

Simulação de Multidões com Agentes Brownianos e Modelo de Forças Sociais Modificado

Este exemplar corresponde à redação final da Dissertação devidamente corrigida e defendida por Priscila Corrêa Saboia e aprovada pela Banca Examinadora.

Este exemplar corresponde à redação final da Tese/Dissertação devidamente corrigida e defendida por: PRISCILA CORREIA SABOIA

e aprovada pela Banca Examinadora. Campinas, 14 de OUTUBRO de 2010

COORDENADOR DE PÓS-GRADUAÇÃO
CPG-IC

Campinas, 14 de Setembro de 2010.

Prof. Dr. Julió Cesar López Hernández
Coord. Subst. de Pós-Graduação
Instituto de Computação/Unicamp
Matr. 28.620-1


Prof. Dr. Siome Klein Goldenstein
(Orientador)

Dissertação apresentada ao Instituto de Computação, UNICAMP, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Ciência da Computação.

**FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DO IMECC DA UNICAMP**

Bibliotecária: Maria Fabiana Bezerra Müller – CRB8 / 6162

Saboia, Priscila Corrêa

Sa13s Simulação de multidões com agentes brownianos e modelo de forças sociais modificado/Priscila Corrêa Saboia -- Campinas, [S.P. : s.n.], 2010.

Orientador : Siome Klein Goldenstein.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Computação.

1.Multidões. 2.Comportamento humano - Métodos de simulação.
3.Gas de rede. 4.Modelos microscópicos. 5.Modelos de forças sociais.

I. Goldenstein, Siome Klein. II. Universidade Estadual de Campinas.
Instituto de Computação. III. Título.

Título em inglês: Crowd simulation with brownian agents and modified model of social forces

Palavras-chave em inglês (Keywords): 1. Crowds. 2. Human behavior – Simulation methods.
3. Lattice gas. 4. Microscopic models. 5. Social force models.

Área de concentração: Sistemas de Informação

Titulação: Mestre em Ciência da Computação

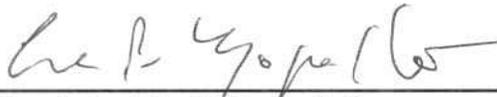
Banca examinadora: Prof. Dr. Siome Klein Goldenstein (IC – UNICAMP)
Prof. Dr. Léo Pini Magalhães (FEEC – UNICAMP)
Prof. Dr. Helio Pedriní (IC - UNICAMP)

Data da defesa: 14/07/2010

Programa de Pós-Graduação: Mestrado em Ciência da Computação

TERMO DE APROVAÇÃO

Dissertação Defendida e Aprovada em 14 de julho de 2010, pela Banca examinadora composta pelos Professores Doutores:



Prof. Dr. Léo Pini Magalhães
FEEC / UNICAMP



Prof. Dr. Hélio Pedrini
IC / UNICAMP



Prof. Dr. Siome Klein Goldenstein
IC / UNICAMP

Simulação de Multidões com Agentes Brownianos e Modelo de Forças Sociais Modificado

Priscila Corrêa Saboia¹

Setembro de 2010

Banca Examinadora:

- Prof. Dr. Siome Klein Goldenstein (Orientador)
- Prof. Dr. Léo Pini Magalhães
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação (FEEC) – Unicamp
- Prof. Dr. Helio Pedrini
Instituto de Computação (IC) – Unicamp
- Prof. Dr. Anderson de Rezende Rocha (Suplente)
Instituto de Computação (IC) – Unicamp
- Prof. Dr. José Mario De Martino (Suplente)
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação (FEEC) – Unicamp

¹Financiado pelo CNPq (processo número 135176/2007-7).

Resumo

Atualmente, estima-se que a população mundial seja de cerca de seis bilhões e oitocentos milhões de habitantes (6.800.000.000), dos quais metade mora em aglomerados urbanos. Nestes centros, é corriqueiro o fenômeno da movimentação de multidões. Tecnicamente, entende-se multidão como um grande grupo de indivíduos em um mesmo ambiente físico, compartilhando um objetivo comum e podendo agir diferentemente do que quando estão sozinhos. Compreender a movimentação destas multidões é de vital importância para o planejamento e a melhoria dos locais públicos, não só no sentido de facilitar e agilizar o deslocamento dos cidadãos, mas também garantir-lhes segurança, especialmente em condições de perigo iminente, onde pode haver a necessidade de evacuação de tais locais. Além disso, existem várias áreas do conhecimento que têm potencial para se beneficiar do estudo do comportamento de multidões. Na indústria de entretenimento, por exemplo, simulações de multidões podem ser utilizadas na produção de animações e jogos de computador. No treinamento policial e militar, simulações podem ser usadas para demonstração e controle de rebeliões. Na área de engenharia de segurança, simulações podem ser utilizadas para estudo de desocupação emergencial de construções, navios e aviões. Em todas as áreas citadas, observa-se que a necessidade por simulações de multidões advém de duas situações que podem ocorrer no mundo real. Primeiramente, pode ser perigoso para os indivíduos realizar as ações objetivadas (como cair de um prédio em um filme, ou evacuar uma sala de cinema em chamas, por exemplo), bem como é antiético submetê-los a tais condições. Segundo, é muito complexo e oneroso lidar com um grande número de indivíduos no mundo real. Ambas as situações podem ser evitadas pela simulação computacional da situação real. Nestes termos, o objetivo desta dissertação é modelar a movimentação de multidões, tendo em vista a simulação em computador. Para tanto, sistemas multiagentes brownianos são introduzidos como uma alternativa tecnológica à implementação dos modelos encontrados na literatura, bem como à implementação de um novo modelo de movimentação de multidões, híbrido por reunir conceitos de modelos que lançam mão das chamadas forças sociais, com conceitos de modelos baseados na estratégia *Lattice-Gas*. Como resultado prático, um novo simulador de sistemas multiagentes construído para a tarefa de simulação de movimentação de multidões é apresentado.

Abstract

Currently, it is estimated that world population is about six billion and eight hundred million inhabitants (6.8 billion), of whom half live in urban areas. In these centers, it is common the phenomenon of moving crowds. Technically, a crowd can be seen as a large group of individuals put in the same physical environment, sharing a common goal and acting differently than when they are alone. Understanding the movement of these crowds is very important for planning and improving public places, not only in order to facilitate and expedite the movement of citizens, but also in order to guarantee their safety, especially in conditions of imminent danger, where it can be necessary the evacuation of such sites. Furthermore, there are several areas of knowledge that can gain benefits from the study of crowd behavior. In the entertainment industry, for example, crowd simulations can be used to produce animations and computer games. In police and military training, simulations can be used for demonstration and control of riots. In the area of safety engineering, simulations can be used to study the urgent evacuation of buildings, ships and aircrafts. In all mentioned areas, it is observed that the need for crowd simulations comes from two situations, taking into consideration the real world. First, it can be dangerous for individuals to perform the desired actions (like falling from a building in a movie, or evacuating the room on fire of a failing movie session). It is also unethical to expose them to such conditions. Second, it is very complex and expensive to handle a large number of individuals in the real world. Both situations can be dealt by simulating the real world into a computer. Thus, this dissertation aims to model the movement of crowds, always having in mind the computer simulation. For this, Brownian multi-agent systems are introduced as a technological alternative to implement the models found in literature, as well as to implement a new hybrid movement model, that gathers together concepts from solutions based on social forces, and solutions based on Lattice-Gas. As a practical result, a new simulator for multi-agent systems is presented, built for the task of simulating moving crowds.

Sumário

Resumo	v
Abstract	vi
1 Introdução	1
2 Multidões	4
2.1 Multidões Reais	4
2.1.1 Fenômenos Individuais em Multidões Reais	5
2.1.2 Fenômenos Grupais em Multidões Reais	6
2.1.3 Multidões Reais e Teoria de Sistemas	8
2.2 Simulação de Multidões	9
2.3 Abordagens de Modelagem de Multidões	10
2.3.1 Abordagem Macroscópica de Modelagem de Multidões	10
2.3.2 Abordagem Microscópica de Modelagem de Multidões	12
2.4 Considerações Finais	15
3 Abordagem Microscópica	16
3.1 Modelo de Forças Sociais	16
3.2 Modelo de Autômato Celular	19
3.3 Modelo <i>Lattice-Gas</i>	22
3.3.1 Aplicação em trânsito por corredor com grade fixa	22
3.3.2 Aplicação em evacuação de sala com grade fixa	23
3.3.3 Aplicação em evacuação de sala com grade móvel	25
3.4 Considerações finais	29
4 Agentes Brownianos para Movimentação de Pedestres	30
4.1 Sistemas Multiagentes	30
4.1.1 Ambiente	31
4.1.2 Agente	32

4.2	Sistemas Multiagentes Brownianos	35
4.2.1	Agentes Brownianos	35
4.2.2	Movimentação de Pedestres	37
4.3	Considerações Finais	38
5	Modelo de Forças Sociais Modificado	39
5.1	Conjunto de variáveis de estado	40
5.2	Dinâmica das variáveis de estado	41
5.2.1	Modelo de grade móvel	43
5.2.2	Distribuição de Pesos	47
5.3	Considerações finais	52
6	Implementação	53
6.1	Tecnologias	53
6.2	Arquitetura do Simulador	54
6.3	Pacote <i>CrowdSimulator</i>	55
6.3.1	Classe <i>Simulator</i>	55
6.3.2	Classe <i>Environment</i>	56
6.3.3	Classe <i>Agent</i>	56
6.3.4	Classe <i>MobileGrid</i>	57
6.4	Visualização da Simulação	58
6.5	Considerações Finais	60
7	Experimentos	61
7.1	Evacuação em Sala	61
7.1.1	Tempo de Evacuação <i>versus</i> Velocidade Desejada	62
7.1.2	Formação de Arco e Trajetórias	63
7.2	Contra-Fluxo	65
7.3	Corredor com Estreitamento	66
7.4	Considerações Finais	70
8	Conclusão	71
	Bibliografia	73

Lista de Tabelas

3.1	Resumo de três trabalhos baseados no modelo <i>Lattice-Gas</i> , suas especificações de espaço, ocupação de células adjacentes e aplicações.	22
3.2	Probabilidades de transições de acordo com as configurações das células adjacentes para um pedestre que caminha para a direita.	23
3.3	Probabilidades de transição de acordo com as configurações das células adjacentes, para um pedestre localizado na área à esquerda da saída. . . .	24
3.4	Probabilidades de transição de acordo com as configurações das células adjacentes, para um pedestre localizado em frente à saída.	25

Lista de Figuras

2.1	Modelo de Reynolds ²	13
3.1	Ilustração da representação da sala com uma saída. O círculo preto representa uma pessoa que pode se mover para as células adjacentes com as probabilidades p_c , p_d e p_e	24
3.2	Movimentos possíveis e probabilidades de transição.	26
3.3	Ações que um pedestre m exerce em um pedestre n	27
5.1	Exemplo de coroa circular para um agente k (circunferência mais interna) particionada em 8 casas.	43
5.2	Exemplo de grade móvel com 8 casas para um agente k (circunferência mais interna).	44
5.3	Exemplo de disposição das casas da grade na ausência de obstáculos na direção do vetor d_s^k	45
5.4	Exemplo de disposição das casas da grade na presença de um obstáculo na direção do vetor d_s^k . Em 5.4(a)	46
5.5	Função A_{ij}^k com seu argumento d_{ij}^k e as constantes η e ρ	49
5.6	Distância d_{ij}^k que é utilizada no cálculo de A_{ij}^k , nas três situações possíveis de acordo com a localização de j na casa C_i	49
5.7	O agente j não deixa uma abertura angular livre na casa C_i , nesse caso $\alpha_{ij}^k = 0$	50
5.8	O agente j deixa uma abertura angular livre na casa C_i , representada por α_{ij}^k que na figura é o ângulo entre os vetores u e w	51
6.1	Diagrama de Pacotes.	54
6.2	Diagrama de Classes do Pacote <i>CrowdSimulator</i>	55
6.3	Janela do protótipo para visualização da simulação para uma sala com uma saída e 60 agentes.	58
6.4	<i>Screenshot</i> da janela do protótipo para visualização da simulação para uma sala com uma saída e 60 agentes e suas trajetórias.	59

7.1	Cenários utilizados nas simulações de evacuação.	62
7.2	Tempo de evacuação médio em função da velocidade desejada para todas as 150 pessoas simuladas com o modelo de Forças Sociais modificado e o modelo original.	63
7.3	Formação de arcos para os dois cenários com 100 pessoas no instante $t = 5,38s$	64
7.4	Aumento do fluxo de saída no instante $t = 7,52s$ depois da desconfiguração do arco próximo à saída para os dois cenários.	64
7.5	<i>Screenshot</i> da simulação do modelo de Forças Sociais de Helbing e do modelo modificado para o segundo cenário com 60 agentes e suas trajetórias até o tempo $t = 1,65s$	65
7.6	Sequência de <i>screenshots</i> da simulação do modelo de Forças Sociais modificado para o cenário de contra-fluxo em corredor.	66
7.7	Corredor com estreitamento.	67
7.8	<i>Screenshot</i> da simulação depois de 5s da inicialização.	67
7.9	<i>Screenshot</i> da simulação depois de 30s da inicialização.	68
7.10	Escala de Velocidade. Verde (baixa) e vermelho (alta).	68
7.11	Escala de Densidade. Azul (baixa) e vermelho (alta).	68
7.12	<i>Screenshot</i> mapa de velocidade média local no instante $t = 30s$	69
7.13	<i>Screenshot</i> mapa da densidade local no instante $t = 30s$	69

Capítulo 1

Introdução

Atualmente estima-se que a população mundial seja de cerca de seis bilhões e oitocentos milhões de habitantes (6.800.000.000), dos quais metade mora em aglomerados urbanos¹.

Nestes centros, não só é corriqueiro o fenômeno da movimentação de multidões, quando em horários de pico, um grande número de pessoas se desloca de casa para o trabalho, e vice-versa, como também não é incomum o ajuntamento de indivíduos para a realização de atividades de lazer, e.g. cinemas, praças, teatros, partidas de futebol, religiosas, etc. Em tais situações, compreender a movimentação das massas é de vital importância para o planejamento e a melhoria dos locais públicos, não só no sentido de facilitar e agilizar o deslocamento dos cidadãos, mas também garantir-lhes segurança, especialmente em condições de perigo iminente, onde pode haver a necessidade de evacuação de tais locais.

Tecnicamente, entende-se multidão como um grande grupo de indivíduos em um mesmo ambiente físico, compartilhando um objetivo comum e podendo agir diferentemente do que quando estão sozinhos [42].

A movimentação agregada destes indivíduos em grupos é bastante complexa, dado que tal fenômeno é dependente de muitos parâmetros que provêm características como sincronização, homogeneidade e unidade [31].

Frente a esta complexidade, a importância de se modelar e simular multidões no computador é crescente, pois existem várias áreas do conhecimento que têm potencial para se beneficiar destas atividades. Na indústria de entretenimento, por exemplo, simulações de multidões podem ser utilizadas na produção de animações e jogos de computador [39]. No treinamento policial e militar, simulações podem ser usadas para demonstração e controle de rebeliões [38]. Em arquitetura, pode-se planejar e visualizar construções e cidades [46]. Na área de engenharia de segurança, simulações podem ser utilizadas para estudo de desocupação emergencial de construções, navios e aviões [9]. Na sociologia e psicologia, pode-se estudar o comportamento de multidões, analisar a relação entre

¹<http://www.census.gov/ipc/www/popclockworld.html>

diferentes pessoas, a hierarquia existente em grupos, a perda de individualidade, entre outros fatores [31]. Ainda, na física pode-se estudar a dinâmica de multidões [50].

Em todas as áreas citadas, observa-se que a necessidade por simulações de multidões advém de duas situações que podem ocorrer no mundo real. Primeiramente, pode ser perigoso para os indivíduos realizar as ações objetivadas (como cair de um prédio em um filme, ou evacuar uma sala de cinema em chamas, por exemplo), bem como é antiético submetê-los a tais condições. Segundo, é muito complexo e oneroso lidar com um grande número de indivíduos no mundo real [33]. Ambas as situações podem ser evitadas pela simulação computacional da situação real.

Nestes termos, o objetivo desta dissertação é modelar a movimentação de multidões, tendo em vista a sua simulação em computador.

De modo mais específico, pretende-se:

- Identificar os fenômenos mais corriqueiros na movimentação de muitos indivíduos, de modo a dotar os modelos propostos da capacidade de reproduzi-los, tornando, assim, tais modelos factíveis.
- Reunir e resumir o atual estado-da-arte da simulação de multidões, no sentido de adquirir conhecimento suficiente para se aprimorar os modelos já existentes na literatura, e até mesmo propor novos modelos.
- Introduzir o assunto de sistemas multiagentes Brownianos (Capítulo 4) como uma alternativa tecnológica à implementação dos eventuais modelos aprimorados e/ou propostos.
- Apresentar um novo modelo de movimentação de multidões, híbrido por reunir conceitos de modelos que lançam mão das chamadas Forças Sociais, com conceitos de modelos baseados na estratégia *Lattice-Gas* (Capítulo 5).
- Explicar a implementação deste novo modelo híbrido proposto, concretizado em um novo simulador de sistemas multiagentes construído especificamente para a tarefa de simulação de movimentação de multidões.
- Avaliar o novo modelo proposto, através da análise de resultados obtidos com o novo simulador construído.

Para tanto, este trabalho está organizado da seguinte maneira: o Capítulo 2 trata de multidões reais, enumerando os fenômenos mais comuns no deslocamento de aglomerações. O Capítulo 3, por sua vez, traz o atual estado-da-arte da simulação de movimentação de multidões, enquanto o Capítulo 4 apresenta os agentes Brownianos como alternativa à implementação e simulação de pedestres. Na sequência, o Capítulo 5 explica a modelagem

de uma nova solução para a simulação de movimentação de indivíduos, seguido pelo Capítulo 6, que explica a implementação de um novo simulador de sistemas multiagentes construído especificamente para a tarefa de simulação de movimentação de pedestres. Por fim, o Capítulo 7 apresenta e analisa os resultados de simulação obtidos com o novo simulador, enquanto considerações finais sobre a contribuição científica deste trabalho são discutidas no Capítulo 8.

Já aqui faz-se necessário destacar que, como produto final das pesquisas desenvolvidas nesta dissertação, um novo modelo híbrido de movimentação de pedestres em multidões é apresentado.

Capítulo 2

Multidões

Dado o objetivo de simular a movimentação de multidões concentrando-se no realismo dos aspectos comportamentais, pretende-se que o modelo proposto neste trabalho gere resultados plausíveis com a realidade. Logo, fica clara a necessidade de compreender a forma com que as pessoas se comportam em grandes grupos e quais características naturais a multidão apresenta em várias situações.

Embora o comportamento de multidões em movimento seja alvo de estudo desde o fim do século XIX, ainda há escassez de estudos sistemáticos de tais comportamentos e de teorias quantitativas capazes de prever a dinâmica de multidões [4]. Entretanto, vários autores que observaram multidões elencaram algumas características que serão apresentadas neste capítulo.

Além disso, para atingir os objetivos desta dissertação, faz-se necessário estudar práticas de simulações de multidão na literatura, bem como os diferentes modelos e suas abordagens de construção. Para isso, este capítulo está organizado da seguinte forma: na Seção 2.1 são abordados comportamentos característicos de multidões, na Seção 2.2 são apresentados alguns trabalhos de simulação na área e, por fim na Seção 2.3 são apresentadas duas abordagens para modelar multidões e seus modelos correspondentes.

2.1 Multidões Reais

Entende-se multidão como um grande grupo de indivíduos em um mesmo ambiente físico, compartilhando um objetivo comum e podendo agir diferentemente do que quando estão sozinhos [42]. Padrões de comportamento em multidões são decorrentes das interações e das influências que o indivíduo estabelece com o meio.

A movimentação de multidões compreende várias pessoas se deslocando em um ambiente compartilhado, almejando dirigir-se para destinos específicos. É resultante de uma complexa inter-relação entre os fatores próprios de cada indivíduo (personalidade, mo-

tivação e percepção) e os fatores externos a eles, que são coexistentes na interação de elementos do ambiente com o indivíduo (estrutura física onde ocorre a movimentação).

Vários autores que observaram multidões de pessoas identificaram algumas características qualitativas recorrentes de comportamento [47, 19, 17, 15, 18, 16]. Estas características estão relacionadas a fatores internos inerentes ao comportamento de cada pessoa e a padrões no espaço e tempo que emergem na multidão quando esta é observada como um todo.

2.1.1 Fenômenos Individuais em Multidões Reais

No que diz respeito aos fatores internos, comportamentos inerentes ao indivíduo são caracterizados por procedimentos que o permitem dirigir-se ao seu destino. As principais características de comportamentos inerentes são apresentadas nos trabalhos de Still [47] e Helbing et al. [17, 15, 18]. Estas podem ser agrupadas em situações normais e situações de emergência.

Em situações normais as características observadas são as seguintes:

- Pedestres normalmente escolhem o caminho mais rápido para seu próximo destino, mas não necessariamente o mais curto. Caso haja mais de um caminho com o mesmo comprimento, o pedestre escolherá aquele que o permita deslocar-se variando o mínimo possível sua velocidade e sua orientação. Um pedestre sente uma forte aversão a mover-se na direção e sentido opostos ao seu destino, mesmo se o caminho direto estiver congestionado [47, 15].
- Pedestres preferem caminhar com sua velocidade desejada. Isto corresponde à velocidade de caminhar com o menor consumo de energia, enquanto não for necessário mover-se mais rapidamente para alcançar o destino a tempo. Estudos mostram que as velocidades desejadas assumem uma distribuição Gaussiana com média de aproximadamente $1,34m/s$ e desvio padrão de aproximadamente $0,26m/s$. Entretanto, a velocidade média depende da situação, sexo e idade, hora do dia, motivo da viagem, arredores, etc. [47, 17].
- Pedestres mantêm uma certa distância de outros pedestres e de limites, como ruas, paredes e obstáculos. Essa distância é inversamente proporcional à pressa do pedestre e diminui com o aumento da densidade ao redor dele. Indivíduos parados são uniformemente distribuídos se eles não se conhecem. A densidade de pedestres aumenta, diminuindo as distâncias interpessoais, em lugares particularmente atrativos e diminui com o crescimento da variância da velocidade [15, 17].
- Pedestres normalmente não seguem sua estratégia comportamental em todas as situações, mas agem de forma quase automática, como um motorista experiente o

faz. Isto fica claro quando eles causam atrasos ou obstruções, por exemplo, ao tentar entrar em um elevador mesmo quando outras pessoas estão saindo [17].

Ainda referindo-se a fatores inerentes ao comportamento do indivíduo, em situações de emergência surgem correria e pânico. As pessoas na multidão comportam-se de forma diferente em relação a situações normais, havendo grande risco de tragédias, como pisoteamento e esmagamento de indivíduos. O surgimento de tais comportamentos foi observado tanto em situações de risco de vida, a exemplo de incêndios em prédios, quanto em situações em que aparentemente não há nenhuma razão clara para correria, a exemplo de eventos que reúnem grandes aglomerados de pessoas, como apresentações musicais e eventos religiosos. Em situações de emergência, as características observadas em Helbing et al. [15] são as seguintes:

- Em situações de fuga em pânico, indivíduos ficam nervosos, isto é, eles tendem a agir de maneira cega.
- As pessoas tentam se mover consideravelmente mais rápido que o normal.
- Indivíduos começam a empurrar uns aos outros e, conseqüentemente, as interações entre as pessoas tornam-se de natureza física.
- A movimentação torna-se descoordenada, principalmente quando se passa por um gargalo.
- A fuga se torna mais lenta devido a pessoas caídas ou machucadas.
- As pessoas tendem a mostrar comportamento de rebanho, isto é, repetir o que as demais fazem.
- Saídas alternativas são frequentemente negligenciadas ou utilizadas de forma ineficiente em situações de fuga.

2.1.2 Fenômenos Grupais em Multidões Reais

Com relação aos padrões no espaço e tempo que emergem na multidão quando observada como um todo, pode-se afirmar que estes são auto-organizáveis. A auto-organização é um fenômeno em que padrões de grupo surgem espontaneamente e unicamente a partir de interações entre subunidades de um sistema [18]. A seguir são apresentados os principais padrões observados:

- **Formação de vias de pedestres.** Em altas densidades, surgem fluxos bidirecionais quando grupos de pessoas se deslocam na mesma direção, mas em sentidos

opostos. Isto ocorre porque menos esforço é empreendido para seguir uma pessoa que está na mesma direção e sentido, do que abrir caminho pela multidão [47, 15].

- **Formação de arcos.** Em ambientes fechados, pedestres acabam se aglomerando no espaço em torno do acesso de saída, reduzindo suas velocidades. Conseqüentemente, é possível observar que a distribuição das pessoas em volta da passagem lembra a forma geométrica de um arco. Quando os arcos se quebram, por aumento da pressão que as pessoas exercem em direção à saída, o número de pedestres que deixam o local aumenta [15].
- **Efeito de gargalo.** Este pode ser observado, por exemplo, em um corredor que apresenta um afinilamento ao longo do caminho. Pedestres mais próximos do afinilamento tentam evitá-lo e isto provoca uma redução da velocidade e aumento da densidade nas regiões que o antecedem. Já em regiões posteriores a ele, a velocidade da multidão tende a aumentar, e a densidade a diminuir [47, 15].
- **Efeito de canto.** Este também pode ser observado em corredores que apresentam afinilamento. Em regiões após o afinilamento, e bem próximas a ele, os pedestres continuam percorrendo o espaço como se ainda estivessem na região mais estreita, ou seja, o espaço disponível depois do afinilamento não é completamente preenchido. Isto mostra que a dinâmica da multidão depende da geometria do local, onde a presença de obstruções influencia o comportamento individual do pedestre e, conseqüentemente, o fluxo da multidão como um todo. Como observado por Helbing [15], apesar de existir semelhanças entre a dinâmica de multidões e a dinâmica de fluidos, em tais situações é mais adequado fazer analogias com a dinâmica de sistemas granulares [47, 15].
- **Efeito de ondas *stop-and-go*.** Fluxos longitudinalmente instáveis e temporariamente interrompidos surgem na multidão quando a densidade é alta e o fluxo cai abaixo de um valor crítico. Quando, para uma região, fluxos de entrada excedem fluxos de saída, a velocidade de uma pessoa à frente de outra é menor. Uma vez que as pessoas que estão atrás também estão sendo movidas pela multidão e não podem parar, as pessoas da frente sofrem alta pressão e a propagam adiante. Isto faz com que os pedestres se desloquem em movimentos que lembram ondas [16].
- **Efeito de turbulência.** Fluxos irregulares ocorrem em regiões cuja pressão, isto é, a variância da velocidade multiplicada pela densidade local, excede um valor crítico na multidão. Surgem deslocamentos aleatórios e não intencionais em todas as direções possíveis, que empurram as pessoas de um lado para o outro [16].

2.1.3 **Multidões Reais e Teoria de Sistemas**

Em tentativas de entender, explicar e reproduzir os fenômenos inerentes a multidões reais, a Teoria de Sistemas [3] mostra-se como uma ferramenta científica importante. Segundo seus preceitos, um sistema é uma composição de grupos que interagem regularmente e de modo interdependente. O relacionamento emergente, que surge espontaneamente, entre tais grupos forma um todo único. Nesta linha, Sistemas Complexos são formados por redes dinâmicas de muitos agentes, que atuam simultaneamente e que reagem ao que os demais fazem [1]. Sistemas Complexos Adaptativos, por sua vez, comportam-se e evoluem de acordo com três princípios básicos:

- A emergência (o surgimento espontâneo) é sua forma de atuar, e não a imposição de forças externas.
- A sua história, ou seja, sua sequência de estados, é irreversível.
- Seu futuro não pode ser previsto.

De acordo com esta teoria, pode-se dizer que multidões são sistemas complexos adaptativos, já que se comportam e evoluem de acordo com os três princípios citados. A natureza exibe muitos sistemas complexos adaptativos. O estudo de suas características pode ser extremamente útil na compreensão de como funciona a movimentação de multidões. De acordo com os trabalhos de Anderson [1] e Kauffman [26] algumas destas principais características são as seguintes:

- As interações entre as partes são não-lineares. Em termos práticos, isto implica que uma perturbação pequena pode causar um efeito grande, ou um efeito proporcional à perturbação, ou nenhuma perturbação, ao contrário dos sistemas lineares, em que o efeito é sempre proporcional à perturbação que lhe dá causa.
- Os relacionamentos têm ciclos de realimentação. Tanto a realimentação positiva, que amplia os efeitos de uma perturbação, quanto a negativa, que os diminuem, são encontradas nos sistemas complexos adaptativos.
- São sistemas abertos, que constantemente recebem energia do ambiente e lançam energia no mesmo. Em outras palavras, estão longe do equilíbrio. Apesar do fluxo contínuo de energia, estes sistemas podem revelar padrões de estabilidade.
- Estes sistemas têm história e ela pode ser importante para que se possa compreendê-los. Como são dinâmicos, eles mudam ao longo do tempo e seus estados anteriores podem influenciar seu estado atual.

- Eles existem uns dentro dos outros, como prevê a Teoria de Sistemas. Por exemplo: a economia é formada por organizações, que são formadas por pessoas, que são formadas por células – e todos estes elementos são individualmente sistemas complexos adaptativos.
- É difícil determinar onde ficam os limites dos sistemas complexos adaptativos. Quem decide onde estes limites se estabelecem, em última instância, é o observador.
- Eles são muito sensíveis às condições iniciais que lhes dão existência e também às pequenas variações do ambiente. O número de componentes que atua independentemente dentro deles é muito grande e há múltiplos caminhos através dos quais eles podem evoluir.

Com base nestas referências, pode-se tentar entender e reproduzir, i.e. simular, como o comportamento de multidões se caracteriza e funciona.

2.2 Simulação de Multidões

Diversos modelos e aplicações para simulação de multidões podem ser encontrados na literatura. Segundo Ulicny et al. [52], tais modelos podem ser separados em duas grandes áreas, de acordo com seu foco, que pode estar no realismo dos aspectos comportamentais ou na visualização de alta qualidade.

Trabalhos que se concentram no realismo dos aspectos comportamentais geralmente apresentam uma interface de visualização simples em 2D, como simulações de evacuação, modelos sociológicos de multidão ou modelos de dinâmica de multidão. Nesta área, o comportamento representado nas simulações é geralmente restrito à tarefa de validar quantitativamente a correspondência dos resultados com observações do mundo real, dentro de situações particulares. Idealmente, os resultados das simulações devem ser consistentes com conjuntos de dados coletados a partir de observações de campo ou de imagens de vídeo de multidões reais, realizadas por humanos ou por algum método automatizado de processamento de imagens. A visualização é usada para ajudar a compreender os resultados da simulação, mas não é fundamental, e na maioria dos casos, uma representação esquemática com pontos coloridos é utilizada. Às vezes, tais representações simples são até mesmo preferíveis, uma vez que permitem destacar informações importantes. Algumas aplicações, para fins de construção de projeto, necessitam de grandes multidões para medir tanto a taxa de fluxo total em diferentes partes do ambiente, quanto a percentagem de pessoas que podem deixar o ambiente em um determinado período de tempo [52].

A segunda área, por sua vez, concentra-se na visualização de alta qualidade e é direcionada, por exemplo, às produções de filmes e jogos de computador. Geralmente, o

realismo do modelo de comportamento não é uma prioridade. O mais importante é o resultado visual convincente que é obtido em parte por modelos comportamentais, e em parte por intervenção humana no processos de produção. Uma multidão virtual deve ter uma boa aparência e ser animada de maneira semelhante aos seres humanos, sendo que a ênfase da pesquisa está nos métodos de renderização e animação. Os membros da multidão são visualizados como figuras tridimensionais completamente animadas, texturizadas e iluminadas para se adequar a um ambiente rico visualmente [10]. Aqui, modelos de comportamento não têm necessariamente o objetivo de casar quantitativamente com o mundo real. O principal propósito deles é facilitar o trabalho de animadores humanos, e ser capaz de responder a entradas no caso de aplicações interativas [52].

Entretanto, existem também trabalhos que têm como foco ambas as áreas, onde sistemas orientados à visualização estão tentando incorporar melhores modelos de comportamento, para facilitar a criação de animações convincentes, enquanto modelos orientados a comportamento estão tentando alcançar uma melhor visualização, especialmente no domínio de simuladores de evacuação. É de se esperar que as aplicações mais exigentes sejam sistemas de treinamento, onde tanto a replicação dos comportamentos quanto a alta qualidade de visualização é necessária para um treinamento eficiente [52].

2.3 Abordagens de Modelagem de Multidões

Comportamentos de multidões podem ser observados e descritos por meio de grandezas macroscópicas, como médias de velocidades, densidade, fluxo e pressão, ou por meio de grandezas microscópicas, como a exata posição e velocidade de cada pedestre em um determinado momento. Na escala microscópica, o modo como as interações entre indivíduos se dá acaba afetando as grandezas macroscópicas. Conseqüentemente, existem duas filosofias fundamentalmente distintas para modelagem do movimento de multidões, de acordo com as escalas de descrição mencionadas: abordagem macroscópica e microscópica.

2.3.1 Abordagem Macroscópica de Modelagem de Multidões

A abordagem macroscópica foi a primeira a ser utilizada no estudo de deslocamento de multidões. Em tal abordagem, os modelos não descrevem os pedestres individualmente, mas sim, a multidão como um todo, ou seja, através de suas grandezas macroscópicas. Estes modelos geralmente focam na otimização do fluxo de pedestres [27] e são usados para propósitos de animação, como em Sung et al. [48], com o objetivo de prover a movimentação de uma multidão globalmente de modo convincente [34].

Um dos primeiros trabalhos nesta abordagem foi o de Henderson[19], que conjecturou que multidões de pedestres se comportam de forma similar a gases ou fluidos. Bradley [5]

também hipotetizou que as equações que governam o movimento de fluidos, as equações Navier-Stokes, podem ser utilizadas para descrever a movimentação de multidões em densidades muito altas. Modelos de dinâmica de fluidos descrevem como a velocidade e a densidade dos fluidos evoluem ao longo do tempo, com o uso de equações diferenciais parciais.

Os trabalhos de Hughes [22, 23, 24] também seguem esta abordagem. Em linhas gerais, Hughes estudou a escolha do caminho pela multidão através de um modelo contínuo, com base em observações bem meticulosas do comportamento de pedestres. Com o objetivo de compreender a mecânica do movimento de multidões, especialmente as que apresentam alta densidade, ele derivou equações de movimento que regem o fluxo bidimensional de pedestres. Além disso, desenvolveu um modelo contínuo para descrever a multidão como “fluido pensante”, com base em hipóteses bem definidas.

Huang et al. [20] revisaram a dinâmica do modelo contínuo de Hughes [23] para o fluxo bidimensional de pedestres e demonstraram que a estratégia de escolha de rotas do modelo de Hughes satisfaz o princípio do equilíbrio reativo dinâmico, em que um pedestre escolhe um caminho para minimizar o custo instantâneo da viagem até o destino. No modelo proposto por eles, a demanda de pedestres é variável no tempo, enquanto a densidade, o fluxo e a velocidade da multidão são regidos por uma equação de conservação do fluxo, de forma similar a sistemas físicos.

Colombo e Rosini [8], apresentaram um modelo contínuo para o fluxo de pedestres, com o intuito de descrever algumas características típicas de tais fluxos, como alguns efeitos do pânico. Em particular, este modelo descreve as possíveis supercompressões na multidão e a queda do fluxo através de uma porta congestionada, quando a multidão está em pânico. Segundo eles, quando a vazão máxima permitida pela porta é baixa, a transição para o pânico no meio da multidão que se aproxima da porta, pode causar uma redução drástica do fluxo real, diminuindo ainda mais a vazão.

Por fim, outro trabalho a ser citado, relacionado com abordagens macroscópicas, é o de Treuille et al. [51]. Eles apresentam um modelo inspirado na dinâmica dos fluidos para movimentação de multidão que é controlado por um campo potencial dinâmico. O modelo apresenta planejamento de caminhos e trajetórias livres de colisão, sem a necessidade de mecanismos explícitos para evitar obstáculos. De maneira sucinta, os autores assumem que pessoas escolhem caminhos de forma a minimizar a combinação linear de 3 termos: o comprimento do caminho, o tempo necessário para alcançar o destino e o desconforto sentido por unidade de tempo ao longo do caminho.

2.3.2 Abordagem Microscópica de Modelagem de Multidões

De forma diferente dos modelos citados anteriormente, os modelos que seguem a abordagem microscópica descrevem a posição e a velocidade de cada pedestre em um determinado momento. Eles permitem a inclusão de características próprias de cada indivíduo, o que possibilita modelar multidões heterogêneas, tal como na vida real. Em tais modelos, o comportamento da multidão é resultado de interações entre cada pedestre modelado, sendo as grandezas macroscópicas (fluxo, densidade e pressão) resultantes de tais interações ao longo do tempo, bem como os fenômenos emergentes, a exemplo da formação de arcos ao redor de saídas, que se formam em evacuações de salas.

Existe uma grande quantidade de modelos que utilizam esta abordagem. Em sua maioria, estes podem ser baseados em regras, no modelo de Autômato Celular, de *Lattice-Gas*, e de Forças Sociais. Eles se diferenciam pela forma discreta ou contínua de modelar o espaço e pelas variáveis de estado de cada pedestre.

No que diz respeito a modelos baseado em regras, Reynolds [40] foi um dos pioneiros na realização de animação comportamental. Ele desenvolveu um modelo distribuído de comportamento para simular nuvens de pássaros e cardumes de peixes. Reynolds revolucionou a animação de conjuntos de animais adaptando algumas idéias de sistemas de partículas.

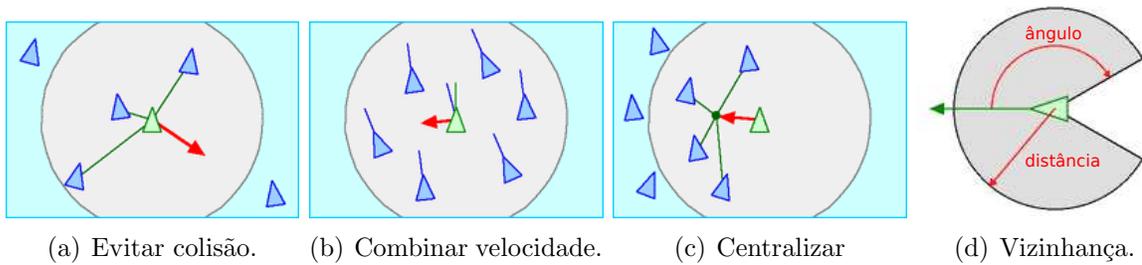
O modelo básico de Reynolds é formado por três comportamentos de direção que descrevem como um agente deve se conduzir baseado nas posições e velocidades de agentes mais próximos a ele. Estes três comportamentos são:

- Evitar colisão: evitar colisões com agentes próximos (Figura 2.1(a)).
- Combinar velocidade: tentar manter a mesma velocidade de agentes próximos (Figura 2.1(b)).
- Centralizar: tentar se manter junto de agentes próximos (Figura 2.1(c)).

Cada agente tem acesso direto à descrição geométrica de toda a cena, mas reage somente a agentes dentro de uma pequena vizinhança ao seu redor (Figura 2.1(d)). A vizinhança é caracterizada por uma distância (medida do centro do agente) e um ângulo (medida a partir da direção de deslocamento do mesmo). Agentes fora desta vizinhança são ignorados. A velocidade é uma grandeza vetorial que se refere à combinação de direção e velocidade escalar.

Uma parte fundamental do modelo de Reynolds é a habilidade geométrica de agentes voarem (nadarem, no caso dos peixes). O vôo geométrico se refere a um certo tipo de movimento sendo realizado ao longo de um caminho: uma transformação dinâmica,

¹Fonte: <http://www.red3d.com/cwr/boids/>

Figura 2.1: Modelo de Reynolds¹.

incremental e rígida do agente, que se move ao longo de uma curva 3D e tangente a ela. Enquanto a movimentação for rígida, o modelo geométrico do agente é livre para articular e mudar sua forma. Além disso, o caminho de vôo não é especificado anteriormente à simulação. O vôo geométrico é baseado em translações incrementais ao longo da direção de vôo do agente (seu eixo Z positivo local). Estas translações são intercaladas com rotações na direção sob o eixo X e Y, que realinham a orientação global do eixo Z local. Este modelo de vôo incremental é uma aproximação discreta de um vôo real, onde a movimentação para frente e as curvas ocorrem de forma contínua e simultânea.

Autômatos Celulares modelam sistemas dinâmicos discretos. Modelos baseados em Autômato Celular consistem de uma grade regular de células e evoluem a cada passo de tempo discreto. Cada célula possui variáveis cujos valores representam o estado do sistema em um tempo específico. As variáveis de cada célula são simultaneamente atualizadas com base nos valores das variáveis na vizinhança, obtidas no passo de tempo anterior e de acordo com um conjunto de regras locais. Com base no modelo de Autômato Celular bidimensional, Varas et al. [53] simularam o processo de evacuação de pedestres em uma sala com obstáculos fixos, com o propósito de estudar os efeitos destes obstáculos sobre as movimentações. Perez et al. [37] também descreveram um modelo de Autômato Celular para estudar a dinâmica de fuga de pedestres sob diferentes condições de saída.

Modelos *Lattice-Gas* são um tipo especial de Autômato Celular. Em tais modelos, cada pedestre é considerado uma partícula ativa da grade. Estes modelos são geralmente utilizados para estudar as características de uma multidão de pedestres por meio de probabilidade e estatística [59]. Muramatsu et al. [29], Tajima e Nagatani [49] e Guo e Huang [14] são três grupos de pesquisadores que realizaram aplicações interessantes das idéias inerentes ao modelo *Lattice-gas*.

Os modelos de Forças Sociais tem como precursores os autores Helbing et al. [18] para reproduzir a dinâmica de pedestres. A base de tais modelos é que certas forças influenciam no comportamento da multidão, sendo estas uma mistura de forças sócio-psicológicas

com forças físicas, inspiradas em sistemas de partículas da dinâmica newtoniana. Os pedestres neste modelo movimentam-se em um espaço bidimensional contínuo. Desde sua concepção, vários trabalhos baseados em Forças Sociais foram propostos. Dentre eles, pode-se citar o trabalho de Parisi e Dorso [35], no qual se estuda situações de evacuação de salas, além de Seyfried et al. [45], em que se modifica o modelo de Forças Sociais para analisar as relações entre velocidade e densidade resultantes. Por fim, o sistema HiDAC (*High-Density Autonomous Crowds*) de Pelechano et al. [36], simula comportamentos de movimentação de multidões dentro de ambientes virtuais que mudam dinamicamente.

Outros tipos de modelos podem ser citados. Rodrigues et al. [41] desenvolveram um modelo bio-inspirado, utilizando como base um algoritmo de colonização do espaço originalmente proposto para modelar padrões de nervuras em folhas vegetais e de ramificações em árvores. Esse algoritmo, quando utilizado para simular a competição por espaço durante o movimento de pedestres, faz emergir os comportamentos reais esperados desse tipo de aplicação. Musse et al. [30] fazem uso de visão computacional para capturar automaticamente trajetórias em vídeos de multidões reais e as utiliza como base para um modelo de simulação de multidões. Tal modelo tenta reproduzir as trajetórias capturadas ao mesmo tempo em que tenta evitar colisões com outros agentes, tendo sucesso nos dois casos.

Goldenstein et al. [13] desenvolveram uma abordagem dinâmica não-linear para simular o comportamento de agentes em uma multidão. Dois sistemas dinâmicos são executados simultaneamente. O primeiro controla os movimentos básicos de cada agente, como ir em direção ao alvo ou evitar obstáculos. Já o segundo modela a geometria do ambiente (seus atratores e repulsores, ou seja, alvos e obstáculos, respectivamente) e é executado numa escala de tempo mais rápida. Posteriormente, um sistema de planejamento global foi adicionado [12], permitindo a navegação em terrenos complexos, a resolução de problemas de mínimo local e a cooperação entre agentes.

2.4 Considerações Finais

Os trabalhos apresentados neste capítulo auxiliaram no entendimento tanto do comportamento de multidões reais como das abordagens utilizadas para modelar e simular tais multidões. Estes também terão um papel importante no processo de avaliação do modelo proposto e análise dos resultados.

Uma vez apresentadas as características de comportamento de multidões reais e as abordagens para modelagens, acredita-se que a abordagem microscópica para modelagens de multidões possibilita a concepção de modelos de forma mais natural, já que multidões podem ser entendidas como sistemas complexos adaptativos, e estes, por sua vez, são descritos por meio de suas subunidades, assim como nas abordagens microscópicas. Por tal motivo, modelos que seguem esta abordagem serão discutidos em mais detalhe no próximo capítulo.

Capítulo 3

Abordagem Microscópica

Como discutido na seção anterior, a abordagem microscópica corresponde a um dos paradigmas para se modelar a dinâmica de multidões. Ela envolve projetos que se concentram nos indivíduos e seus atributos, tais como interações, direção e velocidade. Como resultado desta característica, o comportamento da multidão é emergente, em contraste às simulações próprias dos modelos macroscópicos.

Neste capítulo, modelos que seguem tal abordagem são formalmente apresentados, uma vez que servem de base para a solução proposta nesta dissertação. Para tanto, ele está organizado da seguinte maneira. A Seção 3.1 apresenta o modelo de Forças Sociais. As Seções 3.2 e 3.3 apresentam modelos baseados em Autômatos Celulares e em *Lattice-Gas*, respectivamente. Por fim, na Seção 3.4 são feitas considerações sobre os modelos apresentados.

3.1 Modelo de Forças Sociais

Helbing e Molnár [17], inspirados no trabalho do psicólogo Lewin sobre a teoria do campo social, propuseram um modelo para descrever a dinâmica de pedestres, conhecido como modelo de Forças Sociais. Segundo os autores, quando pedestres se acostumam a situações de locomoção em que eles são normalmente confrontados, seus comportamentos são determinados por suas experiências, de modo que suas reações geralmente tornam-se automáticas e previsíveis.

Neste sentido, a movimentação de pedestres pode ser descrita como se estivesse sendo governada por uma Força Social \vec{F}_{soc} , onde o papel desta força é representar o efeito do ambiente, por exemplo, de outros pedestres e obstáculos, sobre o comportamento do pedestre k , sendo $k = 1, \dots, N_p$, onde N_p é o número total de pedestres.

A força \vec{F}_{soc} determina a mudança temporal da velocidade atual $\vec{v}^k = d\vec{r}^k/dt$ de um pedestre k , sendo r^k sua posição e t o tempo. A dinâmica de evolução da velocidade

ao longo do tempo é dada pela equação

$$m^k \frac{d\vec{v}^k}{dt} = \vec{F}_{\text{atrito}} + \vec{F}_{\text{soc}}, \quad (3.1)$$

onde m^k é a massa corporal do pedestre k e \vec{F}_{atrito} é a força de atrito decorrente de seu movimento. \vec{F}_{soc} não é exatamente um exercício do ambiente sobre o corpo de um pedestre, mas sim uma quantidade que descreve a sua motivação concreta para agir. Esta motivação evoca a produção física de uma força de aceleração ou desaceleração, em reação à informação percebida ao seu redor.

No que diz respeito a representação do ambiente e de pedestres, cada pedestre é representado no plano contínuo de locomoção por um círculo com seu próprio diâmetro e o modelo lhes confere coordenadas e velocidades contínuas, além de suas interações com os outros objetos. Cada parâmetro de força tem sua interpretação natural, sendo individual para cada um dos pedestres e, muitas vezes, é escolhido aleatoriamente dentro de alguns intervalos encontrados empiricamente, ou de outra forma plausível, e.g. informações reais coletadas de câmeras, etc.

Em resumo, as forças do modelo de Forças Sociais para comportamento de multidão são resultado de uma mistura de fatores psicossociais e físicos. Sob esta ótica, a força social é composta por diferentes termos de força, os quais correspondem a diferentes influências que afetam simultaneamente o comportamento de um pedestre k . Sua forma é dada por

$$\vec{F}_{\text{soc}}^k = \vec{F}_D^k + \vec{F}_P^k + \vec{F}_G^k, \quad (3.2)$$

onde são levadas em conta: uma força de desejo \vec{F}_D^k que imprime o desejo de um pedestre em alcançar um destino específico de forma tão confortável quanto possível; e duas forças repulsivas, a psicológica \vec{F}_P^k e a granular \vec{F}_G^k , onde a primeira representa a intenção de um pedestre em manter distância de outros pedestres e de bordas de obstáculos, enquanto a segunda está relacionada com forças físicas de contato.

1. **Força de Desejo (\vec{F}_D^k).** É a força responsável pela característica de autopropulsão das partículas, indicando onde seu alvo está localizado e qual velocidade desejada a partícula tenta alcançar. Tal força é dada por

$$\vec{F}_D^k = m^k \frac{v_0^k \vec{e}^k}{\tau^k}, \quad (3.3)$$

onde m^k é a massa da partícula, v_0^k é a velocidade desejada, τ^k é uma constante relacionada com o tempo de relaxação para a partícula alcançar a velocidade desejada e \vec{e}^k (direção desejada) é o vetor que aponta para o alvo. A direção desejada pode apontar para pontos do alvo, por exemplo, se o alvo é um ponto r^a no espaço e r^k é a posição do pedestre em um instante t , então \vec{e}^k será um vetor unitário com a mesma direção do vetor $\vec{r}^k - r^a$.

2. **Força Psicológica** (\vec{F}_P^k). É uma força de interação repulsiva que representa o fato de que pessoas tendem a manter uma certa distância uma das outras e de bordas de obstáculos. Sua função é dada por

$$\vec{F}_P^k = \sum_{j=1, j \neq k}^{N_p} A \exp\left(\frac{-x_j^k}{B}\right) \vec{n}_j^k, \quad (3.4)$$

onde A é uma constante que determina a intensidade da força de repulsão, medida em newtons, e B é uma constante que determina o alcance da interação social, medida em metros. \vec{n}_j^k é o vetor unitário bidimensional que aponta da partícula j para a k , essa é a direção normal entre duas partículas, e $x_j^k = r_{kj} - (R^k + R^j)$ é a distância entre as bordas das partículas, sendo r_{kj} a distância entre seus centros e R^k e R^j os raios das partículas k e j , nessa ordem. As interações com paredes e outros obstáculos são tratadas de forma análoga às interações entre pedestres. Neste caso, troca-se x_j^k por x_b^k na equação, onde x_b^k representa a distância até o obstáculo b e também \vec{n}_j^k por \vec{n}_b^k , que é o vetor que vai de b para o centro do pedestre k .

3. **Força Granular** (\mathbf{F}_{Gi}). Representa a força de contato repulsiva e dissipativa. Essa força entra em ação quando pedestres ficam tão perto um do outro que ocorre contato físico ($r_{kj} \geq x_j^k$). Neste caso, que é o mais relevante para situações de pânico, têm-se também uma força de corpo $K_n \Theta(-x_j^k) \vec{n}_j^k$ atuando de forma contrária à compressão do corpo, além de uma força de atrito de deslizamento $K_t \Delta v_{t_j^k} \Theta(-x_j^k) \vec{t}_j^k$ impelindo o movimento tangencial relativo. Desta forma, a força granular é definida por

$$\vec{F}_G^k = \sum_{j=1, j \neq k}^{N_p} K_n \Theta(-x_j^k) \vec{n}_j^k + K_t \Delta v_{t_j^k} \Theta(-x_j^k) \vec{t}_j^k, \quad (3.5)$$

onde \vec{n}_j^k é o mesmo que na Equação (3.4), enquanto o vetor unitário tangencial \vec{t}_j^k indica a direção perpendicular correspondente, ou seja, $\vec{n}_j^k \cdot \vec{t}_j^k = 0$, K_n e K_t são as constantes normal e tangencial elásticas restaurativas, $\Delta v_{t_j^k} = (\vec{v}^j - \vec{v}^k) \cdot \vec{t}_j^k$ é a diferença das velocidades tangenciais e, por fim, a função $\Theta(z)$ é definida por

$$\Theta(z) = \begin{cases} z, & \text{se } z \geq 0 \\ 0, & \text{se } z < 0. \end{cases} \quad (3.6)$$

De acordo com essa função e uma vez que $\Theta(z)$ multiplica os dois termos de \vec{F}_G^k , a influência dessa força somente será sentida pelo pedestre k quando houver contato físico com o pedestre j . No caso de interações de pedestres com objetos, mais uma vez substitui-se na força granular x_j^k por x_b^k , \vec{n}_j^k por \vec{n}_b^k e \vec{t}_j^k por \vec{t}_b^k , onde \vec{t}_b^k é o vetor perpendicular a \vec{n}_b^k .

Existe uma considerável quantidade de trabalhos realizados na área de simulação de multidões que se utiliza do modelo de Forças Sociais. Dentre estes, pode-se citar o trabalho de Parisi e Dorso [35], que estudaram um cenário de evacuação em uma sala com 200 pessoas em estado de pânico, sendo o grau de pânico controlado pelo valor atribuído à velocidade desejada dos pedestres no modelo. Outro trabalho que segue esta linha é o de Seyfried et al. [45], onde eles modificaram o modelo Forças Sociais para analisar qualitativamente a influência de várias abordagens para tratar as interações entre os pedestres na relação entre velocidade e densidade resultante. Por fim, o sistema HiDAC (*High-Density Autonomous Crowds*) de Pelechano et al. [36], também se utiliza do modelo Forças Sociais para simular comportamentos de movimentação local e global de multidões que se movem de maneira natural dentro de ambientes virtuais que mudam dinamicamente.

3.2 Modelo de Autômato Celular

Autômatos Celulares foram originalmente concebidos por Von Neumann e Ulam sob o nome de espaços celulares [56], como uma idealização matemática de sistemas biológicos com a finalidade específica de modelar a auto-reprodução biológica.

Um Autômato Celular consiste de uma grade regular uniforme, com uma variável discreta em cada local. Seu estado é completamente especificado pelos valores das variáveis em cada célula e evolui em passos discretos de tempo. As variáveis em cada célula são atualizadas simultaneamente, com base nos valores das variáveis vizinhas no passo de tempo anterior e também em um conjunto de regras locais [55].

Modelos de Autômatos Celulares já foram aplicados com sucesso na simulação de vários sistemas complexos, tanto biológicos quanto físicos. Recentemente, modelos de Autômatos Celulares têm sido aplicados para descrever a dinâmica de multidões durante evacuações. Neste caso, os modelos dividem o espaço bidimensional em uma grade uniforme, como se ele fosse uma espécie de tabuleiro.

A seguir, é apresentada a definição formal de Autômatos Celulares, bem como alguns trabalhos sobre a dinâmica de multidões que lançaram mão do modelo de Autômato Celular.

De acordo com a definição formal, dada por Weimar [54], um Autômato Celular é uma quádrupla $A = (L, S, N, F)$, onde:

- L é um conjunto de índices ou sítios (os elementos de L são chamados de células);
- S é um conjunto finito de estados, de forma que cada célula $c \in L$ tem um estado $s \in S$;
- N é um conjunto finito, de tamanho $n = |N|$, dos índices da vizinhança, de tal forma que $\forall i \in N, \forall x \in L : (x + i) \in L$;

- $F : S^n \rightarrow S$ é uma função de transição de local ou regra de atualização de A .

Varas et al. [53] simularam o processo de evacuação de pedestres em uma sala com obstáculos fixos, com o propósito de estudar os efeitos destes obstáculos sobre as movimentações, usando um modelo de Autômato Celular bidimensional. Em tal modelo, a sala é descrita por uma grade bidimensional, na qual cada célula pode estar vazia ou ocupada, neste caso, por um obstáculo ou por um pedestre. Desta maneira, a dinâmica de pedestres é determinada por um campo estático do piso e por interações entre as pessoas.

O campo do piso é calculado de modo que o movimento em direção à porta de saída seja o preferido. Uma vez que a geometria da sala e a localização da porta são definidas, a cada célula é atribuído um valor constante que representa sua distância para a porta. Assim, valores baixos são atribuídos à células mais próximas da saída. O campo de piso é atribuído de acordo com os seguintes passos:

1. A sala é dividida em uma grade retangular e à porta de saída é atribuído o valor 1.
2. É atribuído um valor a todas as células adjacentes à atribuída anteriormente, segunda camada de células, de acordo com as seguintes regras:
 - (a) Se a célula tem valor N , então as células adjacentes, nas direções norte-sul e leste-oeste, recebem o valor $N + 1$. Já as células diagonalmente adjacentes recebem o valor $N + \lambda$, onde $\lambda > 1$ representa o fato de que a distância entre duas células diagonalmente adjacentes é maior do que nas direções norte-sul e leste-oeste.
 - (b) Se houver conflitos na atribuição de um valor para uma determinada célula, sendo esta adjacente a células com diferentes campos de piso, o valor atribuído a ela será o menor possível.
3. Todas as células adjacentes àquelas atribuídas no passo anterior são calculadas.
4. O processo é repetido até que todas as células tenham um valor.
5. Células pertencentes a paredes e obstáculos recebem valores muito altos, de forma a garantir que os pedestres evitem ocupar tais células.

Com o campo de piso determinado, a dinâmica do movimento de um pedestre torna-se simples. Um pedestre decide se mover para a saída mais próxima, ou seja, escolhe, dentre as células adjacentes desocupadas, aquela que apresenta o menor valor de campo de piso. Como esta regra torna o modelo determinístico, os autores introduzem três maneiras de torná-lo não-determinístico:

1. Se duas ou mais células vizinhas têm os mesmos menores valores de campo de piso, um número aleatório é usado para decidir qual célula o pedestre adotará no movimento.
2. Se dois pedestres desejam se mover para a mesma célula, o conflito é decidido por sorteio de número aleatório, sendo que apenas o vencedor se move para a célula.
3. Uma certa quantidade de pânico é introduzida, dada por uma probabilidade do pedestre permanecer em sua posição, mesmo que ele possa se mover.

Este modelo foi usado para estudar a evacuação de uma sala de aula totalmente ocupada. Os autores concluíram que, para uma porta cuja largura permite que duas pessoas passem simultaneamente, a sua posição ideal está no fundo da sala, tendo em vista a minimização do tempo de evacuação. A posição tradicional, em um dos cantos, produz o pior tempo de evacuação. Se a porta dupla é substituída por duas portas simples, os tempos de evacuação não diminuem sensivelmente.

Um outro trabalho que aborda a dinâmica de multidões é o de Perez et al. [37]. Eles descrevem um modelo de Autômato Celular para estudar a dinâmica de fuga de pedestres sob diferentes condições de saída.

Em seu modelo, os pedestres competem entre si para escapar através de uma saída já conhecida por todos, e podem se mover para a frente, para trás, esquerda ou direita. Caso a sua célula de preferência esteja ocupada, um pedestre tenta se mover de forma aleatória para uma das outras células adjacentes vazias, com uma distribuição de probabilidade uniforme. O i -ésimo pedestre P_i avança para a célula vazia, ao longo do caminho de saída, quando $L + R < B + \phi$ for verdade, onde ϕ é uma medida do seu nível de ansiedade ou pânico, caso contrário ele não se move. L , R e B representam o número total de vizinhos à esquerda, à direita e atrás de P_i , respectivamente. Pedestres que estão separados de P_i por uma célula vaga não são contabilizados como vizinhos.

A sala, representada por uma grade bidimensional, é dividida em células $P \times Q$, onde cada célula pode estar vazia ou ocupada por no máximo um pedestre em cada unidade de tempo. A saída da sala tem largura de w células, para que até w pedestres possam escapar simultaneamente. Um pedestre escapa quando ocupa uma célula vizinha ao caminho para a saída.

Este modelo foi utilizado para investigar as características da taxa de saída e do rendimento, número total de pedestres que escapa dentro de um período de tempo determinado, em função da largura de saída, tamanho da porta.

3.3 Modelo *Lattice-Gas*

Modelos baseados em *Lattice-Gas* podem ser vistos como um caso especial de Autômato Celular. São utilizados com frequência para estudar as características de multidão de pedestres por meio de probabilidade e estatística.

De um modo geral, em modelos baseados em *Lattice-Gas*, o espaço é dividido em células de dimensões quadradas e uma partícula de gás representa um pedestre posicionado nessa grade. Cada pedestre realiza um passeio aleatório tendendo a uma direção preferida. Em cada célula pode haver somente uma partícula, em cada passo do tempo, e as regras que determinam a mudança de posição dos pedestres são especificadas por distribuições de probabilidade. Desta maneira, na maioria das aplicações descritas na literatura, costuma-se definir todas as configurações possíveis para o próximo passo de um pedestre e, então, associa-se a cada uma delas a probabilidade de transitar para as células adjacentes.

Na sequência, são apresentadas justamente algumas destas aplicações, que lançam mão do conceito de deslocamento discreto, i.e. célula a célula, probabilístico próprio do *Lattice-Gas*. Muramatsu et al. [29], Tajima e Nagatani [49] e Guo e Huang [14] são três dos grupos de pesquisadores que realizaram aplicações interessantes das idéias inerentes ao modelo *Lattice-Gas*. A Tabela 3.1 apresenta um resumo destes três trabalhos.

Autores	Espaço (Posições adj).	Aplicação
Muramatsu et al. [29]	grade fixa (3)	contra fluxo em corredor
Tajima e Nagatani [49]	grade fixa (3)	evacuação de sala
Guo e Huang [14]	grade móvel (8)	evacuação de sala

Tabela 3.1: Resumo de três trabalhos baseados no modelo *Lattice-Gas*, suas especificações de espaço, ocupação de células adjacentes e aplicações.

3.3.1 Aplicação em trânsito por corredor com grade fixa

Muramatsu et al. [29] propuseram um modelo baseado em *Lattice-Gas* para simular fluxos de pedestres em direções contrárias, dentro de um corredor. Neste modelo, o espaço é definido como uma grade $W \times L$, onde W é o comprimento e L é a largura do corredor. Dois tipos de pedestres são considerados:

1. Pedestres que andam preferencialmente para a direita e podem se mover para a célula adjacente à direita, ou acima, ou abaixo de sua célula corrente.
2. Pedestres que andam preferencialmente para a esquerda e podem se mover para a célula adjacente à esquerda, ou acima, ou abaixo de sua célula corrente.

Células ocupadas	P_d	P_c	P_b
nenhuma	$D + (1 - D)/3$	$(1 - D)/3$	$(1 - D)/3$
acima	$D + (1 - D)/2$	0	$(1 - D)/2$
abaixo	$D + (1 - D)/2$	$(1 - D)/2$	0
à direita	0	1/2	1/2
acima e abaixo	1	0	0
à direita e abaixo	0	1	0
à direita e acima	0	0	1
todas	0	0	0

Tabela 3.2: Probabilidades de transições de acordo com as configurações das células adjacentes para um pedestre que caminha para a direita.

Para o caso em que o pedestre anda para a direita no corredor, as configurações possíveis em relação às células adjacentes (livres ou ocupadas) e as probabilidades de transição são dadas na Tabela 3.2, onde D é uma constante e p_d , p_c e p_b são as probabilidades de transitar para a célula adjacente à direita, acima e abaixo, respectivamente. As probabilidades de transição para um pedestre que anda preferencialmente para a esquerda são obtidas de forma similar, trocando-se apenas a direita pela esquerda.

As densidades de pedestres que entram no corredor pela esquerda e pela direita são valores constantes. Quando um pedestre que anda preferencialmente para um lado (direita ou esquerda) do corredor chega na extremidade desejada, ele é removido do sistema. Em cada passo de tempo, todos os pedestres no corredor são atualizados somente uma vez, sendo que a sequência é aleatória. Com isto, verificou-se que a transição do estado do corredor de normal para congestionado não depende exatamente do seu tamanho, mas principalmente do valor do viés D .

3.3.2 Aplicação em evacuação de sala com grade fixa

Tajima e Nagatani [49] investigaram o fluxo de uma multidão na evacuação de uma sala através de um modelo *Lattice-Gas*. Neste modelo, o espaço é definido como uma grade $L \times L$, onde L é o comprimento da sala, a qual tem apenas uma saída, de comprimento W . No tempo $t = 0$, as pessoas são distribuídas de forma aleatória dentro da sala. Para $t > 0$ as pessoas se movem preferencialmente em direção à saída e podem ocupar as células adjacentes à esquerda, à direita ou acima de sua célula corrente. Um viés é aplicado na direção de preferência. Uma vez que a direção de preferência para a saída varia com a posição da pessoa, o valor do viés depende de sua posição. Considerando que a sala é um quadrado e que a saída está centralizada no seu lado norte, as pessoas dentro da sala podem estar localizadas na área à esquerda, ou à direita, ou em frente à saída. Essas

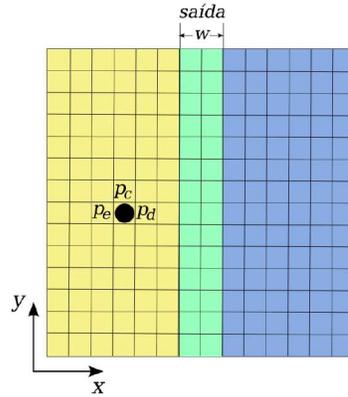


Figura 3.1: Ilustração da representação da sala com uma saída. O círculo preto representa uma pessoa que pode se mover para as células adjacentes com as probabilidades p_c , p_d e p_e .

Células ocupadas	p_c	p_d	p_e
nenhuma	$D_y + (1 - D)/3$	$D_x + (1 - D)/3$	$(1 - D)/3$
esquerda	$D_y + (1 - D)/2$	$D_x + (1 - D)/2$	0
direita	$D + (1 - D)/2$	0	$(1 - D)/2$
acima	0	$D + (1 - D)/2$	$(1 - D)/2$
à direita e à esquerda	1	0	0
à esquerda e acima	0	0	1
à direita e acima	0	1	0
todas	0	0	0

Tabela 3.3: Probabilidades de transição de acordo com as configurações das células adjacentes, para um pedestre localizado na área à esquerda da saída.

áreas são ilustradas na Figura 3.1, pelas cores amarelo, verde e azul, respectivamente.

Para o caso em que o pedestre está localizado no lado esquerdo em relação à saída (área em amarelo na Figura 3.1), as configurações possíveis em relação às células adjacentes (livres ou ocupadas), e as probabilidades de transição são dadas na Tabela 3.3, onde p_c , p_d e p_e são as probabilidades de transitar para a célula adjacente acima, à direita e à esquerda, respectivamente.

A constante D , indicada na Tabela 3.3, é o viés que aponta para a saída. $D_x = D|x - x_0|/(|x - x_0| + |y - y_0|)$ é o componente x do viés. $D_y = D|y - y_0|/(|x - x_0| + |y - y_0|)$ é o componente y do viés. (x, y) é a coordenada da pessoa e (x_0, y_0) é a coordenada do centro da saída. As probabilidades de transição para um pedestre que está localizado no lado direito da saída são obtidas de forma similar, trocando-se apenas esquerda por

Células ocupadas	P_c	P_d	P_e
nenhuma	$D + (1 - D)/3$	$(1 - D)/3$	$(1 - D)/3$
esquerda	$D + (1 - D)/2$	$(1 - D)/2$	0
direita	$D + (1 - D)/2$	0	$(1 - D)/2$
acima	0	$D + (1 - D)/2$	$(1 - D)/2$
à direita e à esquerda	1	0	0
à esquerda e acima	0	0	1
à direita e acima	0	1	0
todas	0	0	0

Tabela 3.4: Probabilidades de transição de acordo com as configurações das células adjacentes, para um pedestre localizado em frente à saída.

direita, na Tabela 3.3.

Para o caso em que o pedestre está posicionado em frente à saída (área verde da Figura 3.1), as configurações possíveis em relação às células adjacentes e as probabilidades de transição são dadas na Tabela 3.4, onde D indica o viés, e p_c , p_d e p_e são as probabilidades de transitar para a célula adjacente acima, à direita e à esquerda, respectivamente.

3.3.3 Aplicação em evacuação de sala com grade móvel

Nos trabalhos mostrados anteriormente, para um pedestre qualquer, as probabilidades de transitar para as células adjacentes estão relacionadas somente com as suas configurações locais, determinadas pela direção almejada. Todavia, existem trabalhos que resolvem o cálculo destas probabilidades de modo diferente. Este é o caso do trabalho do Guo e Huang [14].

Guo e Huang [14] propuseram um modelo denominado modelo *Lattice-Gas* móvel, no qual as posições da grade ao redor de um pedestre são móveis, dependentes do seu movimento real. No cálculo das probabilidades, utilizadas nas regras de movimentação, leva-se em conta forças de interação com os demais pedestres e com as paredes da sala. A interação entre cada par de pedestres e entre um pedestre e as paredes são determinadas pela distância e pelo tamanho do passo do pedestre.

Divisão do espaço em casas

A provável próxima posição de um pedestre está em uma de oito posições distribuídas uniformemente ao longo de uma circunferência concêntrica à sua posição atual. A estas direções convencionam-se aqui chamar de casas. (ver Figura 3.2).

O círculo cinza claro representa o pedestre n que está, em determinado momento, no centro C_n e provavelmente se deslocará para uma das oito casas, marcadas com cinza

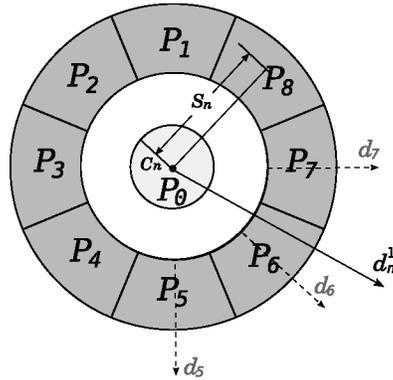


Figura 3.2: Movimentos possíveis e probabilidades de transição.

escuro, no momento seguinte. O centro de cada casa está a uma distância S_n do centro do círculo C_n ; isto diz que o pedestre pode avançar S_n unidades a cada passo de tempo. O vetor que aponta diretamente para a saída é indicado por d_n^1 e as probabilidades de transição de C_n para as oito casas, ou ainda permanecer em C_n , são indicados por P_i , como mostrado na Figura 3.2.

Probabilidade de escolher uma casa

A probabilidade de transição P_i é dada por

$$P_i = N\delta_i I_i (D_i + \sum_m \exp(f_i^m) + \sum_w \exp(f_i^w)) \quad (3.7)$$

Exceto por N , que é um fator de normalização para garantir que $\sum_i P_i = 1$, desta equação depende-se o seguinte mecanismo:

- a) **Pedestres não se movimentam para casas já ocupadas.** Isto é expresso pelo termo δ_i . $\delta_i = 0$, se o centro de ao menos um pedestre está na casa i , e $\delta_i = 1$ em caso contrário.
- b) **Pedestres tendem a manter o sentido anterior de seu movimento.** Dado pelo termo I_i , que representa a preferência do pedestre por manter o seu movimento na mesma direção e sentido do movimento no passo anterior. O valor de I_i é maior que 1, quando se refere à casa com a mesma direção e sentido do movimento anterior e exatamente igual a 1 para as demais casas.
- c) **Pedestres tendem a caminhar em direção à saída.** O viés D , cujo valor está entre 0 e 1, representa a tendência de um pedestre caminhar na direção e sentido

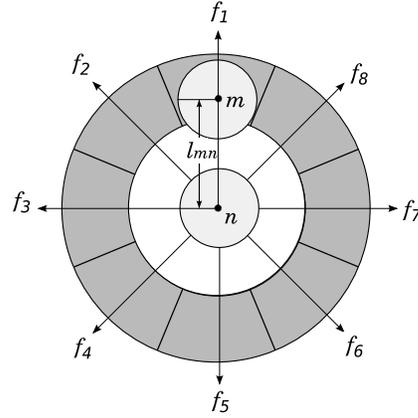


Figura 3.3: Ações que um pedestre m exerce em um pedestre n .

do vetor que aponta para a saída d_n^1 . Por convenção, D pode ser projetado em três direções, preferencialmente as mais próximas a d_n^1 (flechas tracejadas na Figura 3.2). Desta maneira, ele fica:

$$D_i = D \cos \theta_i, \quad (3.8)$$

onde D_i é a projeção de D na direção i e θ_i é o ângulo entre D_i e d_n^1 .

- d) **Pedestres são passivos à presença de outros pedestres e paredes.** Expresso pelos termos f_i^m e f_i^w que representam, respectivamente, a ação que o pedestre m exerce no pedestre n e a ação que a parede W exerce no pedestre n , ambas ao longo da direção e sentido da casa i . A idéia inerente é que os pedestres evitem se chocar, sendo esta a lógica determinante para o cálculo dos valores de f_i^m e f_i^w .

Em respeito ao caso, por exemplo, em que um pedestre de interesse n tenha um outro m à sua frente, na casa 1 (ver Figura 3.3), pode-se ter:

$$\begin{aligned} f_1^m &= -F_{mn}, \\ f_5^m &= F_{mn}, \\ f_4^m &= f_6^m = 0.5\sqrt{2}F_{mn}, \\ f_3^m &= f_7^m = -\mu F_{mn}, \\ f_2^m &= f_8^m = -0.5\sqrt{2}\mu F_{mn}, \end{aligned} \quad (3.9)$$

onde F_{mn} é a ação média do pedestre m sobre o pedestre n e μ representa o coeficiente de atrito entre eles.

Sobre F_{mn} , este pode ser calculado da seguinte forma:

$$F_{mn} = \begin{cases} k(\gamma(S_n + S_m) - l_{mn}), & \text{se } l_{mn} \leq \gamma(S_n + S_m) \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases} \quad (3.10)$$

onde l_{mn} é a distância entre os centros dos pedestres, k e γ são constantes tais que $k \geq 0$ e $\gamma \geq 0$. $\gamma(S_n + S_m)$ define o campo onde há ação entre os pedestres m e n (se a distância entre eles é suficiente). Em relação ao caso em que o pedestre depara-se com uma parede, há a ação média F_{Wn} da parede sobre o pedestre n , calculada de forma similar a F_{mn} :

$$F_{Wn} = \begin{cases} k(\gamma S_n - l_{Wn}), & \text{se } l_{Wn} \leq \gamma S_n \\ 0, & \text{caso contrário,} \end{cases} \quad (3.11)$$

onde l_{Wn} é a distância entre o pedestre n e a parede W .

Escolha da próxima casa

Calculadas as probabilidades de transição para cada uma das casas na adjacência, no próximo passo de tempo, para o pedestre n , é selecionada a direção de movimento com valor máximo, denotada por d_n ($|d_n| = 1$). Deste modo, a nova posição do pedestre n torna-se

$$C'_n = C_n + S_n d_n. \quad (3.12)$$

Se todos os valores de P_i nas oito direções são iguais a 0, então o pedestre n permanece na mesma posição. Em cada passo de tempo, os estados de todos os pedestres são atualizados simultaneamente.

3.4 Considerações finais

Modelos baseados em Autômato Celular e *Lattice-Gas* são modelos onde o espaço e o tempo são discretos. Conseqüentemente, são muito úteis para simulações computacionais em grande escala. Como apresentado no capítulo, foram aplicados para modelagem de evacuação de pessoas em uma sala, a exemplo de Varas et al. [53] e Tajima e Nagatani [49], que propuseram modelos para simular a dinâmica de saída de pessoas em uma sala, onde características proeminentes de evacuação real, como arqueamento e aglomeração, foram observadas por simulações. Entretanto, forças de contato presentes em uma multidão em pânico não são consideradas em tais modelos.

Em contrapartida, modelos de Forças Sociais são modelos contínuos utilizados para descrever a dinâmica de pedestres, que além de reproduzirem muitos comportamentos observados em fluxo de pedestres, como a formação de linhas, aglomeração ou o arqueamento, são capazes de expressar forças de contato físico entre pessoas em situação de evacuação. Porém, em simulações com o modelo de Forças Sociais, não é incomum que os pedestres apresentem movimentos de “chacoalhar” ou “vibrar” em resposta a numerosas forças que colidem em multidões de alta densidade, o que não corresponde ao comportamento humano natural [2].

Além disso, em termos gerais, no modelo de Forças Sociais, cada pedestre segue em direção a um ponto-alvo do espaço, planejando sua trajetória de forma independente da disposição dos demais elementos, obstáculos e outros pedestres. Por mais que estas trajetórias levem a choques iminentes com aglomerados vindouros de pessoas e obstáculos, os pedestres persistem em segui-las até que interações locais de colisão e repulsão social reduzam as suas velocidades, bem como os forcem a sair da trajetória inicial, levando ao estabelecimento de uma nova trajetória. E isto ocorre por mais que exista espaço suficiente ao redor da trajetória para se desviar dos aglomerados de antemão, garantindo-se assim uma abordagem mais rápida ao ponto-alvo do espaço. Há ainda a situação mais grave com pilastras, quando um pedestre, seguindo sua trajetória inicial, não é capaz de contorná-las, atingindo-as por várias vezes até que, por conta das forças de reação das colisões, somadas às interações com os demais pedestres, ele chegue a um ponto do espaço cuja trajetória até o ponto-alvo seja livre de obstáculos.

Para lidar com estes problemas, é apresentada uma solução para a movimentação de multidões nesta dissertação, baseada no modelo de Forças Sociais, mais modificações inspiradas no modelo *Lattice-Gas*.

Capítulo 4

Agentes Brownianos para Movimentação de Pedestres

Multidões podem ser classificadas como Sistemas Complexos que apresentam o fenômeno de auto-organização [18] e estes por sua vez, têm vocação para serem implementados como Sistemas Multiagentes [21]. Por este motivo, a modelagem de multidões neste trabalho é norteada pela teoria de agentes.

Schweitzer [44] propôs um *framework* de agentes Brownianos e modelou vários Sistemas Complexos auto-organizáveis, que estão relacionados às mais diversas áreas, como por exemplo, a fisicoquímica, a biologia, a economia e as ciências sociais. De acordo com ele, seu *framework* provê um método estável e eficiente para simulações computacionais de grandes grupos de agentes. Dentre os modelos apresentados em seu livro, está o modelo para a movimentação de pedestres que é adotado neste trabalho.

Em razão disto, antes de apresentar a modelagem para simulação da movimentação de multidões proposta nesta dissertação, faz-se necessário abordar alguns conceitos básicos acerca dos Sistemas Multiagentes e agentes Brownianos.

4.1 Sistemas Multiagentes

Baseando-se em Hübner e Sichman [21], pode-se definir um sistema multiagentes como sendo um sistema cujos componentes formam um grupo organizado composto de elementos autônomos que cooperam na solução de problemas caracterizados por exceder a capacidade de resolução individual.

Como já mencionado, o que chama a atenção a respeito dos Sistemas Multiagentes é a sua vocação para modelar Sistemas Complexos Adaptativos. Hübner e Sichman [21] evidenciam tal propriedade ao enumerar as vantagens obtidas quando se adota o paradigma de Sistemas Multiagentes em projetos de Sistemas Complexos. Uma dessas vantagens,

por exemplo, é a possibilidade de simular sistemas complexos, onde o conhecimento está distribuído, o controle não é passível de centralização e os recursos estão dispersos: a decomposição de um problema e a atribuição dos sub-problemas aos vários agentes permite um alto nível de abstração e independência das partes do sistema. Outro ganho, não menos importante, é a viabilização da implementação de sistemas adaptativos: o esquema multiagentes tem capacidade de adaptação a novas situações, tanto pela eliminação e/ou inclusão de novos agentes ao ambiente, quanto pela mudança da sua organização.

Ainda fazendo referência a esses autores, dois elementos principais desempenham um papel muito importante na compreensão de Sistemas Multiagentes: o agente e o ambiente. De fato, grande parte das propriedades de um Sistema Multiagentes é decorrente de aspectos inerentes ao ambiente e aos seus agentes, indicando que um estudo acerca de tais definições pode melhorar ainda mais o seu entendimento.

4.1.1 Ambiente

De modo bastante simplificado, um agente pode ser entendido como um componente de um sistema que atua sobre as outras partes. Por atuar, entende-se a capacidade de efetuar leitura e escrita dos dados pertencentes aos demais componentes, que estão sofrendo reflexos da atuação do agente. Um ambiente, por sua vez, pode ser compreendido como o componente passivo que tem como única função disponibilizar seus dados à ação do agente. Em outras palavras, o ambiente consiste de toda e qualquer fonte de estímulo sensorial aos agentes, sendo passível de sua atuação.

Em seu livro intitulado *Inteligência Artificial*, Russel e Norvig [43] apresentam alguns critérios pelos quais ambientes podem ser categorizados. A tais critérios, eles dão o nome de dimensões. Para este trabalho, optou-se por abordar as seguintes dimensões: observação, determinismo, dinamismo, continuidade e população.

Em respeito à observação, um ambiente é dito completamente observável se os sensores dos seus agentes detectam todos os aspectos que são relevantes à escolha da suas próximas ações. Do contrário, o ambiente é dito parcialmente observável, onde, devido à falta de informações para a escolha da sua próxima ação, o agente deve manter, de alguma forma¹, uma representação interna do mundo² em que está inserido.

Um ambiente pode ainda ser classificado como determinístico caso o seu próximo estado seja, do ponto de vista do agente, completamente determinável a partir do estado atual. Se isto não for verificado, o ambiente é então chamado de estocástico.

Um ambiente ainda pode ser dinâmico para um agente específico, se puder ser alterado sem que haja intervenção deste agente. Caso contrário, o ambiente é caracterizado como

¹O modo como um agente pode manter uma representação interna do mundo em que está inserido.

²Por mundo pode-se entender o ambiente real que é modelado por um sistema multiagentes.

estático.

Adicionalmente um ambiente é classificado como discreto caso suas variáveis principais assim o sejam. Em outras palavras, para um ambiente de jogo de xadrez, por exemplo, sendo o tempo relevante à ação de cada agente determinado pelas jogadas, e o número de estados distintos finito, o ambiente é claramente discreto. Em outras situações, entretanto, em que as variáveis são contínuas (como em um agente robótico que explora um território, cuja extensão é caracterizada por infinitas posições), o ambiente é dito contínuo.

Finalmente, relativo à população de agentes, um ambiente recebe a denominação especial de multiagentes caso nele estejam incluídos pelo menos dois agentes. Dessa maneira, todo sistema multiagentes tem um ambiente multiagentes.

4.1.2 Agente

De acordo com Russel e Norvig [43], um agente é uma entidade que tem uma percepção do seu ambiente através de sensores, e atua sobre ele por meio de mecanismos de atuação, os atuadores. Um agente robótico, por exemplo, pode ter câmeras e detectores de raios infravermelhos funcionando como sensores e vários motores de deslocamento servindo de atuadores.

Segundo Cannata et al. [7], por sua vez, um agente é uma entidade autônoma que interage com um ambiente. Por autonomia, Nwana e Heath [32] explicam que se pode entender a característica marcante dos agentes de praticar ações no ambiente sem intervenção externa direta.

Em seu trabalho sobre agentes, Wooldridge [57] apresentam a definição de arquitetura de agentes. Segundo o autor, a arquitetura de um agente mostra como ele está implementado em relação às suas propriedades e como os módulos que o compõem podem interagir entre si, de modo a garantir a sua funcionalidade. Maes [28] também explica tal conceito de forma semelhante:

“(Arquitetura) É uma metodologia particular para a construção de agentes. Ela especifica como o agente pode ser decomposto na construção de um conjunto de módulos componentes e como esses módulos devem ser feitos para interagir. O conjunto total de módulos e suas interações têm que fornecer uma resposta à questão de como o sensor de dados e o estado interno atual do agente determinam suas ações. Uma arquitetura abrange técnicas e algoritmos que suportam essa metodologia”.(Maes [28])

Com relação aos tipos de arquiteturas, Wooldridge e Jennings [58] classificam-nas com base na abordagem de implementação da inteligência do agente. A abordagem considerada clássica vê os agentes como um tipo particular de sistemas baseados em conhecimento (ou

sistemas especialistas), onde a inteligência é entendida como a faculdade de raciocinar sobre regras expressas em uma determinada linguagem. Às arquiteturas construídas com este conceito de inteligência, dá-se o nome de arquiteturas deliberativas. Uma outra abordagem, por sua vez, não utiliza qualquer raciocínio simbólico complexo, constituindo as chamadas arquiteturas reativas. Na sequência, cada uma das duas arquiteturas é melhor explicada.

Arquiteturas deliberativas de agentes

Como já mencionado anteriormente, nas arquiteturas deliberativas, o agente pode ser visto como um caso particular de sistema baseado em conhecimento. De acordo com Russel e Norvig [43], agentes que possuem uma arquitetura deliberativa, simplesmente chamados agentes deliberativos, são ditos racionais, por serem capazes de decidir sua atuação a partir de inferências lógicas feitas sobre os dados coletados dos sensores combinados com o seu conhecimento de especialista. Segundo Wooldridge [57], algumas questões cruciais precisam ser respondidas para a construção de tais agentes:

1. Qual conhecimento do especialista precisa ser representado?
2. Como o conhecimento do especialista será representado?
3. Quais serão os mecanismos de raciocínio feitos sobre o conhecimento do especialista?

Todavia, as soluções para tais questionamentos nem sempre são triviais: para domínios de problemas muito amplos, o conhecimento que precisa ser representado é muito grande, dificultando a ação eficiente dos mecanismos de inferência devido à necessidade de manipulação de muitos símbolos e padrões. Tais dificuldades acabaram por influenciar pesquisadores a procurar arquiteturas alternativas que abram mão do raciocínio lógico sem, no entanto, deixarem de dar boas soluções.

Arquiteturas reativas de agentes

Como observado por Wooldridge e Jennings[58], a dificuldade dos modelos simbólicos de inteligência em resolver alguns problemas em tempo razoável levou alguns pesquisadores a questionar a viabilidade computacional do paradigma simbólico inteiro e, desta forma, a desenvolver uma nova arquitetura de agentes conhecida como reativa. Para Nwana e Heath [32], os agentes reativos representam uma categoria especial de agentes porque não possuem modelo interno simbólico de seus ambientes; ao invés disto, eles atuam de maneira a responder a estímulos do estado atual do ambiente no qual estão inseridos.

Segundo Wooldridge e Jennings[58], as pesquisas realizadas com arquiteturas reativas iniciaram-se de fato já em 1986 com o trabalho de Brooks [6] que, não satisfeito com

as abordagens simbólicas, desenvolveu uma arquitetura alternativa para construção de agentes que também fossem inteligentes. Desse modo, Brooks [6], em seu trabalho intitulado *Intelligence Without Reason*, propõe três teses-chave para a implementação de inteligência:

- Comportamento inteligente pode ser gerado sem nenhuma representação simbólica.
- Comportamento inteligente pode ser gerado sem nenhum raciocínio simbólico.
- Inteligência é uma propriedade emergente de alguns sistemas complexos.

Além disso, Brooks apontou duas idéias básicas que nortearam sua pesquisa. A primeira, sobre situação e incorporação, diz que a inteligência “real” está situada no mundo e não em sistemas incorpóreos como provadores de teoremas ou sistemas especialistas. A segunda, sobre inteligência e emergência, diz que o comportamento inteligente surge como resultado das interações do agente com seu ambiente. Tais idéias acabaram por indicar que os agentes não precisavam de uma representação de inteligência muito elaborada e podiam ter um funcionamento bem simples, desde que fossem muitos, interagindo de modo a apresentar uma inteligência observável no sistema como um todo.

Sucintamente, os agentes reativos têm um comportamento muito simples: escolhem suas ações baseados unicamente nas percepções que têm do ambiente. Em outras palavras, informações coletadas de sensores permitem que simples regras de situação selecionem as ações a serem tomadas. Assim, os agentes reativos por apresentarem regras de comportamento baseadas nas percepções que têm do ambiente no momento, não levam em conta eventos passados nem podem planejar o futuro. Além disso, não precisam atualizar representações internas do ambiente quando este é modificado. Dessa forma, a implementação de agentes reativos é bem mais fácil do que a construção de agentes deliberativos.

Nwana e Heath [32] ressaltam ainda que foram desenvolvidas muitas teorias, arquiteturas e idiomas para os agentes reativos, porém, o ponto mais importante sobre eles não se refere a idiomas, teorias ou arquiteturas, mas ao fato de que os agentes e suas interações são relativamente simples. Estas características são suficientes para prover o surgimento de padrões complexos de comportamento quando o grupo de agentes é visto como um todo.

4.2 Sistemas Multiagentes Brownianos

Em seu livro, Schweitzer [44] introduz uma classe particular de modelo de agentes denominada agentes Brownianos, cujas aplicações envolvem uma grande variedade de áreas, em especial, no que tange a área das ciências sociais, Schweitzer [44] modela a formação de trilhas e a movimentação de pedestres com base em seu modelo de simulação de sistemas biológicos. A seguir é apresentada a descrição de agentes Brownianos e o modelo para movimentação de pedestres por meio deles.

4.2.1 Agentes Brownianos

De acordo com a teoria de agentes, um agente Browniano é um tipo particular de agente com características fundamentadas na arquitetura de agentes reativos. Sua descrição inclui variáveis de estados $u_i^{(k)}$, onde i referencia o agente e k o índice da variável. Elas podem ser classificadas como variáveis externas ou variáveis de graus internos de liberdade.

Variáveis externas são aquelas cujo valor pode ser observado diretamente por outros agentes. Por exemplo, $u_i^{(1)} = r_i$, que denota a coordenada de espaço (geralmente um vetor no espaço físico bidimensional), e $u_i^{(2)} = v_i$, que é igual a velocidade individual do agente. Ambas são presumidas variáveis contínuas.

Variáveis de graus internos de liberdade são aquelas cujo valor não pode ser observado diretamente por outros agentes, podendo ser indiretamente concluídas somente a partir das ações observadas. Por exemplo, a variável $u_i^{(3)} = \theta_i \in \{-1, 1\}$ pode descrever duas respostas diferentes a certas condições ambientais ou informação recebida. Neste caso, sendo $\theta = -1$ os agentes não podem ser afetados por um determinado sinal, enquanto agentes onde $\theta = +1$ podem respondê-lo.

No que diz respeito à mudança dos valores das variáveis de estado ao longo do tempo, seja devido a impactos ao redor do agente ou à dinâmica interna do mesmo, cada variável pode ter sua dinâmica expressa por

$$\frac{du_i^k}{dt} = f_i^{(k)} + F_i^{stoch}. \quad (4.1)$$

Assim como em outras equações físicas, esta formulação é baseada no **princípio da causalidade**: qualquer **efeito**, como a mudança ao longo do tempo de uma variável u , tem algumas **causas** que são listadas no lado direito da equação. No conceito de agente Browniano, é assumido que tais causas podem descrever uma superposição de influências determinísticas ($f_i^{(k)}$) e estocásticas (F_i^{stoch}) impostas ao agente i .

Isto captura a idéia inicialmente usada por Langevin para descrever o movimento de partículas Brownianas e é a razão para que este conceito de agente seja denominado como agente **Browniano**. Uma partícula Browniana move-se devido aos choques com

as moléculas que a cercam. Os detalhes da movimentação das moléculas são observados em escalas de comprimento e tempo muito menores em relação às escalas de observação da movimentação da partícula Browniana. Assim, Langevin teve a idéia de somar todos estes impactos em uma força estocástica com propriedades estatísticas específicas [44].

Para um agente Browniano, Schweitzer [44] explorou a idéia de Langevin de uma forma similar, isto é, somou as influências que podem existir em uma escala microscópica, mas que não são observáveis nas escalas de comprimento e tempo de um agente Browniano, em um termo estocástico F_i^{stoch} , enquanto todas as influências que podem ser diretamente especificadas nesta escala de comprimento e tempo são resumidas em um termo determinístico $f_i^{(k)}$.

A parte determinística $f_i^{(k)}$ contém todas as influências que causam mudanças na variável de estado $u_i^{(k)}$. Estas devem ser:

- Interações não-lineares com outros agentes $j \in N$; assim, $f_i^{(k)}$ pode ser, em princípio, função de todas as variáveis de estado

$$\underline{u} = \{u_1^{(1)}, u_1^{(2)}, \dots, u_2^{(1)}, u_j^{(k)}, \dots, u_N^{(k)}\} \quad (4.2)$$

descrevendo qualquer agente (incluindo o agente i).

- Condições externas, tais como forças resultantes a partir de potenciais externos, ou os fluxos de entrada e saída de recursos, etc. Estas circunstâncias devem ser expressas como um conjunto (dependente do tempo) de parâmetros de controle

$$\underline{\sigma} = \{\sigma_1, \sigma_2, \dots\}. \quad (4.3)$$

- A dinâmica própria do sistema que não depende das ações dos agentes. No exemplo de um ecossistema, esta dinâmica própria pode descrever dia/noite ou ciclos sazonais ou, ainda, difusão de recursos dentro do sistema, independente do agente. Isto é expresso em uma dependência do tempo explícita de $f_i^{(k)}$.

Portanto, em geral, $f_i^{(k)} = f_i^{(k)}(\underline{u}, \underline{\sigma}, t)$ e para construir um Sistema Multiagentes Brownianos é necessário especificar:

- (i) Quais as variáveis de estado relevantes $u_i^{(k)}$.
- (ii) Qual a dinâmica para modificá-las.

Pode-se, ainda, especificar as condições externas do sistema, i.e. $\sigma_1, \dots, \sigma_n$, ou uma possível dinâmica própria sua. Assim, a dinâmica de Sistemas Multiagentes é especificada com a descrição de cada agente Browniano no sistema.

4.2.2 Movimentação de Pedestres

De acordo com o modelo de Schweitzer [44] para a movimentação de pedestres, um agente Browniano i representa um pedestre que se move em uma superfície bidimensional, sua posição é descrita por

$$\frac{d\vec{r}_i(t)}{dt} = \vec{v}_i(t), \quad (4.4)$$

e sua velocidade é descrita pela seguinte equação de Langevin

$$\frac{d\vec{v}_i(t)}{dt} = -\frac{1}{\tau_i}\vec{v}_i(t) + \vec{f}_i(t) + \sqrt{\frac{2\varepsilon_i}{\tau_i}}\vec{\xi}_i(t), \quad (4.5)$$

onde τ_i representa o tempo de relaxação da adaptação da velocidade, que está relacionado com o coeficiente de atrito γ_0 ($\gamma_0 \sim \frac{1}{\tau_i}$). O termo \vec{f}_i representa influências determinísticas no movimento, tais como intenções de se mover em uma certa direção e sentido, com uma determinada velocidade desejada, ou se manter a uma distância de agentes vizinhos. \vec{f}_i é interpretada como uma força social, \vec{F}_{soc} (Equação 3.2 apresentada no Capítulo 3) dividida pela massa corporal do pedestre, que descreve as influências do ambiente e de outros pedestres no comportamento do agente i . No entanto, é importante observar que a força social não é exercida sobre um pedestre, ao invés disso ela descreve a motivação concreta para agir.

O termo flutuação, o terceiro da Equação 4.5, leva em conta variações estocásticas do comportamento, que podem surgir, por exemplo, quando duas ou mais alternativas de comportamento são equivalentes, ou por desvios deliberativos ou acidentais de uma regra padrão de movimento. ε_i é a intensidade da força estocástica $\vec{\xi}_i(t)$, que é uma função aleatória que assume a forma de ruído branco gaussiano, ou seja, um processo estocástico de média zero independente do tempo e do espaço, com uma distribuição de amplitude gaussiana.

4.3 Considerações Finais

Uma vez que multidões podem ser classificadas como sistemas complexos adaptativos, apresentam o fenômeno de auto-organização [18], e Hübner e Sichman [21] apontam que sistemas complexos auto-organizáveis têm vocação para serem modelados como Sistemas Multiagentes, optou-se neste trabalho por seguir esta linha para a implementação do modelo para simulação de multidões.

Além disso, levando em conta que em situações comuns de locomoção, indivíduos normalmente assumem uma estratégia de comportamento otimizada aprendida por tentativa e erro (ou seja, reagem automaticamente a determinadas situações), arquiteturas de agentes reativos se tornam bastante indicadas para a simulação em questão.

De acordo com esse pressuposto, a utilização de Sistemas Multiagentes Brownianos apresenta-se adequada para nortear este trabalho, dado que tais sistemas seguem uma arquitetura de agentes reativos. Além disso, é possível descrever as influências determinísticas por meio do modelo de Forças Sociais, o qual será modificado nesta dissertação para tornar o comportamento da multidão simulada mais realista.

Capítulo 5

Modelo de Forças Sociais Modificado

Neste capítulo é apresentada uma solução para a movimentação de multidões, baseada no modelo de Forças Sociais, com modificações inspiradas no modelo *Lattice-Gas*.

Como citado nos capítulos anteriores, o modelo de Forças Sociais tem sido aplicado com sucesso na simulação de cenários de movimentação de pedestres, de forma realista [2]. Entretanto, em alguns cenários de baixa densidade, não é incomum que os pedestres deste modelo se comportem como partículas irracionais, executando trajetórias que levam a situações de choque iminente (ver Seção 3.1), quando uma melhor decisão de deslocamento seria simplesmente contornar aglomerados de pessoas e obstáculos, chegando-se, desta maneira, mais facilmente ao ponto-alvo do espaço bidimensional. Esta situação é ainda mais grave em cenários com pilastras, quando um pedestre deste modelo, seguindo cegamente sua trajetória inicial, não é capaz de contorná-las, atingindo-as por várias vezes, por mais que o espaço ao redor esteja livre de obstáculos. Tais problemas citados acabam por diminuir o grau de realismo da simulação.

Para lidar com estes problemas, a solução aqui proposta busca dotar os pedestres da capacidade de contornar aglomerados, alterando, em momentos oportunos, a direção do seu deslocamento. Desta maneira, combinou-se ao modelo de Forças Sociais conceitos do modelo *Lattice-Gas*, lançando-se mão da discretização da vizinhança perimetral de um pedestre, que passa a dispor de possibilidades finitas de escolha de direção de deslocamento, influenciadas pela direção do ponto-alvo do espaço bidimensional, e pelos eventuais aglomerados de obstáculos vizinhos.

Tendo em vista a implementação de tal solução, optou-se por seguir a abordagem de Sistemas Multiagentes. Cada pedestre é visto como um agente autônomo, que interage com os demais pedestres e com itens do ambiente. O ambiente, por sua vez, é visto como uma área poligonal que circunscreve um espaço contínuo para a livre movimentação dos agentes, bem como para o posicionamento de obstáculos. Tais obstáculos, fixos ou móveis, tomam a forma de polígonos (ou circunferências) intransponíveis pelos agentes,

representando paredes, pilastras, por exemplo. Por fim, os agentes almejam chegar a pontos de interesse do ambiente, que equivalem aos pontos-alvos do espaço no modelo de Forças Sociais.

Cada agente é implementado como um agente Browniano, cuja dinâmica de variáveis de estado segue a equação de Langevin, Equação 4.5 – o mesmo artifício utilizado por Schweitzer [44] para implementar a movimentação de pedestres em seus modelos de Forças Sociais. Por conta disto, o Sistema Multiagente utilizado é na verdade um Sistema Multiagentes Browniano (ver Capítulo 4). De acordo com Schweitzer [44], definir tais sistemas exige os seguintes passos:

- i. Elucidar o conjunto de variáveis de estado relevantes.
- ii. Elucidar a dinâmica dessas variáveis.

Na sequência, cada um destes itens é definido como parte da solução proposta por esta dissertação.

5.1 Conjunto de variáveis de estado

Como dito no Capítulo 4, um agente Browniano é um tipo particular de agente reativo. Cada pedestre é, então, modelado como um agente browniano k , que é descrito por um conjunto de variáveis de estado. Tais variáveis de estado podem ser divididas em dois grupos de grandezas, a saber grandezas que variam com o decorrer do tempo de simulação, i.e. são função do tempo, e grandezas atemporais. Seguem, abaixo, estas variáveis.

Variáveis de estado em função do tempo para o pedestre k :

- $\vec{r}^k(t)$ – Posição do pedestre, representada por uma coordenada no espaço bidimensional.
- $\vec{v}^k(t)$ – Vetor de velocidade do pedestre.
- $v_0^k(t)$ – Valor da velocidade desejada pelo pedestre.
- $\vec{\xi}^k(t)$ – Força estocástica que atua sobre o pedestre, própria do modelo de agentes Brownianos (ver Capítulo 4).
- $\vec{d}_s^k(t)$ – Vetor que aponta para o alvo desejado pelo pedestre.

Variáveis de estado atemporais para o pedestre k :

- ε^k – Intensidade da influência da força estocástica sobre o pedestre.

- τ^k – Tempo de relaxação gasto pelo pedestre para alcançar a velocidade desejada $v_0^k(t)$.
- m^k – Massa corporal do pedestre.
- R^k – Raio da circunferência que representa o pedestre k , sendo que a circunferência é centrada em $\vec{r}^k(t)$.
- A^k – Raio que determina a vizinhança de um pedestre k em relação aos outros pedestres.
- O^k – Raio que determina a vizinhança de um pedestre k em relação aos obstáculos.

5.2 Dinâmica das variáveis de estado

Uma vez elencadas as variáveis de estado de um pedestre, resta especificar como elas são modificadas ao longo do tempo de simulação. A dinâmica da variável de estado $\vec{r}^k(t)$, da mesma forma que na Equação 4.4, para um agente browniano k que se movimenta no ambiente é dada por

$$\frac{d\vec{r}^k(t)}{dt} = \vec{v}^k(t), \quad (5.1)$$

e a dinâmica da variável $\vec{v}^k(t)$ é descrita pela equação de Langevin

$$m^k \frac{d\vec{v}^k(t)}{dt} = -\frac{m^k \vec{v}^k(t)}{\tau^k} + \vec{F}_{soc}^k(t) + m^k \sqrt{\frac{2\varepsilon^k}{\tau^k}} \vec{\xi}^k(t), \quad (5.2)$$

assim como na Equação 4.5, o primeiro termo está relacionado com a força de atrito, o terceiro termo relacionado com a força estocástica e \vec{F}_{soc}^k é a força própria do modelo de Forças Sociais (ver Equação 3.2, no Capítulo 3), dada pela combinação de três forças componentes, a saber: Força de Desejo (ver equação 3.3), Força Psicológica (ver Equação 3.4) e Força Granular (ver Equação 3.5). Tais forças são utilizadas da mesma forma como explicado no Capítulo 3, com exceção da Força de Desejo

$$\vec{F}_D^k = m^k \cdot \frac{v_0^k(t) \vec{e}^k(t)}{\tau_i^k}, \quad (5.3)$$

cuja direção da velocidade desejada passa a ser definida por

$$\vec{e}^k(t) = \vec{e}^k(t-1)g(\mu, t) + \vec{l}^k(t)(1-g(\mu, t)), \quad (5.4)$$

onde μ é uma constante que expressa o intervalo de tempo necessário para se calcular a nova direção desejada. É utilizada em $g(\mu, t)$ da seguinte forma

$$g(\mu, t) = \begin{cases} 0, & \text{se } (\mu \bmod t) = 0 \\ 1, & \text{se } (\mu \bmod t) \neq 0. \end{cases} \quad (5.5)$$

Deste modo, quando $g(\mu, t) = 1$, a direção da velocidade desejada será a mesma do instante anterior. Por outro lado, quando $g(\mu, t) = 0$ a direção é redefinida por $\vec{l}^k(t)$.

A obtenção de $\vec{l}^k(t)$ é feita com base em informações providas pela grade móvel inspirada no modelo *Lattice-Gas*, apresentado na Seção 3.3.3.

Resumidamente, este modelo divide uniformemente o espaço ao redor do agente, definindo assim um conjunto de possíveis direções a serem seguidas por ele. Cada direção está associada a uma região da grade, a valores de pesos e a fatores de acesso. A soma dos fatores de acesso define um índice de ocupação do espaço ao redor do agente. Se este valor está acima de um limiar IC , isto implica que há espaço para a pessoa se movimentar, então $\vec{l}^k(t)$ será a direção da região com maior peso. Caso contrário, não há como uma pessoa contornar outras pessoas e obstáculos, logo $\vec{l}^k(t)$ será igual ao vetor \vec{d}_s^k que aponta para o alvo, o que resulta em um comportamento similar ao modelado por Forças Sociais originalmente proposto por Helbing e Molnár [17].

5.2.1 Modelo de grade móvel

A grade móvel pode ser definida como uma área formada por uma coroa circular em volta de um agente k , particionada uniformemente em n direções. A cada partição convencionam-se chamar de casa, indicada por C_i , onde $i \in \{0, n - 1\}$. A coroa circular é formada por duas circunferências concêntricas de centro $\vec{r}^k(t)$, onde o raio da circunferência mais interna é dado por $R^k + \eta$ e o da circunferência mais externa é dado pelo maior raio de vizinhança do agente, ou seja, $\max(A^k, O^k)$, onde A^k representa o raio de vizinhança do agente k em relação aos outros pedestres e O^k representa o raio de vizinhança em relação aos obstáculos. A constante η representa a distância mínima na qual um agente deseja estar de outros agentes e obstáculos, sendo que η pode assumir valores no intervalo aberto $(0, \min(A^k, O^k))$.

A Figura 5.1 exemplifica a construção da coroa circular em volta de um agente k . As casas são limitadas por vetores na sequência $\vec{L}_0^k, \vec{L}_1^k, \dots, \vec{L}_{n-1}^k$, conforme ilustrado

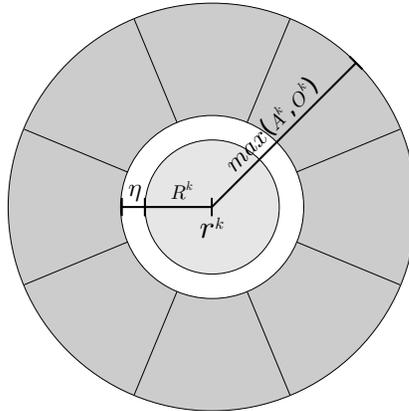


Figura 5.1: Exemplo de coroa circular para um agente k (circunferência mais interna) particionada em 8 casas.

na Figura 5.2. Cada casa C_i tem uma abertura angular de $\theta = 360^\circ/n$, uma direção definida pelo vetor \vec{d}_i^k e dois vetores unitários limitantes \vec{L}_a e \vec{L}_b , respectivamente no sentido anti-horário, sendo $a = (i \bmod n)$ e $b = ((i + 1) \bmod n)$. Além disso, as casas são dispostas no sentido anti-horário com base na direção do vetor de saída (\vec{d}_s^k). Na ausência de obstáculos na direção do vetor \vec{d}_s^k , a grade é disposta de forma que a casa C_0 tenha seu vetor representante $\vec{d}_0^k = \vec{d}_s^k$, (Figura 5.3). Caso contrário, a direção de \vec{d}_0^k é obtida levando-se em conta, além de \vec{d}_s^k , os pontos extremos do objeto j (que nesse caso é um obstáculo) em relação a um agente k . São considerados aqui como pontos extremos do objeto j os pontos z_{j1}^k e z_{j2}^k , obtidos com base no ângulo subentendido deste objeto ao

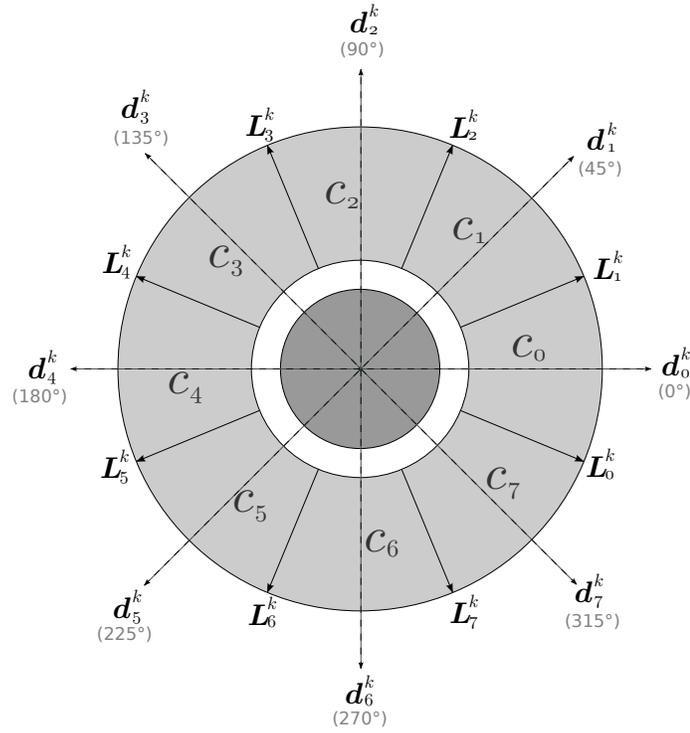
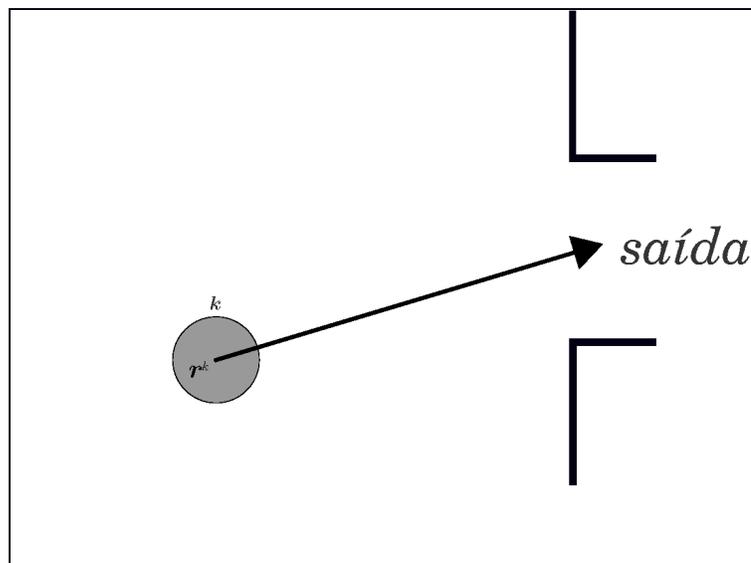


Figura 5.2: Exemplo de grade móvel com 8 casas para um agente k (circunferência mais interna).

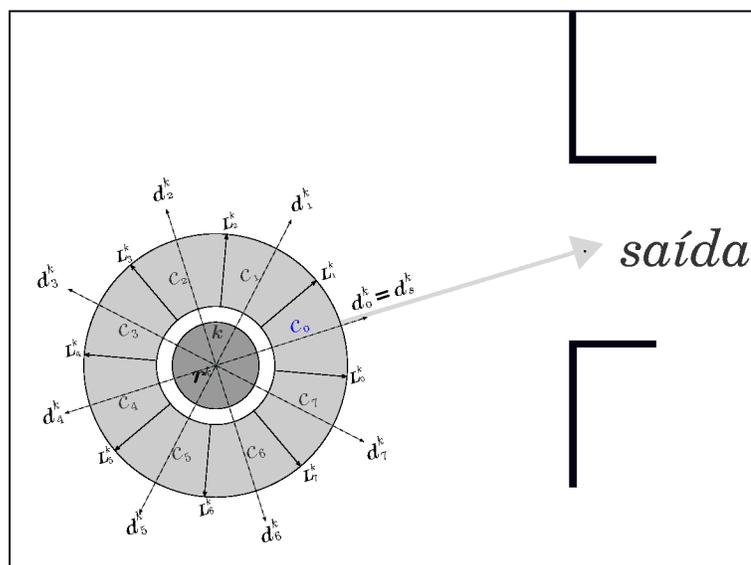
ponto $\vec{r}^k(t)$, que é o centro do agente k , como podem ser vistos na Figura 5.4(a).

Desta maneira, uma vez definidos os pontos extremos e dados os vetores $\vec{r}^k z_{j1}^k$ e $\vec{r}^k z_{j2}^k$, o vetor \vec{d}_0^k será então o vetor dentre estes que apresentar o maior ângulo com o vetor \vec{d}_s^k (Figura 5.4).

Relembrando que a grade é utilizada com o intuito de obter \vec{l}^k , utilizado para calcular a direção da velocidade desejada \vec{e}^k na Equação 5.4, é feita uma distribuição de pesos (P_i^k) entre as suas casas, indicando as chances de escolha de cada uma. A direção da casa escolhida será a direção do vetor \vec{l}^k . A distribuição de pesos para cada casa é explicada na próxima seção.

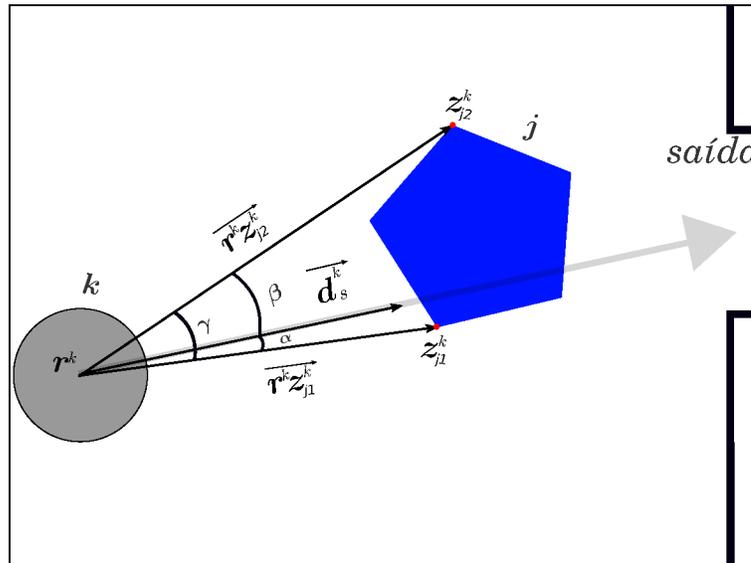


(a) Agente k e vetor d_s^k que aponta para a saída de uma sala.

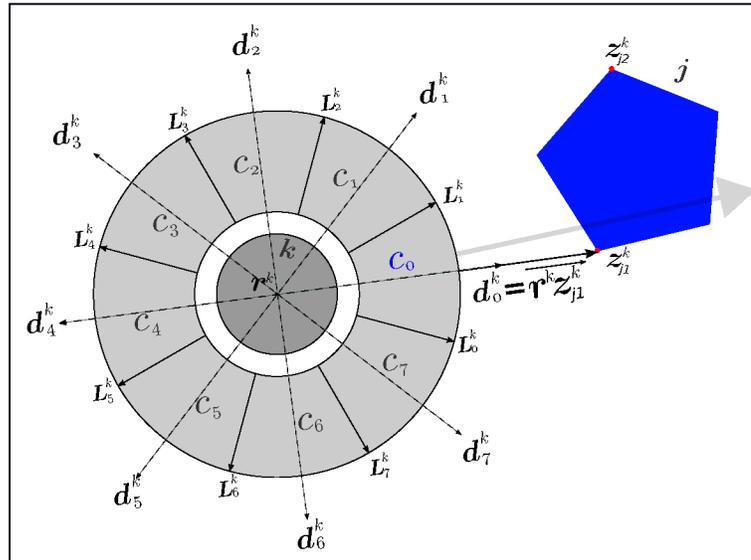


(b) Disposição da grade de forma que C_0 tenha seu vetor representante $d_0^k = d_s^k$.

Figura 5.3: Exemplo de disposição das casas da grade na ausência de obstáculos na direção do vetor d_s^k .



(a) Agente k e obstáculo j em frente do agente. γ é o ângulo subtendido do objeto j ao ponto r^k , sendo z_{j1}^k e z_{j2}^k seus pontos extremos.



(b) Disposição da grade de forma que C_0 tenha seu vetor representante d_0^k igual ao vetor $r^k z_{j1}^k$.

Figura 5.4: Exemplo de disposição das casas da grade na presença de um obstáculo na direção do vetor d_s^k . Em 5.4(a)

5.2.2 Distribuição de Pesos

Para um agente k , a distribuição de pesos para cada casa C_i é dada por

$$P_i^k = N \delta_i^k I_i^k \left(D_i^k + \frac{Acesso_i^k}{2} \right). \quad (5.6)$$

onde N é um fator de normalização para garantir que $\sum_d P_i^k = 1$. O termo δ_i^k representa o fato de que pessoas não preferem direções onde há outras extremamente próximas a ela, em condições de baixa densidade, e pode assumir o valor 0 ou 1 da seguinte forma

$$\delta_i^k = \begin{cases} 0, & \text{se } Acesso_i^k = 0 \\ 1, & \text{se } Acesso_i^k \neq 0, \end{cases} \quad (5.7)$$

onde o termo $Acesso_i^k$ assume valores no intervalo $[0,1]$; ele apresenta valores próximos a 0 se a casa c_i estiver ocupada por pessoas ou objetos muito próximos do agente k , e valores próximos a 1 em caso contrário.

O termo I_i^k representa a preferência do pedestre por manter o seu sentido anterior de movimento d_{ant}^k , sendo seu valor maior que 1 quando se refere à mesma direção do movimento anterior ($d_i^k = d_{ant}^k$) e exatamente igual a 1 para as demais direções.

O termo D_i^k representa o viés que faz um pedestre caminhar em direção ao seu alvo de acordo com o vetor d_0^k . A função que o expressa é dada por

$$D_i^k = D \frac{(\cos \theta_{i0} + 1)^2}{4}, \quad (5.8)$$

onde D é uma constante e θ_{i0} é o ângulo entre o vetor unitário na direção d_i^k e o vetor unitário na direção d_0^k .

Retomando o termo $Acesso_i^k$, ele representa uma medida de acessibilidade da casa C_i para um agente k e é computado da seguinte maneira

$$Acesso_i^k = \min_{j \in \Omega} (f_{ij}^k). \quad (5.9)$$

Aqui, o conjunto $\Omega^k = N^k \cup W^k$, onde N^k representa todos os agentes na vizinhança, de raio A^k , e o conjunto W^k representa todos os obstáculos na vizinhança, de raio O^k .

Além disso, faz-se uma combinação entre os termos D_i^k e $Acesso_i^k$ da equação de distribuição de pesos, onde o termo de acessibilidade tem sua influência reduzida pela metade, sendo priorizada assim a contribuição do termo D_i^k , responsável por atribuir peso às casas de acordo com a distância delas em relação ao alvo. Esta decisão foi tomada com base no pressuposto de que uma pessoa, quando deseja alcançar um alvo, não escolhe primeiramente os espaços mais acessíveis, até porque estes podem ser os mais distantes do alvo em questão. Ao invés disso, a pessoa dá maior importância em se voltar em direção ao alvo, para só então verificar a acessibilidade das áreas à sua frente.

O termo f_{ij}^k , por sua vez, representa o quanto o agente j está afastado do agente k considerando a casa C_i , sendo que esse valor varia no intervalo $[0,1]$ e é calculado por

$$f_{ij}^k = \begin{cases} 1, & \text{se } j \text{ não tem interseção com } C_i \\ A_{ij}^k + (1 - A_{ij}^k)B_{ij}^k, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (5.10)$$

Considerando que um agente j pode ter interseção com mais de uma casa da grade do agente k , o valor de A_{ij}^k representa um percentual de afastamento entre o agente k e a parte do agente j que tem interseção com a casa i . Mais adiante será mostrado como tal medida é calculada. Sendo θ a abertura angular da casa C_i , B_{ij}^k representa o percentual dessa abertura que não é ocupado pela parte do agente j , ou obstáculo, que ocupa C_i .

De acordo com a função de acesso, à medida que o afastamento A_{ij}^k cresce, dá-se mais importância para o percentual da abertura angular desocupada (B_{ij}^k). De modo semelhante, à medida que a parte do agente j se torna muito próxima do agente k , a influência de B_{ij}^k na função de acesso diminui. Desta maneira, quando uma pessoa está muito próxima de um obstáculo, ou de outra pessoa, a abertura angular desocupada terá pouca importância no processo decisório, pois tal abertura não será suficiente para a passagem dela. Quando esta distância é maior, a abertura angular terá mais importância, pois poderá evitar que a pessoa vá em direção ao obstáculo. Sobre a medida de afastamento A_{ij}^k , esta é dada por uma função definida por

$$A_{ij}^k = \begin{cases} 0, & \text{se } d_{ij}^k \leq \eta \\ \frac{d_{ij}^k - \eta}{\rho - d_{ij}^k}, & \text{se } \eta < d_{ij}^k < \rho \\ 1, & \text{se } d_{ij}^k \geq \rho, \end{cases} \quad (5.11)$$

onde η e ρ são constantes que determinam a cota inferior e superior para o valor de d_{ij}^k , respectivamente. ρ está relacionado com os raios de vizinhança do agente k . Sendo j um agente vizinho, ρ tem o mesmo valor da constante A^k . Em contrapartida, sendo j um obstáculo vizinho, ρ tem o mesmo valor da constante O^k .

Se d_{ij}^k está dentro do intervalo (η, ρ) , ou seja, se existe uma parte de j dentro da casa C_i , o resultado de A_{ij}^k é uma função linear que varia no intervalo $(0, 1)$, como ilustrado na Figura 5.5. O parâmetro d_{ij}^k , então, é uma medida de distância calculada com base no centro do agente k (r^k), e em um ponto específico da parte de j que está dentro da região delimitada pela casa C_i , de acordo com as seguintes situações:

1. Quando o centro de j estiver dentro da região delimitada pela casa C_i , d_{ij}^k será igual a $\|\overrightarrow{r^k r^j}\| - (R^k + R^j)$, como pode ser visto na Figura 5.6(a);
2. Quando o centro de j não estiver dentro da região delimitada pela casa C_i , e existir um dos pontos extremos de j dentro desta região, d_{ij}^k será igual a $\|\overrightarrow{r^k z_j^k}\| - R^k$, sendo z_j^k o ponto extremo de j presente na região C_i , como pode ser visto na Figura 5.6(b);

3. Caso 1 e 2 não ocorram, o ponto específico de j utilizado para calcular d_{ij}^k é obtido da seguinte maneira: seja t a reta do plano que passa por r_k e que tem a mesma direção do vetor d_{ij}^k , conforme ilustrado na Figura 5.6(c); deve existir pelo menos um ponto de interseção de t com o objeto j ; e seja S_j^k o ponto de interseção mais próximo de r^k , d_{ij}^k será igual a $\|\overrightarrow{r^k S_j^k}\| - R^k$.

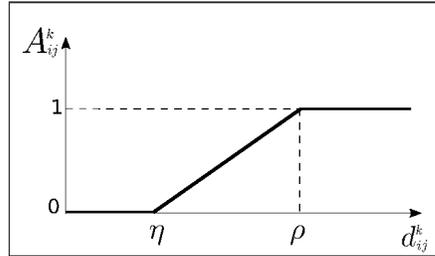


Figura 5.5: Função A_{ij}^k com seu argumento d_{ij}^k e as constantes η e ρ .

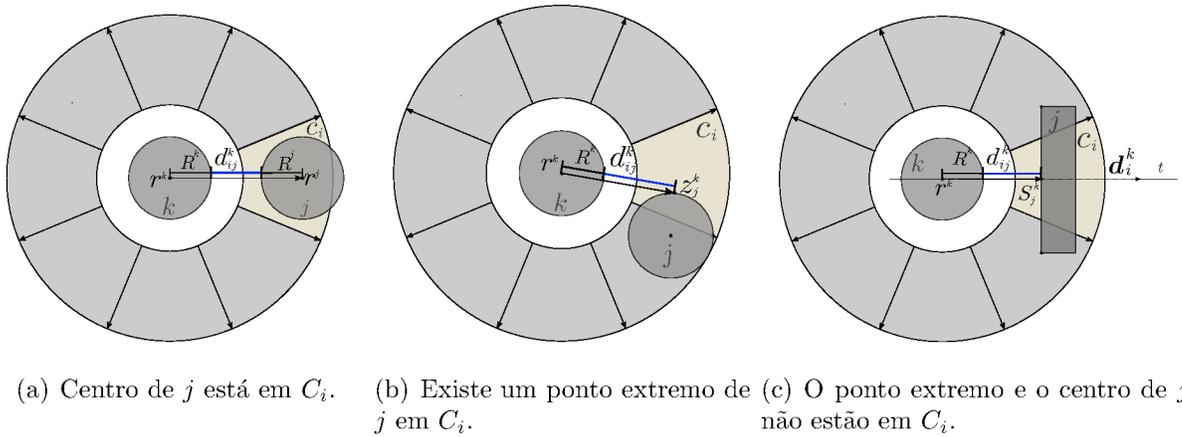


Figura 5.6: Distância d_{ij}^k que é utilizada no cálculo de A_{ij}^k , nas três situações possíveis de acordo com a localização de j na casa C_i .

Para concluir a explicação da equação de distribuição de pesos, resta apresentar o percentual de abertura angular B_{ij}^k da casa C_i de um agente k em relação a outro agente, ou obstáculo, de índice j . Este é dado por

$$B_{ij}^k = \frac{\alpha_{ij}^k}{\theta}, \quad (5.12)$$

onde o termo α_{ij}^k é um valor angular no intervalo $[0, \theta]$ que representa a abertura angular livre da casa C_i . α_{ij}^k tem valor nulo, caso não exista nenhum ponto de extremo de j dentro da região da casa C_i : neste caso, j deve ocupar C_i de forma a não deixar nenhuma abertura angular livre, conforme ilustrado na Figura 5.7. Caso contrário, α_{ij}^k é calculado

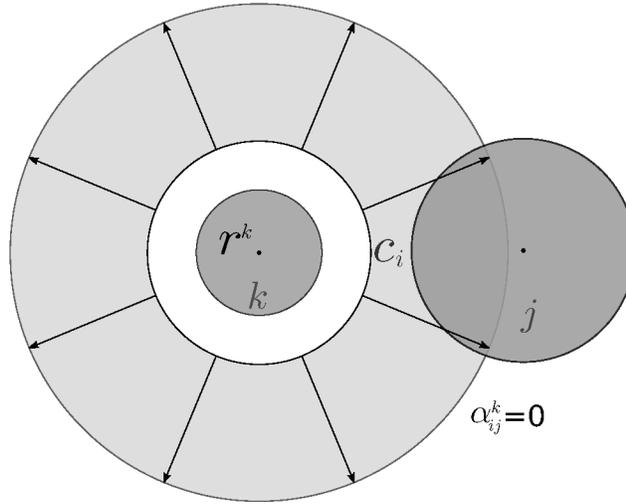


Figura 5.7: O agente j não deixa uma abertura angular livre na casa C_i , nesse caso $\alpha_{ij}^k = 0$.

da seguinte forma: seja z_j^k o ponto extremo presente na região da casa C_i , e seja $w = \overrightarrow{r^k z_j^k}$ o vetor que liga r^k a este ponto, e sejam q_a e q_b as retas que passam por r^k e que têm as mesmas direções que os vetores limitantes de C_i , L_a e L_b , respectivamente: uma das retas deve ter interseção com j , enquanto a outra não, conforme mostrado na Figura 5.8. Supondo que a reta q seja aquela que não passa por j , e sendo u o vetor unitário com a mesma direção de q , α_{ij}^k é dado por

$$\alpha_{ij}^k = \arccos \left(\frac{u \cdot w}{\|w\|} \right). \quad (5.13)$$

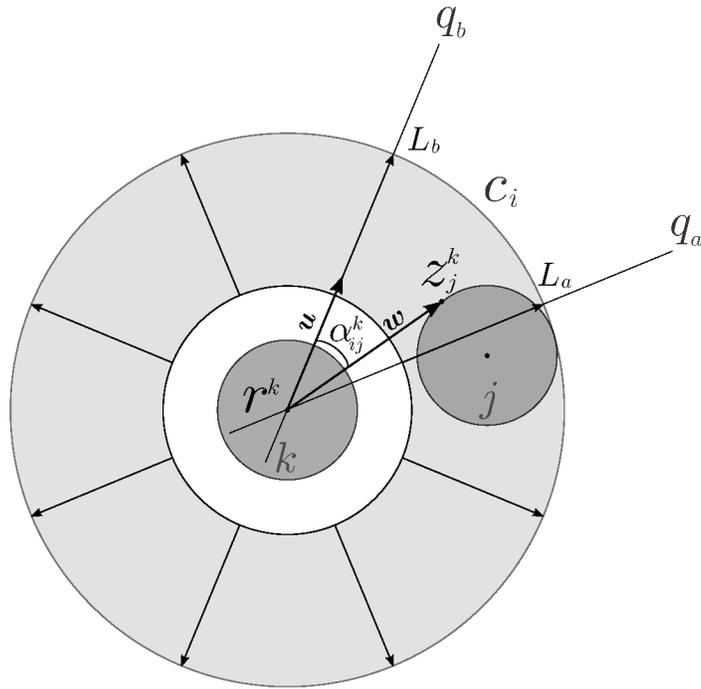


Figura 5.8: O agente j deixa uma abertura angular livre na casa C_i , representada por α_{ij}^k que na figura é o ângulo entre os vetores u e w .

De posse da identificação do conjunto de variáveis de estado dos agentes brownianos propostos, e da explicação da dinâmica de atualização de cada uma delas, conclui-se a apresentação da nova modelagem de movimentação de pedestres introduzida por este trabalho. Na sequência, considerações finais são feitas sobre esta nova solução.

5.3 Considerações finais

Reunir modelos distintos de simulação de multidões em um só não é novidade. De acordo com Zheng et al. [59], há uma tendência de se combinar diferentes abordagens para o estudo de evacuação de multidão, devido aos ganhos oferecidos com esta prática frente à complexidade do comportamento de multidões e a limitação de recursos computacionais. Segundo estes autores, novos modelos híbridos podem sim ser produzidos a partir da combinação de princípios básicos de uma abordagem, mais algumas regras de outra, em uma tentativa de unificar o que há de melhor em cada uma delas.

De conformidade com esta tendência, este trabalho propõe um modelo híbrido para simular multidões, cujo diferencial é justamente inserir alguns dos princípios do modelo *Lattice-Gas* dentro do modelo de Forças Sociais.

Por conta desse esforço em reunir duas abordagens distintas, é implementado um Sistema Multiagentes Brownianos, pelo qual espera-se simular o deslocamento de multidões em cenários de fuga na presença de obstáculos, com mais fidelidade do que os modelos de Forças Sociais tradicionais. Nestes termos, as seções posteriores mostram cenários interessantes para a verificação deste esperado aumento de fidelidade a que o Sistema Multiagentes Brownianos implementado é submetido e analisado.

Por fim, o Sistema Multiagentes Brownianos obtido sem dúvida representa um sistema complexo auto-organizável, tal como os sistemas de multidões reais, pois atende a propriedades básicas como:

1. Possuir um grande número de agentes;
2. Possibilitar múltiplas interações locais entre os agentes;
3. Apresentar mecanismos de retro-alimentação;
4. Apresentar estocasticidade.

O primeiro quesito fica claro quando se pensa que o ambiente pode ser populado com inúmeros agentes autônomos (os pedestres). Sobre o segundo item, as múltiplas interações locais ficam por conta da independência que cada pedestre possui para se movimentar e interagir com os demais, bem como para interagir com obstáculos (paredes e pilastras), sem que haja um coordenador central que os orquestre. Em relação ao terceiro item, a retro-alimentação fica garantida sempre que um pedestre, pressionado por aqueles que se movimentam em sua vizinhança, se desloca e ocupa a vizinhança de outros, que por sua vez também são pressionados, iniciando um processo cíclico e auto-gerido. Por fim, a estocasticidade é inerente aos agentes brownianos e suas dinâmicas de movimentação baseadas na equação de Langevin (estocástica por definição).

Capítulo 6

Implementação

O capítulo anterior traz um novo modelo híbrido de movimentação de multidões, cuja característica mais marcante é a introdução da grade móvel, inspirada no modelo discreto *Lattice-Gas*, dentro do modelo contínuo de Forças Sociais.

Tal modelo nasce como um produto do estudo conduzido nesta dissertação, cujo objetivo principal é modelar a movimentação de multidões, tendo em vista simulações computacionais de deslocamento de multidões mais realistas.

De posse deste novo modelo, o capítulo atual explica maneiras de implementá-lo, sempre tendo em vista a produção e a reprodutibilidade dos resultados dispostos nos capítulos vindouros.

Para tanto, ele está organizado da seguinte maneira: a Seção 6.1 cita as escolhas tecnológicas para a programação de rotinas, enquanto a Seção 6.2 apresenta a arquitetura do simulador. Nas Seções 6.3 e 6.4 são descritos os papéis das principais classes implementadas e apresentada a interface para visualização dos resultados.

6.1 Tecnologias

Antes de se abordar de fato a implementação, faz-se necessário, primeiramente, apresentar e justificar algumas escolhas tecnológicas para tal atividade, como o paradigma e a linguagem de programação adotados.

Como identificado por Garcia [11], um agente de um Sistema Multiagentes, pode ser entendido como uma extensão de um objeto, que ganha características adicionais como a autonomia, a interatividade e a adaptabilidade. Deste modo, tal informação sugere que o paradigma de programação orientado a objetos seja, dentre os vários paradigmas existentes, adequado para implementar um sistema multiagentes.

Sobre a linguagem de programação utilizada na implementação do simulador, dada a decisão pelo paradigma orientado a objetos, a escolha feita foi em favor da linguagem

C++, devido à ampla disponibilidade e suporte de bibliotecas incluindo rotinas escritas em C. Além disso, para promover a visualização dos resultados do simulador, foi utilizada a linguagem Python com a biblioteca Tk¹, que é uma extensão da linguagem de *scripts* Tcl, para dar suporte a interfaces gráficas (GUI). Apresentadas as escolhas tecnológicas, a implementação do simulador é detalhada a seguir.

6.2 Arquitetura do Simulador

De modo a organizar o código produzido, as classes geradas foram, em termos mais gerais, organizadas em dois pacotes, a saber: o pacote *CrowdSimulator*, que contém as classes mais importantes de modelagem do sistema multiagentes; e o pacote *UI* (do inglês *User Interface*), que contém a implementação da interface gráfica para visualização dos cenários simulados. Ambos são ilustrados na Figura 6.1. Os dados de entrada para configuração

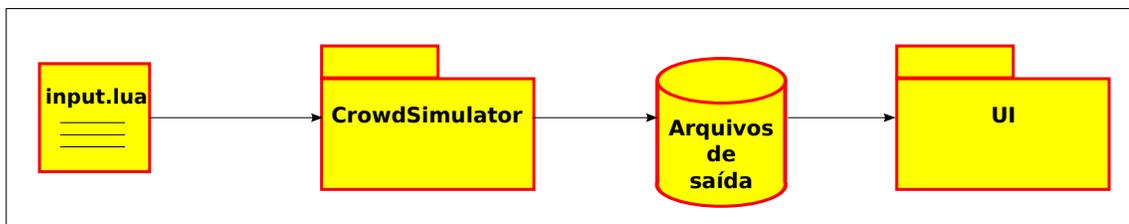


Figura 6.1: Diagrama de Pacotes.

da simulação são armazenados em um arquivo de *script* Lua², que é uma linguagem que combina programação procedural com construções para descrição de dados. Ela é tipada dinamicamente, interpretada a partir de *bytecodes*, e tem gerenciamento automático de memória com coleta de lixo. Tais características a tornam adequada para especificação de dados de entrada para simulações computacionais [25].

O simulador exporta os dados produzidos a cada iteração, com o objetivo de prover informações para a visualização da simulação, e para possibilitar a análise quantitativa dos resultados. Um vez que o foco deste trabalho está no modelo para simular multidões, foi desenvolvida uma interface gráfica bastante simplificada, em Python, com o intuito de auxiliar na compreensão do comportamento da multidão. A interface recebe como entrada arquivos em um formato próprio gerados pelo simulador. Tais arquivos contêm especificações do ambiente, agentes, obstáculos, alvos (saídas), tempo de simulação e número de iterações. Esta interface está encapsulada no pacote UI.

¹<http://www.tcl.tk>

²<http://www.lua.org>

6.3 Pacote *CrowdSimulator*

O pacote *CrowdSimulator* contém as classes mais importantes do simulador, que implementam o Sistema Multiagentes Brownianos, representado pelo seu ambiente, seus agentes e obstáculos. Na Figura 6.2 é apresentado o diagrama de classes deste pacote. Nas seções seguintes, o principal papel de cada uma dessas classes é detalhado.

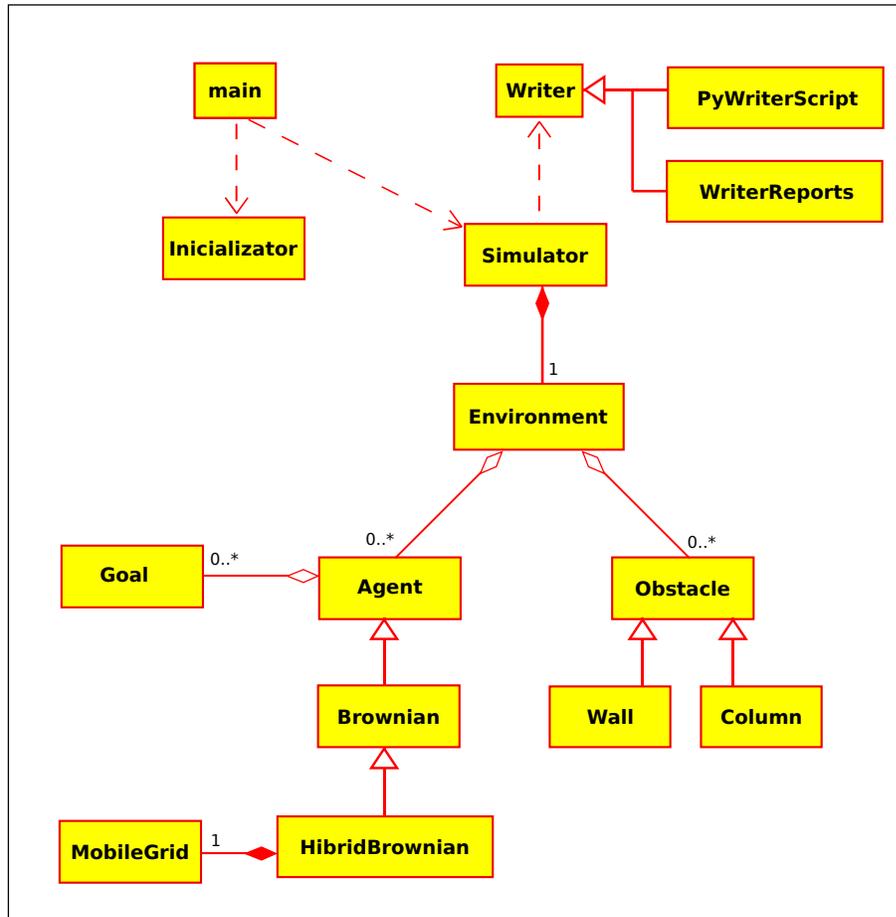


Figura 6.2: Diagrama de Classes do Pacote *CrowdSimulator*.

6.3.1 Classe *Simulator*

A Classe *Simulator* é responsável pelo controle do ciclo de iterações da simulação. Este ciclo é finalizado nas seguintes situações: quando um número limite de iterações é atingido; ou quando um tempo decorrido dentro da simulação é atingido; ou quando não existir

mais agentes dentro do espaço definido no ambiente. Nas duas primeiras situações, o fim do ciclo é determinado com base nos parâmetros de entrada: número limite de iterações, ou o tempo. Já na terceira, isto é consequência do comportamento dos agentes.

Além de responsável pelo ciclo, a cada iteração esta classe invoca um método da classe *Writer* para armazenar os resultados da simulação, que serão utilizados pelo UI. Resultados numéricos também são armazenados para posterior análise quantitativa do modelo. O principal papel desta classe é invocar a atualização do ambiente a cada iteração.

6.3.2 Classe *Environment*

A principal função da classe *Environment* é fornecer informações para os agentes realizarem a ação de movimentação. Ela é composta pelos agentes, pelos obstáculos e por uma região delimitada no espaço bidimensional.

A cada vez que é invocada pela classe *Simulator*, o *Environment* deve fornecer as informações necessárias para que os agentes atualizem suas variáveis de estado. Além disso, ela tem o controle do tempo da simulação e do intervalo de tempo utilizado pelos agentes para resolver as equações diferenciais por meio de integração numérica.

6.3.3 Classe *Agent*

Um pedestre da multidão simulada é representado pela classe *Agent*, logo, seu principal papel é a ação de movimentação no ambiente para alcançar sua sequência de alvos, e a interação com outros agentes e obstáculos. Cada *Agent* k é representado por uma circunferência de raio R^k , que é centrada na sua posição corrente $\vec{r}^k(t)$, representada por um vetor bidimensional.

Como mostrado no diagrama de classes da Figura 6.2, um *Agent* pode ser do tipo *Brownian* e este por sua vez pode ser do tipo *HibridBrownian*. Ambos são agentes Brownianos do modelo de Schweitzer [44]. A diferença entre eles é que o agente híbrido, classe *HibridBrownian*, é implementado de acordo com o modelo de Forças Sociais modificado mostrado na Seção 5.2, ao passo que o agente Browniano simples, classe *Brownian*, é implementado utilizando o modelo de Forças Sociais originalmente proposto por Helbing e Molnár [17], apresentado na Seção 3.1.

Suas principais variáveis de estado são a posição e a velocidade ($\vec{r}^k(t)$ e $\vec{v}^k(t)$). Estas seguem as Equações 5.1 e 5.2 (apresentadas no Capítulo 5), que são implementadas aqui por meio de integração numérica de Euler. Considerando que o movimento dos agentes é discretizado no tempo, o termo Δt é o intervalo de tempo decorrido entre duas iterações da simulação e o movimento ocorre em uma superfície bidimensional $\{x, y\}$. A nova posição

\vec{r} para um agente k no tempo $(t + \Delta t)$ é implementada por

$$r_x^k(t + \Delta t) = r_x^k(t) + v_x^k(t)\Delta t, \quad (6.1)$$

$$r_y^k(t + \Delta t) = r_y^k(t) + v_y^k(t)\Delta t. \quad (6.2)$$

De forma semelhante, as componentes da nova velocidade são calculadas por

$$v_x^k(t + \Delta t) = v_x^k(t) + \Delta t \left[-\frac{v_x^k(t)}{\tau^k} + \frac{F_{x,soc}^k(t)}{m^k} \right] + \sqrt{\frac{2\varepsilon^k \Delta t}{\tau^k}} \text{GRND}, \quad (6.3)$$

$$v_y^k(t + \Delta t) = v_y^k(t) + \Delta t \left[-\frac{v_y^k(t)}{\tau^k} + \frac{F_{y,soc}^k(t)}{m^k} \right] + \sqrt{\frac{2\varepsilon^k \Delta t}{\tau^k}} \text{GRND}, \quad (6.4)$$

onde GRND é um número aleatório resultante de uma distribuição gaussiana de média 0, com desvio padrão unitário. $F_{x,soc}^k$ e $F_{y,soc}^k$ são as componentes x e y da Força Social \vec{F}_{soc}^k .

6.3.4 Classe *MobileGrid*

Para o agente Browniano, a direção da força de desejo sempre aponta para o alvo corrente, enquanto que para o agente híbrido a direção dessa força é obtida por meio da classe *MobileGrid*, que implementa as modificações propostas no modelo apresentado na Seção 5.2.1.

A classe *MobileGrid* é invocada pelo agente para obter uma nova direção de desejo, porém, isto não ocorre em toda iteração da simulação. Uma vez que o intervalo de tempo decorrido entre duas iterações subsequentes é muito menor que o tempo real para uma pessoa mudar de direção, o agente mantém a direção obtida em um passo anterior até que um tempo μ decorra desde a última atualização de direção (Equações 5.4 e 5.5).

Por fim, a classe *MobileGrid* é composta por n casas que são regiões da coroa circular em volta de um agente. Seu papel é dar ao agente uma direção dentre as n direções disponíveis. A escolha da direção depende dos pesos atribuídos a cada casa correspondente às direções, de acordo com a Equação 5.6. Para tanto, possui métodos internos para calcular os valores de *delta*, *I*, *D* e *Acesso* para cada casa.

O agente chama o método *getDirection()* desta classe passando como parâmetro uma lista de agentes e obstáculos vizinhos, e a direção que aponta para o alvo corrente. A direção retornada pelo método será a direção correspondente à casa com maior peso, caso a soma dos fatores de *Acesso* seja maior que um limiar $Acesso_{min}$; caso contrário, a direção retornada será a própria direção para o alvo.

6.4 Visualização da Simulação

Como mencionado anteriormente, a interface desenvolvida para a visualização do comportamento das multidões simuladas é simples e objetiva, podendo ser considerada um protótipo. Ela exibe o plano bidimensional no qual ocorre a simulação e todos os outros elementos. Além disso, foram incluídos botões de controle da visualização e são exibidos o tempo decorrido até a iteração corrente e o contador da iteração. O painel de controle é

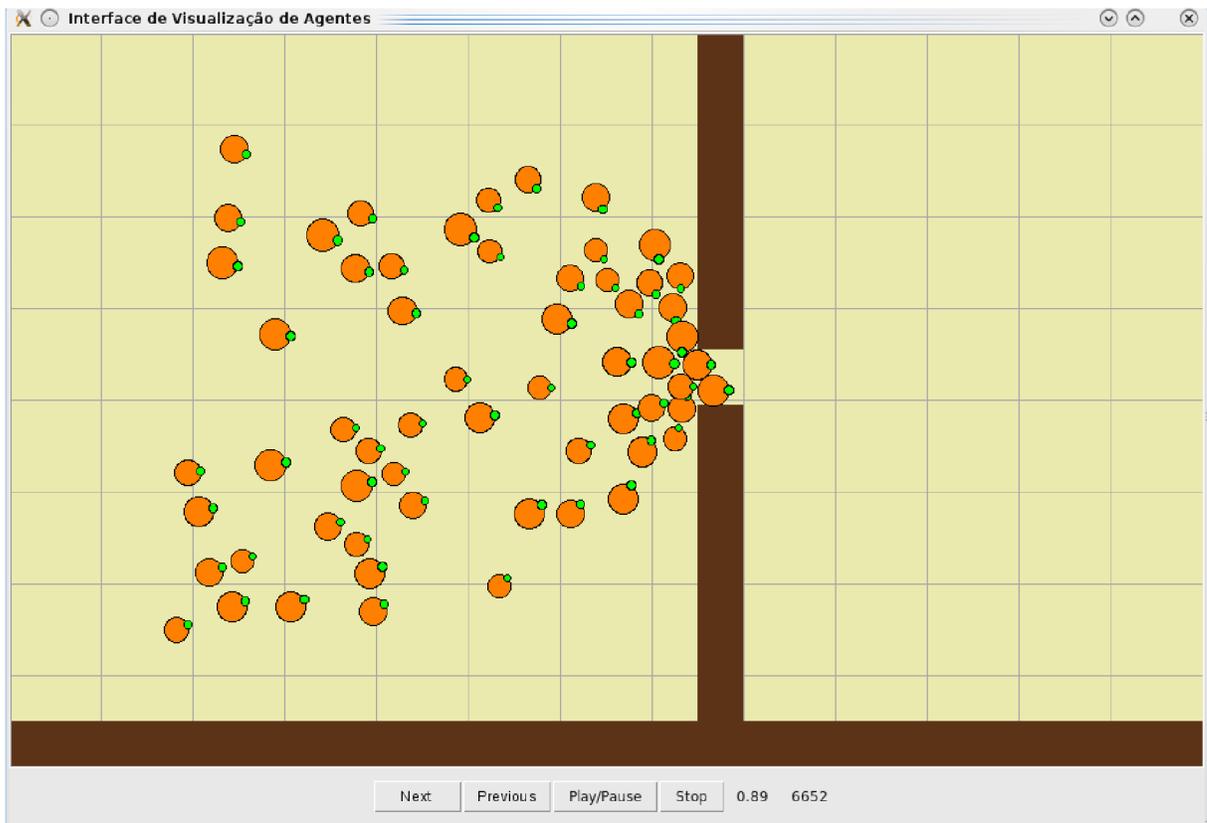


Figura 6.3: Janela do protótipo para visualização da simulação para uma sala com uma saída e 60 agentes.

composto por 4 botões, responsáveis pelo início ou parada da animação e pela navegação entre as iterações. O botão *Play/Pause* dá início à animação ou, caso ela já esteja em andamento, pausa a visualização na iteração corrente. Uma vez que a animação não está em andamento é possível navegar pelas iterações utilizando os botões *Next* e *Previous*. O botão *Stop* interrompe a animação e a retorna para a primeira iteração. Por fim, ao lado do painel de controle, são exibidas duas informações úteis durante a animação

ou navegação: o tempo decorrido em segundos até a iteração corrente e o contador da iteração.

A Figura 6.3 mostra a tela do programa para um cenário específico, que representa uma sala com uma saída e 60 agentes. O plano de fundo amarelo representa o chão (ou plano bidimensional) do ambiente. A grade formada pelas linhas cinzas segmenta o plano em regiões cuja área é de $4m^2$. As paredes são representadas pelas estruturas na cor marrom e os agentes pelos círculos na cor laranja. O pequeno círculo verde em cada um dos agentes indica a direção desejada pelo agente em cada iteração. A Figura 6.4 mostra a tela do programa para o mesmo cenário da Figura 6.3, sendo que ao invés de mostrar os agentes, mostra apenas suas trajetórias percorridas (linhas na cor laranja), até a iteração corrente.

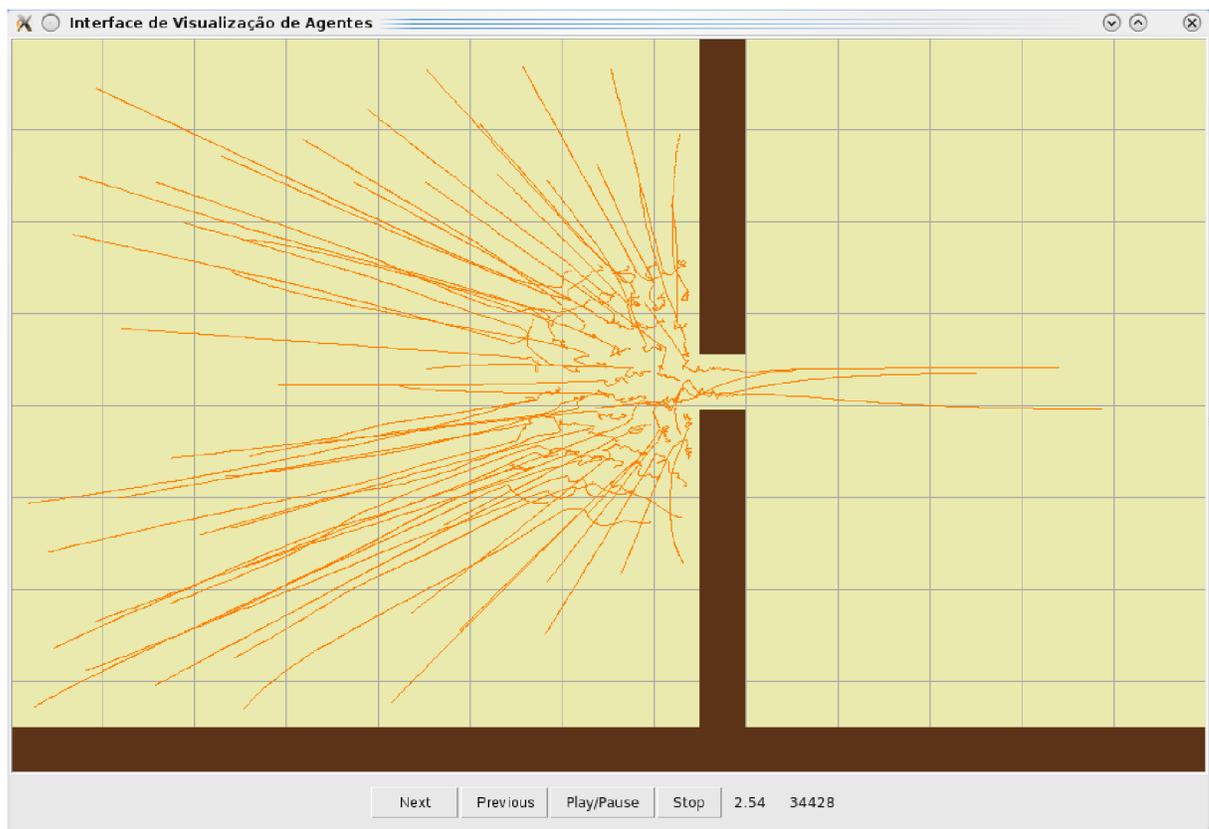


Figura 6.4: *Screenshot* da janela do protótipo para visualização da simulação para uma sala com uma saída e 60 agentes e suas trajetórias.

6.5 Considerações Finais

Em termos gerais, o simulador aqui apresentado representa de fato uma concretização da modelagem (proposta no Capítulo 5) para Sistemas Multiagentes Brownianos voltados à movimentação de multidões. Deste modo, tendo em vista que o programa é funcional, a adoção do paradigma de agentes contribuiu bastante para este fato, dado que não só as escolhas tecnológicas (de paradigma e linguagem de programação) foram feitas ao se pensar no aplicativo como um sistema multiagentes, mas também o planejamento das classes e do modo como seus objetos deveriam interagir para mimetizar a movimentação de pedestres reais.

Ainda assim, com a intenção de verificar se o programa é realmente um simulador válido do sistema complexo adaptativo para o qual as multidões podem ser mapeadas, experimentos devem ser feitos no sentido de realizar análises qualitativas dos comportamentos simulados, bem como do impacto dos parâmetros de configuração.

Capítulo 7

Experimentos

De posse do simulador desenvolvido com base no modelo híbrido proposto, apresentado nos Capítulos 5 e 6, podem ser realizadas análises de resultados para verificar a validade qualitativa desse modelo em relação à dinâmica do comportamento de multidões reais descrita na literatura, apresentada no Capítulo 2. Para isto, foram construídos alguns cenários de simulação para observar diferentes características das multidões simuladas.

Na Seção 7.1 são apresentados os cenários de evacuação em sala, onde dados sobre o tempo total de evacuação para diferentes velocidades desejadas coletados das simulações são mostrados e comparados com os da literatura. Além disso, as trajetórias dos agentes são mostradas e comparadas com o modelo original de Forças Sociais. Na Seção 7.2 é apresentada uma simulação em um cenário de contra-fluxo de multidões. Na Seção 7.3 é explorado um cenário de um corredor com estreitamento por onde passa uma multidão densa e investigados os valores de densidade e velocidade média locais. E por fim, considerações finais são apresentadas na Seção 7.4.

7.1 Evacuação em Sala

De forma a explorar a situação de evacuação em sala com o modelo proposto, nesta seção são apresentados os resultados das simulações para pessoas que se movem com velocidades desejadas iguais em uma sala de tamanho $15m \times 15m$ e com uma saída de largura $1.2m$, como ilustrado na Figura 7.1. Os parâmetros utilizados nas simulações, relacionados com as Equações 3.3, 3.4 e 3.5, foram os mesmos utilizados por Helbing, $\tau = 0,5s$, $A = 1000N$, $B = 0,08m$, $K_n = 1,2 \cdot 10^5 kg/s^2$ e $K_t = 2,4 \cdot 10^5 kg/m/s$. Já os parâmetros específicos do modelo proposto neste trabalho foram índice de ocupação $IC = 1,25$, o raio que determina a vizinhança de um pedestre em relação a outros pedestres $A^k = 0,8m$, o raio que determina a vizinhança de um pedestre em relação a obstáculos $O^k = 4,0m$, a distância mínima que um agente deseja estar de outros obstáculos $\eta = 0,4m$ e o número

de casas na grade igual a 8.

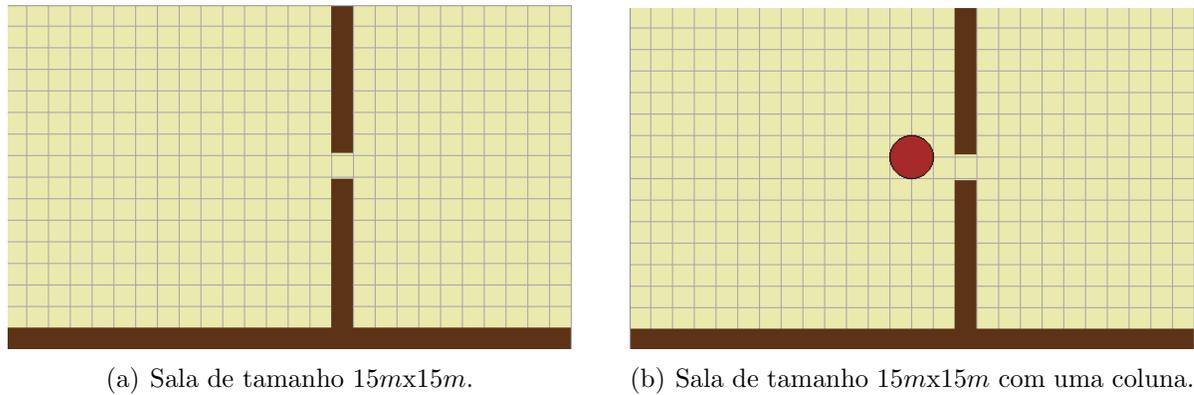


Figura 7.1: Cenários utilizados nas simulações de evcuação.

Dois cenários com tais características foram criados. No primeiro, Figura 7.1(a), a sala não apresenta obstáculos e foi inicializada com 150 pessoas. Para este cenário foi analisada a relação entre o tempo de evacuação total e diferentes velocidades desejadas. Já no segundo, Figura 7.1(b), foi colocada uma coluna de raio $2m$ próxima à saída e o cenário foi inicializado com 60 pessoas. Neste cenário foi observado o comportamento de trajetórias dos agentes e suas direções de desejo. Nos dois cenários as pessoas são representadas como círculos cujos raios obedecem a uma distribuição Gaussiana de média $0,6m$ e desvio padrão de $0,1m$, além de serem distribuídas aleatoriamente na sala.

7.1.1 Tempo de Evacuação *versus* Velocidade Desejada

No primeiro cenário foi executada uma série de simulações variando as velocidades desejadas em m/s ($0,8$; $1,0$; $1,5$; $1,75$; $2,0$; $2,25$; $2,5$; $3,0$; $3,5$; $4,0$; $5,0$; $6,0$; e $7,0$) e observou-se o tempo total para que 150 pessoas deixassem a sala. De acordo com Helbing et al. [15], sob condições de caminhada normal, o tempo para que uma grande quantidade de pessoas deixem a sala diminui na medida em que a velocidade desejada aumenta e velocidades desejadas maiores que $1,5m/s$ reduzem a eficiência da evacuação. Isto é decorrente do maior contato corporal entre as pessoas, o que causa efeitos adicionais de atrito. O gráfico da Figura 7.2 mostra o resultado desta relação tanto para simulações com o modelo proposto neste trabalho quanto para o modelo original, considerando as mesmas condições iniciais descritas. Pelo gráfico da Figura 7.2, é possível observar que as propriedades descritas por Helbing et al. [15] se mantiveram nas simulações com o modelo proposto neste trabalho.

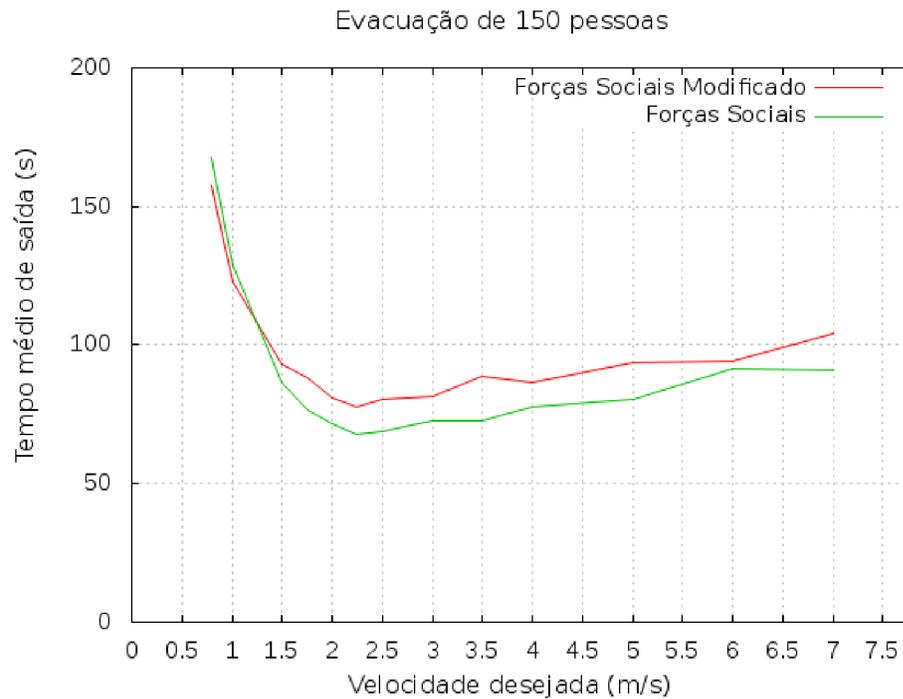


Figura 7.2: Tempo de evacuação médio em função da velocidade desejada para todas as 150 pessoas simuladas com o modelo de Forças Sociais modificado e o modelo original.

7.1.2 Formação de Arco e Trajetórias

O fluxo de saída de uma sala é bem coordenado e regular se as velocidades desejadas são normais. Entretanto, para velocidades acima de $1,0\text{ m/s}$, isto é, para pessoas com pressa, é encontrada uma sucessão irregular de bloqueios em formato de arco em torno da saída, ilustrado na Figura 7.3 e um maior número de pessoas saindo de uma só vez quando o arco se quebra, ilustrado na Figura 7.4. Este fenômeno foi observado em simulações com o modelo proposto em ambos cenários descritos. Em relação às trajetórias produzidas pelos modelos de Forças Sociais original e modificado, as do primeiro são sempre linhas retas que partem da posição inicial de cada pedestre até a posição da saída ou um obstáculo. Já no modelo de Forças Sociais modificado, é possível ver trajetórias curvas, que ocorrem na tentativa do pedestre em desviar de obstáculos ou pessoas que estejam muito próximas a ele. As trajetórias descritas podem ser vistas na Figura 7.5, onde foi simulado o segundo cenário com 60 pessoas.

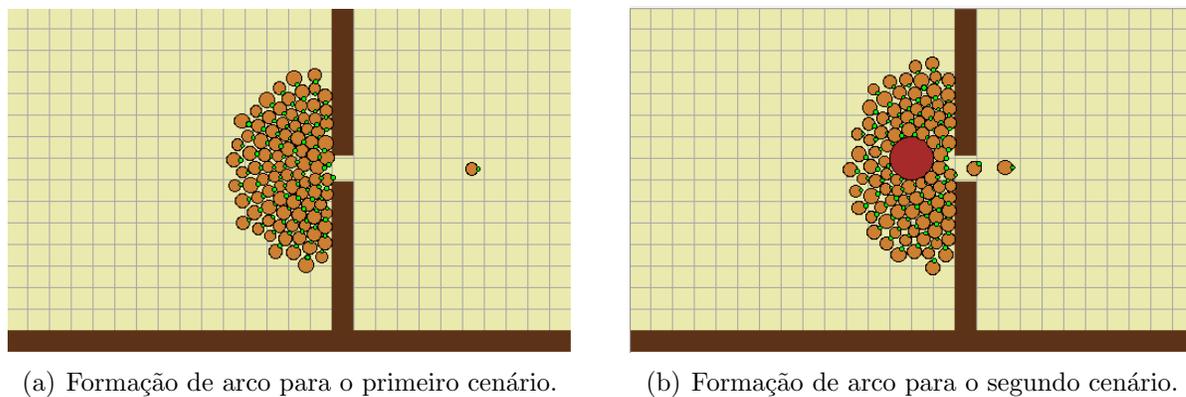


Figura 7.3: Formação de arcos para os dois cenários com 100 pessoas no instante $t = 5,38s$.

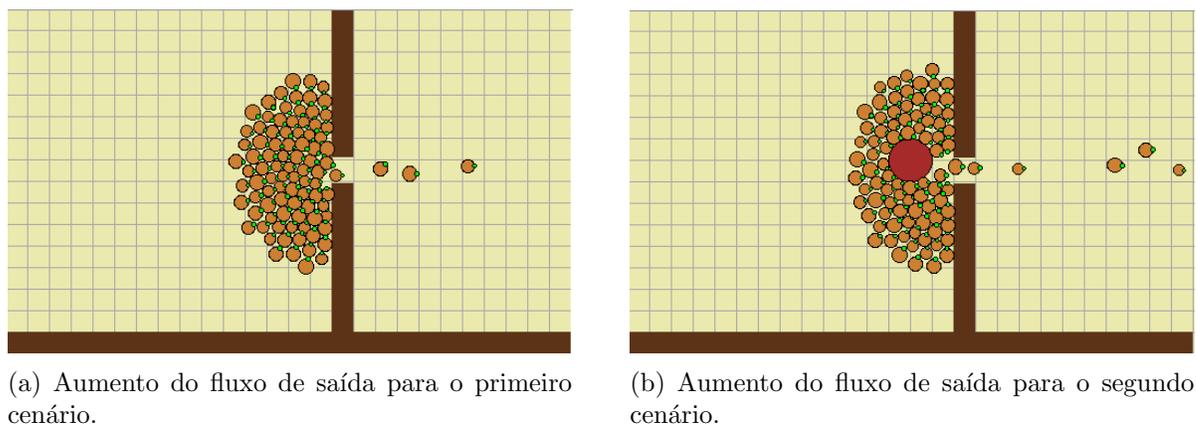


Figura 7.4: Aumento do fluxo de saída no instante $t = 7,52s$ depois da desconfiguração do arco próximo à saída para os dois cenários.

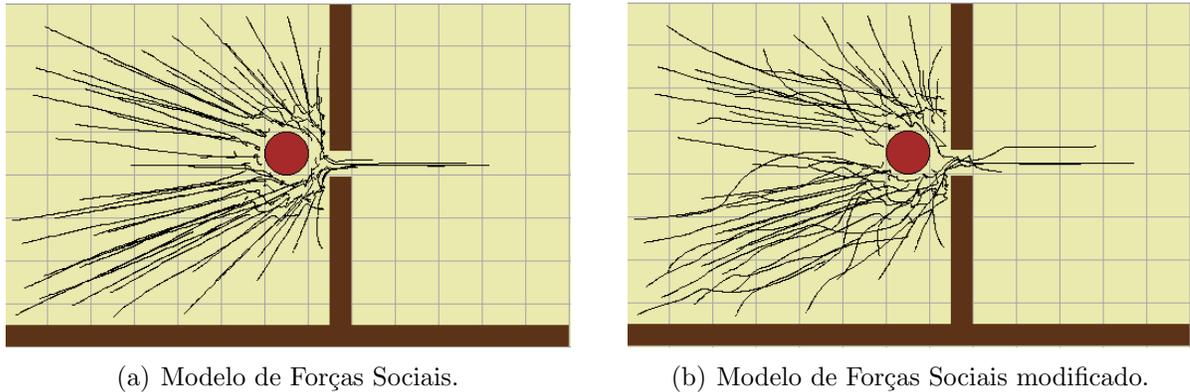


Figura 7.5: *Screenshot* da simulação do modelo de Forças Sociais de Helbing e do modelo modificado para o segundo cenário com 60 agentes e suas trajetórias até o tempo $t = 1,65s$.

7.2 Contra-Fluxo

De forma a explorar a situação de contra-fluxo em corredor com o modelo proposto, nesta seção são apresentados os resultados da simulação em um cenário que representa um corredor de tamanho $24m \times 10m$. Neste, dois grupos de pessoas se movem com velocidades desejadas iguais a $1,5m/s$, porém em sentidos contrários. Pessoas que se deslocam da esquerda para a direita são representadas por círculos pretos; já as que se deslocam no sentido contrário a este são representadas por círculos verdes, como ilustrado na Figura 7.6.

Quando os pedestres atingem seu objetivo são removidos do sistema. Por exemplo, uma pessoa que entra pela extremidade esquerda e atinge a extremidade direita do corredor sai da simulação. A entrada de pessoas no corredor ocorre a uma taxa de $4,4 \text{ pedestres/s}$ em cada extremidade. Conseqüentemente, no instante $t = 30s$, pelo menos 264 pessoas entraram no corredor. Os parâmetros utilizados nas simulações foram os mesmos descritos na Seção 7.1. De acordo com as simulações executadas, foi possível observar o surgimento do comportamento emergente de **formação de vias**, descrito no Capítulo 2. No modelo proposto, quando uma pessoa encontra outra se movendo no sentido oposto, ela tenta evitá-la, abrindo espaço para que pessoas com o mesmo objetivo se movimentem na mesma direção. Em consequência, surgem fluxos de pessoas em direções e sentidos diferentes. Estes fluxos têm a aparência de linhas na multidão. Na Figura 7.6(b), os dois grupos se encontram e já é possível ver a formação de linhas. Na Figura 7.6(c), são formadas vias diferentes. Já nas Figuras 7.6(d) e 7.6(e), a quantidade de pessoas no corredor é maior e conseqüentemente as linhas formadas apresentam um maior número de pessoas.

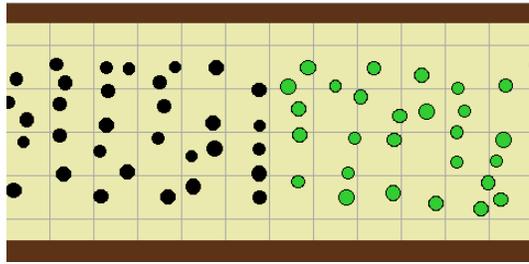
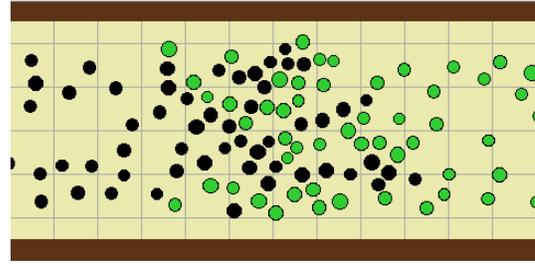
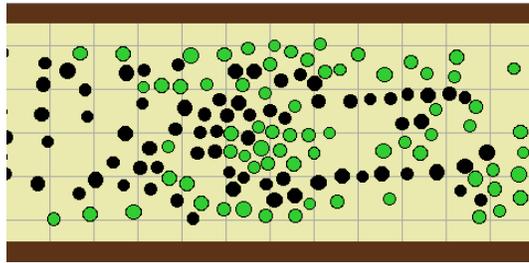
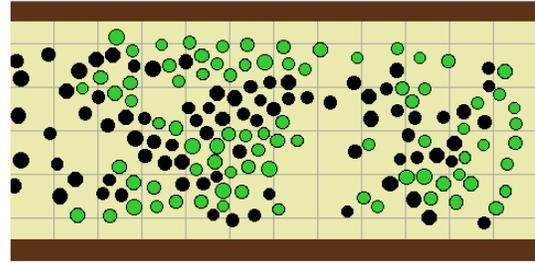
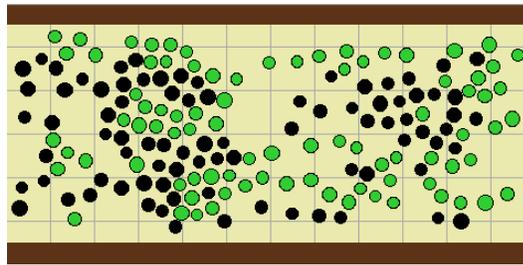
(a) *Screenshot* no instante $t = 8,55s$.(b) *Screenshot* no instante $t = 15s$.(c) *Screenshot* no instante $t = 20s$.(d) *Screenshot* no instante $t = 25s$.(e) *Screenshot* no instante $t = 30s$.

Figura 7.6: Sequência de *screenshots* da simulação do modelo de Forças Sociais modificado para o cenário de contra-fluxo em corredor.

7.3 Corredor com Estreitamento

Com o objetivo de verificar se o modelo modificado apresenta o **efeito de canto** descrito no Capítulo 2, foi construído um cenário de simulação que representa um corredor com um estreitamento. O corredor tem um comprimento de $40m$ e larguras de $12m$, $8m$ e $12m$, como ilustrado na Figura 7.7. As pessoas entram pela extremidade esquerda do corredor (ver Figura 7.8) a uma taxa de $20 \text{ pessoas}/s$, ou seja, em $30s$ pelo menos 600 pessoas entraram no corredor, todas com a mesma velocidade desejada de $1,35 \text{ m}/s$. Mais uma vez, os valores dos parâmetros de entrada para o modelo foram os mesmos descritos na Seção 7.1.

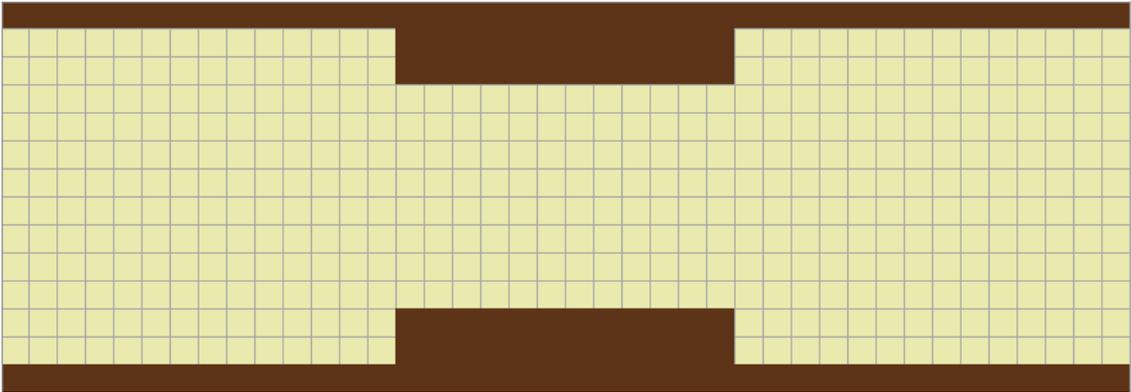
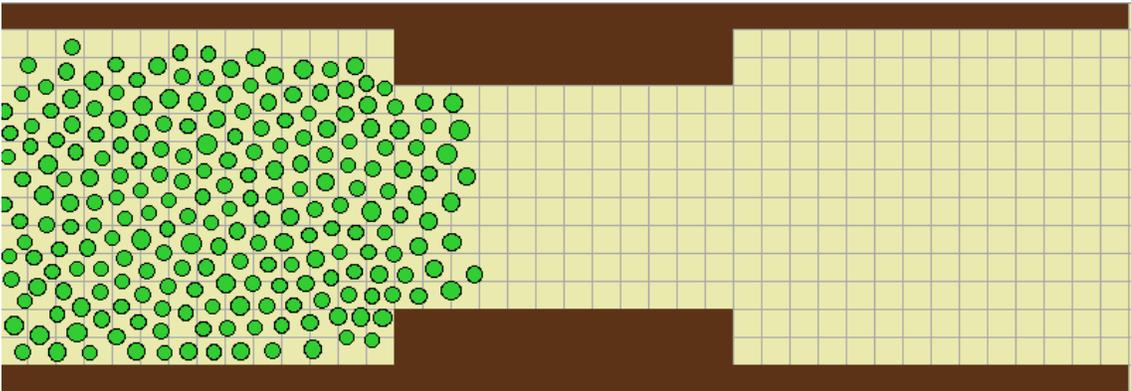


Figura 7.7: Corredor com estreitamento.

Segundo Still [47], a geometria do espaço por onde a multidão se movimenta tem grande influência nos valores de densidades locais e velocidades médias. Para este cenário, foi possível perceber que à medida que a simulação ocorre, a densidade antes do estreitamento aumenta e a velocidade média neste local decresce. Além disso, o espaço após o estreitamento não é ocupado por completo, o que corresponde à observação de Helbing ao afirmar que nestes casos a multidão se comporta de forma mais semelhante à dinâmica granular do que à dinâmica de fluidos, não ocupando todo o espaço disponível.

Figura 7.8: *Screenshot* da simulação depois de 5s da inicialização.

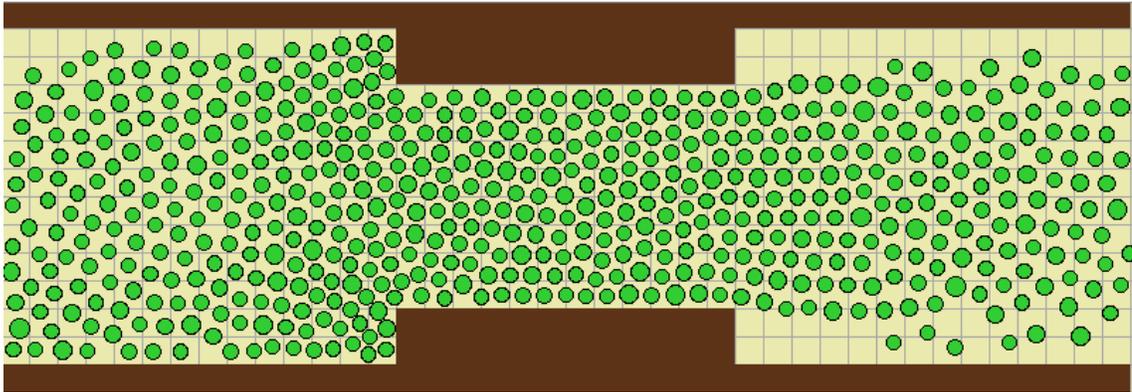


Figura 7.9: *Screenshot* da simulação depois de 30s da inicialização.

A Figura 7.9 mostra os agentes posicionados no espaço, onde é possível observar um congestionamento antes do estreitamento. Para mostrar que as velocidades médias locais são menores nesta região e para observar a ocorrência de espaços não utilizados após a mesma, foram construídos os mapas de velocidade média e densidade, exibidos nas Figuras 7.12 e 7.13, respectivamente.

Os mapas de densidade e velocidade média foram feitos de acordo com Still [47]. Para cada local da grade é calculada a densidade e a velocidade média. A escala de cor que vai do verde ao vermelho representa a velocidade média, Figura 7.10, bem como a densidade é representada pela escala de cor que vai do azul ao vermelho, Figura 7.11. O menor e o maior valor de velocidade foram $0m/s$ e $2,4m/s$, já os valores de menor e maior densidade foram $0pessoas/m^2$ e $4pessoas/m^2$.



Figura 7.10: Escala de Velocidade. Verde (baixa) e vermelho (alta).



Figura 7.11: Escala de Densidade. Azul (baixa) e vermelho (alta).

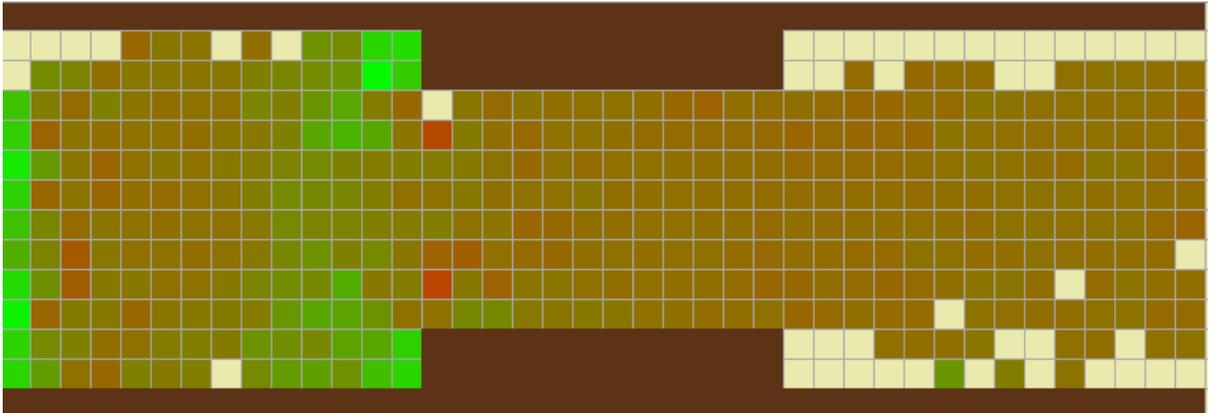


Figura 7.12: *Screenshot* mapa de velocidade média local no instante $t = 30s$.

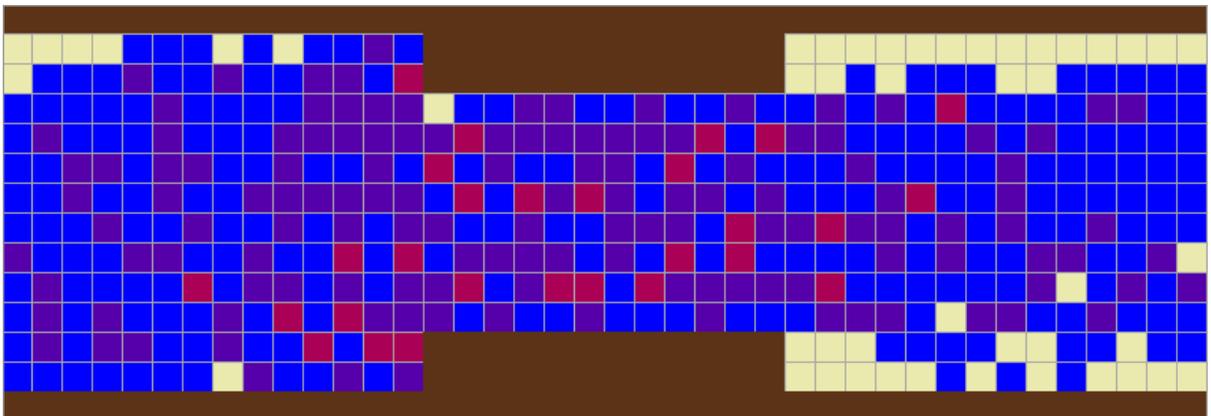


Figura 7.13: *Screenshot* mapa da densidade local no instante $t = 30s$.

7.4 Considerações Finais

Neste capítulo, o modelo de Forças Sociais modificado proposto neste trabalho foi aplicado a diversos cenários, com o propósito de observar se a dinâmica das multidões simuladas com ele é compatível com observações de multidões reais, conforme documentado na literatura.

As simulações mostraram que o modelo é capaz de reproduzir os seguintes fenômenos: **formação de vias de pedestres**, **formação de arcos** em evacuações e **efeito de canto**. As simulações de evacuação produziram dados compatíveis com os apresentados por Helbing et al. [15] ao se variar a velocidade desejada, apesar do comportamento individual ter sido modificado para apresentar mais semelhança com o comportamento de pessoas reais. Além disso, foi verificado que a geometria local influencia as distribuições de velocidade e densidade locais no cenário do corredor com estreitamento.

Capítulo 8

Conclusão

Neste trabalho foi proposta uma solução para simulação de multidões, baseada no modelo contínuo de Forças Sociais, mais modificações inspiradas no modelo discreto *Lattice-Gas*. Ambos seguem uma abordagem microscópica e, por isso, são mais naturalmente implementados como Sistemas Multiagentes. Com o modelo híbrido proposto não poderia ser diferente, característica esta que lhe assegura a ocorrência de múltiplas interações locais entre os agentes e, com isso, o surgimento de fenômenos auto-organizáveis, muito destes observáveis em comportamentos de multidões reais. Mais especificamente, o Sistema Multiagente utilizado baseou-se em agentes Brownianos, que são facilmente aplicáveis em simulações de modelos físicos, a exemplo do próprio Modelo de Forças Sociais.

Os experimentos realizados com o simulador desenvolvido e mais o modelo híbrido proposto mostraram que este é capaz de gerar multidões simuladas em conformidade com características comportamentais de multidões reais, tais como o ato de deslocar-se ao objetivo mesmo havendo obstáculos no caminho, a influência da relação densidade/velocidade local provocada pela geometria do ambiente (visto em cenários de corredor com estreitamento), os efeitos de formação de arcos (vistos em cenários de evacuação em sala) e os efeitos de formação de vias (em corredores com contra-fluxo). Com isso, frente aos resultados obtidos, pode-se afirmar que o objetivo mais geral deste trabalho foi alcançado.

É importante mencionar alguns aspectos técnicos da implementação. Um deles está relacionado com a obtenção da vizinhança para um agente. Uma grade é utilizada para representar o ambiente e os agentes em cada iteração estão relacionados com as posições desta grade; desta forma, para um agente obter sua vizinhança, basta procurar em um número constante de locais na parte da grade ao seu redor, não sendo necessária uma busca exaustiva entre todos os agentes da simulação.

Outro aspecto de implementação a ser destacado, que não foi muito explorado nos experimentos, é a definição dos agentes para uma mesma simulação. O simulador desenvolvido permite que grupos de agentes com as mesmas características sejam colocados

na simulação, bem como, agentes distintos no que diz respeito, por exemplo, à lista de objetivos (destinos) a serem alcançados, ou suas velocidades desejadas. Tal característica permite a criação de multidões heterogêneas tal como na vida real. Experimentos com outros cenários que explorem esta vantagem devem ser realizados.

É importante ressaltar que o modelo não evita a ocorrência de oclusões explicitamente, porém, estas dificilmente ocorrem devido aos parâmetros utilizados no modelo de Forças Sociais. Além disso, não há explicitamente o tratamento de colisões, todavia, estas também são consequentemente evitadas devidos aos parâmetros do modelo, podendo, ainda assim, ocorrer em simulações. Uma possível extensão para o modelo proposto é a prevenção explícita de tais situações.

Os experimentos realizados foram planejados em princípio para verificar a reprodução de aspectos qualitativos das multidões reais, mais comuns na literatura. Os **efeitos de turbulência** (fluxos irregulares em regiões com alta pressão que provocam deslocamentos aleatórios possíveis em todas as direções) e de **ondas *stop-and-go*** (fluxos longitudinais instáveis e temporariamente interrompidos) observados em multidões reais [16] não foram explorados neste trabalho. A ocorrência de tais fenômenos não é ainda completamente compreendida e é bastante intrigante, uma vez que podem acontecer em regiões de altíssima densidade (a exemplo de 9 *pessoas/m²* em [16]), onde era esperado, segundo a literatura, que a multidão praticamente parasse de se movimentar, o que é contraditório com a presença de tais fluxos. Em consequência disto, até o momento, os modelos para simulação de multidão não apresentam estes efeitos descritos.

Referências Bibliográficas

- [1] P. Anderson. Complexity theory and organization science. *Organization Science*, 10(3):216–232, 1999.
- [2] N. Badler. *Virtual Crowds: Methods, Simulation, and Control (Synthesis Lectures on Computer Graphics and Animation)*. Morgan and Claypool Publishers, 2008.
- [3] L. V. Bertalanffy. *General System Theory: Foundations, Development, Applications*. George Braziller, revised edition, May 2006.
- [4] A. L. Bicho. *Da modelagem de plantas à dinâmica de multidões: um modelo de animação comportamental bio-inspirado*. PhD thesis, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação - UNICAMP, Campinas, Brasil, 2009.
- [5] G. E. Bradley. A proposed mathematical model for computer prediction of crowd movements and their associated risks. In *R.A. Smith and J.F. Dickie, Editors, Engineering for Crowd Safety*, pages 303–311. Elsevier, Amsterdam, 1993.
- [6] Rodney A. Brooks. Intelligence without reason. In Ray Myopoulos, John; Reiter, editor, *Proceedings of the 12th International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pages 569–595, Sydney, Australia, August 1991. Morgan Kaufmann.
- [7] N. Cannata, F. Corradini, E. Merelli, A. Omicini, and A. Ricci. *Transactions on Computational Systems Biology III*, volume 3737/2005 of *Lecture Notes in Computer Science*, chapter An Agent-Oriented Conceptual Framework for Systems Biology, pages 105–122. Springer Berlin / Heidelberg, 2005.
- [8] R. M. Colombo and M. D. Rosini. Pedestrian flows and non-classical shocks. *Mathematical Methods in the Applied Sciences*, 28(13):1553–1567, 2005. Department of Mathematics, Brescia University, Via Branze 38, 25133 Brescia, Italy.
- [9] N. Courty and S. R. Musse. Simulation of large crowds in emergency situations including gaseous phenomena. In *Proceedings of the Computer Graphics International 2005*, pages 206–212, 2005.

- [10] D. S. de Lima, H. Braun, and S. R. Musse. Vhup: a tool to visualize virtual human. In *Proceedings of Workshop of Undergraduate Works, XXI Brazilian Symposium on Computer Graphics and Images Processing*, pages 1–4. SBC/Sibgraphi, 2008.
- [11] A. Garcia. *Objetos e Agentes: Uma Abordagem Orientada a Aspectos*. PhD thesis, Departamento de Informática, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2004.
- [12] S. Goldenstein, M. Karavelas, D. Metaxas, L. Guibas, E. Aaron, and A. Goswami. Scalable nonlinear dynamical systems for agent steering and crowd simulation. *Computer & Graphics*, 25(6):983–998, December 2001.
- [13] S. Goldenstein, E. Large, and D. Metaxas. Non-linear dynamical system approach to behavior modeling. *The Visual Computer*, 15(7):349–364, November 1999.
- [14] R. Y. Guo and H. J. Huang. A mobile lattice gas model for simulating pedestrian evacuation. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 387(2-3):580 – 586, 2008.
- [15] D. Helbing, I. Farkas, and T. Vicsek. Simulating dynamical features of escape panic. *Nature*, 407(6803):487–490, September 2000.
- [16] D. Helbing, A. Johansson, and H. Z. Al-Abideen. The dynamics of crowd disasters: An empirical study. *Physical Review E (Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics)*, 75(4), Feb 2007.
- [17] D. Helbing and P. Molnár. Social force model for pedestrian dynamics. *Physical Review E (Statistical Physics, Plasmas, Fluids, and Related Interdisciplinary Topics)*, 51(5):4282–4286, May 1995.
- [18] D. Helbing, P. Molnar, I. J. Farkas, and K. Bolay. Self-organizing pedestrian movement. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 28(3):361–383, 2001.
- [19] L. F. Henderson. The statistics of crowd fluids. *Nature*, 229(5284):381–383, February 1971.
- [20] L. Huang, S. C. Wong, M. Zhang, C. Shu, and W. H. K. Lam. Revisiting Hughes’ dynamic continuum model for pedestrian flow and the development of an efficient solution algorithm. *Transportation Research Part B: Methodological*, 43(1):127 – 141, 2009.
- [21] J. F. Hübner and J. S. Sichman. Organização de sistemas multiagentes. *Anais Congresso da Sociedade Brasileira de Computação*, 8(23):247–296, 2003.

- [22] R. L. Hughes. The flow of large crowds of pedestrians. *Mathematics and Computers in Simulation*, 53(4-6):367 – 370, 2000.
- [23] R. L. Hughes. A continuum theory for the flow of pedestrians. *Transportation Research Part B: Methodological*, 36(6):507 – 535, 2002.
- [24] R. L. Hughes. The flow of human crowds. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 35(1):169–182, 2003.
- [25] R. Ierusalimschy, L. Henrique, and F. W. Celes. The evolution of lua. In *In: HOPL III: Proceedings of the third ACM SIGPLAN conference on History of programming languages*. ACM Press, 2007.
- [26] S. Kauffman. *At Home in the Universe: The Search for the Laws of Self-Organization and Complexity*. Oxford University Press, USA, November 1996.
- [27] A. Keßel, H. Klüpfel, and M. Schreckenberg. Microscopic simulation of pedestrian crowd motion. In *Intelligent Transportation Systems Conference, 2006. ITSC '06. IEEE*, pages 193–202. Springer, 2002.
- [28] P. Maes. The agent network architecture (ana). *SIGART Bull.*, 2(4):115–120, 1991.
- [29] M. Muramatsu, T. Irie, and T. Nagatani. Jamming transition in pedestrian counter flow. *Physica A: Statistical and Theoretical Physics*, 267(3-4):487 – 498, 1999.
- [30] S. R. Musse, C. R. Jung, J. C. S. Jacques, and A. Braun. Using computer vision to simulate the motion of virtual agents. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 18(2):83–93, May 2007.
- [31] S. R. Musse, B. Ulicny, A. Aubel, and D. Thalmann. Groups and crowd simulation. In *International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques - ACM SIGGRAPH 2005 Courses*, 2005.
- [32] H. S. Nwana and M. Heath. Software agents: An overview. *Knowledge Engineering Review*, 11(3):1–40, September 1996.
- [33] C. O’Sullivan, J. Cassell, H. Vilhjálmsón, J. Dingliana, S. Dobbyn, B. McNamee, C. Peters, and T. Giang. Levels of detail for crowds and groups. *Computer Graphics Forum*, 21(4), 2002.
- [34] Sebastien Paris, Julien Pettre, and Stephane Donikian. Pedestrian reactive navigation for crowd simulation: a predictive approach. *Computer Graphics Forum*, 26(3):665–674, September 2007.

- [35] D. R. Parisi and C. O. Dorso. Morphological and dynamical aspects of the room evacuation process. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 385(1):343 – 355, 2007.
- [36] N. Pelechano, J. M. Allbeck, and N. I. Badler. Controlling individual agents in high-density crowd simulation. In *Proc. of ACM SIGGRAPH / Eurographics Symposium on Computer Animation (SCA)*, 2007.
- [37] G. J. Perez, G. Tapang, M. Lim, and C. Saloma. Streaming, disruptive interference and power-law behavior in the exit dynamics of confined pedestrians. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 312(3-4):609 – 618, 2002.
- [38] M. D. Petty, F. D. McKenzie, R. C. Gaskins, and E. W. Weisel. Developing a crowd federate for military simulation. In *Proceedings of the Spring 2004 Simulation Interoperability Workshop*, pages 483–493, 2004.
- [39] C. Reynolds. Big fast crowds on ps3. In *Sandbox '06: Proceedings of the 2006 ACM SIGGRAPH symposium on Videogames*, pages 113–121, New York, NY, USA, 2006. ACM.
- [40] C. W. Reynolds. Flocks, herds, and schools: a distributed behavioral model. *SIGGRAPH Computer Graphics*, 21(4):25–34, 1987.
- [41] R. Rodrigues, A. de L. Bicho, M. Paravisi, C. Jung, L. Magalhães, and S. Musse. Tree paths: A new model for steering behaviors. In Zsófia Ruttkay, Michael Kipp, Anton Nijholt, and Hannes Vilhjálmsson, editors, *Intelligent Virtual Agents*, volume 5773 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 358–371. Springer Berlin / Heidelberg, 2009.
- [42] M. E. Roloff. *Interpersonal Communication - The Social Exchange Approach*, volume 6. SAGE Publications, London, 1981.
- [43] S. Russell and P. Norvig. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 2nd edition edition, 2003.
- [44] F. Schweitzer. *Brownian Agents and Active Particles: Collective Dynamics in the Natural and Social Sciences*. Springer Publishing Company, Incorporated, 2007.
- [45] A. Seyfried, B. Steffen, and T. Lippert. Basics of modelling the pedestrian flow. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 368(1):232 – 238, 2006.

- [46] W. Shao and D. Terzopoulos. Populating reconstructed archaeological sites with autonomous virtual humans. In *Proceedings of the 6th International Conference on Intelligent Virtual Agents*, 2006.
- [47] G. K. Still. *Crowd Dynamics*. PhD thesis, Mathematics Department, Warwick University, 2000.
- [48] M. Sung, M. Gleicher, and S. Chenney. Scalable behaviors for crowd simulation. volume 23, pages 519–528, September 2004.
- [49] Y. Tajima and T. Nagatani. Scaling behavior of crowd flow outside a hall. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 292(1-4):545 – 554, 2001.
- [50] D. Thalmann, C. Hery, S. Lippman, H. Ono, S. Regelous, and D. Sutton. Crowd and group animation. In *International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques - ACM SIGGRAPH 2004 Course Notes*, 2004.
- [51] Adrien Treuille, Seth Cooper, and Zoran Popović. Continuum crowds. In *SIGGRAPH '06: ACM SIGGRAPH 2006 Papers*, pages 1160–1168, New York, NY, USA, 2006. ACM.
- [52] B. Ulicny, P. de H. Ciechomski, S. R. Musse, and D. Thalmann. *EG 2006 Course on Populating Virtual Environments with Crowds*, chapter State-of-the-Art: Real-time Crowd Simulation. Eurographics, 2006.
- [53] A. Varas, M. D. Cornejo, D. Mainemer, B. Toledo, J. Rogan, V. Munoz, and J.A. Valdivia. Cellular automaton model for evacuation process with obstacles. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 382(2):631 – 642, 2007.
- [54] J. R. Weimar. Simulation with cellular automata. *Logos-Verlag*, 1998.
- [55] S. Wolfram. Statistical mechanics of cellular automata. *Revisions of Modern Physics*, 55(3):601–644, Jul 1983.
- [56] S. Wolfram. *A new kind of science*. Wolfram Media Inc., Champaign, Illinois, US, United States, 2002.
- [57] M. Wooldridge. Agent-based computing. *Interoperable Communication Networks*, 1:71–97, 1997.
- [58] M. Wooldridge and N. R. Jennings. Intelligent agents: Theory and practice. *The Knowledge Engineering Review*, 10(2):115–152, 1995.

- [59] X. Zheng, T. Zhong, and M. Liu. Modeling crowd evacuation of a building based on seven methodological approaches. *Building and Environment*, 44(3):437–445, 2009.