilleure représentativité des comportements.

On remarquera que dans cette étude, il n'était pas possible de simuler des densités supérieures à 2,0 piétons/m² due à la taille des piétons (0,6m) et de la représentation par des disques indéformables.

4.6.3 Stop-and-go

Nous avons calculé la vitesse moyenne des piétons dans la zone de mesure à chaque pas de temps, pour toutes nos simulations. Le phénomène de stop-and-go est visible sur la figure 8 : on observe des « phases » dans le profil de vitesse moyenne en fonction du temps, dans cette zone. Ce résultat est obtenu uniquement avec le modèle 1, ici pour une densité de $1,33 \text{ piétons}/m^2$ (400 piétons). Ce phénomène n'apparaît dans aucun des autres modèles testés, y compris le modèle 4 qui dans les files d'attente, reproduit du stop-and-go [13]. On aurait pu penser un modèle qui n'utilise que l'accélération \bar{a}_{follow} pendant le suivi exhiberait le phénomène.

Nos simulations étant limitées à une densité maximale de $2,0 \text{ piétons}/m^2$, il est toutefois possible que des stop-and-go puissent apparaître pour des densités plus élevées.

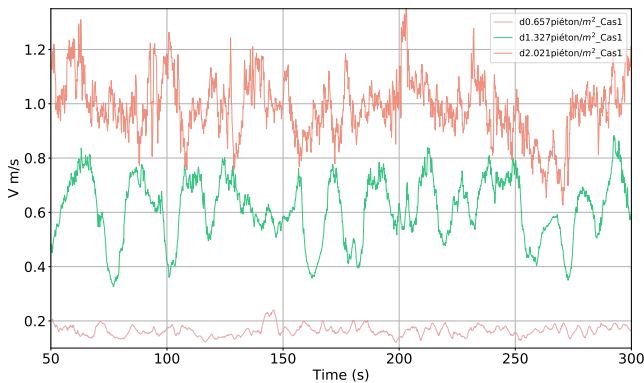


FIGURE 8 – Apparition du phénomène de stop-and-go sur la zone de mesure, avec une densité de $1,33 \text{ piétons}/m^2$.

Nos résultats avec le modèle 1 sont cohérents avec ceux de Moussaid et al. [14], qui démontrent que le phénomène de stop-and-go apparaît lorsque l'espace est couvert entre 40 et 65%. Dans nos résultats, avec 400 piétons de $0,6m$ de diamètre ($1,33 \text{ piétons}/m^2$), dans un espace de $300m^2$, on obtient un taux de couverture de 37,68%. Nos simulations ont montré qu'à 500 piétons ($1,66 \text{ piétons}/m^2$), avec un taux de couverture de 47%, le phénomène est toujours présent mais avec une plus faible amplitude pour les phases de décélération et d'accélération du flux. Avec 600 piétons ($2 \text{ piétons}/m^2$) et un taux de recouvrement de 56,52%, le phénomène disparaît complètement. D'autres simulations seraient nécessaires pour mieux comprendre le phénomène.

5 Conclusion

Dans ces travaux, nous nous sommes intéressés à deux concepts : l'hétérogénéité des comportements de déplacement piétons et le comportement émergent de la foule. Différentes approches existent pour améliorer l'hétérogénéité des comportements, comme l'ajout de nouvelles règles, de conditions ou de paramètres ; nous avons opté pour la combinaison de modèles de comportements, qui sont activés en fonction de l'environnement local du piéton. Différentes

approches existent aussi pour faire apparaître des comportements émergents, comme l'utilisation d'équations mathématiques ou de méthodes heuristiques ; nous avons utilisé une approche à base d'agents pour faire émerger des comportements collectifs qui ne sont pas explicitement décrits dans les modèles de comportement individuel.

L'utilisation d'un modèle mixte, qui calcule deux valeurs de l'accélération, nous a permis de proposer plusieurs modèles de comportement, selon la manière de combiner ces accélérations. L'un de ces modèles a permis de faire apparaître le phénomène de stop-and-go. Toutes les combinaisons n'ont pas été explorées, qui pourraient produire d'autres comportements émergents. Du fait de la représentation des piétons par des disques indéformable, la densité lors de nos simulations était limitée à $2 \text{ piétons}/m^2$. Modéliser les piétons par des ellipses ou par des surfaces déformables, en supposant que les piétons pourraient accepter une plus grande proximité, permettrait de simuler des densités plus élevées.

Les modèles 1, 2, 3 et 4 présentés dans cet article sont mixtes, en ce sens qu'à chaque instant, une partie des piétons utilise une accélération tandis que l'autre partie utilise l'autre. En fonction des conditions locales, chaque agent bascule d'une règle vers l'autre ou le mélange des deux. Une perspective serait de tenir également compte de la densité locale de piétons pour basculer le modèle de l'un vers l'autre.

Dans de futurs travaux, nous pourrions aussi envisager de mixer les modèles étudiés dans cette contribution, à savoir que chaque agent pourrait choisir un modèle en fonction de la situation rencontrée, favorisant ainsi une plus grande hétérogénéité.

Par ailleurs, le phénomène de stop-and-go peut être utilisé comme indicateur d'alerte avant une catastrophe [17]. Il serait donc utile d'être capable d'anticiper l'arrivée du phénomène, et d'identifier les indicateurs qui permettent de donner en avance un signe d'apparition du stop-and-go. Une analyse des propriétés dynamiques de la foule, telles que l'amplitude et la périodicité du stop-and-go, pourrait nous aider à mieux comprendre le phénomène.

Enfin il serait intéressant de réaliser une analyse de sensibilité des paramètres liés à l'identification d'un leader, en particulier la distance entre les piétons. Varier les paramètres permettrait-il d'influencer l'identification d'un leader, et donc du déclenchement du suivi ?

Références

- [1] Laure Bourgois, Haifa Rabai, and Jean-Michel Auberlet. Adaptation dynamique du comportement : vers un modèle guidé par la perception. In *RFIA 2012 (Reconnaissance des Formes et Intelligence Artificielle)*, pages 978–2–9539515–2–3, Lyon, France, January 2012. Session "Posters".
- [2] Francesca Camillen, Salvatore Caprì, Cesare Garofalo, Matteo Ignaccolo, Giuseppe Inturri, Alessandro

- Pluchino, Andrea Rapisarda, and Salvatore Tudisco. Multi agent simulation of pedestrian behavior in closed spatial environments. In *2009 IEEE Toronto International Conference Science and Technology for Humanity (TIC-STH)*, pages 375–380. IEEE, 2009.
- [3] Sean Curtis, Basim Zafar, Adnan Gutub, and Dinesh Manocha. Right of way. *The Visual Computer*, 29(12) :1277–1292, 2013.
- [4] Alessandro de Lima Bicho, Rafael Araújo Rodrigues, Soraia Raupp Musse, Cláudio Rosito Jung, Marcelo Paravisi, and Léo Pini Magalhães. Simulating crowds based on a space colonization algorithm. *Computers & Graphics*, 36(2) :70–79, 2012.
- [5] Cleo Deroo, Angélique Montuwy, Beatrice Degraeve, Jean-Michel Auberlet, Anne-Helene Olivier, and Marie-Axelle Granie. Pedestrian collision avoidance on narrow sidewalk : A meeting between psychology and virtual reality. Technical report, 2019.
- [6] Kay Fitzpatrick, Marcus A Brewer, and Shawn Turner. Another look at pedestrian walking speed. *Transportation research record*, 1982(1) :21–29, 2006.
- [7] Jonathan ME Gabbai, Hujun Yin, WA Wright, and Nigel M Allinson. Self-organization, emergence and multi-agent systems. In *2005 International Conference on Neural Networks and Brain*, volume 3, pages nil24–1863. IEEE, 2005.
- [8] Stephen J Guy, Jatin Chhugani, Changkyu Kim, Nadathur Satish, Ming Lin, Dinesh Manocha, and Pradeep Dubey. Clearpath : highly parallel collision avoidance for multi-agent simulation. In *Proceedings of the 2009 ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation*, pages 177–187, 2009.
- [9] T. S. Hall. *The hidden dimension*. Doubleday & Co., 1966.
- [10] Dirk Helbing and Peter Molnar. Social force model for pedestrian dynamics. *Physical review E*, 51(5) :4282, 1995.
- [11] Richard L Knoblauch, Martin T Pietrucha, and Marsha Nitzburg. Field studies of pedestrian walking speed and start-up time. *Transportation research record*, 1538(1) :27–38, 1996.
- [12] Samuel Lemerrier and Jean-Michel Auberlet. Towards more behaviours in crowd simulation. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 27(1) :24–34, 2016.
- [13] Samuel Lemerrier, Asja Jelic, Richard Kulpa, Jiale Hua, Jérôme Fehrenbach, Pierre Degond, Cécile Appert-Rolland, Stéphane Donikian, and Julien Pettré. Realistic following behaviors for crowd simulation. In *Computer Graphics Forum*, volume 31, pages 489–498. Wiley Online Library, 2012.
- [14] Mehdi Moussaïd, Dirk Helbing, and Guy Theraulaz. How simple rules determine pedestrian behavior and crowd disasters. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 108(17) :6884–6888, 2011.
- [15] Sahil Narang, Andrew Best, Sean Curtis, and Dinesh Manocha. Generating pedestrian trajectories consistent with the fundamental diagram based on physiological and psychological factors. *PLoS one*, 10(4), 2015.
- [16] Anjara Nobby Rakotoarivelo, Jean-Michel Auberlet, and Roland Brémont. Heterogeneous pedestrians behaviors through asymmetrical interaction. In *Proceedings of the 32nd International Conference on Computer Animation and Social Agents*, pages 25–28, 2019.
- [17] Armin Seyfried, Andrea Portz, and Andreas Schadschneider. Phase coexistence in congested states of pedestrian dynamics. In *International Conference on Cellular Automata*, pages 496–505. Springer, 2010.
- [18] Antoine Tordeux and Andreas Schadschneider. White and relaxed noises in optimal velocity models for pedestrian flow with stop-and-go waves. *Journal of Physics A : Mathematical and Theoretical*, 49(18) :185101, 2016.
- [19] Jur Van Den Berg, Stephen J Guy, Ming Lin, and Dinesh Manocha. Optimal reciprocal collision avoidance for multi-agent navigation. In *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Anchorage (AK), USA*, 2010.
- [20] Jur Van den Berg, Ming Lin, and Dinesh Manocha. Reciprocal velocity obstacles for real-time multi-agent navigation. In *2008 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pages 1928–1935. IEEE, 2008.
- [21] Yao Xiao, Ziyu Gao, Yunchao Qu, and Xingang Li. A pedestrian flow model considering the impact of local density : Voronoi diagram based heuristics approach. *Transportation research part C : emerging technologies*, 68 :566–580, 2016.
- [22] Hwasoo Yeo and Alexander Skabardonis. Understanding stop-and-go traffic in view of asymmetric traffic theory. In *Transportation and Traffic Theory 2009 : Golden Jubilee*, pages 99–115. Springer, 2009.