

Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação
Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial

**Da modelagem de plantas à dinâmica de multidões:
um modelo de animação comportamental bio-inspirado**

Autor: Alessandro de Lima Bicho

Orientador: Léo Pini Magalhães

Co-orientadora: Soraia Raupp Musse

Tese de Doutorado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Elétrica. Área de concentração: **Engenharia de Computação**.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Léo Pini Magalhães	DCA/FEEC/Unicamp
Prof. Dr. Bruno Feijó	DI/PUC-Rio
Prof. Dr. Alberto Barbosa Raposo	DI/PUC-Rio
Prof. Dr. Siome Klein Goldenstein	IC/Unicamp
Prof. Dr. José Mario De Martino	DCA/FEEC/Unicamp

Campinas, SP
julho de 2009

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

OL471m Bicho, Alessandro de Lima
Da modelagem de plantas à dinâmica de multidões:
um modelo de animação comportamental bio-inspirado /
Alessandro de Lima Bicho. –Campinas, SP: [s.n.], 2009.

Orientadores: Léo Pini Magalhães, Soraia Raupp
Musse.

Tese de Doutorado - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de
Computação.

1. Multidões. 2. Comportamento humano - Métodos
de simulação. 3. Animação por computador. 4.
Simulação por computador. 5. Computação gráfica. I.
Magalhães, Léo Pini. II. Musse, Soraia Raupp. III.
Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de
Engenharia Elétrica e de Computação. IV. Título.

Título em Inglês: From plant modeling to crowd dynamics: a bio-inspired behavioral
animation model
Palavras-chave em Inglês: Crowds, Human behavior - Simulation methods, Computer
animation, Computer simulation, Computer graphics
Área de concentração: Engenharia de Computação
Titulação: Doutor em Engenharia Elétrica
Banca Examinadora: Bruno Feijó, Alberto Barbosa Raposo, Siome Klein Goldenstein,
José Mário De Martino
Data da defesa: 31/07/2009
Programa de Pós-Graduação: Engenharia Elétrica

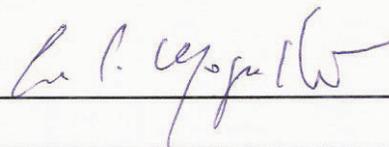
COMISSÃO JULGADORA - TESE DE DOUTORADO

Candidato: Alessandro de Lima Bicho

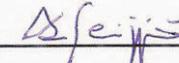
Data da Defesa: 31 de julho de 2009

Título da Tese: "Da Modelagem de Plantas à Dinâmica de Multidões: Um Modelo de Animação Comportamental Bio-Inspirado"

Prof. Dr. Léo Pini Magalhães (Presidente):



Prof. Dr. Bruno Feijó:



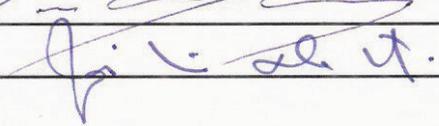
Prof. Dr. Alberto Barbosa Raposo:



Prof. Dr. Siome Klein Goldenstein:



Prof. Dr. José Mario De Martino:



Resumo

Este trabalho apresenta um método para simulação de multidões baseado no algoritmo de colonização do espaço. Este algoritmo foi originalmente proposto para modelar padrões de nervuras em folhas vegetais e de ramificações em árvores. A técnica baseia-se na competição por espaço entre nervuras ou ramificações durante o crescimento vegetal. Adaptado à simulação de multidões, o algoritmo de colonização do espaço visa simular a competição por espaço durante o movimento dos pedestres. Vários comportamentos observados em multidões reais, tais como evitar colisões, variar a velocidade de deslocamento do pedestre em função da densidade populacional e formar vias (lanes) de pedestres, nas quais o pedestre seguirá aquele imediatamente a sua frente, cuja direção e sentido são similares, são propriedades do algoritmo. O modelo de simulação de multidões proposto também caracteriza-se pela simplicidade de implementação, robustez e eficiência computacional, permitindo, de acordo com o ambiente de simulação adotado, o controle interativo da multidão simulada.

Palavras-chave: simulação de multidões, humanos virtuais, algoritmo de colonização do espaço, nervuras em folhas, ramificações de árvores.

Abstract

This work presents a method for crowd simulation based on the biologically-motivated space colonization algorithm. This algorithm was originally introduced to model leaf venation patterns and the branching architecture of trees. It operates by simulating the competition for space between growing veins or branches. Adapted to crowd modeling, the space colonization algorithm focuses on the competition for space among moving agents. Several behaviors observed in real crowds, including collision avoidance, relationship of crowd density and speed of agents, and the formation of lanes in which people follow each other, are properties of the algorithm. The proposed crowd modeling method is simple to implement, robust, computationally efficient, and suited to the interactive control of simulated crowds.

Keywords: crowd simulation, virtual humans, space colonization algorithm, leaf venation, tree development.

*Aos meus pais Norélia e Iduarte (i.m.),
à minha irmã Carla e aos amigos
Léo Pini e Soraia Musse.*

Agradecimentos

Aqui manifesto meus sinceros agradecimentos aos meus orientadores Prof. Léo Pini Magalhães e Profa. Soraia Raupp Musse, pela oportunidade concedida, orientação, confiança, paciência e perspicácia na solução dos problemas inerentes a um doutoramento.

Ao Prof. Cláudio Rosito Jung, pelas conversas produtivas e por suas relevantes contribuições relacionadas ao formalismo matemático necessário a um trabalho científico.

Ao Prof. Przemyslaw Prusinkiewicz e ao seu grupo de pesquisa da Universidade de Calgary, em especial ao Adam Runions, pelas discussões acerca do modelo biológico que inspirou a proposta desta tese. *Thanks to Prof. Przemyslaw Prusinkiewicz and his research group at the University of Calgary, in particular to Adam Runions, for the discussions about biological model that inspired the proposal of this thesis.*

Aos membros da banca pelas contribuições na geração da versão final da tese.

Em especial, aos meus pais Norélia e Iduarte (*in memoriam*) e à minha irmã Carla, por todo amor, carinho, incentivo e suporte, permitindo-me obter êxito em mais uma fase da minha jornada acadêmica.

Aos colegas do Centro de Ciências Computacionais (C3) e aos ex-colegas do Departamento de Matemática (DMat), atualmente lotados no Instituto de Matemática, Estatística e Física (IMEF), da Universidade Federal do Rio Grande (Furg), pela confiança depositada em meu trabalho. Em especial, agradeço ao Nelson Duarte Filho, à Sílvia Botelho, ao Adriano Werhli, ao Leonardo Emmendorfer e à Diana Adamatti pelo incentivo e apoio, principalmente na fase final desta tese. Também gostaria de externar meus agradecimentos à equipe da Superintendência de Pós-Graduação (SUPPOSG), da

Furg, em especial ao Cláudio Silva, que me auxiliou administrativamente durante o meu afastamento.

Durante a realização deste trabalho, usufruí da infra-estrutura do Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial (DCA), da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação (FEEC), da Unicamp, do laboratório CROMOS, do Programa Interdisciplinar de Pós-Graduação em Computação Aplicada (PIPCA), da Unisinos, do laboratório VHLab, do Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação (PPGCC), da PUCRS e do Centro de Pesquisa PUCRS/HP (CPPH). A todas instituições citadas, agradeço os recursos disponibilizados.

Durante o desenvolvimento desta pesquisa, tive o prazer de conviver com vários colegas nos laboratórios onde trabalhei. Em uma tentativa de citar todos os nomes, muito provavelmente deixarei de lembrar alguém. Mas, para não ser injusto, agradeço aos amigos (parceiros na labuta) que me acompanharam na fase final da tese, ao Cony, ao Rafael, ao Paravisi, ao Julio e à Adriana pelos momentos descontraídos durante os *coffee breaks* ou nas viradas de noites próximas aos *deadlines*. Ao Gonzaga, ao André, ao Leandro, à Rossana, ao Fábio e ao Ricardo pelos bons momentos vividos no laboratório CROMOS. Na época de Campinas, ao Marco, à Maria, à Silvia, à Adriana, à Alessandra, ao Leandro, à Betis, ao Nicola, ao Prado, ao Naur, ao Mig, ao Paulinho, às irmãs Virgínia e Giselle, à Jane, à Mercedes, ao Osmar, às irmãs Andréa e Adriana, à Raquel e ao Edgar por terem, de alguma forma, tornado essa caminhada mais tranquila. E aqueles amigos que, por um lapso de memória, não citei... Também agradeço!

Aos professores do DCA/FEEC, que contribuíram na minha formação acadêmica, durante o mestrado e o doutorado.

À Noêmia Benatti, secretária da pós-graduação/FEEC, e à Carmen Fonseca, secretária do DCA/FEEC, pelo carinho e atenção com que sempre me atenderam.

À CAPES, pelo apoio financeiro durante a realização desta pesquisa.

Ao Ser Maior que sempre me acompanha, por me proporcionar saúde física, mental e espiritual para a realização deste trabalho.

Sumário

Lista de Figuras	xi
Lista de Tabelas	xv
Trabalhos Publicados Pelo Autor	xix
1 Introdução	1
1.1 Motivação	2
1.2 Objetivos	3
1.3 Organização do trabalho	3
2 Multidões: trabalhos relacionados	5
2.1 Aspectos psicológicos e sociais	5
2.2 Comportamentos em multidões	9
2.3 Simulação de multidões	13
2.3.1 Modelos baseados em partículas	15
2.3.2 Modelos baseados em agentes	21
2.4 Considerações finais	27
3 De plantas a multidões	29
3.1 Visão geral	29

3.2	O modelo geométrico para geração de padrões de nervuras em folhas vegetais	30
3.2.1	Os padrões de nervuras	30
3.2.2	O modelo	32
3.2.2.1	Crescimento da lâmina da folha	33
3.2.2.2	Distribuição de auxinas	34
3.2.2.3	Desenvolvimento da nervura	34
3.2.3	Algoritmo para geração de padrões de nervuras em folhas vegetais	35
3.2.4	Exemplo de resultados obtidos	37
3.3	O modelo para simulação da dinâmica de multidões	39
3.3.1	Inicialização do modelo	40
3.3.2	Cálculo da orientação e da velocidade de movimento do agente	41
3.3.3	Análise de colisão entre agentes de tamanho finito	44
3.3.4	Algoritmo para simulação de multidões	45
3.4	Considerações Finais	46
4	Simulador desenvolvido	47
4.1	Introdução	47
4.2	Ferramentas utilizadas	48
4.3	Descrição da arquitetura	49
4.4	Linguagem para descrever cenários de simulação	50
4.5	Configurações da saída de resultados	53
4.6	Considerações Finais	54
5	Resultados obtidos	55
5.1	Análise dos principais parâmetros do modelo proposto	55
5.1.1	Impacto da densidade dos marcadores e o custo computacional	57

5.1.2	Impacto do espaço pessoal do agente, raio R	59
5.1.3	Impacto do uso de agente infinitesimal <i>versus</i> agente finito	64
5.1.4	Impacto da distribuição dos marcadores	66
5.2	Reprodução de comportamentos no simulador	68
5.2.1	Suavidade de trajetórias durante um deslocamento	68
5.2.2	Trajетórias livres de colisão	69
5.2.3	Trajетórias com formação de vias de pedestres	71
5.2.4	Trajетórias decorrentes da redução da velocidade	71
5.3	Análise quantitativa em relação a dados reais de multidões	73
5.4	Análise qualitativa em relação a outros modelos de simulação de multidões	75
5.5	Considerações finais	76
6	Conclusão	79
6.1	Contribuições e resultados	79
6.2	Trabalhos correlatos	82
6.3	Trabalhos futuros	83
	Referências bibliográficas	85
A	A EBNF da linguagem de descrição dos cenários de simulação	93
B	Verificação formal da trajetória livre de colisões para agentes de tamanho infinitesimal	97
C	Relação entre a área de percepção e o vetor de movimento	99

Lista de Figuras

2.1	Devido à densidade local, surgem vias de pedestres para minimizar o esforço no deslocamento (STILL, 2000).	11
2.2	As faces não mostram um claro senso de direção na multidão. Em uma situação como essa, há possível redução da velocidade de locomoção dos pedestres (STILL, 2000). .	12
2.3	Na Figura (a) verifica-se que há alteração da trajetória da multidão quando próxima ao canto, enquanto na Figura (b) percebe-se uma maior densidade nessa região. Em ambas situações, o espaço não é utilizado de maneira igual, sobretudo na região imediatamente após o canto (STILL, 2000).	13
2.4	As regras propostas por Reynolds para definir o comportamento coletivo dos <i>boids</i> (REYNOLDS, 1987): (a) separação, (b) alinhamento e (c) coesão.	16
2.5	Comportamento emergente dos <i>boids</i> (REYNOLDS, 1987).	17
2.6	Na Figura (a) há um quadro da animação do filme “ <i>Go Fish!</i> ”, produzido com o <i>framework</i> proposto e na Figura (b) um comportamento coletivo reproduzido por este <i>framework</i> (TU; TERZOPOULOS, 1994).	22
2.7	Estrutura hierárquica do modelo proposto em (MUSSE; THALMANN, 2001).	23
2.8	Na Figura (a) há a estrutura do modelo comportamental proposto por Ulicny e Thalmann (2001) e a Figura (b) ilustra um cenário utilizado, onde humanos virtuais escapam de um vazamento de gás.	24
3.1	Classificação das nervuras quanto à ordem: nervuras primárias partem da base da folha (pecíolo), enquanto as de ordem superior se unem as de ordem imediatamente inferior a elas (RUNIONS et al., 2005).	31

3.2	Processos existentes no modelo proposto por Runions e colaboradores para geração de padrões de nervuras (RUNIONS et al., 2005).	32
3.3	Ilustração da execução do algoritmo para geração de padrões de nervuras em folhas (RUNIONS et al., 2005).	37
3.4	Na Figura (a) tem-se o exemplo de uma folha de Ginkgo e na Figura (b) tem-se o exemplo de uma folha de Alquemila (fotografia à esquerda e o modelo renderizado à direita) (RUNIONS et al., 2005).	38
3.5	O espaço pessoal (regiões hachuradas) e os marcadores (pontos) associados a cinco agentes (pequenos quadrados). Os marcadores são mostrados na mesma cor do agente que os contêm em seu espaço pessoal.	42
4.1	Fluxograma de execução do simulador desenvolvido. As etapas destacadas na legenda da figura correspondem as etapas existentes em um sistema computacional, particularmente ao simulador desenvolvido apresentado na Seção 4.3.	51
5.1	Cenário de simulação utilizado na análise dos principais parâmetros do modelo proposto. As linhas em vermelho na grade indicam a área analisada, sendo que a área central do corredor considerada é a área quadriculada hachurada. As setas indicam o sentido de deslocamento dos grupos de agentes.	56
5.2	Na Figura (a) observa-se a representação geométrica de agentes infinitesimais, onde os marcadores associados ao agente estão representados por segmentos de retas e na Figura (b) observa-se a representação geométrica de agentes finitos.	57
5.3	Variação angular média da orientação de um agente a cada iteração na simulação em função da densidade dos marcadores. As barras verticais no gráfico indicam o desvio padrão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma densidade de marcadores.	58
5.4	Na Figura (a) é possível observar agentes infinitesimais deslocando-se no corredor contendo 15 <i>marcadores/m²</i> e na Figura (b) é possível observar agentes finitos deslocando-se no corredor contendo 60 <i>marcadores/m²</i>	59

- 5.5 Velocidade de simulação (quadros por segundo) como função da quantidade de agentes, avaliada para quatro densidades de marcadores. Todos os desvios-padrão são menores que um quadro por segundo e, portanto, não são representados graficamente. Os resultados apresentados foram obtidos utilizando somente uma única linha de execução (*monothread implementation*), sem o processo de renderização associado, em um processador Intel® Core™ 2 Duo 2.2GHz e 3GB DDR2 em 667MHz. 60
- 5.6 Um quadro a cada $\approx 9s$ (a-e) de uma animação no corredor que durou $\approx 50s$. Nesta sequência, observa-se a reprodução de vias de pedestres, um comportamento esperado para a configuração de cenário definido. 61
- 5.7 O *Convex Hull* de um agente é o polígono em vermelho que o circunscreve. Na Figura (a) observar-se que o *Convex Hull* dos marcadores associados a cada agente finito é um polígono convexo irregular, dificultando o deslocamento na densidade de $15 \text{ marcadores}/m^2$ e na Figura (b) observar-se que o *Convex Hull* de cada agente na densidade de $60 \text{ marcadores}/m^2$ é menos irregular do que aqueles gerados em uma baixa densidade de marcadores, facilitando o deslocamento dos agentes. 65
- 5.8 Exemplo do comportamento de se deslocar ao destino. Humanos virtuais partem do canto esquerdo inferior e chegam ao destino, no canto oposto da cena. 68
- 5.9 Impacto da posição na suavidade da trajetória de um agente na multidão. Os agentes em destaque são membros do grupo em cinza escuro, que se desloca do canto inferior direito para o canto superior esquerdo da cena. O grupo em cinza claro se desloca na mesma direção, em sentido oposto. Devido à competição por espaço entre os agentes, a trajetória em azul, referente ao agente que se desloca na frente do grupo, é menos suave do que a trajetória em vermelho, referente ao agente que se desloca no meio do grupo. 70
- 5.10 Uma visualização do deslocamento livre de colisões com agentes infinitesimais. Nesta simulação, as direções de deslocamento de quatro grupos se interseccionam no centro da cena. 70
- 5.11 Uma visualização do deslocamento livre de colisões com agentes finitos (humanos virtuais articulados). 71
- 5.12 Formação de vias de pedestres (indicados por circunferências e retângulos) nos dois grupos de 50 pessoas movendo-se na mesma direção, mas em sentidos opostos 72

-
- 5.13 Efeito do gargalo: elipses salientam regiões onde o efeito da redução da velocidade ocorre devido ao estreitamento do corredor no ambiente simulado. 73
- 5.14 Formação de arco: agentes saem da parte superior em direção a uma porta posicionada na parte inferior do cenário, no centro; devido à restrição de espaço, param em frente à porta, formando um arco. 73
- 5.15 Velocidade média dos agentes como função da densidade populacional local da multidão. Os gráficos referentes ao *Green Guide*, ao *Fruin* e ao *Purple Guide* representam dados medidos de multidões reais, enquanto o gráfico referente ao *BioCrowds* descreve resultados emergentes apresentados pelo modelo proposto. Nos experimentos realizados, a velocidade máxima dos agentes foi de 1.3 m/s. 75
- 6.1 Protótipo desenvolvido no laboratório VHLab/PPGCC/PUCRS que possibilita controlar interativamente a multidão simulada. O usuário pode “pulverizar” marcadores (pontos em verde, no cenário) na superfície. A distribuição e a densidade de marcadores direciona o deslocamento dos agentes. 81
- 6.2 A remoção de marcadores no cenário afeta a trajetória dos humanos virtuais (o primeiro e o segundo agente são influenciados pela nova configuração de marcadores). A circunferência em amarelo representa o cursor que permite incluir ou remover marcadores do cenário. 81

Lista de Tabelas

3.1	Valores dos parâmetros utilizados para gerar os padrões de nervuras dos exemplos apresentados na Seção 3.2.4. O tamanho do segmento de nervura é igual a 1; d_k : distância de exclusão; $b_s = b_v$: distância de inclusão; L_i : tamanho inicial da folha; L_f : tamanho final da folha; ΔL : quantidade acrescida por iteração; ρ : número de dardos por unidade de área por iteração (RUNIONS et al., 2005).	38
5.1	Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação e da densidade populacional, analisando o impacto do raio R do espaço pessoal de agentes infinitesimais em uma densidade de 15 <i>marcadores</i> /m ² . Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.	62
5.2	Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação e da densidade populacional, analisando o impacto do raio R do espaço pessoal de agentes infinitesimais em uma densidade de 60 <i>marcadores</i> /m ² . Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.	62
5.3	Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação e da densidade populacional, analisando o impacto do raio R do espaço pessoal de agentes infinitesimais em uma densidade de 15 <i>marcadores</i> /m ² no centro do corredor, área considerada crítica para o deslocamento dos agentes. Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.	63

5.4	Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação e da densidade populacional, analisando o impacto do raio R do espaço pessoal de agentes infinitesimais em uma densidade de $60 \text{ marcadores}/m^2$ no centro do corredor, área considerada crítica para o deslocamento dos agentes. Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.	63
5.5	Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação, da densidade populacional e da quantidade de agentes que não chegaram ao objetivo, analisando o impacto do uso das possíveis representações para os agentes em uma densidade de $15 \text{ marcadores}/m^2$. Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.	66
5.6	Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação, da densidade populacional e da quantidade de agentes que não chegaram ao objetivo, analisando o impacto do uso das possíveis representações para os agentes em uma densidade de $60 \text{ marcadores}/m^2$. Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.	66
5.7	Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação, da densidade populacional e da quantidade de agentes que não chegaram ao objetivo, analisando o impacto de diferentes distribuições de marcadores para uma densidade de $60 \text{ marcadores}/m^2$. Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.	67
5.8	Média da variação angular da orientação de um agente em função da densidade populacional da multidão. Os desvios-padrão referem-se à dispersão da média da variação angular da orientação do agente.	69
5.9	Maior densidade local e respectiva velocidade média em regiões selecionadas de um corredor com estreitamento. Os desvios-padrão referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.	72
5.10	Velocidade dos agentes como função da densidade populacional da multidão. Nos experimentos realizados, a velocidade máxima dos agentes foi de 1.2 m/s.	74
5.11	Custo computacional e características dos modelos para simulação de multidões analisados.	76

5.12 Comportamentos emergentes apresentados pelos modelos para simulação de multi- dões analisados.	77
A.1 <i>Extended BNF</i>	94

Trabalhos Publicados Pelo Autor

1. C. A. Cony, A. L. Bicho, C. R. Jung, L. P. Magalhães, S. R. Musse. “A perceptive model for virtual agents in crowd”. *Proceedings of 25th Computer Graphics International Conference*. Petrópolis/RJ, Brasil. p. 141–149. Maio, 2007.
2. C. A. Cony, A. L. Bicho, C. R. Jung, F. S. Osório, S. R. Musse. “Um modelo comportamental baseado em árvores de decisão para agentes virtuais em situações de emergência”. *Anais do VI Encontro Nacional de Inteligência Artificial - ENIA/CSBC*. Rio de Janeiro, Brasil. p. 1182–1191. Julho, 2007.
3. M. Paravisi, A. V. Werhli, J. C. S. Jaques Jr., R. A. Rodrigues, A. L. Bicho, C. R. Jung, S. R. Musse. “Continuum Crowds with Local Control”. *Proceedings of 26th Computer Graphics International Conference*. Istambul, Turquia. p. 108–115. 2008.
4. R. A. Rodrigues, A. L. Bicho, M. Paravisi, C. R. Jung, L. P. Magalhães, S. R. Musse. “Tree Paths: A New Model for Steering Behaviors”. *Lecture Notes in Computer Science (Proceedings of 9th International Conference on Intelligent Virtual Agents)*, v. 5773, p. 358–371, 2009.

Capítulo 1

Introdução

Verifica-se um crescente aumento populacional nos grandes centros urbanos e industriais, em decorrência da busca por melhores condições de vida, tanto profissionais quanto sociais. A mão-de-obra qualificada em diversas áreas profissionais não encontra oportunidades de emprego em centros menores. As concentrações industriais ocorrem por diversos motivos, tais como fatores históricos, logística, incentivos fiscais e mercado consumidor dos produtos industrializados. Por consequência, o aumento no número de habitantes nas grandes áreas urbanas ocasiona um desequilíbrio que compromete a qualidade de vida destes centros.

Neste sentido, a análise do comportamento das pessoas em concentrações urbanas tem extrema importância para o planejamento e a melhoria dos locais públicos, que cada vez mais recebem um número considerável de pessoas. As altas densidades populacionais verificadas nestes locais propiciam a observação de características comportamentais associadas a um fenômeno social conhecido por multidão.

A modelagem e a simulação de multidões tem sido tema de estudo em diferentes áreas da ciência, devido a um número considerável de aplicações. Os modelos para simular multidões podem ser utilizados na indústria do entretenimento, com o propósito de simularem realisticamente o movimento de um grande número de humanos virtuais, possibilitando dirigi-los de uma maneira tão simples quanto da simulação de um único humano virtual (por exemplo, em filmes e em jogos), para povoar ambientes virtuais imersivos com a finalidade de aumentar a sensação de presença (por exemplo, em ambientes virtuais colaborativos), para simular o movimento de multidões, com a finalidade de avaliar ambientes complexos de difícil deslocamento para grandes concentrações populacionais (por exemplo, simular o fluxo de pessoas evacuando um estádio de futebol após uma partida), entre outras aplicações.

Inúmeros desafios estão envolvidos em estratégias para a simulação de multidões. Apesar da existência de um grande número de propostas na literatura, muitas destas apresentam abordagens referentes a uma determinada aplicação, como o comportamento das multidões em situações de pânico. Além disso, as propostas se concentram em abordagens pré-programadas, onde soluções específicas são apresentadas, conforme, por exemplo, a densidade populacional da multidão. Além disso, estas abordagens são usualmente complexas, onde quaisquer alterações desejadas nos comportamentos apresentados pela multidão simulada implicam em várias modificações no modelo (THALMANN; MUSSE, 2007; ULICNY et al., 2006). Em alguns casos, as alterações são realizadas em parâmetros nada intuitivos no contexto de multidões como, por exemplo, o parâmetro associado à força de atrito adotado por Helbing et al. (2000). Essencialmente, a comunidade científica tem procurado modelar os comportamentos observados relativos à dinâmica das multidões reais, adotando abordagens fundamentadas em modelos físicos, de fluidos e baseados em agentes. Entretanto, salienta-se que estas abordagens se concentram mais na programação dos comportamentos do que em fazê-los emergir.

1.1 Motivação

Este trabalho propõe um novo modelo para simulação de multidões que trata algumas das desvantagens apresentadas por outros modelos propostos na literatura. O modelo, denominado *BioCrowds*, é baseado na ideia de que indivíduos competem pelo espaço no qual se movem, sendo explicitamente representado por um conjunto de pontos denominados marcadores. Diferentemente da maioria dos modelos conhecidos, o movimento de cada agente não é afetado diretamente pela presença de indivíduos vizinhos, mas pela ausência deles, indicada pela disponibilidade de marcadores.

Contrastando com a maioria das técnicas propostas na área, que obtiveram inspiração da psicologia ou da física, o modelo proposto é inspirado em um modelo de padrões biológicos. Especificamente, o modelo proposto é derivado do algoritmo de colonização do espaço introduzido por Runions et al. (2005, 2007) para simular o desenvolvimento de nervuras de folhas vegetais e ramos de árvores. As nervuras simuladas competem por hormônios vegetais denominados auxinas, distribuídas pela superfície da folha. No caso das árvores, ramificações competem por marcadores abstratos que representam espaços desocupados que possibilitam o crescimento do vegetal. Neste trabalho, cada indivíduo explora a disponibilidade local de espaço a fim de adotar um caminho em direção ao seu objetivo, enquanto evita colidir com outro indivíduos.

Portanto, o movimento simulado de agentes em multidões é governado pela competição por marcadores similar ao usado para modelar nervuras e ramos. Este trabalho demonstra uma surpreendente ligação entre o método utilizado para gerar padrões biológicos e o utilizado para reproduzir a dinâ-

mica de multidões.

1.2 Objetivos

Propor um novo modelo para simulação de multidões, que possibilite a produção de diversos comportamentos conhecidos em multidões reais. A proposta deste modelo visa:

- simplicidade de implementação. A questão simplicidade está relacionada com a facilidade em compreender os parâmetros e em definir valores adequados para reprodução realista de comportamentos característicos de multidões, uma vez que vários parâmetros referentes aos modelos existentes na literatura não são intuitivos no contexto de multidões. A pouca quantidade de parâmetros a ser manipulada e a baixa necessidade em alterar seus valores também são características que definem um modelo de simulação de multidões ser simples;
- eficiência computacional. O modelo deverá permitir a simulação de uma quantidade expressiva de agentes a taxas (quadros por segundo) condizentes com outros modelos propostos;
- robustez, apresentando resultados coerentes em diferentes situações de utilização;
- produção realista de vários comportamentos conhecidos em multidões, com a manipulação de poucos parâmetros do modelo;
- controle interativo das multidões simuladas;
- análise quantitativa da multidão simulada e, se possível, comparar os dados resultantes da simulação com dados obtidos de multidões reais.

1.3 Organização do trabalho

O próximo capítulo apresenta uma fundamentação teórica sobre multidões que servirá de suporte para auxiliar a compreensão dos demais capítulos. São apresentados os conceitos relacionados à multidão, as principais classificações dos sistemas de simulação de multidões e alguns trabalhos consolidados da área.

No Capítulo 3 é apresentado o modelo para simular a dinâmica de multidões. O capítulo inicia descrevendo o modelo proposto por Runions et al. (2005) que serviu de inspiração para proposta deste trabalho e, na sequência, o novo modelo de simulação de multidões é apresentado.

O Capítulo 4 apresenta o simulador desenvolvido durante esta pesquisa. São abordados os requisitos que levaram à definição das ferramentas utilizadas, a arquitetura do simulador e os arquivos de entrada e de saída adotados pelo protótipo.

O Capítulo 5 apresenta vários resultados experimentais de estudos de caso do modelo proposto, analisados qualitativamente e quantitativamente, permitindo verificar situações do cenário simulado em função dos valores dos parâmetros definidos. Após são apresentados os comportamentos inerentes e emergentes produzidos pelo modelo proposto. Por fim, uma análise quantitativa, comparando os dados provenientes de simulações com dados obtidos de multidões reais, e uma comparação qualitativa com modelos conhecidos na literatura são apresentadas.

No Capítulo 6 são abordadas contribuições do modelo proposto, trabalhos correlatos e perspectivas de trabalhos futuros.

No Apêndice A é apresentada a EBNF da linguagem de descrição dos cenários de simulação.

O Apêndice B apresenta a verificação formal referente à trajetória livre de colisões para agentes de tamanho infinitesimal.

No Apêndice C é descrita a relação entre a área de percepção e o vetor de movimento.

Capítulo 2

Multidões: trabalhos relacionados

Este capítulo apresenta uma fundamentação teórica sobre multidões que servirá de suporte para auxiliar a compreensão dos demais capítulos. No início do texto são abordados aspectos psicológicos e sociais, assim como comportamentos característicos das multidões. Após, são apresentados os principais trabalhos sobre simulação de multidões, particularmente aqueles cujo principal objetivo é o realismo dos aspectos comportamentais, tornando possível analisar as contribuições do modelo proposto nesta tese em relação aos demais existentes na literatura.

2.1 Aspectos psicológicos e sociais

Na historiografia, é possível encontrar obras que relatam comportamentos coletivos que impulsionaram mudanças nos quadros político e social em vários países, tais como a Revolução Francesa e os movimentos trabalhistas do século XIX. Motivado por acontecimentos da época, o psicólogo social, sociólogo e físico amador francês Gustave Le Bon¹ se destacou no estudo de “multidões”. Dentre suas obras, uma tem particular relevância no campo da psicologia coletiva: “A Psicologia das multidões” (*La psychologie des foules*) (BON, 1905).

Gustave Le Bon conceitua “multidão”, no sentido ordinário, como uma aglomeração de indivíduos, não importando nacionalidade, profissão, sexo ou motivos que os aproximaram. Do ponto de vista psicológico, salienta que “multidão” significa uma concentração de indivíduos que apresentam características comportamentais distintas daquelas que apresentariam, caso estivessem isolados. Le Bon acredita que não é o fato de vários indivíduos estarem próximos, para que estes adquiram o

¹ *1841 – †1931.

caráter de uma multidão. Para tanto, os sentimentos e as idéias das pessoas devem apresentar um senso único, enquanto desaparecem suas personalidades conscientes. Assim, uma “mente” coletiva é formada, de maneira transitória. Uma análise deste comportamento provavelmente demonstrará um caráter irracional e impulsivo dos indivíduos presentes (BON, 1905).

A suposição de que as multidões são irracionais e erráticas, apresentando um comportamento imprevisível, foi defendida por vários sociólogos contemporâneos de Gustave Le Bon. Entretanto, pesquisas recentes sustentam a hipótese de que uma multidão tem a habilidade de pensar. A opinião dos atuais sociólogos é que as multidões desordenadas são racionais e, portanto, seguem os preceitos comportamentais humanos (MCPHAIL, 1991).

Segundo Fruin (1971b), o comportamento da “multidão” está relacionado com a “percepção” territorial exercida pelos indivíduos. Nesse caso, a maneira como as pessoas se movimentam no ambiente e como se posicionam em relação às demais é afetada por como o espaço é detectado e avaliado. A questão “avaliação” refere-se à decisão a ser tomada pelo indivíduo, uma vez conhecido seu espaço disponível, sendo influenciada por padrões sociais e culturais que regem o seu comportamento. De acordo com Fruin (1971b), o espaço para locomoção do indivíduo pode ser dividido em **zona do passo**, área necessária para apoiar os pés, e **zona sensorial**, área necessária para detectar, avaliar e reagir. O tamanho da zona do passo é dependente da idade, sexo e condição física do indivíduo, sendo ainda proporcional à velocidade. Ambas zonas podem sofrer influência externa, tais como condições do terreno e do tráfego. O tamanho da zona do passo pode ser medido fisicamente, mas a zona sensorial, por ser dependente de fatores perceptivos e cognitivos, não pode ser precisamente mensurável.

Em 1966, o antropólogo americano Edward Twitchell Hall propôs o termo proxêmica (*proxemics*) para descrever o uso sociável do espaço pessoal, área ao redor do indivíduo durante interações e comunicações (HALL, 1966). Considerando a relação entre as percepções humanas e possíveis distâncias interpessoais, seus estudos conduziram-no à seguinte classificação:

- distância pública: percebida em interações impessoais e relativamente anônimas, onde há limitado envolvimento sensorial. A comunicação não-verbal é enfatizada, incluindo posição do corpo, gestos e movimentos. Ocorre em distâncias de, no mínimo, 3,6 metros;
- distância social: percebida em interações pessoais, possibilitando negociações formais ou conversas. Dependendo da distância, o contato físico pode ocorrer. É possível detectar alguns detalhes faciais, mas não é possível detectar odores. Ocorre em distâncias que variam entre 1,2 e 3,6 metros;
- distância pessoal: percebida em interações de amizade. O contato físico ocorre com maior

facilidade, sendo possível detectar detalhes faciais e odores. Ocorre em distâncias que variam entre 45 centímetros a 1,2 metros;

- distância íntima: percebida em interações de estreito convívio, onde o contato físico dificilmente é evitado. Há completo envolvimento das percepções humanas nas interações. Ocorre em distâncias que variam entre 15 a 45 centímetros.

Nas distâncias determinadas por Hall, as escalas definidas são válidas para a sociedade norte-americana. As quatro distâncias foram propostas como classificações universais, mas as dimensões e os possíveis comportamentos relacionados às zonas são específicos de cada cultura. Observou-se que pessoas de diferentes culturas habitam “mundos sensoriais” distintos: a interpretação da experiência percebida por uma pessoa, através de um conjunto de estímulos sensoriais influenciados culturalmente, pode ser diferente da percebida por uma pessoa de outra cultura. Por exemplo, sociedades da Ásia Oriental e do Oriente Médio aceitam uma maior proximidade e grau de contato físico do que os normalmente tolerados pela sociedade norte-americana. O maior espaçamento interpessoal preferido pelos americanos é frequentemente interpretado como apatia nos países asiáticos, podendo produzir uma “lacuna” não intencional na comunicação (FRUIN, 1971b). Além da questão cultural, a proxêmica também sofre influências devido ao sexo, ao padrão social, às restrições do ambiente e ao tipo de interação.

A proxêmica está baseada na relação dos cinco sentidos humanos e do uso sociável do espaço. Entretanto, duas outras percepções, que não possuem órgãos específicos para aquisição de estímulos sensoriais, também são importantes para a compreensão do espaço. A percepção temporal, que consiste em perceber a duração de pequenos intervalos de tempo, e a percepção espacial, que consiste em estimar as distâncias entre os objetos. Esta última é considerada uma percepção sensorial multi-modal, onde a percepção visual é a dominante, compartilhando informações da percepção auditiva, olfativa, tátil e temporal. Por meio desta percepção, um indivíduo é capaz de identificar, por exemplo, a localização e uma possível aproximação de uma determinada fonte sonora em seu espaço pessoal (LAWSON, 2001).

Na psicologia social², indivíduos que se mantêm próximos, seja por possuírem um determinado laço afetivo ou por terem ideais comuns, são definidos como um grupo. Portanto, um grupo é uma unidade social constituída de um conjunto de indivíduos que participam de um sistema de organização, onde os participantes estabelecem ou possuem entre si relações (MCDAVID; HARARI, 1980). Segundo Knowles e Bassett (1976), um grupo consiste de duas ou mais pessoas, geralmente frente a

² Psicologia social é uma área da psicologia que procura estudar o comportamento dos indivíduos quando estão em interação.

frente que, durante um período de tempo, se influenciam nas interações e comunicações interpessoais. A necessidade dos indivíduos estarem frente a frente tem maior sentido quando há intensa comunicação, principalmente a verbal, pois o diálogo induzirá aos membros um melhor posicionamento no grupo, de modo a ser possível a visualização dos participantes. Do ponto de vista quantitativo, o número de indivíduos necessário para formação de um grupo não é preciso. Entretanto, sabe-se que um conjunto com apenas duas pessoas já pode ser considerado um grupo.

Baseado na quantidade de indivíduos, o sociólogo norte-americano Charles Horton Cooley classificou os grupos em dois tipos: o primário e o secundário (COOLEY, 1983). Os grupos primários possuem pequena dimensão, sendo formados mais por motivações afetivas do que por objetivos ou interesses. Todos se conhecem, devido ao pequeno número de participantes; a comunicação é direta e as relações são espontâneas e informais. Exemplos de integrantes deste tipo de grupo são amigos, familiares, vizinhos e colegas de lazer. Ainda é possível distinguir duas categorias de grupos primários:

- Os grupos de formação natural, onde não há a necessidade do indivíduo expor a vontade de participar: por exemplo, a família e a vizinhança;
- Os grupos de associação, onde o indivíduo se engaja por afinidade ou interesse: por exemplo, o clube e a sociedade desportiva ou cultural.

Essa divisão não é absoluta, pois um grupo formado por colegas de uma prática desportiva pode participar simultaneamente das duas categorias.

Por sua vez, os grupos secundários são aqueles de grande dimensão, sendo mais organizados e menos espontâneos. Por terem um maior número de participantes, a comunicação nem sempre é direta, sendo intermediada por líderes/chefes ou por uma organização central. O relacionamento entre os participantes é marcado pela formalidade e impessoalidade. Exemplos de integrantes deste tipo de grupo são membros de um partido, membros de um sindicato, funcionários de uma empresa ou alunos de uma escola.

A análise do espaço pessoal pode ser estendida à coletividade, onde os grupos variam em função do tamanho, da intimidade, do local e das circunstâncias da interação, mas mantêm os padrões sociais identificados para indivíduos (CAMPBELL, 1958). Portanto, o mesmo raciocínio adotado para analisar o espaço social em indivíduos também é utilizado em grupos, definindo-se uma área limitada conhecida como espaço do grupo, que funciona como uma “fronteira” durante as interações (EDNEY; GRUNDMANN, 1979). A associação de um espaço restritivo ao grupo provê um modelo útil para descrever as suas relações com o ambiente, sendo possível identificar padrões sociais comuns aos

indivíduos: vizinhança, semelhança, destino comum às partes da entidade e resistência à intrusão. Por conseguinte, percebe-se que as características que afetam e influenciam o comportamento das diferentes entidades são similares em um ambiente social (CAMPBELL, 1958). Em situações onde há confluência de interesses de indivíduos e de grupos presentes em um ambiente social, ocorrerá uma agregação que dificultará a identificação de seus espaços sociais, mas facilitará a identificação do espaço social referente à entidade que surge: a multidão.

2.2 Comportamentos em multidões

Nesta seção são discutidos os principais comportamentos observados em multidões. Muitos destes comportamentos são compreendidos somente qualitativamente, pois a maioria das variáveis que os influencia é difícil de mensurar. Por consequência, essa dificuldade também ocorre no processo de validação dos resultados obtidos por meio de diferentes modelos propostos na literatura. Portanto, a imediata aplicação em diversas áreas, tais como entretenimento e segurança, e a necessidade de melhores mecanismos de validação dos resultados obtidos fazem do estudo da dinâmica de grandes aglomerações de pedestres uma área de pesquisa relevante.

Vários autores observaram e identificaram padrões comportamentais em multidões reais (HENDERSON, 1971; HENDERSON; LYONS, 1972; HENDERSON, 1974; FRUIN, 1971b; HELBING; MOLNÁR, 1997; STILL, 2000). Através do estudo dessas referências, foi possível identificar duas classes de comportamentos: aqueles considerados **inerentes** e aqueles definidos como **emergentes**.

Comportamentos inerentes são procedimentos adotados por um ser humano resultantes do seu estado mental, metaforicamente estruturado como crenças, desejos e emoções, que o faz deslocar-se da melhor maneira possível em um ambiente social. Padrões identificados em determinadas situações reais não são considerados, tais como pedestres desorientados – turistas, por exemplo – e crianças. Estas apresentam irregularidades tanto em orientação quanto em velocidade, por estarem em uma fase onde boas estratégias de locomoção estão sendo aprendidas, para, no futuro, serem empregadas de modo “automático” por elas (HELBING; MOLNÁR, 1997). A seguir, são descritos os principais comportamentos inerentes:

- Deslocar-se ao destino (*goal seeking*): no mundo real, os pedestres se deslocam no ambiente com o propósito de alcançar seus destinos. Na simulação de multidões, este comportamento deve ser reproduzido, de maneira a evitar que os humanos virtuais se comportem aleatoriamente no ambiente simulado.

- Deslocar-se evitando colisões (*collision avoidance*): no mundo real, os pedestres se deslocam no ambiente evitando o contato físico entre si e com obstáculos. Esse comportamento é um dos mais importantes para a simulação de multidões, pois a utilização de um método inadequado para reproduzi-lo gerará resultados inconsistentes.
- Estratégia do mínimo esforço (*least effort strategy*): pedestres procuram escolher trajetórias que demandam menos esforço, minimizando a variação da orientação em relação ao destino pretendido. Logo, a trajetória escolhida será aquela que apresenta o menor comprimento a ser percorrido. Caso haja mais de uma trajetória com o mesmo comprimento, o pedestre escolherá aquela que permitirá a ele deslocar-se variando o mínimo possível sua velocidade e sua orientação (HELBING; MOLNÁR, 1997; STILL, 2000). A estratégia do mínimo esforço também está relacionada com o fato dos pedestres evitarem colisões, uma vez que suas trajetórias são alteradas quando da iminência de um contato físico. Nesta situação, variações da velocidade e/ou da orientação são necessárias, sendo que estas requerem gasto de energia. Assim sendo, para que o esforço seja mínimo, as trajetórias devem ser alteradas minimamente em situações onde haja a possibilidade de colisão.

Comportamentos emergentes são padrões comportamentais coletivos resultantes da auto-organização em multidões. A auto-organização significa que esses padrões não são explicitamente planejados, prescritos ou organizados. Ao invés disso, os padrões espaço-temporais emergem devido às interações não-lineares dos pedestres (HELBING; MOLNÁR, 1997). A exploração do espaço e a propensão dos pedestres em escolher trajetórias que despendam menos esforço também são fatores para a ocorrência da auto-organização em multidões (STILL, 2000). Por serem não planejados, em determinadas circunstâncias, os comportamentos emergentes podem conduzir a obstruções inesperadas devido aos distúrbios nos fluxos de pedestres. Uma característica importante desses padrões comportamentais coletivos é que determinados comportamentos somente ocorrem se os pedestres que constituem a multidão se utilizam das estratégias empregadas nos comportamentos inerentes. A seguir, são definidos os principais comportamentos emergentes:

- Formação de vias de pedestres (*lanes formation*): quando a densidade populacional local exceder um valor crítico, haverá a formação de fluxos de pedestres deslocando-se na mesma direção, em sentidos opostos (HELBING; MOLNÁR, 1997; STILL, 2000) ou no mesmo sentido. Neste último caso, os fluxos de pedestres são consequência da auto-organização de grandes fluxos, onde uma subdivisão espontânea produz fluxos menores com velocidades médias distintas entre si. Em um fluxo, o pedestre seguirá aquele imediatamente a sua frente, movendo-se no mesmo sentido, de maneira a minimizar o seu esforço de deslocamento e mantendo velocidade menor

ou igual a do pedestre que ele segue. Portanto, essa estratégia emerge da estratégia do mínimo esforço, pois há a preocupação em minimizar a variação da velocidade e da orientação. A Figura 2.1 ilustra um ambiente real, onde a formação de fluxos de pedestres pode ser observada.



Fig. 2.1: Devido à densidade local, surgem vias de pedestres para minimizar o esforço no deslocamento (STILL, 2000).

- Prévia organização (*organization prior*): quando grupos deslocam-se em sentidos contrários, com um determinado espaço livre entre eles, é possível que ocorra a prévia organização de vias. Neste comportamento, os pedestres posicionem-se antecipadamente em vias, de maneira a evitarem possíveis colisões. Este posicionamento é realizado por meio da compactação temporária em pequenos grupos, de modo a liberar espaço para que os pedestres se cruzem sem realizar grandes variações em suas direções de deslocamento. Portanto, os pedestres cooperam de maneira silenciosa (ou seja, sem comunicação verbal), visando diminuir o esforço de deslocamento dos participantes neste comportamento.
- Efeito da redução da velocidade (*speed reduction effect*): assim como na formação de fluxos de pedestres, o efeito da redução da velocidade também é dependente da densidade de pedestres no ambiente. Esse comportamento descreve um efeito óbvio, que é o decréscimo da velocidade de locomoção devido ao aumento da densidade de pedestres. O cruzamento de diferentes fluxos de pedestres em ambientes populosos também propicia o efeito da redução da velocidade. A perda da eficiência de locomoção pode ser reduzida, utilizando métodos psicológicos para a orientação dos fluxos ou dispositivos físicos para indução de trajetórias, tais como suportes e/ou corrimãos (FRUIN, 1971b; HELBING; MOLNÁR, 1997). A Figura 2.2 apresenta uma situação onde há uma alta densidade populacional, com provável redução da velocidade (STILL, 2000).



Fig. 2.2: As faces não mostram um claro senso de direção na multidão. Em uma situação como essa, há possível redução da velocidade de locomoção dos pedestres (STILL, 2000).

A seguir são apresentados possíveis comportamentos em decorrência do efeito da redução da velocidade:

- Formação de arco (*arc formation*): o fenômeno da formação geométrica de um arco constituído de pedestres que desejam passar por um determinado acesso ocorre em consequência dos efeitos da redução da velocidade e de deslocar-se ao destino. A aglomeração de pedestres devido às reduções do espaço pessoal e da velocidade de locomoção, além do desejo de se manterem próximos ao acesso, ocasionam a formação deste comportamento (HELBING et al., 2000).
- Efeito do gargalo (*bottleneck effect*): da mesma forma que o fenômeno da formação de arco, o efeito do gargalo também ocorre em consequência do efeito da redução da velocidade. Esse efeito é possível de ser verificado, por exemplo, em um corredor que apresenta estreitamento ao longo do seu caminho. As regiões anteriores ao estreitamento apresentarão aumento significativo da densidade populacional local e, por consequência, redução na velocidade dos pedestres; por sua vez, as regiões posteriores ao estreitamento apresentarão uma baixa densidade local de pedestres, com aumento de suas respectivas velocidades de deslocamento (STILL, 2000; HELBING et al., 2000).
- Efeito do canto (*corners effect*): a dinâmica das multidões, apesar de similar, não se comporta exatamente como a dinâmica dos fluidos. O espaço disponível para o deslocamento de uma multidão não é preenchido de maneira regular. Segundo Still (2000), esse efeito é definido como função da utilização do espaço. Em ambientes populosos, percebe-se que o fluxo sofre uma redução de velocidade próximo aos cantos (ângulos reentrantes) em

trajetórias. Nestes locais, a densidade de pedestres é elevada, devido ao maior uso durante o deslocamento. Por isso, em espaços confinados, a dinâmica da multidão é função da geometria local, onde a presença de obstruções físicas influencia o fluxo e o comportamento dos pedestres. A Figura 2.3 apresenta duas situações do fluxo de uma multidão próxima a um canto. Na Figura 2.3(a) verifica-se que há alteração da trajetória da multidão quando próxima ao canto. Na Figura 2.3(b) é possível verificar que, mesmo com o aumento da densidade, o espaço disponível não é totalmente utilizado.



(a)



(b)

Fig. 2.3: Na Figura (a) verifica-se que há alteração da trajetória da multidão quando próxima ao canto, enquanto na Figura (b) percebe-se uma maior densidade nessa região. Em ambas situações, o espaço não é utilizado de maneira igual, sobretudo na região imediatamente após o canto (STILL, 2000).

- Efeito de ondas de choque (*shockwaves effect*): em regiões de alta densidade de pedestres, com baixa velocidade de deslocamento do fluxo, ocorrerá uma alta pressão devido à tentativa do movimento dos corpos no ambiente restrito. Nessa situação, os pedestres se deslocam em movimentos que lembram “ondas” de propagação, decorrentes da pressão exercida pelos pedestres localizados no início do fluxo (HELBING et al., 2007).

2.3 Simulação de multidões

Embora o comportamento de multidões seja um assunto de pesquisa abordado há bastante tempo, propostas de modelos computacionais para simulá-lo são relativamente recentes, devido, em parte, a restrição tecnológica que havia no passado. Atualmente, há um número considerável de pesquisadores trabalhando nesse assunto, em diferentes áreas de atuação, tais como engenharia civil e de transporte, segurança, sociologia, física, robótica e computação gráfica.

Devido à diversidade de áreas que têm o comportamento das multidões como campo de estudo, diferentes classificações para os modelos de simulação foram propostos. Uma das classificações mais conhecidas refere-se às características identificadas em fluxos de pedestres. Segundo May (1990), essas características podem ser de nível de abstração microscópico e macroscópico. No nível microscópico são apresentadas características relacionadas às unidades individuais de tráfego (ou entidades sociais), tais como a velocidade e a interação individual. No nível macroscópico são apresentadas características referentes ao estudo da distribuição do espaço de locomoção para os pedestres. Nesse nível, as interações individuais são explicadas através de equações macroscópicas que descrevem densidade, velocidade e fluxo de deslocamento, sendo úteis para estimar os requisitos mínimos das vias de locomoção. Interessante citar que a análise macroscópica do fluxo de tráfego foi sugerida, pela primeira vez, por Fruin (1971a, 1971b).

A partir da classificação das características identificadas nos fluxos de pedestres, propôs-se uma classificação similar para os modelos de simulação de multidões (SARKAR, 1995). Neste contexto, modelagens macroscópicas são abordagens baseadas na otimização computacional para a simulação de multidões, onde características associadas aos indivíduos não são consideradas. Por sua vez, modelagens microscópicas são abordagens que consideram parâmetros individuais, tais como velocidade de deslocamento, tempo de reação e destreza física, além de interações entre os pedestres durante a simulação. Portanto, modelos macroscópicos permitem reproduzir uma “massa” de pessoas que se movem de maneira realista, sem que, necessariamente, haja interesse pelos movimentos de um indivíduo. Por sua vez, modelos microscópicos têm, como principal objetivo, a reprodução convincente dos movimentos para cada indivíduo. Os movimentos da multidão são consequência dos movimentos realizados pelos indivíduos. A escolha de qual abordagem utilizar dependerá se a aplicação exigirá uma visualização coletiva ou individual. Ainda, pode ser desejável que um modelo computacional reproduza comportamentos realistas nas diferentes abordagens.

Segundo Ulicny et al. (2006), é possível distinguir duas ênfases na simulação de multidões. A primeira está focada no **realismo dos aspectos comportamentais**, utilizando visualizações 2D para auxiliar a compreensão dos resultados de simuladores de evacuação, de modelos sociológicos ou dinâmicos de multidões, sem atentar para a aparência dos atores. Em muitos casos, os membros da multidão apresentam uma representação simples, usualmente definidos como pontos coloridos. Nesse enfoque, o principal objetivo é validar quantitativamente os resultados obtidos de simulações, comparando-os aos dados coletados de multidões reais, adquiridos através de observações humanas ou por algum método de visão computacional (ULICNY et al., 2006).

Uma segunda ênfase é a **visualização em alta qualidade**, onde o realismo do modelo comportamental não é o objetivo principal, mas sim um resultado visual convincente. A ênfase nessa área está

no processo de renderização, no movimento dos autores e nas suas representações tridimensionais texturizadas. Nesse contexto, os modelos comportamentais não objetivam apresentar quantitativamente bons resultados, mas facilitar o trabalho de produção dos animadores e permitir que os humanos virtuais reajam a estímulos em aplicações interativas (ULICNY et al., 2006).

Uma tendência recente parece ser uma **convergência de ambas as áreas**, onde sistemas orientados à visualização estão incorporando melhores modelos comportamentais para facilitar a criação de animações convincentes, enquanto sistemas orientados ao comportamento estão incorporando melhores visualizações, principalmente no domínio dos simuladores de evacuação (ULICNY et al., 2006).

Devido ao grande número de trabalhos propostos nas áreas supracitadas, é necessário restringir a análise do estado da arte em simulação de multidões àqueles relacionados à abordagem desta tese, cuja proposta visa produzir comportamentos simulados realistas. Cabe salientar que diferentes abordagens para simular o comportamento de multidões foram propostas na literatura, sendo neste trabalho classificadas como a seguir:

- abordagens baseadas em partículas: nesta classificação são congregados os modelos macroscópicos, onde a individualidade dos elementos não é o objetivo dos trabalhos propostos. Estes modelos definem as interações dos elementos de maneira coletiva, baseados em regras, leis da mecânica dos fluidos, etc.;
- abordagens baseadas em agentes: nesta classificação estão os modelos microscópicos, onde o coletivo é uma característica emergente da atuação individual. Para definir a individualidade dos elementos na simulação, são utilizados conjuntos de regras, leis físicas, etc. que permitem representar, de maneira abstrata, a “psicologia” dos elementos modelados.

A seguir serão apresentados, em ordem cronológica, os trabalhos consolidados na área da simulação de multidões que adotam estas abordagens.

2.3.1 Modelos baseados em partículas

Os princípios da animação comportamental são inspirados em um trabalho precursor proposto por Reynolds (1987). O objetivo deste trabalho foi simular os movimentos de bandos de pássaros, rebanhos de animais e cardumes de peixes, através da definição de personagens autônomos virtuais que determinam suas próprias ações no ambiente (*self-animated characters*). O *boïd*, termo definido por Reynolds para se referir a um personagem virtual, tem a capacidade de perceber o ambiente local, mantendo sua posição e orientação no grupo através de três regras:

1. Separação (evitar colisões): o *boi*d deve manter uma distância mínima dos *boi*ds vizinhos e dos obstáculos no ambiente, verificando a necessidade de aumentar ou diminuir a sua velocidade (Figura 2.4(a)).
2. Alinhamento (manter a velocidade): o *boi*d deve ajustar seu vetor velocidade (módulo e orientação), mantendo uma trajetória coerente aos *boi*ds vizinhos (Figura 2.4(b)).
3. Coesão (manter o agrupamento): o *boi*d deve manter sua posição próxima ao centroide das posições dos *boi*ds vizinhos (Figura 2.4(c)).

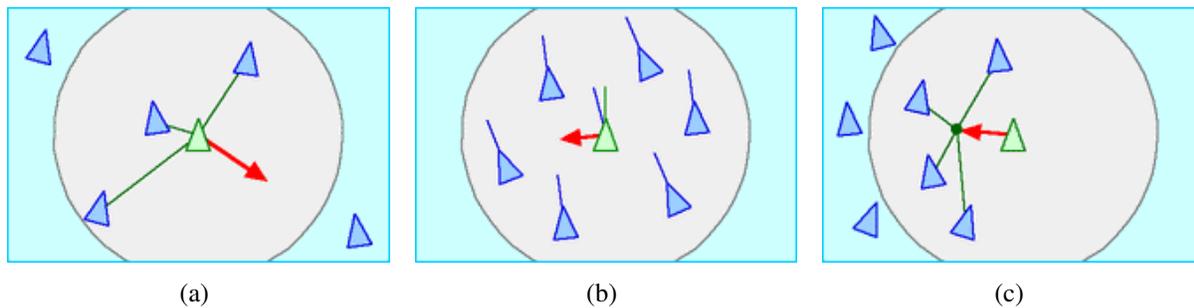


Fig. 2.4: As regras propostas por Reynolds para definir o comportamento coletivo dos *boi*ds (REYNOLDS, 1987): (a) separação, (b) alinhamento e (c) coesão.

As regras apresentam a seguinte ordem de prioridade de aplicação: a regra “separação” tem a maior prioridade, seguida pela regra “alinhamento” e, por último, a regra “coesão”. Assim, possíveis conflitos de comportamento são resolvidos utilizando as prioridades definidas. As regras “separação” e “alinhamento” são complementares: a primeira regra serve para estabelecer a distância mínima exigida entre os *boi*ds, enquanto a segunda regra procura mantê-la. Por sua vez, o comportamento coletivo ocorre por regras antagônicas, onde a regra “separação” impõe uma repulsão entre os membros, enquanto a regra “coesão” impõe uma aproximação, gerando, assim, grupos que mantêm seus integrantes em um movimento equilibrado. O trabalho de Reynolds demonstra a possibilidade de se produzir comportamentos coletivos emergentes a partir de regras simples, definidas em uma abordagem microscópica (Figura 2.5).

Reynolds estendeu a abordagem apresentada em (REYNOLDS, 1987), propondo uma hierarquia de três níveis de abstração para modelar os comportamentos dos personagens: o nível de seleção da ação, o nível de manobra e o nível de locomoção (REYNOLDS, 1999). A ênfase é dada ao nível intermediário da hierarquia, apresentando um conjunto de comportamentos de manobra (*steering behaviors*) e de técnicas para combiná-los, permitindo a produção de padrões comportamentais complexos.



Fig. 2.5: Comportamento emergente dos *boids* (REYNOLDS, 1987).

Com a intenção de simular grandes multidões, Reynolds propôs um algoritmo multiprocessado para *PlayStation® 3 (PS3)* (REYNOLDS, 2006). Este algoritmo, denominado *PSCrowd*, tem a finalidade de distribuir o processamento através dos múltiplos processadores *SPU (Synergistic Processor Units)* presentes no *PS3*. Segundo os resultados apresentados, o *PSCrowd* é capaz de produzir multidões de até 15000 indivíduos a 60 frames por segundo, incluindo simulação e visualização gráfica tridimensional.

Dirk Helbing e Péter Molnár propuseram em (HELBING; MOLNÁR, 1995, 1997; HELBING et al., 2000) um dos primeiros modelos de forças psico-sociais para reproduzir a dinâmica de pedestres. O conceito de forças sociais é definido a partir do pressuposto de que pedestres adotam estratégias comportamentais determinadas por estímulos advindos de situações rotineiras. Cada estímulo proveniente de uma situação ocorrida provoca uma reação no pedestre que, no decorrer do tempo, torna-se mais eficiente. Portanto, as suas reações são habitualmente “automáticas” e previsíveis. No trabalho de Helbing e Péter Molnár, esses estímulos recebidos pelo pedestre são chamados de forças psico-sociais. A força psico-social f_α representa diferentes influências (do ambiente e de outros pedestres) no comportamento de um pedestre α , determinando a mudança temporal dv_α/dt de sua atual velocidade v_α associada a um termo denominado *flutuações*, que descreve variações comportamentais oriundas de desvios acidentais ou deliberados em relação às regras habituais de movimento. Portanto, a equação que define a mudança temporal da velocidade v_α é

$$\frac{dv_\alpha}{dt} = f_\alpha(t) + \text{flutuações}. \quad (2.1)$$

A força psico-social reflete as motivações psicológicas em um agente α , causando-lhe uma aceleração ou uma desaceleração representada por f_α . O termo *flutuações* representa variações estocásticas no

comportamento, enquanto o termo f_α é responsável por:

- manter o pedestre distante de obstáculos;
- manter o pedestre distante de outros pedestres, de modo a evitar colisões;
- aproximar pedestres “conhecidos”, sejam familiares ou amigos.

Bouvier et al. (1997) propuseram um sistema de partículas adaptadas para simular a dinâmica das multidões, onde as pessoas são representadas por grupos de partículas que atuam entre si. O movimento, o objetivo e a decisão do agente são baseadas em forças newtonianas. Para que seja possível modelar decisões humanas, os autores propuseram os conceitos de “cargas de decisão” e de “campos de decisão”. Estas cargas de decisão são influenciadas por seus campos da mesma forma que as partículas carregadas são influenciadas por um campo elétrico. Além disso, uma força de atrito foi acrescentada para evitar o aumento excessivo da velocidade dos agentes, que evitam colisões e podem se deslocar em grupos.

Blue e Adler (1998), utilizando como referência trabalhos que adotaram autômatos celulares (WOLFRAM, 1983) para modelar o fluxo de veículos, propuseram o uso desses sistemas dinâmicos determinísticos para a modelagem do fluxo de pedestres. O cenário é dividido em uma grade uniforme, onde cada indivíduo ocupa uma célula em particular, que tem a si associada uma variável para definir o seu estado. O movimento do indivíduo entre as posições discretizadas no espaço dependerá dos valores das variáveis nas células e das regras locais que descrevem restrições do sistema modelado. As variáveis nas células são atualizadas simultaneamente, de acordo com o valor das variáveis nas células vizinhas antes desta atualização e no conjunto de regras locais definido. No trabalho de Blue e Adler (1998), um conjunto de regras adaptadas foi testado, de maneira a produzir padrões de movimento unidirecional em passarelas.

Goldenstein et al. (1999) desenvolveram um modelo dinâmico não linear para simular grandes quantidades de agentes interagindo em ambientes que podem ser alterados em tempo real. Este modelo representa comportamentos de baixo nível de abstração dos agentes, como deslocar-se ao destino evitando colisões. Um sistema dinâmico para controlar a velocidade angular coordena o ângulo direcional do agente, enquanto outro sistema dinâmico seleciona a entrada do ambiente que será utilizada no sistema de controle. Os agentes interagem com o ambiente através do conhecimento da posição de objetos, fixos ou móveis, de modo a evitá-los automaticamente durante o deslocamento. Em (GOLDENSTEIN et al., 2001), o modelo dinâmico para comportamentos de baixo nível é integrado a uma estrutura de dados cinéticos para localizar eficientemente possíveis obstáculos em uma região próxima ao agente e a um planejador de caminhos, permitindo a navegação em ambientes complexos.

G. Keith Still, em sua tese de doutorado (STILL, 2000), propôs um conjunto de programas para analisar a dinâmica de multidões em situações de evacuação de ambientes restritos e complexos denominado *LEGION*. A solução utiliza um *framework* baseado em agentes, possível de ser calibrado, que considera quatro regras comportamentais: objetivo, mobilidade, limitação e assimilação. O *framework* proposto utiliza um algoritmo denominado pelo autor como algoritmo de “mínimo esforço”, onde cada pedestre (entidade) na multidão é definido como um indivíduo, sendo sua posição calculada através de uma prévia verificação do cenário local para escolha da ação apropriada. O movimento dos indivíduos é considerado um problema de otimização, cujo objetivo é minimizar o custo total para o deslocamento da multidão, definido através do somatório das funções custo dos agentes. A função custo de um agente define restrições como, por exemplo, evitar colisões, manter a velocidade e percorrer um caminho definido no ambiente simulado. Segundo Still, esse problema de otimização pode ser resolvido por meio de uma técnica de busca conhecida por *simulated annealing* (KIRKPATRICK et al., 1983). O sistema proposto foi utilizado para simular multidões em vários locais e eventos, tais como as Olimpíadas de Sydney.

Burstedde et al. (2001) propõem o uso de um autômato celular bidimensional associado a um campo na superfície (denominado *floor field*), semelhante a um gradiente, que permite uma adaptação às taxas de transição para células vizinhas. O modelo utiliza uma ideia similar a quimiotaxia³, mas, para o caso simulado, os pedestres seguem um vestígio virtual ao invés de um vestígio químico. O objetivo foi mostrar que a introdução desse “campo” ao modelo baseado em autômato celular permite a modelagem de efeitos coletivos e de comportamentos auto-organizáveis da dinâmica de pedestres.

Bayazit et al. (2002b, 2002a) propuseram um modelo que integra um mapa de rotas adaptado com a técnica de *flocking* proposto por Craig Reynolds (REYNOLDS, 1987). Os trabalhos demonstram que a informação de navegação global fornecida pelo mapa de rotas pode dar suporte a sofisticados comportamentos de grupo. Os autores acrescentaram regras comportamentais aos *boids* do *flocking* e aos nodos e arestas do grafo topológico, denominando-o “mapa de rotas baseado em regras”. As adaptações realizadas, tais como a associação de regras à estrutura e a possibilidade de modificar o peso das arestas, habilitaram a comunicação e permitiram influências distintas nos comportamentos dos agentes, conforme a região do ambiente. Além disso, a comunicação indireta através de atualizações dinâmicas dos pesos das arestas no mapa de rotas permite obter informações globais sem custos entre os agentes.

Treuille et al. (2006) propõem um modelo de simulação de multidões que, inspirado na mecânica de fluidos, produz campos potenciais dinâmicos atualizados conforme a direção, o fluxo e a densidade de indivíduos. Algumas características desejadas em modelos de simulação de multidões estão

³Quimiotaxia é um mecanismo de locomoção de células orientada por um gradiente químico.

presentes no modelo, como planejamento de caminhos e deslocamento livres de colisões, além da reprodução de alguns comportamentos observados em multidões reais. Os autores apresentam hipóteses que conduzem à formulação do modelo matemático para simulação de multidões. A primeira hipótese considera que cada pessoa procura alcançar um objetivo específico no ambiente. Na segunda hipótese, as pessoas movem-se na máxima velocidade possível no ambiente, considerando situações como a inclinação do terreno e a densidade populacional. Nesta hipótese também é considerada a maior dificuldade de uma pessoa em se movimentar no sentido oposto ao movimento de outras pessoas, sendo proporcional à quantidade de pessoas que se movem em sua direção. A última hipótese é a que existe um “campo de desconforto” g associado ao ambiente tal que as pessoas prefeririam estar na posição x ao invés de x' , se $g(x') > g(x)$, ou seja, o desconforto na posição x' é maior que o desconforto na x . As hipóteses resumizam o processo de decisão de uma pessoa, que procura minimizar a combinação linear de três fatores: o comprimento do caminho, a quantidade de tempo necessário para atingir o destino e o desconforto percebido ao longo do caminho.

Seja Π o conjunto de todos os caminhos partindo-se de x para algum objetivo e assumindo que o campo de velocidades f , de desconforto g e objetivo são fixos, uma pessoa na posição x decidirá pelo caminho $P \in \Pi$ minimizando

$$\underbrace{\alpha \int_P 1 ds}_{\text{distância}} + \underbrace{\beta \int_P 1 dt}_{\text{tempo}} + \underbrace{\gamma \int_P g dt}_{\text{desconforto}}, \quad (2.2)$$

onde as constantes α , β e γ são pesos, cujos valores são determinados conforme o grupo de pessoas que se deseja definir, permitindo, assim, distintos comportamentos frente às condições do ambiente. Nas integrais, ds significa que a integral está relacionada à distância e dt significa que a integral está relacionada ao tempo.

Morini et al. (2007) propuseram um modelo para evitar colisões e planejar caminhos para multidões baseado em grafos de navegação (PETTRÉ et al., 2005). O modelo define fluxos de navegação entre os vértices da estrutura para o deslocamento dos agentes no ambiente simulado. A estrutura usada permite dividir o ambiente em regiões que adotam diferentes técnicas de planejamento de movimentos. Para que seja possível simular um grande número de agentes em tempo real, as regiões de interesse (*Regions Of Interest* - ROI) são classificadas conforme o realismo e o tempo computacional desejados: não há interesse, baixo interesse e alto interesse. Quanto maior for a necessidade de realismo, mais custosa computacionalmente será a técnica adotada. Essa flexibilidade na definição das regiões também permite que o usuário possa escolher, em um primeiro momento, a *performance* desejada para a simulação e, após, definir as regiões de interesse no ambiente.

Sud et al. (2007) propuseram o uso de diagramas de Voronoi (AURENHAMMER, 1991) de primeira e de segunda ordem para determinar uma estrutura de dados para navegação global denominado *Multi-agent Navigation Graph* (MaNG). O MaNG consiste da união dos grafos de Voronoi de primeira e de segunda ordem, onde cada agente ou obstáculo no ambiente é definido como um sítio. Utilizando-se do MaNG e do algoritmo A*, onde a distância Euclidiana é a métrica adotada, os autores propuseram um algoritmo que calcula simultaneamente os caminhos globais de um conjunto de agentes com objetivos distintos no ambiente. O planejador local de cada agente obtém informações de proximidade por meio do diagrama de Voronoi de segunda ordem e as utiliza para definir o seu deslocamento. O agente se deslocará devido à influência de um conjunto de forças de atração e de repulsão definidas através das informações conhecidas pelo planejador. Os autores apresentaram otimizações no modelo através de uma aproximação discreta do MaNG, por meio de uma *quadtree*, permitindo calculá-lo através da adaptação de uma técnica de remoção de faces (*culling*) em uma unidade de processamento gráfico. O modelo apresenta algumas limitações, como a não garantia da coerência e da suavidade no deslocamento dos agentes, pois realiza o cálculo do melhor caminho em cada quadro da animação.

Da leitura desta seção, constata-se a grande variedade de modelos representados nesta primeira classificação denominada partículas, os quais não tem como foco a modelagem individual dos elementos e sim o coletivo dos mesmos. Dentre estes modelos, aqueles propostos por Helbing e Molnár (1997), Helbing et al. (2000) e Treuille et al. (2006), por tratarem os comportamentos abordados neste trabalho (Seção 2.2), foram escolhidos para comparação com o modelo proposto, conforme discutido na Seção 5.4.

2.3.2 Modelos baseados em agentes

Em (TU; TERZOPOULOS, 1994; TU, 2000), Xiaoyuan Tu e Demetri Terzopoulos propuseram um *framework* para simulação de ecossistemas com mínima intervenção do usuário. O objetivo do *framework* foi dotar de realismo o cenário simulado, desde a aparência e os movimentos individuais até padrões de comportamentos coletivos existentes nas espécies simuladas. Para isso, cada animal foi modelado como um agente auto-animado e com uma adaptação autônoma ao seu habitat, apresentando soluções para simular a percepção, o comportamento, a biomecânica e a locomoção no ambiente. Para validar o modelo, um ecossistema marinho virtual habitado por três tipos de peixes – predadores, presas e pacifistas – foi simulado. Em termos de implementação, o modelo apresenta sensores de visão e de temperatura, utilizando abordagens por zona, movimentos corporais produzidos por um sistema massa-mola e um gerador de intenções, modelado através de uma máquina de

estados. Através dessa estrutura, é possível selecionar objetivos conforme o tipo de peixe simulado e a situação em que se encontra. A Figura 2.6 apresenta imagens de animações produzidas utilizando o *framework* proposto.

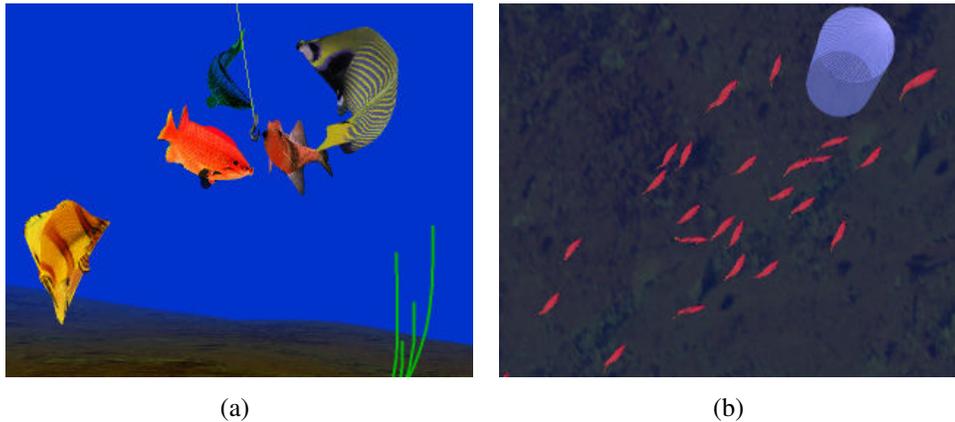


Fig. 2.6: Na Figura (a) há um quadro da animação do filme “Go Fish!”, produzido com o *framework* proposto e na Figura (b) um comportamento coletivo reproduzido por este *framework* (TU; TERZOPOULOS, 1994).

Soraia Raupp Musse e Daniel Thalmann propuseram um modelo hierárquico baseado em grupos para simulação de multidões em tempo real (MUSSE; THALMANN, 2001). O modelo permite definir comportamentos de indivíduos (humanos virtuais) e de grupos em três níveis de autonomia: programados, autônomos e guiados. Esta autonomia está relacionada ao quão independentes os humanos virtuais são da intervenção do usuário e da quantidade de informação necessária para simular a multidão. O modelo, denominado *ViCrowd*, está baseado em uma estrutura hierárquica, ilustrada na Figura 2.7, na qual observa-se as duas formas de controlar o modelo: controle por *script* e controle externo.

Para melhor descrever as entidades – multidão, grupos e agentes – Musse propôs em (MUSSE, 2000) a metodologia *KSI* composta por três tipos de informação: *Knowlege* (conhecimento) - é o estado interno, referente à percepção e à memória, das entidades, *Status* (status) - referente aos atributos das entidades e *Intentions* (intenções) - referente aos objetivos das entidades. As principais contribuições dos trabalhos por Musse e Thalmann são a estrutura hierárquica baseada em grupos para compor a multidão e a possibilidade de aumentar a complexidade do comportamento dos indivíduos e dos grupos, de acordo com o problema a ser simulado.

Ulicny e Thalmann (2001) propuseram uma arquitetura multicamadas para modelar comportamentos autônomos de humanos virtuais em ambientes interativos. No nível mais alto da arquitetura,

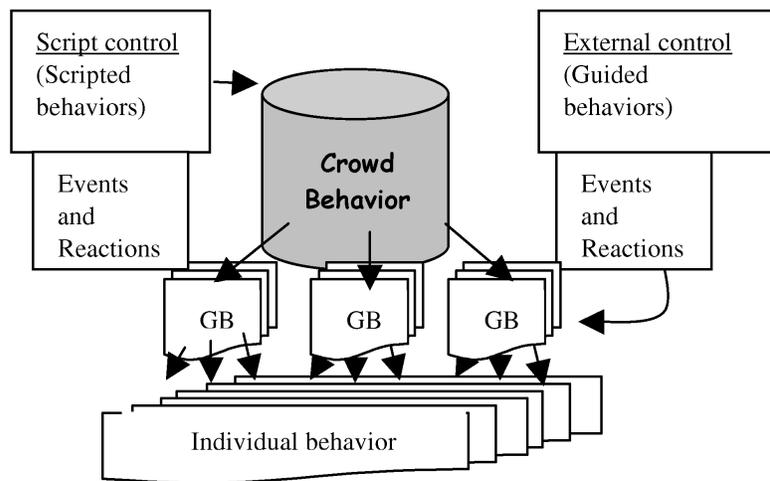


Fig. 2.7: Estrutura hierárquica do modelo proposto em (MUSSE; THALMANN, 2001).

comportamentos complexos são selecionados para um humano virtual, baseados no seu estado, definido por meio de atributos, e no cenário, a partir de eventos que ocorrem durante a simulação. No nível inferior, todo comportamento selecionado é executado por máquinas hierárquicas de estados finitos, responsáveis pelas capacidades de locomoção e de interação do humano virtual com o ambiente (Figura 2.8(a)). Para testar o modelo, foi definido um cenário que reproduz uma situação de emergência urbana, onde humanos virtuais são defrontados com a situação de vazamento de um gás perigoso em um parque (Figura 2.8(b)).

Braun et al. (2003) propuseram um modelo para verificar o impacto de características individuais nos agentes em simulações de multidões durante situações de emergência. Baseado no modelo de Helbing et al. (HELBING et al., 2000), os autores incorporaram diferentes individualidades para o comportamento de agentes e de grupos. A motivação do trabalho foi permitir reações diferentes a agentes, dependendo das suas características individuais e do grupo ao qual pertencem. Para tanto, em cada agente foi definido um identificador próprio, um identificador da família a qual pertence, um parâmetro que indica o nível de dependência, um parâmetro que indica o nível de altruísmo e um parâmetro que indica o módulo da sua velocidade desejada. A partir da força definida com os valores de altruísmo de dois ou mais agentes de uma mesma família, os autores propuseram um método para gerar grupos. Também referente à formação de grupos, o resgate de um agente dependente por um agente altruísta faz com que as velocidades desejadas dos dois se igualem, de maneira que eles possam se mover juntos.

Loscos et al. (2003) apresentam um modelo onde a multidão é composta por um conjunto de grupos consistindo de um agente líder e vários agentes seguidores. A proposta de modelar a multi-

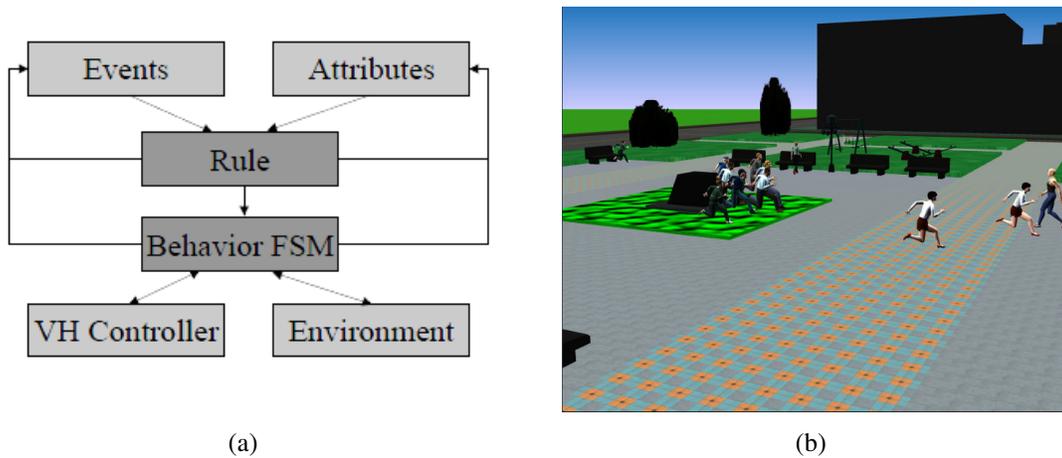


Fig. 2.8: Na Figura (a) há a estrutura do modelo comportamental proposto por Ulicny e Thalmann (2001) e a Figura (b) ilustra um cenário utilizado, onde humanos virtuais escapam de um vazamento de gás.

dão através da definição de pequenos grupos tem o objetivo de reduzir o tempo computacional para um mesmo número de agentes e melhorar o realismo da simulação, pois, segundo os autores, em situações reais observadas, cerca da metade dos pedestres caminham em par. Para otimizar decisões locais, o modelo utiliza uma grade para discretizar o espaço bidimensional, onde os agentes são posicionados de maneira similar a uma abordagem por autômato celular. Os agentes líderes controlam suas trajetórias, baseados em um grafo de objetivos construído a partir da detecção automática das esquinas em um mapa binarizado. Os agentes se deslocam evitando colisões com o ambiente e com outros agentes através de um conjunto de regras baseadas nas orientações, nas velocidades, na distância entre os agentes e na densidade da população local. Além disso, para simular a formação de vias de pedestres, os autores propuseram o armazenamento da orientação do agente, por um certo período de tempo, nas células da grade utilizadas durante o seu deslocamento. Dessa forma, as informações de orientação armazenadas nas células são utilizadas no cálculo de orientação dos agentes que se deslocam no ambiente.

Sung et al. (2004) introduziram um novo *framework* para síntese de multidões em ambientes complexos. No alto nível de abstração do *framework* os autores utilizam uma abordagem baseada em situações que provê um mecanismo escalável para controlar os comportamentos locais da multidão. No baixo nível, os autores adotaram um esquema probabilístico que compõe a influência de vários comportamentos para coordenar um sistema para síntese de movimentos realistas. Um método para selecionar ações é utilizado, baseado em uma distribuição de probabilidades das possíveis próximas ações do atual estado. A dificuldade desse método é encontrar uma distribuição tal que a sequência de ações escolhida conduza não apenas a um comportamento aceitável para o indivíduo,

mas também a um comportamento desejado para a multidão. Para isso, os autores definem funções de comportamento que descrevem sequências de ações de determinados comportamentos através de distribuições de probabilidade. Dessa forma, um mecanismo escalável baseado em situações determina quais funções de comportamento devem ser definidas para o agente.

Champagne e Tang (2005) apresentam uma abordagem para simulação de multidões utilizando diagramas de Voronoi bidimensionais para a localização dos grupos de agentes em um ambiente virtual. Utilizando uma unidade de processamento gráfico, os polígonos do diagrama de Voronoi são calculados a partir de algoritmos como o *polygon scan* e o *z-buffer depth*. No modelo proposto, o sítio de um polígono está associado ao centroide de um grupo. Cada agente tem uma circunferência circunscrita para verificar possíveis colisões com agentes do mesmo grupo e com obstáculos estáticos. Com a finalidade de obter comportamentos realistas, um conjunto de regras baseadas nas distâncias dos agentes até os obstáculos e na densidade da multidão foi projetado para evitar colisões. Se uma colisão iminente for detectada, a direção e a velocidade do agente são alteradas para evitá-la. Além disso, as distâncias entre o agente e as arestas do sítio de Voronoi são verificadas para prevenir que um agente, ao se deslocar, ultrapasse a região do seu grupo.

Shao e Terzopoulos (2005, 2007) desenvolveram um sistema de animação humana onde um modelo de vida artificial integra componentes cognitivo, comportamental, perceptivo e motor. Incorporado a este sistema, foi desenvolvido um *framework* para modelagem hierárquica do ambiente que suporta diferentes percepções, seja de objetos móveis, de objetos estáticos, do relevo da superfície e de situações complexas, tais como filas em bilheterias. O *framework* também possibilita o planejamento em multi-escala, utilizando grades e uma *quadtree* para mapear o ambiente.

Neste modelo proposto por Shao e Terzopoulos, destacam-se os componentes comportamental e cognitivo. O componente comportamental apresenta um conjunto de regras para evitar colisões e para permitir a produção de determinados comportamentos, tais como a estratégia do mínimo esforço e a formação de vias de pedestres. O componente cognitivo permite explorar o conhecimento e o entendimento do agente sobre o mundo, concebendo e executando planos. No modelo proposto, três heurísticas são adotadas: divisão e conquista, onde tarefas complexas são decompostas em tarefas mais simples; raciocínio por meio de um planejamento global no ambiente, que servirá de guia para as ações efetuadas localmente; flexibilidade, permitindo a modificação de subplanos locais em resposta a situações em tempo real. Os componentes cognitivo e comportamental trabalham acoplados, em uma hierarquia de dois níveis, de maneira a prover realismo aos pedestres simulados.

Pelechano et al. (2007) propuseram o HiDAC, um sistema multi-agente para simulação de multidões. Os comportamentos dos agentes são processados em dois níveis de abstração: no alto nível comportamental, encontram-se a navegação, o aprendizado, a comunicação entre os agentes e o pro-

cesso decisório, enquanto no baixo nível comportamental, encontram-se a percepção e um conjunto de comportamentos reativos para evitar colisões, para detecção e resposta que auxiliam no deslocamento em espaços confinados. São também definidas variáveis de personalidade que representam fatores fisiológicos e psicológicos observados nas pessoas.

O movimento do agente no modelo proposto por Pelechano e colaboradores é baseado em uma combinação de informação geométrica e regras psicológicas, associadas a um modelo de forças que permitem uma variedade de comportamentos conhecidos de situações reais em multidões. O HiDAC utiliza atributos psicológicos, tais como pânico e impaciência, e regras geométricas, tais como distância, áreas de influência e ângulos de orientação entre os agentes, para eliminar comportamentos não realistas. O movimento do agente i (F_i^{To}) depende do objetivo local (atrator) desejado (F_i^{At}), enquanto evita paredes w (F_{wi}^{Wa}), obstáculos k (F_{ki}^{Ob}) e outros agentes j (F_{ji}^{Ot}), procurando manter próximo à direção anterior de movimento para evitar mudanças abruptas na sua trajetória ($F_i^{To}[n-1]$). Todas estas forças são sumarizadas com diferentes pesos w_i que são o resultado de regras psicológicas e/ou geométricas, e determinam a importância de cada força no movimento desejado final

$$F_i^{To}[n] = F_i^{To}[n-1] + F_i^{At}[n]w_i^{At} + \sum_w F_{wi}^{Wa}[n]w_i^{Wa} + \sum_k F_{ki}^{Ob}[n]w_i^{Ob} + \sum_{j(\neq i)} F_{ji}^{Ot}[n]w_i^{Ot}, \quad (2.3)$$

onde n é o passo da iteração e a força F_i^{To} é normalizada e ponderada, de acordo com outros parâmetros como, por exemplo, a velocidade e a aceleração desejadas para o agente.

Berg et al. (2008b) propuseram um modelo de navegação para multiagentes utilizando, para o planejamento global, um mapa de rotas de objetos estáticos, definido em uma fase de pré-processamento. Uma vez disponível o mapa, os autores adotaram o algoritmo de Dijkstra (LAVALLE, 2006) para calcular as distâncias de qualquer nodo do grafo para uma posição objetiva. Para o planejamento local, foi adotada uma formulação geométrica denominada Obstáculos de Velocidade Recíproca (*Reciprocal Velocity Obstacles* - RVO), proposta pelos autores em (BERG et al., 2008a). Adotando essa extensão do conceito de Obstáculos de Velocidade, foi possível resolver problemas de oscilação na orientação dos agentes em ambientes populosos. O modelo proposto permite paralelização, apresentando um aumento de *performance* linear em relação ao número de processadores adotados. Algumas limitações do modelo são apresentadas, tais como “movimento recíproco”, que ocorre entre dois agentes que se aproximam ao se deslocarem em sentidos opostos, ou a possibilidade de um agente mudar o seu sentido de deslocamento durante o cruzamento de grupos de agentes deslocando-se na mesma direção e em sentidos opostos.

Yeh et al. (2008) propuseram um método denominado “agentes compostos” (*composite agents*), que permite reproduzir comportamentos emergentes em simulações de multidões baseadas em agen-

tes. A formulação de um “agente composto” proporciona uma maneira elegante para um agente estender sua influência sobre outros agentes, sendo capaz de modelar comportamentos presentes quando humanos reagem a fatores psicológicos e sociais. Estes comportamentos incluem agressão, prioridade social, autoridade, proteção, etc. O método proposto foi implementado em um sistema baseado em agentes que utiliza um mapa de rotas para a navegação e obstáculos de velocidade para evitar colisões (BERG et al., 2008a). Os cenários utilizados para estudos de caso foram a evacuação de emergência em um prédio, as interações entre usuários em uma estação de metrô e a imposição de grupos de policiais sobre uma multidão.

Assim como apresentado na seção anterior, também constata-se a grande variedade de modelos representados nesta segunda classificação denominada agentes, os quais tem como foco a modelagem individual dos elementos que constituem a multidão, onde o comportamento coletivo emerge das individualidades. Dentre estes modelos, aquele proposto por Pelechano et al. (2007) e Berg et al. (2008b), por tratarem os comportamentos abordados neste trabalho (Seção 2.2), foram escolhidos para comparação com o modelo proposto, conforme discutido na Seção 5.4.

2.4 Considerações finais

Uma taxonomia de trabalhos é sempre dependente da óptica que se deseja enfatizar. No caso de multidões, outros recortes além do aqui aplicado, baseados, por exemplo, em modelos baseados em regras, em forças sociais, etc. poderiam ter sido apresentados.

O enfoque utilizado visa destacar a preponderância do aspecto individual ou do aspecto coletivo na estratégia de modelagem. Com isso, pretendeu-se facilitar a comparação do modelo proposto neste trabalho com alguns dos modelos aqui apresentados, conforme será discutido na Seção 5.4.

É importante ter presente que alguns trabalhos poderiam ser classificados em ambas abordagens. Por exemplo, o trabalho de Pelechano et al. (2007), que utiliza conceitos de ambas abordagens. Uma vez que este modelo permite a definição de individualidades, tais como fatores fisiológicos e psicológicos que influenciam o comportamento das pessoas, neste trabalho optou-se por classificá-lo na abordagem baseada em agentes.

Capítulo 3

De plantas a multidões

Neste capítulo é apresentada a contribuição do trabalho, um modelo para simular a dinâmica de multidões baseado no modelo geométrico para geração de padrões de nervuras em folhas vegetais, proposto por Runions et al. (2005). O capítulo inicia com uma apresentação detalhada deste modelo, uma vez que o seu conhecimento se faz necessário para a compreensão do trabalho desenvolvido. Isto posto, o formalismo que descreve o modelo geométrico para padrões de nervuras é adaptado para a simulação de multidões, onde nervuras ou ramos de árvores podem ser vistos como caminhos gerados pela suas extremidades ao penetrarem em um espaço livre. Analogamente, o deslocamento dessas extremidades pode ser definido como o movimento dos agentes em simulações de multidões. Por fim, considerações acerca da adaptação do modelo proposto por Runions para a área da simulação de multidões são apresentadas.

3.1 Visão geral

A ideia chave do modelo proposto para simulação de multidões é representar explicitamente os espaços livres em um ambiente virtual, utilizando um conjunto de pontos denominados marcadores, e tratá-los como recursos pelos quais os agentes na multidão competem. Inspirado biologicamente, os marcadores são uma reinterpretação das auxinas que ocupam espaços livres e estimulam o crescimento das nervuras na lâmina das folhas, de acordo com a hipótese da canalização apresentada por Sachs (1969, 1981).

Um aspecto a considerar na dinâmica de multidões é o uso sociável do espaço pessoal, descrito por Edward Hall por meio da proxêmica, assunto abordado na Seção 2.1. Como apresentado na

referida seção, vários são os fatores que influenciam os indivíduos a manter determinadas distâncias entre si. Implicitamente, um indivíduo avalia a distância a cada vizinho e decide seu deslocamento de acordo com o espaço conhecido. No modelo proposto, a avaliação em relação à vizinhança é possível através da quantidade de marcadores associada ao agente. Uma possível interpretação da proxêmica em um espaço discretizado é a de um conjunto de pontos que estão mais próximos a uma pessoa do que a qualquer outra. Assim sendo, no modelo proposto, uma “área de percepção” que circunscreve o agente é utilizada, permitindo-o conhecer os marcadores distribuídos no ambiente virtual e definir aqueles contidos na sua proxêmica. Uma vez conhecidos o destino e os marcadores contidos na proxêmica de um agente, na Seção 3.3.2 é apresentado o cálculo para o seu movimento, adotando o mesmo princípio das auxinas no modelo para geração de padrões de nervuras em folhas.

Através desta breve introdução sobre o modelo proposto, é possível verificar uma característica importante e incomum em modelos para simulação de multidões: um agente desconhece a existência de outros agentes, sendo seu deslocamento definido somente pela interação com o ambiente virtual, por meio dos marcadores. Esta é uma característica similar à apresentada no modelo proposto por Treuille et al. (2006), onde o movimento do agente é determinado pela densidade populacional da multidão.

3.2 O modelo geométrico para geração de padrões de nervuras em folhas vegetais

O modelo de simulação de multidões proposto nesta tese é inspirado no modelo geométrico para geração de padrões de nervuras em folhas vegetais, particularmente no algoritmo de colonização do espaço, desenvolvido por Runions et al. (2005). A proposta desta seção é apresentar em detalhe esse modelo, pois o seu conhecimento se faz necessário para a compreensão do trabalho desenvolvido.

3.2.1 Os padrões de nervuras

Os padrões de nervuras em folhas vegetais foram descritos por Runions e colaboradores utilizando a terminologia de Hickey (apud RUNIONS et al., 2005) e sua simplificação, proposta por Judd et al. (apud RUNIONS et al., 2005). A notação fundamental dessa terminologia é a *ordem* da nervura. Definem-se como nervuras de primeira ordem (ou primárias) aquelas mais largas, que têm a sua origem na base da folha (conhecida como pecíolo), enquanto as nervuras mais finas têm ordens progressivamente maiores (Figura 3.1). Os padrões de nervuras estão relacionados aos grupos ta-

xonômicos de plantas e às formas das folhas. Nervuras primárias suportam sequências de nervuras secundárias (laterais) que podem ramificar-se em nervuras de ordem superior. As nervuras secundárias e seus descendentes podem apresentar terminações livres, produzindo um padrão **aberto**, similar a estrutura de uma árvore, ou podem se conectar (anastomose), formando uma configuração associada a um padrão **fechado**. As nervuras terciárias e de ordem superior geralmente se unem a secundárias, formando um padrão similar a uma “escada” (padrão percurrente ou aberto) ou a uma “rede” (padrão reticulado ou fechado) (Figura 3.1).

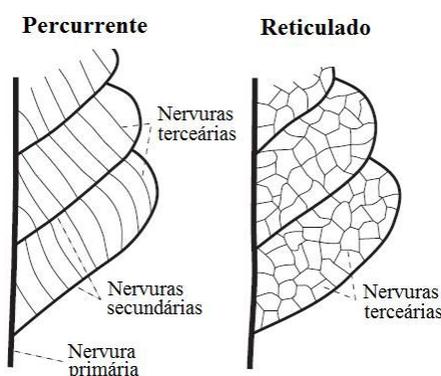


Fig. 3.1: Classificação das nervuras quanto à ordem: nervuras primárias partem da base da folha (pecíolo), enquanto as de ordem superior se unem as de ordem imediatamente inferior a elas (RUNIONS et al., 2005).

Segundo Runions et al. (2005), a teoria mais aceitável para a formação de padrões de nervuras em folhas vegetais é a hipótese da canalização (SACHS, 1969, 1981). De acordo com esta hipótese, o desenvolvimento das nervuras é controlado por um sinal disseminado na lâmina da folha, proveniente de um hormônio vegetal denominado auxina (SIEBURTH, 1999). Responsáveis pelo crescimento das plantas, as auxinas são produzidas principalmente nas extremidades dos caules, das raízes e das folhas, sendo distribuídas através de um transporte polarizado em todas as direções no vegetal. As auxinas originárias nas lâminas das folhas fluem pelas nervuras, que as transportam à base da folha. Durante esse fluxo, a auxina é *canalizada* pelas nervuras de uma maneira análoga ao escoamento da água que esculpe o leito de um rio. Assim sendo, a espessura de uma nervura é definida conforme o seu número de ramificações e o conseqüente fluxo de auxinas existente. Roni Aloni e colaboradores sugerem, por meio de evidências experimentais, que as auxinas estão discretizadas no espaço vegetal (ALONI et al., 2003 apud RUNIONS et al., 2005).

3.2.2 O modelo

O modelo proposto por Runions et al. (2005) gera tanto o padrão de nervura aberto como o fechado. Ambos padrões de nervuras desenvolvem-se por meio de um sistema iterativo, associado ao processo de crescimento da folha: auxinas orientam o crescimento das nervuras, identificando os espaços disponíveis na lâmina da folha e, de maneira recíproca, as nervuras afetam a distribuição de novas auxinas (Figura 3.2). Essa “competição” entre as nervuras pelo espaço disponível é considerado o cerne do modelo, sendo denominado **algoritmo de colonização do espaço** (RUNIONS et al., 2007).

O sistema iterativo entre a distribuição de auxinas e o desenvolvimento da nervura foi descrito em termos geométricos por Gottlieb (apud RUNIONS et al., 2005). A proposta de Runions e colaboradores segue o mesmo princípio do trabalho de Gottlieb, utilizando o critério de proximidade para determinar a distribuição de novas auxinas que afetarão o desenvolvimento das nervuras. Entretanto, o modelo trabalha em um espaço contínuo, não se utilizando das simplificações adotadas por Gottlieb (apud RUNIONS et al., 2005).

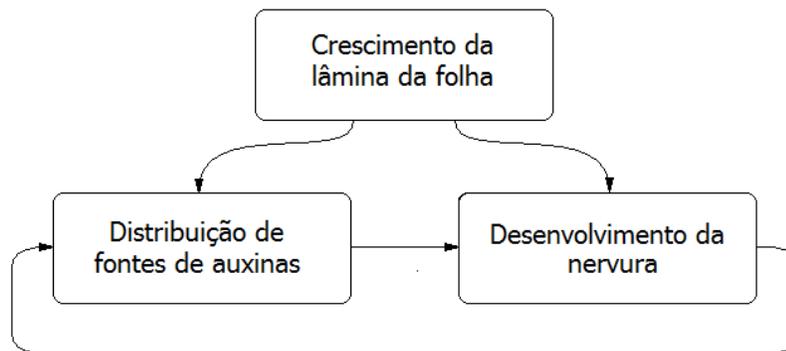


Fig. 3.2: Processos existentes no modelo proposto por Runions e colaboradores para geração de padrões de nervuras (RUNIONS et al., 2005).

As auxinas s são representadas pelo conjunto S de pontos (coordenadas) distribuídos na lâmina da folha. Um padrão de nervuras aberto é representado por um grafo

$$\mathcal{G} = \langle V, E \rangle, \quad (3.1)$$

onde V é o conjunto de *nodos de nervura* v que representa um pequeno segmento de nervura localizado na lâmina da folha e E é o conjunto de arestas e entre nodos v adjacentes, orientadas da base da folha (pecíolo) para a sua extremidade (portanto, $e \in E \subset (V \times V)$). No modelo proposto por Runions e colaboradores, a conectividade entre os nodos da nervura é utilizada para a determinação

da largura dos segmentos da nervura (RUNIONS et al., 2005).

A inicialização do modelo para geração de padrões de nervuras em folhas consiste na definição de:

1. estado inicial do sistema (no caso, a forma inicial da folha e a localização da “semente” dos nodos da nervura);
2. funções e/ou parâmetros caracterizando o crescimento da folha;
3. parâmetros caracterizando a influência mútua entre as auxinas e a nervura.

A forma inicial da folha é especificada pelo usuário de maneira interativa, através de uma curva paramétrica que define o contorno da folha. No caso de folhas que apresentam um contorno “serri-lhado”, proeminências são introduzidas algoritmicamente, somando formas de onda triangulares de diferentes amplitudes e frequências ao contorno. Inicialmente, o grafo de nervuras geralmente contém um único nodo de nervura, que coincide com o ponto de junção do talo da folha ao pecíolo. Nas folhas que apresentam nervuras em paralelo, o grafo conterá vários nodos isolados, posicionados ao longo da base da folha. Cabe salientar que as posições dos pontos iniciais (segmentos de nervuras) são especificadas pelo usuário.

Como descrito na Figura 3.2, o modelo simula iterativamente os seguintes processos:

1. crescimento da lâmina da folha;
2. distribuição de auxinas;
3. desenvolvimento da nervura.

3.2.2.1 Crescimento da lâmina da folha

Conhecidas a forma inicial da folha no tempo t_0 e a descrição para o seu crescimento, o processo responsável por este crescimento deverá ser capaz de determinar a forma da folha em um tempo $t_1 > t_0$ e, para qualquer ponto p contido na lâmina da folha em um tempo $t_1 \geq t_0$, encontrar a posição desse ponto em qualquer tempo $t_2 > t_1$. Runions e colaboradores apresentaram três métodos para modelar o crescimento da folha: crescimento marginal, crescimento uniforme e o crescimento anisotrópico não-uniforme (RUNIONS et al., 2005).

3.2.2.2 Distribuição de auxinas

A distribuição de novas auxinas na lâmina da folha está baseada em dois limiares:

- Um limiar definido como b_s , a distância mínima entre as auxinas na lâmina da folha;
- Um limiar definido como b_v , a distância mínima entre as auxinas e as nervuras existentes na lâmina da folha.

As posições das auxinas são calculadas utilizando uma versão adaptada do algoritmo de “lançamento do dardo” (“*dart-throwing*” *algorithm*) (COOK, 1986; MITCHELL, 1987). Neste algoritmo, os pontos são gerados randomicamente, com uma distribuição uniforme, sobre a área a ser preenchida. Um novo ponto é rejeitado se a distância deste em relação aos demais pontos na área for menor do que um ou mais limiares previamente definidos. Se as restrições forem satisfeitas, o ponto é adicionado à área e o processo continua. Este processo é repetido até que novos pontos não possam ser adicionados à área. Segundo Mitchell (1987), o algoritmo de lançamento do dardo é computacionalmente caro, proporcionando maior praticidade quando utilizado em uma fase de pré-processamento de uma simulação. Runions e colaboradores adaptaram o algoritmo para “lançar dardos” a cada iteração. Para controlar a regularidade do padrão de nervuras, o usuário define o número de dardos por unidade de área da folha, denotado por ρ , a cada passo do algoritmo.

O cálculo do conjunto de auxinas depende do método selecionado para o crescimento da folha. No caso do crescimento uniforme e anisotrópico não-uniforme, o conjunto inicial de auxinas está vazio; novas auxinas são adicionadas utilizando o algoritmo de lançamento do dardo após cada iteração do método de crescimento. No caso do crescimento marginal, novas auxinas surgem somente na margem. Neste caso, as auxinas são pré-calculadas em uma área quadrangular que circunscreve a maior folha possível, sendo expostas na lâmina da folha quando estiverem contidas na área limitada pelo contorno da folha definido após a iteração do método de crescimento.

As auxinas permanecem na lâmina da folha até serem removidas devido à proximidade de nervuras que cresceram em direção a elas. No caso do padrão de nervuras aberto, uma auxina s é removida quando há, pelo menos, um nodo de nervura v a uma distância de s menor que um limiar denominado **distância de exclusão** d_k .

3.2.2.3 Desenvolvimento da nervura

O crescimento da nervura ocorre por influência das auxinas presentes na lâmina da folha. Cada auxina influencia o nodo de nervura mais próximo a ela. Se mais de um nodo estiver a uma distância

igual para uma mesma auxina, o nodo selecionado será definido randomicamente. O conjunto de auxinas que influenciam um nodo de nervura $v \in V$ é definido por $S(v)$. Se $S(v)$ não estiver vazio, um novo nodo v' será criado e unido ao nodo v pela aresta (v, v') . O nodo v' é posicionado a uma distância D de v , na direção definida pela soma dos vetores normalizados calculados a partir de $s \in S(v)$. Então, $v' = v + D\hat{n}$, onde

$$\hat{n} = \frac{\mathbf{n}}{\|\mathbf{n}\|} \text{ e } \mathbf{n} = \sum_{s \in S(v)} \frac{\mathbf{s} - \mathbf{v}}{\|\mathbf{s} - \mathbf{v}\|}. \quad (3.2)$$

A distância D serve como unidade básica de distância no modelo, provendo um controle sobre a resolução da estrutura resultante. Uma vez que novos nodos são adicionados a V , uma verificação é realizada para testar se auxinas devem ser removidas devido à proximidade de nervuras que cresceram em direção a elas.

3.2.3 Algoritmo para geração de padrões de nervuras em folhas vegetais

Nesta seção, o algoritmo proposto por Runions e colaboradores e um exemplo de execução são apresentados. Além dos parâmetros abordados nas seções anteriores, o algoritmo para geração de padrões de nervuras em folhas também utiliza: L_i é o tamanho inicial da folha, L_f é o tamanho final da folha, ΔL é o incremento do tamanho da folha a cada iteração e ρ é a quantidade de auxinas a ser lançada por unidade de área a cada iteração. A seguir, o Algoritmo 3.1 apresenta a proposta de Runions e colaboradores.

Um exemplo da execução do algoritmo para a geração do padrão de nervuras aberto é ilustrado na Figura 3.3. Na figura, a folha encontra-se em um estágio onde há quatro auxinas (discos vermelhos) e três nodos no grafo de nervuras (discos pretos com centros brancos) (a). Inicialmente, cada auxina é associada ao nodo de nervura mais próximo a ela (segmentos de reta vermelhos) (b); assim, o conjunto de auxinas que influencia cada nodo é estabelecido. Vetores normalizados são calculados a partir dos nodos de nervura e de seus respectivos conjuntos de auxinas (setas pretas) (c). O cálculo do vetor soma desse conjunto de vetores normalizados é efetuado (setas violetas) (d), sendo normalizado e utilizado como vetor orientação para o posicionamento de um novo nodo de nervura (círculo violeta) (d). Desta forma, novos nodos são incorporados ao grafo de nervuras; no exemplo em questão, há a extensão de uma nervura primária e a criação de uma nervura lateral secundária (e). Após, a vizinhança de cada auxina (círculo vermelho) é analisada para verificar se os centros dos nodos de nervuras acrescentados ao grafo estão contidos em uma área limítrofe da auxina (f). No exemplo, as vizinhanças das duas auxinas mais a esquerda da folha foram penetradas pelas nervuras;

Algoritmo 3.1 Algoritmo para geração de padrões de nervuras em folhas

Entrada: *FormaFolha*, $\mathcal{G} = \langle V, E \rangle$, S , $L_i < L_f$, $\Delta L > 0$, $\rho \geq 0$, $b_s \geq 0$, $b_v \geq 0$, $d_k > 0$

Saída: *FormaFolha*, $\mathcal{G} = \langle V, E \rangle$

```

1:  $L = L_i$ 
2: enquanto  $L < L_f$  faça
3:   para  $v \in V$  faça
4:      $S(v) = \emptyset$ 
5:   fim para
6:   para  $s \in S$  faça
7:      $v = \text{nodoMaisProximo}(s)$ 
8:      $S(v) = S(v) \cup \{s\}$ 
9:   fim para
10:   $V' = \emptyset$ 
11:  para  $v \in V$  faça
12:    se  $S(v) \neq \emptyset$  então
13:       $n = \sum_{s \in S(v)} \frac{s-v}{\|s-v\|}$ 
14:       $\hat{n} = \frac{n}{\|n\|}$ 
15:       $v' = v + D\hat{n}$ 
16:       $V' = V' \cup \{v'\}$ 
17:       $E = E \cup \{(v, v')\}$ 
18:    fim se
19:  fim para
20:   $V = V \cup V'$ 
21:   $S = \{s \mid s \in S, \text{vizinhanca}(s, d_k) = \emptyset\}$ 
22:  creceLamina(FormaFolha,  $S$ ,  $G$ ,  $\Delta L$ )
23:  novasAuxinas(FormaFolha,  $S$ ,  $G$ ,  $\rho$ ,  $b_s$ ,  $b_v$ )
24:   $L = L + \Delta L$ 
25: fim enquanto

```

as respectivas auxinas são removidas do conjunto de auxinas (g). A folha cresce (h) e novas auxinas são randomicamente posicionadas dentro da lâmina expandida (i). As vizinhanças destas auxinas, indicadas por círculos tracejados, são analisadas para verificar se os centros de auxinas e/ou de nodos de nervura já existentes na folha estão contidos nessas áreas. As novas auxinas que apresentarem vizinhanças vazias são mantidas na lâmina da folha (j). Novamente, cada auxina é associada ao nodo de nervura mais próximo a ela (k). Isto é o início da próxima iteração da execução do algoritmo, onde os estágios (j) e (k) correspondem, respectivamente, aos estágios (a) e (b) da iteração anterior.

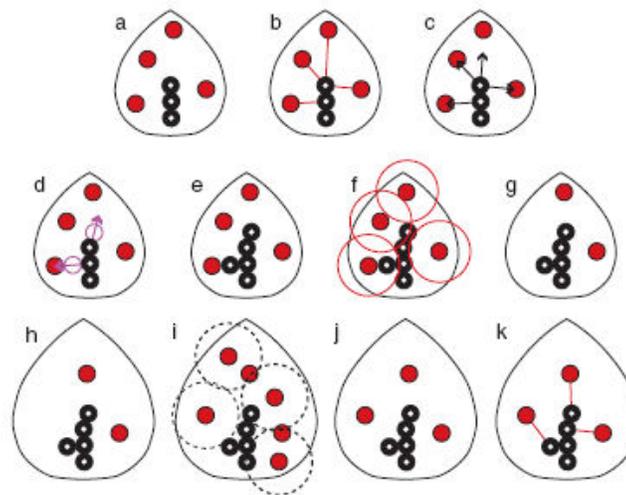


Fig. 3.3: Ilustração da execução do algoritmo para geração de padrões de nervuras em folhas (RUNIONS et al., 2005).

3.2.4 Exemplo de resultados obtidos

Na Figura 3.4(a) é possível verificar a fotografia e o modelo renderizado de uma folha da planta Ginkgo, que possui um padrão de nervuras aberto. O padrão de nervuras desta planta apresenta bifurcações quando a distância entre as extremidades aumenta. Este padrão é obtido através de um valor alto da distância de exclusão d_k , da forma da lâmina e do método de crescimento marginal lento da folha.

Na Figura 3.4(b) é apresentada a fotografia e o modelo renderizado de uma folha da planta Alquemila (também conhecida por “Manto-de-nossa-senhora” ou “Pé-de-leão”), modelada utilizando um método de crescimento marginal, relativamente rápido em relação ao método adotado para a Ginkgo, e um valor baixo da distância de exclusão d_k . Na Tabela 3.1 é possível verificar os valores dos parâmetros utilizados para gerar os padrões de nervuras apresentadas nesta seção.

Nome	d_k	b_s	L_i	Tipo de crescimento	L_f	ΔL	$\rho \times 10^{-6}$
Ginkgo	100	1	10	marginal	50000	15	300
Alquemila	10	1	3200	marginal	4500	9	200

Tab. 3.1: Valores dos parâmetros utilizados para gerar os padrões de nervuras dos exemplos apresentados na Seção 3.2.4. O tamanho do segmento de nervura é igual a 1; d_k : distância de exclusão; $b_s = b_v$: distância de inclusão; L_i : tamanho inicial da folha; L_f : tamanho final da folha; ΔL : quantidade acrescida por iteração; ρ : número de dardos por unidade de área por iteração (RUNIONS et al., 2005).

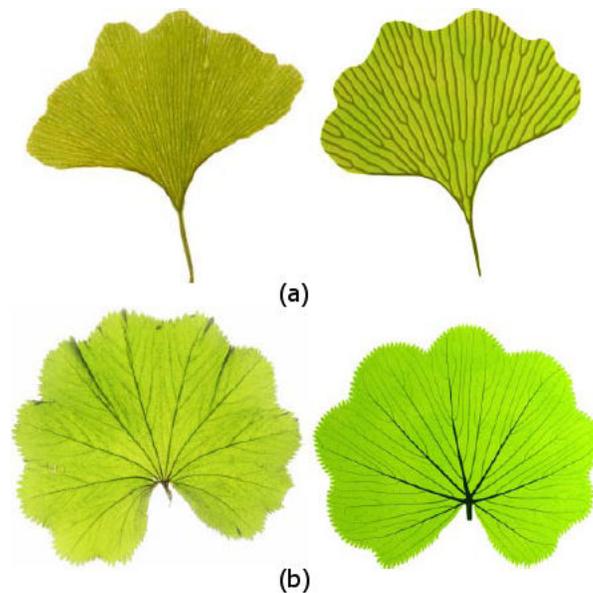


Fig. 3.4: Na Figura (a) tem-se o exemplo de uma folha de Ginkgo e na Figura (b) tem-se o exemplo de uma folha de Alquemila (fotografia à esquerda e o modelo renderizado à direita) (RUNIONS et al., 2005).

O algoritmo de colonização do espaço foi adaptado para a modelagem de árvores (RUNIONS et al., 2007). Além da extensão para uma estrutura tridimensional, o algoritmo para geração de árvores introduziu a noção de raio de influência, que limita a distância na qual auxinas em um espaço livre podem associar-se a nodos de ramificações da árvore, influenciando assim no seu crescimento. Além disso, o conjunto de auxinas contidas no espaço é definido no início da simulação. Após, não são adicionadas novas auxinas, pois o espaço no qual a árvore cresce mantém-se fixo durante a simulação, diferentemente do modelo para geração de padrões em folhas.

3.3 O modelo para simulação da dinâmica de multidões baseado no algoritmo de colonização do espaço

O modelo proposto nesta tese, denominado *BioCrowds*, é fundamentado no algoritmo de colonização do espaço, apresentado na seção anterior. Na modelagem de padrões biológicos, área de aplicação que motivou a proposta desse algoritmo, nervuras ou ramos de árvores podem ser vistos como caminhos gerados pela suas extremidades ao penetrarem em um espaço livre. Na área da simulação de multidões, o deslocamento dessas extremidades pode ser identificado como o movimento dos agentes em um determinado cenário. De maneira interessante, uma relação análoga entre trajetórias e movimentos pode ser observada no desenvolvimento e na aplicação de ideias relacionadas aos sistemas de partículas. Enquanto algumas aplicações focam no movimento das partículas (por exemplo, em simulações de fogos de artifício), outras procuram enfatizar as suas trajetórias (por exemplo, na modelagem de plantas, tais como o capim) (REEVES, 1983).

A abordagem proposta nesta tese preserva várias características do algoritmo de colonização do espaço e sua extensão para modelagem de árvores. Os novos elementos chave, que fundamentam a adaptação do algoritmo original para a simulação de multidões, são listados abaixo:

1. **Restrição do espaço de auxinas:** no modelo geométrico para geração de padrões de nervuras, uma nervura pode sofrer a influência de qualquer auxina contida na lâmina da folha. Em cada iteração da simulação, cada auxina se associa ao nodo de nervura mais próximo a ela. No modelo para simulação da dinâmica das multidões, apenas as auxinas contidas no espaço pessoal do agente podem influenciá-lo. Esta adaptação é embasada no estudo realizado por Edward Hall, apresentado na Seção 2.1.
2. **Persistência das auxinas:** as auxinas são removidas da lâmina da folha quando as nervuras estão a uma distância menor ou igual a limiares previamente definidos. No modelo para simulação da dinâmica das multidões, as auxinas são mantidas no ambiente virtual durante toda a simulação; aquelas contidas no espaço pessoal do agente mais próximo a elas tornam-se temporariamente disponíveis apenas a ele, sendo “liberadas” após o seu deslocamento. Na próxima iteração, as auxinas serão novamente “disputadas” pelos agentes que as possuem em seus espaços pessoais. No modelo de simulação de multidões proposto, as auxinas discretizam o espaço, informando aos agentes espaços disponíveis para se deslocarem. Assim sendo, no modelo proposto as auxinas são denominadas *marcadores*.
3. **Deslocar-se ao destino (*goal seeking*):** o desenvolvimento de nervuras é guiado simplesmente pela disponibilidade de auxinas/marcadores que, implicitamente, informam espaços livres. En-

tretanto, na simulação de multidões o movimento das pessoas também é influenciado pela intenção de cada indivíduo em alcançar um determinado destino.

4. **Adequação da velocidade:** no algoritmo de colonização do espaço, as nervuras crescem em um deslocamento constante que, por consequência, implicará em uma velocidade constante. Em contrapartida, no modelo para simulação de multidões, os agentes variam suas velocidades de acordo com a disponibilidade de espaço, conforme tratado na Seção 3.3.2.

3.3.1 Inicialização do modelo

Por ser baseado no modelo para geração de padrões de nervuras proposto por Runions et al. (2005), o modelo proposto mantém uma das características do modelo para plantas, que é o reduzido número de parâmetros, acrescidos daqueles relativos à área da simulação de multidões, a saber:

- cenário no qual os agentes se deslocarão (por exemplo, obstáculos);
- número de agentes e suas posições iniciais;
- destinos definidos para indivíduos ou grupos, dependendo da aplicação;
- densidade de marcadores μ ;
- raio R da área de percepção do agente (o raio do espaço pessoal do agente, em metros, que define uma área circular onde os marcadores são percebidos);
- módulo da velocidade máxima desejada s_{\max} dos agentes, em m/s . A partir desta informação, é calculado o máximo deslocamento do agente por quadro $s'_{\max} = s_{\max}/FPS$, de acordo com a taxa de quadros utilizada (FPS^1).

É importante salientar que os três primeiros parâmetros são relevantes para a definição de qualquer simulação de multidões, independentemente do algoritmo implementado: os obstáculos, as localizações e os destinos dos agentes. Os demais parâmetros (μ , R e s_{\max}) devem ser ajustados para obter diferentes resultados da simulação, como analisados a seguir.

Na inicialização do modelo, o mundo virtual é preenchido com marcadores que identificam os espaços livres. Estes marcadores são posicionados de maneira randômica, utilizando o algoritmo de lançamento do dardo (COOK, 1986; MITCHELL, 1987) nas porções do espaço nas quais seja possível o

¹*FPS: Frames Per Second* (quadros por segundo).

deslocamento dos agentes. As regiões que permitem a movimentação dos agentes também podem ser especificadas posicionando marcadores através da utilização, por exemplo, de uma ferramenta interativa que “pulverizaria” estas áreas. Em um cenário proposto, os locais aonde encontram-se obstáculos a serem evitados são explicitados através da ausência de marcadores. Cabe salientar que obstáculos pequenos podem ser ignorados pelo agente, desde que o seu raio R seja suficientemente grande para perceber marcadores após estes obstáculos. Este problema foi resolvido por Paravisi (2009) em sua dissertação de mestrado, propondo extensões para o modelo apresentado neste trabalho.

A densidade de marcadores representa um compromisso entre a suavidade das trajetórias dos agentes e o custo computacional. Uma alta densidade de marcadores produzirá trajetórias mais suaves, sendo mais consistentes com a hipótese do mínimo esforço. Em contrapartida, quanto maior a densidade de marcadores, maior será o custo computacional do modelo. Resultados experimentais referentes a escolha da densidade de marcadores são discutidos na Seção 5.1.1.

3.3.2 Cálculo da orientação e da velocidade de movimento do agente

O movimento de cada agente i é calculado iterativamente. A cada iteração, a posição $\mathbf{p}(t)$ e o vetor objetivo $\mathbf{g}(t)$, que indica o destino do agente, são atualizados simultaneamente². O conjunto S conterá todos os marcadores contidos no espaço pessoal do agente i que estejam mais próximos a ele do que a qualquer outro agente que esteja no cenário. Implicitamente, esta divisão do conjunto de marcadores representa a decomposição do espaço de acordo com a distância a determinados pontos que, no caso, são as posições dos agentes. Essa decomposição é conhecida por diagrama de Voronoi (AURENHAMMER, 1991). Portanto, os marcadores do conjunto S_i , pertencentes ao campo de percepção do agente i , representam, de maneira aproximada, a célula (ou polígono) da posição do agente i pertencente ao diagrama de Voronoi calculado a partir das posições dos agentes contidos no cenário³ (Figura 3.5).

Dado que o conjunto de N marcadores associados ao agente i é $S = \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N\}$. Para calcular a próxima posição do agente i , inicialmente é definido o conjunto de vetores

$$S' = \{\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_N\}, \text{ onde } \mathbf{d}_k = \mathbf{a}_k - \mathbf{p}, \quad (3.3)$$

considerando a posição \mathbf{p} do agente em questão e os marcadores contidos em S .

Na geração de padrões de nervuras, os vetores em S' são normalizados e somados, resultando na

²Para facilitar a leitura do texto, o parâmetro de tempo t será omitido a partir deste ponto.

³Para facilitar a leitura do texto, o índice do agente i será omitido a partir deste ponto.

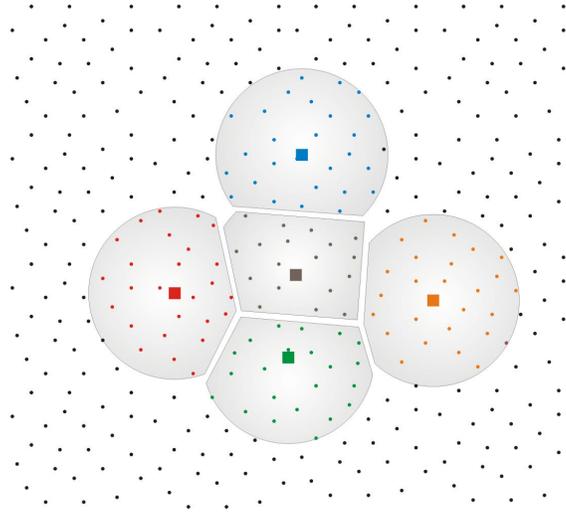


Fig. 3.5: O espaço pessoal (regiões hachuradas) e os marcadores (pontos) associados a cinco agentes (pequenos quadrados). Os marcadores são mostrados na mesma cor do agente que os contém em seu espaço pessoal.

orientação para o crescimento da nervura (Equação 3.2). Por sua vez, na simulação do movimento de um agente, também é necessário considerar o seu destino (o vetor objetivo \mathbf{g}). Assim sendo, para cada vetor $\mathbf{d} \in S'$ é atribuído um peso referente ao seu alinhamento com o vetor objetivo do agente, ou seja, ao ângulo entre os referidos vetores. Especificamente, o *vetor de movimento* \mathbf{m} é

$$\mathbf{m} = \sum_{k=1}^N w_k \mathbf{d}_k, \quad (3.4)$$

onde os coeficientes w_k são os pesos, calculados através da equação

$$w_k = \frac{f(\mathbf{g}, \mathbf{d}_k)}{\sum_{l=1}^N f(\mathbf{g}, \mathbf{d}_l)}. \quad (3.5)$$

Para determinar a função f , em um primeiro momento assume-se que todos os marcadores \mathbf{a}_k que influenciam o agente i estão a uma mesma distância $\|\mathbf{d}_k\|$ deste agente. A função f deve:

1. atingir seu valor máximo quando o ângulo θ entre o vetor objetivo \mathbf{g} e o vetor \mathbf{d} for igual a 0° ;
2. atingir seu valor mínimo quando $\theta = 180^\circ$;
3. decrescer monotonicamente a medida que θ cresce de 0° a 180° ;

4. apresentar valores maiores ou iguais a zero.

Se as distâncias $\|\mathbf{d}_k\|$ diferem, os marcadores mais distantes do agente devem ter pesos relativamente menores, precavendo-se de um possível domínio destes marcadores no cálculo do vetor de movimento \mathbf{m} . Uma possível escolha para f que satisfaz as questões supracitadas é

$$f(\mathbf{g}, \mathbf{d}_k) = \begin{cases} \frac{1 + \cos \theta}{1 + \|\mathbf{d}_k\|} = \frac{1}{1 + \|\mathbf{d}_k\|} \left(1 + \frac{\langle \mathbf{g}, \mathbf{d}_k \rangle}{\|\mathbf{g}\| \|\mathbf{d}_k\|} \right), & \text{se } \|\mathbf{d}_k\| > 0 \\ 0, & \text{se } \|\mathbf{d}_k\| = 0, \end{cases} \quad (3.6)$$

onde $\langle \cdot, \cdot \rangle$ denota o produto interno. O termo⁴ $\frac{1}{1 + \|\mathbf{d}_k\|}$ depende somente da distância dos marcadores aos agentes, decrescendo a medida que a distância cresce. Além disso, verifica-se que os pesos definidos na Equação 3.5 satisfazem $w_1 + \dots + w_N = 1$, a menos que o denominador na referida equação seja nulo. Esta situação ocorre quando não há marcadores em S , há apenas um marcador no espaço pessoal que coincide com a posição \mathbf{p} ou quando o ângulo θ entre o vetor \mathbf{d} e o vetor objetivo \mathbf{g} for 180° , $\forall \mathbf{d} \in S'$. Nestes casos, o valor da função f será 0, $\forall \mathbf{a} \in S$.

O vetor de movimento \mathbf{m} , calculado a partir da Equação 3.4, é utilizado para guiar o movimento do agente. Caso haja espaço disponível, o modelo deve permitir ao agente movimentar-se com uma velocidade máxima desejada s_{\max} . Entretanto, em multidões densas, a disponibilidade de espaço para cada agente é menor, implicando em uma redução na sua velocidade. No modelo proposto, a disponibilidade de marcadores para um agente fornece uma estimativa do espaço disponível para ele se deslocar na direção e no sentido do seu objetivo, pois para cada agente estão associados os marcadores mais próximos a ele do que a qualquer outro agente. O modelo deve, então, ajustar a velocidade de deslocamento do agente, de acordo com o módulo do vetor \mathbf{m} e o valor s'_{\max} . Na abordagem proposta, o vetor de movimento instantâneo (em unidades de deslocamento por iteração) \mathbf{v} é dado por

$$\mathbf{v} = s_{\min} \frac{\mathbf{m}}{\|\mathbf{m}\|}, \text{ onde } s_{\min} = \min \{ \|\mathbf{m}\|, s'_{\max} \}. \quad (3.7)$$

A Equação 3.7 implica que, se $\|\mathbf{m}\| > s'_{\max}$, o máximo deslocamento do agente é limitado por s'_{\max} . De outra forma, o deslocamento é dado por $\|\mathbf{m}\|$.

No Apêndice B é demonstrado que (i) a posição do agente i , deslocada pelo vetor \mathbf{v} , o mantém dentro do espaço disponível a ele (conjunto S) e (ii) o módulo do vetor \mathbf{m} aumenta com o tamanho deste espaço. Essas propriedades tornam o vetor \mathbf{v} um bom candidato para especificar o movimento do agente (próxima posição), garantindo uma trajetória livre de colisões e uma velocidade adequada,

⁴Utilizou-se $1/(1 + \|\mathbf{d}_k\|)$ ao invés de simplesmente $1/\|\mathbf{d}_k\|$, pois o último produz valores que tendem ao ∞ quando os marcadores estão próximos ao agente.

conforme a densidade local.

3.3.3 Análise de colisão entre agentes de tamanho finito

Se a posição do agente i no tempo t é $\mathbf{p}(t)$, então a sua posição no tempo $t+1$ é $\mathbf{p}(t+1) = \mathbf{p}(t) + \mathbf{v}$. Se cada agente tem um tamanho infinitesimal (ou seja, um ponto), a abordagem proposta para simular a dinâmica das multidões é livre de colisões, independentemente do número de agentes, da densidade populacional da multidão ou de marcadores, conforme discutido no Apêndice B. Entretanto, em simulações é comum considerar que cada agente i ocupe um espaço finito, representado por um círculo de raio r . Neste caso, o centro de dois agentes vizinhos nunca colidirão, mas os seus círculos podem interseccionar.

Através de uma modificação no modelo, é possível assegurar-se que, a cada iteração do simulador, o agente i mantenha uma distância mínima (baseado no raio r do agente) das arestas do polígono que circunscreve os marcadores associados a ele, gerando deslocamentos livres de colisões. Para que seja possível esta solução, utilizou-se o algoritmo que calcula o polígono convexo que circunscreve um conjunto de pontos denominado *Convex Hull* (O'ROURKE, 1998). Portanto, conhecido o polígono gerado pelo *Convex Hull*, para que cada agente tenha o seu movimento adequado aos limites definidos por suas arestas, o vetor de movimento \mathbf{m}' é dado por

$$\mathbf{m}' = \beta \mathbf{m}, \quad (3.8)$$

onde

$$\beta = \begin{cases} d_{ch}/\|\mathbf{m}\|, & \text{se } \|\mathbf{m}\| > d_{ch} \\ 1, & \text{demais casos.} \end{cases} \quad (3.9)$$

Verifica-se que β é um valor normalizado que ajustará o módulo do vetor de movimento \mathbf{m} ao máximo deslocamento possível d_{ch} do agente i considerando o seu *Convex Hull*.

Finalmente, \mathbf{v} será calculado de maneira similar à Equação 3.7, ou seja,

$$\mathbf{v} = s_{\min} \frac{\mathbf{m}'}{\|\mathbf{m}'\|}, \quad \text{onde } s_{\min} = \min \{\|\mathbf{m}'\|, s'_{\max}\}. \quad (3.10)$$

Para calcular o máximo deslocamento possível d_{ch} , inicialmente são identificadas todas as arestas a_{ch} pertencentes ao *Convex Hull* do agente i que estão a sua frente. Esse processo é realizado calculando-se o vetor ortogonal \mathbf{o}_{ch}^a de cada aresta a_{ch} , contido no mesmo plano do vetor \mathbf{m} e da aresta a_{ch} , cujo sentido esteja voltado para o interior do *Convex Hull* do agente i . As arestas que li-

mitarão o deslocamento do agente i serão aquelas em que o produto escalar $\sigma_{ch}^a \cdot \mathbf{m} < 0$. Conhecidas as arestas que estão à frente do agente i , d_{ch} será o máximo deslocamento possível do círculo que define o agente i , na direção e no sentido de \mathbf{m} , até que este tangencie uma dessas arestas. Caso haja interseção do círculo do agente i com uma das arestas à frente do agente i , o valor de $d_{ch} = 0$.

É possível conjecturar que uma outra abordagem seria calcular o diagrama de Voronoi a partir das posições dos agentes. Enquanto o *Convex Hull* tem a sua complexidade associada ao número de marcadores utilizados, o diagrama de Voronoi tem a sua complexidade associada ao número de agentes na simulação. Para o primeiro caso, mantendo-se constante a densidade de marcadores, a complexidade associada ao cálculo do *Convex Hull* torna-se uma constante, se apenas a quantidade de agentes é variável. No segundo caso, quanto maior o número de agentes utilizados, maior será o seu custo computacional. Entretanto, para esta solução é possível manter constante a quantidade de agentes e variar a densidade de marcadores, sem que o custo computacional aumente. A decisão, no presente trabalho, foi manter a complexidade da solução independentemente da quantidade de agentes utilizados.

Caso seja necessário manter uma distância mínima ϵ do *Convex Hull*, pode-se utilizar $r + \epsilon$ ao invés de r , como raio do círculo do agente i . De acordo com a densidade de marcadores, este acréscimo ao raio r pode ser utilizado para controlar a distância mínima desejável entre os agentes. Neste caso, a distância mínima a ser considerada entre os agentes será de 2ϵ .

3.3.4 Algoritmo para simulação de multidões

O Algoritmo 3.2 apresenta, de maneira simplificada, as principais etapas do cálculo do deslocamento dos agentes no modelo para simulação de multidões proposto neste trabalho. Cabe salientar que a função ponderação utilizada na linha 15 refere-se à apresentada na Equação 3.6.

A complexidade do Algoritmo 3.2 é dependente da quantidade total de agentes n e do número total de marcadores m , sendo $O(nm)$. Deve-se ressaltar que no protótipo do simulador implementado foi utilizada uma grade para otimizar o processamento, onde as células contêm os agentes e os marcadores daquela região, de maneira que a busca por agentes próximos a um marcador seja simplificada às células cuja distância ao marcador seja, no máximo, o valor do raio R do agente. Uma outra proposta para otimizar o processamento seria definir a associação dos marcadores partindo-se dos agentes. Teoricamente, esta proposta tem uma redução no custo computacional se os agentes estiverem concentrados em determinadas regiões do cenário. Entretanto, se os agentes estiverem distribuídos uniformemente pelo ambiente, é possível que o custo computacional desta solução seja maior, uma vez que duas análises são necessárias para cada agente: verificar a disponibilidade de

marcadores em sua área de percepção e verificar se o agente em questão é o mais próximo, entre os seus vizinhos, do marcador disponível.

Algoritmo 3.2 Algoritmo para simulação de multidões - *BioCrowds*

Entrada: $FPS, agentes, S, s_{\max} \geq 0, R \geq 0, r \geq 0$

Saída: $agentes$

```

1:  $s'_{\max} = s_{\max}/FPS$ 
2: repita
3:   para cada agente  $i$  faça
4:      $S_i = \emptyset$ 
5:   fim para
6:   para  $a \in S$  faça
7:      $i = agenteMaisProximo(a)$ 
8:     se  $distancia(p_i, a) \leq R_i$  então
9:        $S_i = S_i \cup \{a\}$ 
10:    fim se
11:  fim para
12:  para cada agente  $i$  faça
13:    se  $S_i \neq \emptyset$  então
14:       $S'_i = \{d \mid a \in S_i, d = a - p_i\}$ 
15:       $m_i = \sum_{d \in S'_i} w d$ , onde  $w = f(g_i, d) / \sum_{d' \in S'_i} f(g_i, d')$ 
16:      se representação do agente for finita então
17:         $m'_i = calculaConvexHull(r_i, S_i, m_i)$ 
18:         $v_i = (m'_i / \|m'_i\|) s_{\min}$ , onde  $s_{\min} = \min \{\|m'_i\|, s'_{\max}\}$ 
19:      senão
20:         $v_i = (m_i / \|m_i\|) s_{\min}$ , onde  $s_{\min} = \min \{\|m_i\|, s'_{\max}\}$ 
21:      fim se
22:       $p_i = p_i + v_i$ 
23:    fim se
24:  fim para
25: até encerrar simulação

```

3.4 Considerações Finais

Este capítulo apresentou a principal contribuição do trabalho, o modelo para simulação de multidões baseado no modelo geométrico para geração de padrões de nervuras em folhas vegetais, proposto por Runions et al. (2005).

Capítulo 4

Simulador desenvolvido

O presente capítulo apresenta o simulador desenvolvido durante esta pesquisa e que permitiu a avaliação do modelo proposto para a simulação de multidões. O capítulo apresenta os requisitos que levaram à definição das ferramentas utilizadas nesta etapa do trabalho, a arquitetura do simulador proposto visando a flexibilidade de uso, de maneira que diferentes estudos de caso possam ser simulados e, por fim, os arquivos de entrada e de saída adotados no protótipo.

4.1 Introdução

Neste trabalho foi desenvolvido um simulador para auxiliar a validação do modelo proposto. Como apresentado na Seção 2.2, distinguem-se dois grupos de comportamentos em multidões: os inerentes e os emergentes. Analisando-se um modelo da área da simulação de multidões, é possível prever a ocorrência de alguns comportamentos, de acordo com o cenário de simulação. Porém, outros comportamentos, sobretudo aqueles considerados emergentes, somente são possíveis de verificar através da visualização de animações resultantes da utilização do modelo. Nesse sentido, o desenvolvimento de um simulador tem papel importante na validação de modelos na área da simulação de multidões, fornecendo informações visuais e estatísticas que auxiliam na avaliação dos mesmos.

No protótipo desenvolvido neste trabalho, a avaliação do modelo proposto de acordo com o cenário simulado pode ser realizada através de uma análise quantitativa, utilizando arquivos de saída contendo informações referentes, por exemplo, às velocidades médias, às variações médias de orientação, à percentagem do número total de passos dados pelos agentes que resultou em colisão, total de agentes que não chegaram aos seus destinos, assim como densidades populacionais e respectivas

velocidades e variações médias de orientação em regiões pré-determinadas do cenário. Também é possível uma análise qualitativa dos comportamentos apresentados pela multidão simulada, através de uma visualização bidimensional do ambiente. Por fim, o simulador ainda permite exportar os quadros da animação no formato de arquivo `TIFF` (*Tagged Image File Format*) e as informações da posição dos agentes durante a simulação no formato de arquivo `XML` (*eXtensible Markup Language*). Este último permite que outros aplicativos específicos reproduzam a simulação, adotando humanos virtuais modelados através de malhas poligonais (modelos tridimensionais) deformáveis associadas ao esqueleto do humano virtual, de maneira a ser possível a realização de movimentos específicos previamente definidos.

A próxima seção descreve os requisitos que levaram à definição das ferramentas utilizadas no desenvolvimento do simulador. Após, é apresentada a arquitetura do protótipo proposto e, por último, são discutidos os arquivos de entrada e de saída, juntamente com as respectivas informações adotadas e disponibilizadas pelo simulador.

4.2 Ferramentas utilizadas

Conforme explanado na Seção 2.3, modelos para simular multidões que adotam geometrias simplificadas na representação do agente estão focados no realismo dos aspectos comportamentais, sendo o principal objetivo a exatidão dos comportamentos apresentados. O uso de representações gráficas simples é importante para facilitar a execução e a consequente aquisição dos resultados produzidos por soluções algorítmicas que descrevem os modelos estudados que, em determinados casos, apresentam uma significativa complexidade. Para estes casos, um agente pertencente à simulação é usualmente representado por um ponto ou por um círculo, onde a cor e/ou o tamanho do agente permitem distingui-lo dos demais agentes. Desta forma, evita-se uma perda no desempenho do simulador em virtude da complexidade associada às renderizações dos modelos geométricos dos agentes e do cenário. Caso seja necessária uma melhor visualização gráfica, é possível trabalhar com aplicativos específicos para visualização dos resultados provenientes de simulações de multidões. Tais aplicativos reproduzem o resultado da simulação substituindo as geometrias simples, adotadas na representação dos agentes por humanos virtuais animados, por geometrias definidas utilizando-se malhas poligonais. Essa prática é adotada nos casos em que os resultados dos modelos de simulação de multidões são utilizados em aplicações onde o aspecto visual dos agentes também é relevante, tais como aquelas da área do entretenimento.

O simulador decorrente desta pesquisa adota a representação dos agentes por meio de geometrias simplificadas, oferecendo a opção de exportar as informações da posição dos agentes durante a simu-

lação no formato de arquivo XML. Os dados apresentados neste formato de arquivo são organizados de forma hierárquica, de fácil legibilidade, permitindo a leitura por aplicativos cujo propósito seja a produção de visualizações gráficas realistas dos resultados de simulação. Geralmente, estes aplicativos são desenvolvidos pelos próprios laboratórios de pesquisa que trabalham na área da simulação de multidões.

Portanto, de acordo com a especificação dos requisitos para o simulador, quais sejam: foco no realismo dos aspectos comportamentais (visualização gráfica simplificada), geração de informações que favoreçam uma posterior análise dos comportamentos gerados pelo modelo e portabilidade dos resultados obtidos, optou-se pelo desenvolvimento do sistema na linguagem de programação C. Para visualização das animações, foram utilizadas as funções da OpenGL, uma API (*Application Programmer's Interface*) aberta para o desenvolvimento de aplicações gráficas. Por ser uma API que não oferece funcionalidades de gerenciamento de janelas e manipulação de eventos, foi utilizada a GLUT (*OpenGL Utility Toolkit*) para este propósito. Para a visualização dos resultados exportados no formato XML, adotando humanos virtuais como forma de representação para os agentes, foi utilizada uma aplicação denominada VHuP (*Virtual Human Player*), desenvolvida no laboratório VHLab (*Virtual Human Laboratory*) do PPGCC (*Programa de Pós Graduação em Ciência da Computação*), da PUCRS (LIMA et al., 2008).

4.3 Descrição da arquitetura

O protótipo de um simulador para multidões é um sistema computacional, sendo possível identificar em sua arquitetura componentes comuns a qualquer sistema desse tipo: funções de entrada e pré-processamento de dados, funções de processamento de dados voltadas à aplicação e funções de saída de resultados. Estes componentes atuam de maneira conjunta, por meio de um processo organizado que transpõe o dado de entrada para um contexto apropriado, transformando-o em informação útil ao usuário. Assim sendo, para um melhor aproveitamento das informações produzidas pelo protótipo na simulação de multidões, é necessário que este ofereça um conjunto de funcionalidades capazes de produzir diferentes formas de saída, seja para análise estatística ou para visualização gráfica.

De modo a ser possível compreender os componentes do protótipo do simulador desenvolvido, a Figura 4.1 ilustra o fluxo de execução de uma simulação. Cada um dos componentes é considerado uma etapa do fluxo, descritos em maior detalhe a seguir:

1. **Entrada e pré-processamento de dados:** a primeira etapa do fluxo de execução do simulador

é atribuída à leitura das informações relevantes: descrição do ambiente físico onde a simulação irá executar, informações referentes aos agentes virtuais e parâmetros de configuração do modelo. É realizado, ainda, o pré-processamento dos dados, para avaliar a consistência dos mesmos;

2. **Processamento de dados:** a etapa de processamento permite o cálculo do modelo matemático para cada agente na simulação, considerando os parâmetros definidos na entrada de dados. No simulador desenvolvido, esta etapa implementa o algoritmo descrito na Seção 3.3.4;
3. **Saída de resultados:** após o processamento de dados, é possível exportar os dados produzidos em cada passo de simulação de formas distintas: através de um arquivo XML, contendo especificações do ambiente e dos agentes; através de uma imagem pertencente a uma sequência de imagens da simulação (um quadro da animação); através de arquivos de *log* que armazenam informações sobre a simulação, tais como variações médias de orientação, velocidades médias, percentagem do número total de passos dados pelos agentes que resultou em colisão, total de agentes que não chegaram aos seus destinos, assim como densidades populacionais, velocidades e variações médias de orientação relacionadas a regiões do cenário simulado.

4.4 Linguagem para descrever cenários de simulação

Para possibilitar a definição de cenários de simulação, utilizou-se arquivos de inicialização que apresentam os parâmetros descritos por meio de uma notação formal comumente adotada para descrever sintaxes de linguagens de programação. Sabe-se que a notação formal da sintaxe de uma linguagem é importante tanto para o usuário quanto para o desenvolvedor. Para o usuário, ela serve como referência, enquanto para o desenvolvedor, ela propicia a manutenção da linguagem. Na área da simulação de multidões, a adoção de uma notação formal, seguindo regras de sintaxe previamente definidas, facilita a descrição de vários cenários, permitindo, assim, que diferentes comportamentos possam ser analisados. Esta praticidade em se definir diferentes situações em um simulador permite que o modelo comportamental estudado seja melhor avaliado.

A EBNF (*Extended Backus Normal Form*) (BACKUS et al., 1963) é uma notação para escrever “gramáticas” e será utilizada para descrever formalmente a sintaxe da linguagem de descrição dos cenários de simulação. O Apêndice A apresenta a EBNF da linguagem de descrição de cenários. A seguir, listamos os principais parâmetros para o modelo:

- dimensões do cenário simulado;

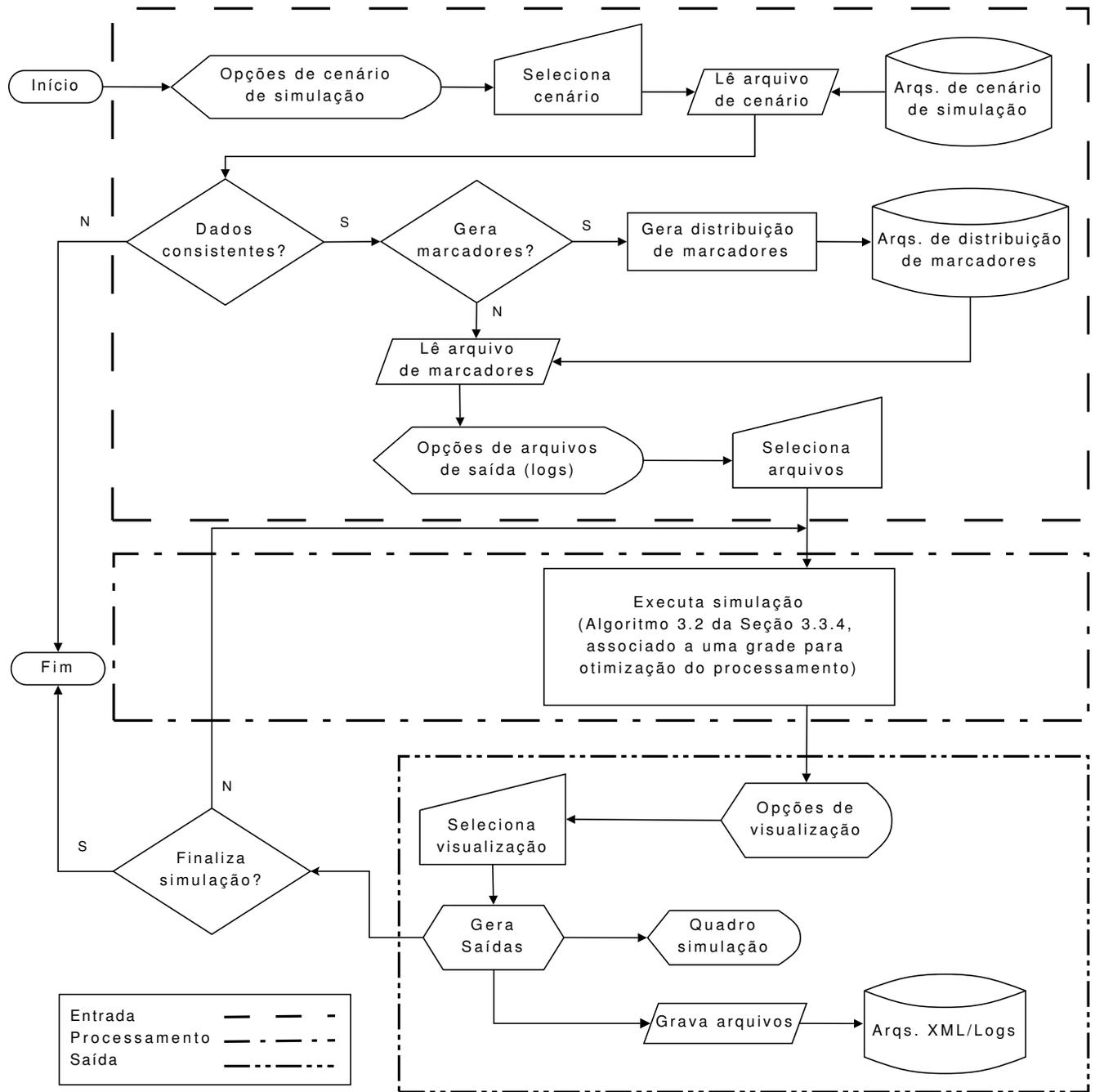


Fig. 4.1: Fluxograma de execução do simulador desenvolvido. As etapas destacadas na legenda da figura correspondem as etapas existentes em um sistema computacional, particularmente ao simulador desenvolvido apresentado na Seção 4.3.

- densidade de marcadores μ ;
- quantidade de agentes na simulação;
- posições iniciais e finais dos agentes (indivíduos ou grupos);
- raio R da área de percepção do agente;
- velocidade máxima desejada s_{\max} para os agentes;
- representação dos agentes: infinitesimais (pontos) ou finitos (círculos);
- raio R_c , que define a área corporal do agente, caso seja utilizada a representação finita.

Cabe salientar que outros parâmetros devem ser descritos no arquivo de inicialização, tais como aqueles referentes ao modo de visualização dos agentes e aqueles necessários para a análise quantitativa da multidão simulada (por exemplo, para a definição dos arquivos de *log* de dados). Porém, as principais informações relacionadas ao modelo são as citadas anteriormente.

De acordo com a EBNF apresentada no Apêndice A, o exemplo a seguir demonstra parte do arquivo de inicialização do estudo de caso apresentado na Seção 5.1.4:

```
// Total de simulacoes
$ 1
// Taxa (quadros por segundo)
$ 30
// Dimensoes do cenario (numero de colunas e linhas - cada celula corresponde a
// 1 metro quadrado)
$ 12,50
// Tipo de distribuicao dos marcadores
// 0 - algoritmo do dardo; 1 - grade regular com ruido nas coordenadas da posicao
// do marcador
$ 0
// Distancia minima entre marcadores (metro)
$ 0.2
// Percentual de preenchimento em relacao a densidade maxima de marcadores, se
// algoritmo do dardo, ou maximo ruido possivel em cada coordenada do marcador,
// se grade regular
$ 0.65
// Le mapa
// 0 - nao; 1 - sim
$ 0
// Quantidade de areas
$ 1
// Quantidade de linhas a desconsiderar nos logs ("n" linhas iniciais e "n" linhas finais)
$ 5
// Define o raio corporal do agente (metro)
$ 0.2279
```

```
// Define o raio da proxemica do agente (metro)
$ 0.8279
// Define a velocidade desejada do agente (metros por segundo)
$ 1.2
// Define o tipo de agente
// 0 - ponto; 1 - circunferencia
$ 0
// Quantidade de agentes
$ 400
// Quantidade de grupos
$ 2
// Quantidade de pontos que formara o caminho de cada grupo
$ 2
  2
// Pontos que definem o caminho de cada grupo
// O primeiro ponto refere-se ao inicio do caminho; os demais pontos
// sao atribuidos conforme o total de pontos definido para cada grupo
// "A": coordenadas alfanumericas, "N": coordenadas numericas (metro)
// "H": height, "W": width
// "HH": half height, "HW": half width
$ A HW 1
  A HW H-1
  A HW H-1
  A HW 1
// Cor de cada grupo (RGB)
$ 1 0 0
  0 1 0
```

4.5 Configurações da saída de resultados

O simulador desenvolvido permite obter informações que possibilitam uma análise quantitativa da dinâmica da multidão simulada pelo modelo proposto. As seguintes informações podem ser obtidas através dos arquivos de *log*:

- Velocidade média dos agentes: informa a velocidade média de cada agente, considerando o tempo gasto e a trajetória percorrida entre a sua posição inicial e o seu destino, assim como a velocidade média dos agentes na simulação;
- Variação média angular dos agentes: informa a variação média do ângulo γ formado pelo vetor de movimento $m(t)$ do agente e o seu vetor objetivo $g(t)$, durante a trajetória percorrida pelo agente, assim como a variação média angular dos agentes na simulação;
- Percentagem do número total de passos dados pelos agentes que resultou em colisão: conhecidos o número de passos dados por todos os agentes e o número total de colisões, este arquivo

de *log* informa a percentagem de colisões em relação ao total de passos realizados pelos agentes na simulação. Uma colisão é contada na primeira ocorrência de proximidade de um par de agentes, sendo desconsideradas subseqüentes ocorrências do mesmo par devido à possibilidade de ainda estarem na mesma situação de colisão. Assim, enquanto permanecer esta situação, a quantidade de passos não é alterada para estes agentes.

- Total de agentes que não chegaram aos seus destinos;
- Medidas locais: o cenário na simulação é dividido em uma grade uniforme, onde cada célula é uma unidade de área. Nos estudos de caso deste trabalho, consideramos a unidade de área igual a $1m^2$. Em uma segunda divisão, a grade é dividida em áreas maiores, denominadas áreas de interesse, definidas por conjuntos de células vizinhas. Através destas áreas de interesse, são calculadas as densidades populacionais, as velocidades médias e as variações médias da orientação dos agentes.

Além dos arquivos de *log* contendo informações que possibilitam uma análise quantitativa, o protótipo permite salvar as posições dos agentes no decorrer da simulação, gerando um arquivo XML. Para este trabalho, a configuração do arquivo XML segue estrutura compreendida pela aplicação VHuP. A adoção desta aplicação, como já mencionada na Seção 4.2, permite que humanos virtuais representem geometricamente os agentes na simulação. Uma vez que somente posições dos agentes são informadas no arquivo XML, a orientação e a velocidade instantânea são calculadas pelo VHuP conhecendo-se duas posições subseqüentes de cada agente (LIMA et al., 2008). Estas informações são necessárias para a movimentação coerente do humano virtual no cenário simulado. Durante este trabalho, foram utilizados quatro diferentes humanos virtuais, identificados pelas cores vermelho, verde, azul e amarelo no arquivo de inicialização do protótipo.

Por fim, é possível gerar arquivos de imagem no formato `TIFF`. Os quadros da animação são gerados em um diretório padrão do protótipo, sendo gerados na mesma taxa de quadros por segundo (*FPS - Frames Per Second*) estipulada no arquivo de inicialização.

4.6 Considerações Finais

Este capítulo apresentou o protótipo do simulador desenvolvido neste trabalho que visa auxiliar na avaliação do modelo proposto.

Capítulo 5

Resultados obtidos

Este capítulo apresenta resultados experimentais que permitem ao leitor verificar situações do ambiente simulado em função dos valores dos parâmetros definidos, bem como observar os comportamentos emergentes do modelo proposto. Os resultados são analisados qualitativamente e quantitativamente, apresentando informações medidas nas simulações, tais como quantidade de agentes que não chegaram ao destino, densidade populacional, velocidade e variação angular da orientação dos agentes. Após são apresentados os comportamentos inerentes e emergentes produzidos pelo modelo proposto. Quando pertinente, são apresentadas comparações entre as informações obtidas através das simulações e aquelas conhecidas de trabalhos que analisaram os comportamentos de multidões reais. Por fim, uma comparação qualitativa com modelos conhecidos na literatura é apresentada.

5.1 Análise dos principais parâmetros do modelo proposto

Nesta seção são apresentados os resultados e as análises de experimentos referentes aos estudos de caso dos parâmetros do modelo proposto. Os estudos de caso apresentados na Subseção 5.1.1 utilizam um cenário próprio, conforme descrito na própria subseção. As demais subseções utilizam um mesmo cenário de simulação, contendo dois grupos de 200 agentes que se movem de uma extremidade para a outra, na mesma direção, mas em sentidos opostos, em um corredor de 40 *m* de comprimento por 12 *m* de largura. Devido à dinâmica definida para a multidão, a área central do corredor, de 14 *m* de comprimento por 12 *m* de largura, foi selecionada para que medidas locais pudessem ser analisadas, conforme o estudo de caso. A Figura 5.1 apresenta o cenário simulado, onde as setas indicam o sentido de deslocamento dos grupos de agentes.

A velocidade máxima desejada s_{\max} de todos os agentes na simulação foi definida em $1,2 \text{ m/s}$. Foram realizados dez experimentos para cada um dos estudos de caso, utilizando uma taxa de 30 quadros por segundo.



Fig. 5.1: Cenário de simulação utilizado na análise dos principais parâmetros do modelo proposto. As linhas em vermelho na grade indicam a área analisada, sendo que a área central do corredor considerada é a área quadriculada hachurada. As setas indicam o sentido de deslocamento dos grupos de agentes.

Uma vez determinado o cenário de simulação, os seguintes critérios para avaliação do impacto dos parâmetros são utilizados:

- percentagem média de agentes que não chegaram ao destino, denominada $\bar{t}ot_{ags}$ (%);
- velocidade média dos agentes, denominada \bar{v} (m/s);
- variação média angular dos agentes, denominada $\bar{\gamma}$ ($grau$);
- densidades populacionais local e global, sendo a primeira referente à região central do cenário de simulação e a segunda referente à toda região no cenário, denominadas, respectivamente, de $\bar{d}p_l$ e de $\bar{d}p_g$ (ags/m^2).

O tempo de simulação é limitado pelo dobro do máximo intervalo de tempo que um agente necessita para chegar ao destino, considerando a menor velocidade possível dentre todos os agentes da simulação que contenham um mesmo par origem e destino definido. Assim, se este intervalo de tempo for ultrapassado entre a movimentação de dois agentes a simulação é encerrada. É importante mencionar que o cálculo da densidade populacional apresentada neste trabalho considera somente as unidades de área, representadas por células em uma grade regular do simulador, que contenham no mínimo um agente. Desta forma, além de informar a densidade média das unidades de área ocupadas em uma região pré-determinada, também é possível estimar quão próximos os agentes estão na área analisada.

Para a visualização dos resultados, nesta primeira parte dos experimentos adotou-se uma geometria simplificada para o agente, disponibilizada pelo simulador desenvolvido neste trabalho, conforme descrito no Capítulo 4. Assim sendo, agentes infinitesimais são representados por pontos associados a segmentos de retas, indicando os marcadores que influenciam o movimento de cada agente. Na Figura 5.2(a) há um exemplo de visualização adotando esta representação. É possível verificar que, por exemplo, os agentes no centro da multidão têm menos marcadores disponíveis e, por consequência, menos possibilidades de movimento do que aqueles próximos à fronteira da multidão. Por sua vez, na Figura 5.2(b) há um exemplo de agentes finitos, onde os círculos representam o espaço ocupado por eles no cenário de simulação.

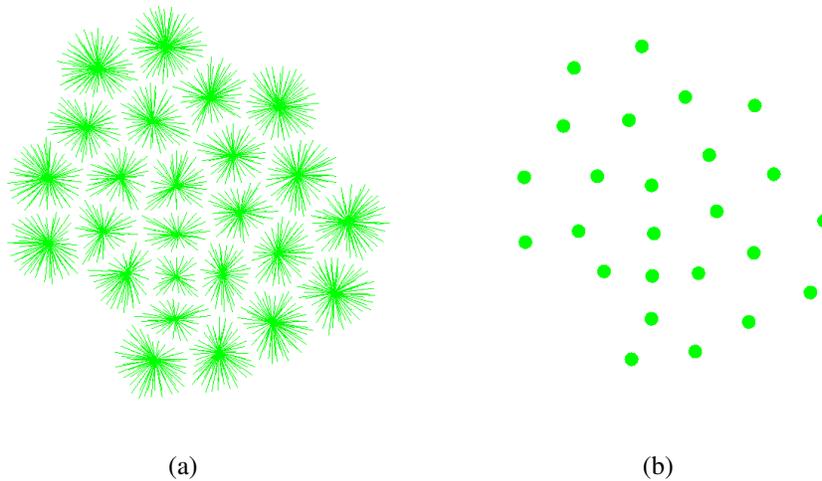


Fig. 5.2: Na Figura (a) observa-se a representação geométrica de agentes infinitesimais, onde os marcadores associados ao agente estão representados por segmentos de retas e na Figura (b) observa-se a representação geométrica de agentes finitos.

5.1.1 Impacto da densidade dos marcadores e o custo computacional

O primeiro estudo de caso apresenta o impacto da densidade de marcadores na trajetória dos agentes. Conforme exposto na Seção 3.3.4, o custo computacional do modelo proposto é dependente da quantidade de marcadores e de agentes no cenário. Portanto, nesta seção também é analisado o custo computacional do modelo proposto.

De acordo com a estratégia do mínimo esforço, a trajetória ideal de um agente no caso mais simples é uma linha reta entre seu ponto inicial e o seu destino. Na Figura 5.3 são apresentadas as médias e os desvios-padrão (segmentos de reta verticais) da variação angular da orientação de

um agente de raio $R = 1,2 \text{ m}$ e $s_{\max} = 1,2 \text{ m/s}$ deslocando-se em linha reta sobre diferentes densidades de marcadores¹. O desvio-padrão apresentado refere-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma densidade de marcadores.

É possível observar que a variação angular média da orientação (assim como o desvio padrão) decresce rapidamente a medida que a densidade de marcadores aumenta de 7,5 para 15 *marcadores/m²*. O decréscimo é menos significativo para as densidades de marcadores que excedam 15 *marcadores/m²*.

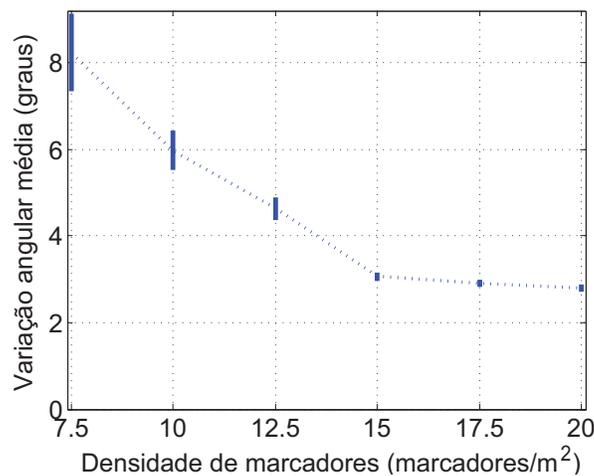


Fig. 5.3: Variação angular média da orientação de um agente a cada iteração na simulação em função da densidade dos marcadores. As barras verticais no gráfico indicam o desvio padrão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma densidade de marcadores.

A relação entre a densidade de marcadores e o custo computacional da simulação também foi analisada, verificando-se, como esperado, um aumento do custo computacional em função da densidade de marcadores (Figura 5.5). Os resultados foram obtidos para marcadores distribuídos sobre uma área quadrada, cujas dimensões são $80 \text{ m} \times 80 \text{ m}$, contendo quatro diferentes densidades de marcadores.

Considerando os resultados apresentados nas Figuras 5.3 e 5.5, adotou-se a densidade de 15 *marcadores/m²* nos experimentos que utilizam a representação infinitesimal para o agente. Este valor representa um compromisso entre o custo computacional (por exemplo, uma simulação com 800 agentes pode ser executada a 30 quadros por segundo, sem o processo de renderização associado) e a suavidade da trajetória do agente, uma vez que a adoção de uma densidade de marcadores maior do

¹Dez experimentos contendo diferentes pares de posições inicial e final foram realizados para cada densidade de marcadores.

que $15 \text{ marcadores}/m^2$ não reduzirá significativamente a variação angular média da orientação do agente durante o seu deslocamento.

Para demonstrar a utilização do *Convex Hull*, Seção 3.3.3, no cálculo de deslocamento livre de colisões para agentes finitos em ambientes restritos, adotou-se uma densidade de $60 \text{ marcadores}/m^2$. Com esta densidade de marcadores, é possível apresentar densidades populacionais maiores e, ao mesmo tempo, facilitar o deslocamento dos agentes tendo em vista uma maior discretização do espaço. Na configuração do cenário dos estudos de caso subsequentes, onde 400 agentes movem-se sobre uma densidade $60 \text{ marcadores}/m^2$ em uma área de $40 \text{ m} \times 12 \text{ m}$, obteve-se um número médio de 28 quadros por segundo nos experimentos. A título de comparação, a Figura 5.4 apresenta o corredor com a densidade de $15 \text{ marcadores}/m^2$ e com a de $60 \text{ marcadores}/m^2$.

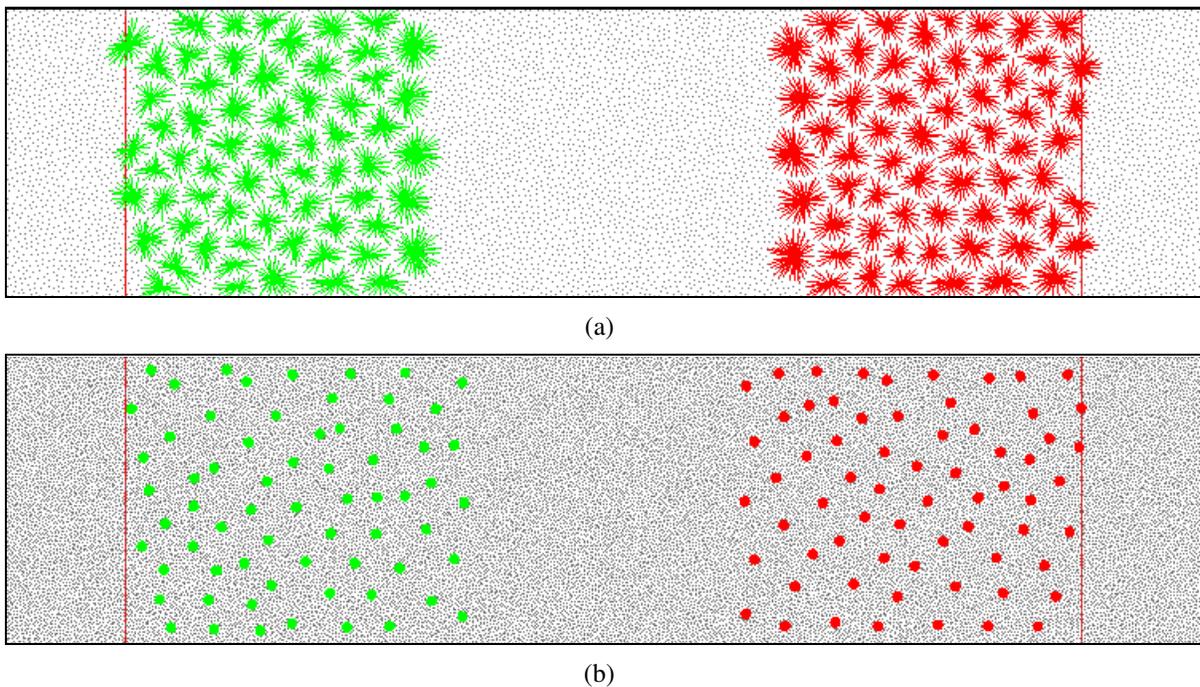


Fig. 5.4: Na Figura (a) é possível observar agentes infinitesimais deslocando-se no corredor contendo $15 \text{ marcadores}/m^2$ e na Figura (b) é possível observar agentes finitos deslocando-se no corredor contendo $60 \text{ marcadores}/m^2$.

5.1.2 Impacto do espaço pessoal do agente, raio R

Nesta seção é analisado o efeito do raio R , espaço pessoal do agente, que define uma área circular de percepção dos marcadores. Os valores adotados nos experimentos para o raio R foram estabelecidos a partir do estudo sobre o uso sociável do espaço pessoal, realizado pelo antropólogo

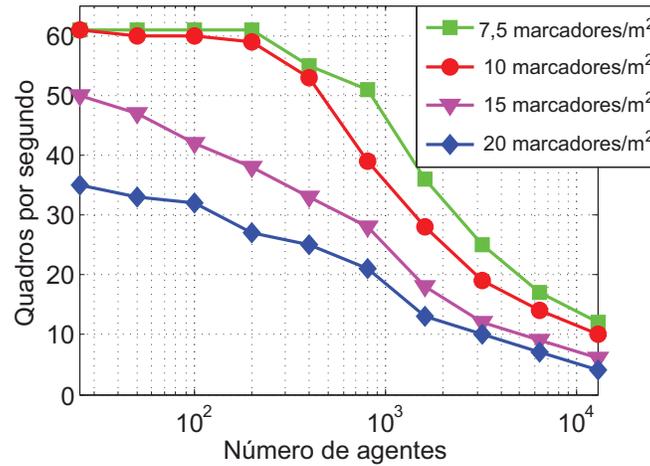


Fig. 5.5: Velocidade de simulação (quadros por segundo) como função da quantidade de agentes, avaliada para quatro densidades de marcadores. Todos os desvios-padrão são menores que um quadro por segundo e, portanto, não são representados graficamente. Os resultados apresentados foram obtidos utilizando somente uma única linha de execução (*monothread implementation*), sem o processo de renderização associado, em um processador Intel® Core™ 2 Duo 2.2GHz e 3GB DDR2 em 667MHz.

Edward Hall (HALL, 1966). Como mencionado na Seção 2.1, Edward Hall classificou o espaço pessoal conforme a distância e as interações verificadas entre as pessoas. No seu estudo, foi definido que os valores considerados como distância social variam de $1,2\text{ m}$ a $3,6\text{ m}$, sendo, o primeiro valor, limiar para a distância pessoal. Conhecendo as interações habituais das pessoas em distâncias próximas a este limiar, no estudo de caso desta seção adotou-se $0,6\text{ m}$ e $1,2\text{ m}$ como valores para o raio R .

A Figura 5.6 apresenta uma sequência de quadros de uma animação no corredor, utilizando $R = 1,2\text{ m}$ e $15\text{ marcadores}/\text{m}^2$. Nesta sequência, observa-se a reprodução de vias de pedestres, um comportamento esperado em simulação de multidões em cenários como, por exemplo, o apresentado na referida figura. Embora a reprodução do comportamento de vias de pedestres seja detalhado na Seção 5.2.3, a Figura 5.6 ilustra esse comportamento no cenário utilizado para esta seção.

Nas Tabelas 5.1 a 5.4 são apresentadas as medidas referente às médias de velocidade, da variação angular da orientação e da densidade populacional dos agentes, em densidades de $15\text{ marcadores}/\text{m}^2$ e de $60\text{ marcadores}/\text{m}^2$. As informações das Tabelas 5.1 e 5.2 foram obtidas em toda a extensão do corredor, enquanto as informações das Tabelas 5.3 e 5.4 foram obtidas apenas na área central do corredor. Todos os desvios-padrão apresentados nas tabelas referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada. Nos experimentos realizados não ocorrem

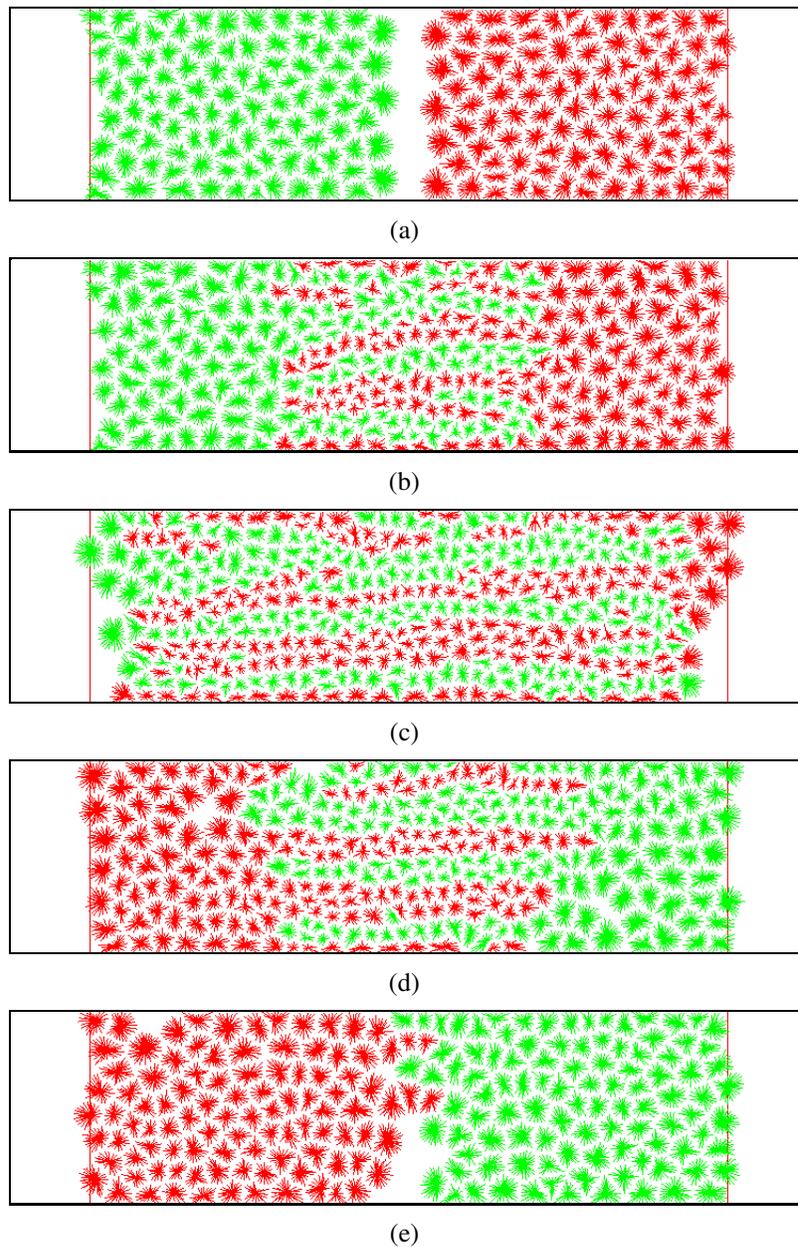


Fig. 5.6: Um quadro a cada $\approx 9s$ (a-e) de uma animação no corredor que durou $\approx 50s$. Nesta sequência, observa-se a reprodução de vias de pedestres, um comportamento esperado para a configuração de cenário definido.

colisões entre os agentes.

Na Tabela 5.1 é possível verificar que a adoção de $1,2 m$ para o raio R em uma densidade de $15 \text{ marcadores}/m^2$ produz maior variação angular média da orientação ($\bar{\gamma}$), menor densidade populacional (\bar{d}_{p_g}) e mesma velocidade média (\bar{v}). A diferença entre o par de valores obtido para

cada medida apresentada foi pequena, o que não deve levar à conclusão que tamanhos diferentes para o raio R não têm impacto significativo nos comportamentos apresentados pelo modelo, conforme comentado a seguir.

R (m)	\bar{v} (m/s)	σ	$\bar{\gamma}$ ($grau$)	σ	\bar{dp}_g (ags/m^2)	σ
0,6	1,2	0	9,21	0,14	1,05	0,01
1,2	1,2	0,01	10,18	0,56	1,04	0

Tab. 5.1: Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação e da densidade populacional, analisando o impacto do raio R do espaço pessoal de agentes infinitesimais em uma densidade de 15 *marcadores*/ m^2 . Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.

Analisando a Tabela 5.2, verifica-se que o valor de 1,2 m para o raio R em uma densidade de 60 *marcadores*/ m^2 também produz maior variação angular da orientação ($\bar{\gamma}$), menor densidade populacional (\bar{dp}_g) e mesma velocidade média (\bar{v}). No entanto, a diferença entre as variações angulares médias obtidas com os valores de raios $R = 0,6 m$ e $R = 1,2 m$ foi mais significativa do que em uma menor densidade de marcadores, como mostrado na Tabela 5.1.

Deve-se ressaltar que valores maiores definidos para o raio R antecipam a competição por espaço entre os agentes. Esta competição gera uma subdivisão do espaço, onde cada área corresponde aos marcadores associados ao agente que, ponderados a partir da função definida na Equação 3.6, podem produzir uma alteração na sua orientação em relação ao objetivo. Se uma maior quantidade de marcadores estiver sendo considerada em uma mesma direção, maior será a importância desta no cálculo do vetor de movimento m , conforme a Equação 3.4.

A análise dos resultados permite conjecturar que a maior variação angular da orientação neste experimento se deve ao tamanho de 1,2 m do raio R e também a maior quantidade de marcadores cujos vetores $d_k \in S'$ (Equação 3.3) não estão alinhados com o vetor objetivo g .

R (m)	\bar{v} (m/s)	σ	$\bar{\gamma}$ ($grau$)	σ	\bar{dp}_g (ags/m^2)	σ
0,6	1,2	0	5,41	0,23	1,07	0,01
1,2	1,2	0	7,96	0,19	1,05	0

Tab. 5.2: Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação e da densidade populacional, analisando o impacto do raio R do espaço pessoal de agentes infinitesimais em uma densidade de 60 *marcadores*/ m^2 . Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.

Por fim, nas Tabelas 5.3 e 5.4 são apresentadas medidas efetuadas na área central do corredor, considerada crítica por ser a área de cruzamento dos grupos definidos na simulação (área hachurada apresentada na Figura 5.1). Verifica-se que a mesma análise realizada para as medidas apresentadas nas Tabelas 5.1 e 5.2 é válida para as medidas referentes à área crítica do cenário utilizado. Entretanto, percebe-se que a região de cruzamento dos grupos apresenta variação angular da orientação dos agentes ($\bar{\gamma}$) e densidade populacional ($\bar{d}p_l$) proporcionalmente maiores do que as medidas apresentadas nas Tabelas 5.1 e 5.2, uma vez que há uma maior concentração de agentes nessa região. Essa concentração deve-se ao início da simulação, quando as primeiras vias de pedestres iniciam as suas formações. Por consequência, as velocidades médias na região central são menores do que as velocidades médias aferidas considerando toda a área do cenário simulado.

R (m)	\bar{v} (m/s)	σ	$\bar{\gamma}$ (grau)	σ	$\bar{d}p_l$ (ags/m ²)	σ
0,6	1,16	0,01	9,92	0,24	1,07	0,01
1,2	1,16	0,02	12,13	0,85	1,06	0,01

Tab. 5.3: Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação e da densidade populacional, analisando o impacto do raio R do espaço pessoal de agentes infinitesimais em uma densidade de 15 *marcadores/m²* no centro do corredor, área considerada crítica para o deslocamento dos agentes. Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.

R (m)	\bar{v} (m/s)	σ	$\bar{\gamma}$ (grau)	σ	$\bar{d}p_l$ (ags/m ²)	σ
0,6	1,16	0	6,26	0,29	1,09	0,01
1,2	1,16	0,01	9,87	0,42	1,07	0,01

Tab. 5.4: Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação e da densidade populacional, analisando o impacto do raio R do espaço pessoal de agentes infinitesimais em uma densidade de 60 *marcadores/m²* no centro do corredor, área considerada crítica para o deslocamento dos agentes. Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.

A partir dos experimentos apresentados até o momento, verifica-se que, em ambientes restritos, a adoção de 0,6 m para o raio R do espaço pessoal dos agentes resulta em uma menor variação angular da orientação e em uma maior densidade populacional. De acordo com a estratégia do mínimo esforço, o desejável é que o agente se desloque em direção ao seu objetivo variando o mínimo possível sua orientação. Em vista disso, adotou-se o menor valor para o raio R , pois este gera a menor variação angular média.

5.1.3 Impacto do uso de agente infinitesimal *versus* agente finito

Nesta seção é analisado o efeito do uso da representação geométrica do agente nos comportamentos apresentados na simulação. Na seção anterior, os experimentos foram realizados utilizando agentes infinitesimais. Nos resultados apresentados, é possível verificar que a redução da velocidade média dos agentes não é significativa, pois não há restrição corporal que os impeça de se deslocarem em espaços limitados no cenário de simulação. Entretanto, conforme já mencionado na Seção 3.3.3, em simulações é comum considerar que agentes ocupem espaços finitos, representados por círculos de raio r . No simulador desenvolvido neste trabalho agentes finitos também foram disponibilizados.

A definição do valor do raio r , que define o círculo do agente finito, foi baseada em informações de tamanhos antropomórficos de algumas populações do mundo, apresentadas na tese² de G. Still (STILL, 2000). Nestas informações, a largura média entre os ombros de uma pessoa das populações consideradas³ é de $0,4558\text{ m}$. Assim sendo, nos experimentos realizados utilizando agentes finitos foi definido o valor de $0,2279\text{ m}$ para o raio r . Cabe salientar que este valor corresponderia ao maior raio, se o simulador utilizasse uma elipse como representação de agentes finitos, outra geometria comum em simuladores de multidões. Os demais parâmetros para o agente permanecem os valores já definidos em seções anteriores: $0,6\text{ m}$ para o raio R e $1,2\text{ m/s}$ para a velocidade máxima s_{\max} .

Na Tabela 5.5 são apresentadas as médias dos valores de velocidade (\bar{v}), da variação angular da orientação ($\bar{\gamma}$), da densidade populacional ($\bar{d}p_g$) e da percentagem média de agentes que não chegaram ao objetivo ($\bar{t}ot_{ags}$) dos experimentos realizados no corredor, utilizando uma densidade de 15 marcadores/m^2 .

É possível verificar que, utilizando agentes finitos, a velocidade média apresenta considerável redução em relação à velocidade média dos agentes infinitesimais. Entretanto, utilizando uma densidade de 15 marcadores/m^2 , a maioria dos agentes finitos não completou seu trajeto, conforme mostra a medida da percentagem média de agentes que não chegaram ao objetivo ($\bar{t}ot_{ags}$) em um tempo estipulado⁴. Isso se deve ao modelo proposto para evitar colisões durante o deslocamento de agentes finitos.

A abordagem utilizando o cálculo do *Convex Hull* dos marcadores associados ao agente durante

²Tamanhos antropomórficos das populações do mundo (STILL, 2000, p. 34, Tabela 4).

³Medidas de pessoas da Inglaterra, da Polônia, do Japão, da China, dos Estados Unidos, da França, da Suíça, da Suécia e da Índia.

⁴Nos experimentos, um valor empírico foi definido, baseado no dobro do tempo que um agente levaria para se deslocar no maior trajeto definido - no caso, valor é conhecido a partir das posições de saída e de chegada - movendo-se na menor velocidade possível.

o seu deslocamento em uma baixa densidade de marcadores resultará em um polígono convexo irregular. Em altas densidades populacionais, há a possibilidade da ocorrência de ângulos agudos e de arestas interseccionadas com o círculo do agente, prejudicando o seu deslocamento livre de colisões através do *Convex Hull* (Figura 5.7(a)). Como consequência, os agentes finitos neste contexto não apresentam uma proximidade significativa. Mesmo em situações extremas, onde exista a interrupção do fluxo de movimento, os agentes estagnados manterão distanciamento entre si. Na Tabela 5.5 é possível verificar o aumento da densidade populacional ($\bar{d}p_g$) dos agentes finitos em relação à densidade populacional dos agentes infinitesimais, devido à quantidade de agentes estagnados para o primeiro caso. Deve-se se notar que o esperado para esta situação era que o valor da densidade populacional fosse maior do que o valor apresentado nos experimentos, o que não ocorreu devido à estagnação dos agentes causada pela baixa densidade de marcadores.

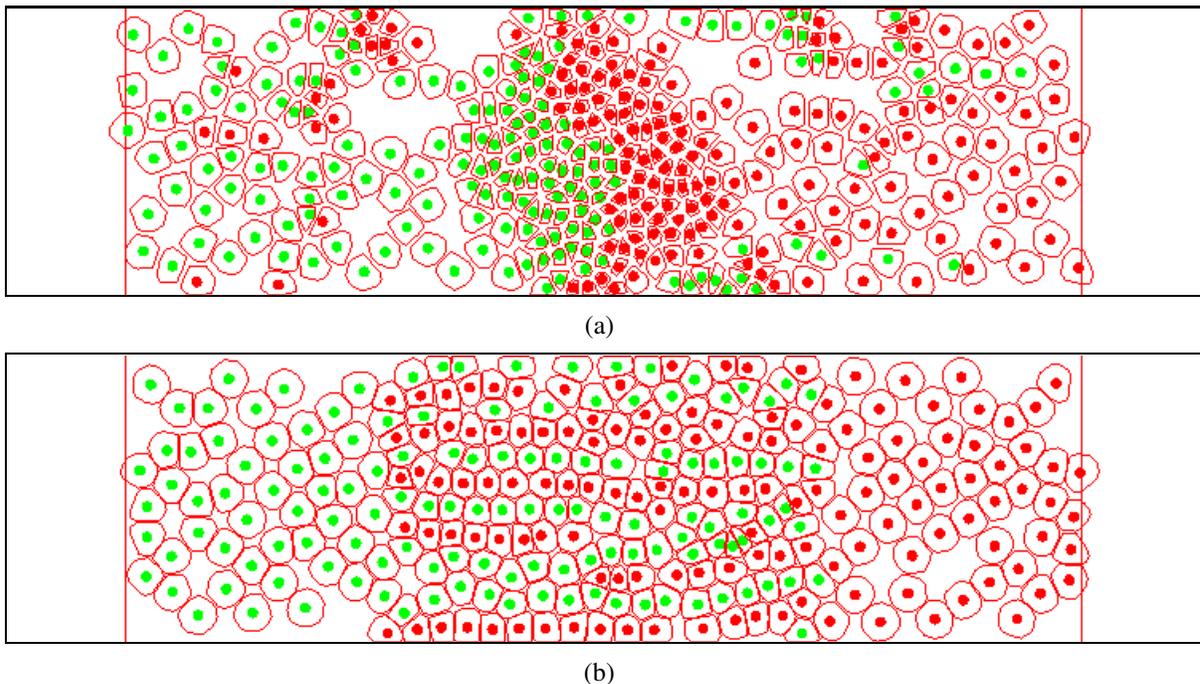


Fig. 5.7: O *Convex Hull* de um agente é o polígono em vermelho que o circunscreve. Na Figura (a) observar-se que o *Convex Hull* dos marcadores associados a cada agente finito é um polígono convexo irregular, dificultando o deslocamento na densidade de $15 \text{ marcadores}/m^2$ e na Figura (b) observar-se que o *Convex Hull* de cada agente na densidade de $60 \text{ marcadores}/m^2$ é menos irregular do que aqueles gerados em uma baixa densidade de marcadores, facilitando o deslocamento dos agentes.

Para que fosse possível representar maiores densidades populacionais e uma maior facilidade de deslocamento dos agentes nestas situações, adotou-se uma densidade de $60 \text{ marcadores}/m^2$ para o mesmo cenário de simulação. Devido a uma maior discretização do espaço, o cálculo do *Convex*

Agente	\bar{v} σ		$\bar{\gamma}$ σ		\bar{dp}_g σ		\bar{tot}_{ags} σ	
	(m/s)		(grau)		(ags/m ²)		(%)	
infinitesimal	1,2	0	9,21	0,14	1,05	0,01	0	0
finito	0,47	0,12	12,62	0,71	1,40	0,07	77,25	13,25

Tab. 5.5: Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação, da densidade populacional e da quantidade de agentes que não chegaram ao objetivo, analisando o impacto do uso das possíveis representações para os agentes em uma densidade de 15 *marcadores/m²*. Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.

Hull dos agentes finitos resultará em polígonos menos irregulares do que aqueles gerados em uma baixa densidade de marcadores (Figura 5.7(b)). Na Tabela 5.6 é possível verificar que os agentes finitos apresentam uma redução de velocidade média (\bar{v}) e maior desvio padrão desta média em relação à representação utilizando agentes infinitesimais, conforme esperado neste cenário de simulação. A densidade populacional dos agentes finitos apresentou um pequeno aumento em relação à densidade populacional para agentes finitos, uma vez que não há interrupção do fluxo de movimento em decorrência de agentes estagnados. Neste caso, todos os agentes alcançaram o objetivo no tempo estipulado.

Agente	\bar{v} σ		$\bar{\gamma}$ σ		\bar{dp}_g σ		\bar{tot}_{ags} σ	
	(m/s)		(grau)		(ags/m ²)		(%)	
infinitesimal	1,2	0	5,41	0,23	1,07	0,01	0	0
finito	1,13	0,03	8,32	0,21	1,10	0,03	0	0

Tab. 5.6: Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação, da densidade populacional e da quantidade de agentes que não chegaram ao objetivo, analisando o impacto do uso das possíveis representações para os agentes em uma densidade de 60 *marcadores/m²*. Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.

Cabe salientar que as medidas de variação angular da orientação ($\bar{\gamma}$) do agente finito em ambas densidades de marcadores foi maior que a do agente infinitesimal, pois na primeira representação é necessária uma maior variação angular para que a restrição corporal do agente finito não o impeça de se deslocar.

5.1.4 Impacto da distribuição dos marcadores

Nesta seção é analisado o efeito da distribuição de marcadores dos marcadores nos comportamentos apresentados na simulação. Os experimentos realizados até o momento utilizam uma ver-

são adaptada do algoritmo de “lançamento do dardo” (“*dart-throwing*” *algorithm*) (COOK, 1986; MITCHELL, 1987). A distribuição de marcadores através desse algoritmo é realizada na etapa de pré-processamento da simulação não sendo, entretanto, necessário executá-lo para cada experimento realizado no mesmo cenário. Uma vez gerados os marcadores, é possível armazenar as posições dos marcadores em um arquivo, permitindo a recuperação da distribuição gerada em um próximo experimento, conforme apresentado na Seção 4.3. Este algoritmo apresenta complexidade $O(n \log n)$, mas é possível encontrar soluções algorítmicas com aproximação linear para este problema (DUNBAR; HUMPHREYS, 2006).

Para verificar a possibilidade de utilização de outra distribuição de marcadores, foram executados experimentos utilizando o algoritmo de “lançamento do dardo” e um algoritmo que gera marcadores dispostos como uma grade regular, mas apresentando ruído suficiente nas coordenadas do marcador, de maneira a não gerar retas horizontais e verticais perfeitamente alinhadas. Esta segunda proposta para distribuição de marcadores apresenta uma solução algorítmica de complexidade linear. Para ambos algoritmos, a densidade de marcadores gerada foi de $60 \text{ marcadores}/m^2$. Para o algoritmo de “lançamento do dardo”, a distância mínima entre os marcadores utilizada foi de $0,1 \text{ m}$. Para o algoritmo que gera uma grade regular com ruído nas coordenadas, de modo empírico definiu-se o valor de $0,05 \text{ m}$ para a distância mínima entre os marcadores e o valor de $2,1 \text{ m}$ para a distância máxima. Adotou-se a representação de agentes finitos, utilizando os mesmos parâmetros referentes ao agente apresentados na Seção 5.1.3.

Na Tabela 5.7 são apresentadas as médias dos valores de velocidade (\bar{v}), da variação angular da orientação ($\bar{\gamma}$), da densidade populacional ($\bar{d}p_g$) e da quantidade de agentes que não chegaram ao objetivo ($\bar{t}ot_{ags}$). Verifica-se que a diferença entre o par de valores obtido para cada medida apresentada foi pequena, o que leva a conclusão de que é possível utilizar outro tipo de distribuição como, por exemplo, uma distribuição baseada em uma função senoidal, desde que mantenha a densidade de marcadores e que estes estejam distribuídos uniformemente.

Distribuição	\bar{v} σ		$\bar{\gamma}$ σ		$\bar{d}p_g$ σ		$\bar{t}ot_{ags}$ σ	
	(m/s)		(grau)		(ags/m ²)		(%)	
Dardo	1,13	0,03	8,32	0,21	1,10	0,03	0	0
Grade	1,10	0,10	8,43	1,06	1,13	0,11	0	0

Tab. 5.7: Médias dos valores de velocidade, da variação angular da orientação, da densidade populacional e da quantidade de agentes que não chegaram ao objetivo, analisando o impacto de diferentes distribuições de marcadores para uma densidade de $60 \text{ marcadores}/m^2$. Os desvios-padrão apresentados referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.

5.2 Reprodução de comportamentos no simulador

Nesta seção são utilizados agentes finitos representados como humanos virtuais, conforme exemplificado na Figura 5.8. Nesta figura, agentes partem do canto inferior esquerdo da cena em direção à bandeira no canto oposto, ilustrando a possibilidade de especificar um objetivo para um grupo de agentes.

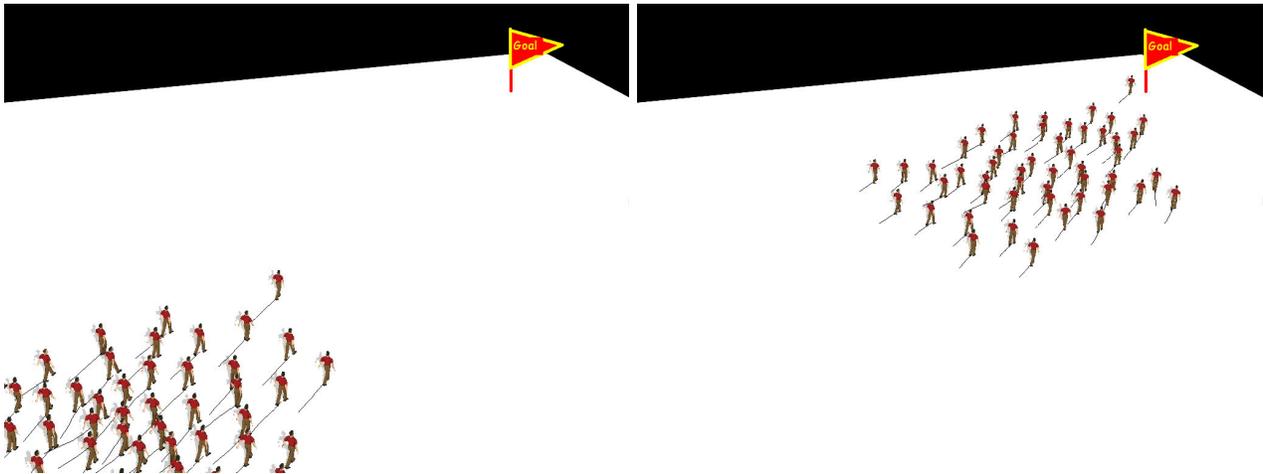


Fig. 5.8: Exemplo do comportamento de se deslocar ao destino. Humanos virtuais partem do canto esquerdo inferior e chegam ao destino, no canto oposto da cena.

5.2.1 Suavidade de trajetórias durante um deslocamento

A suavidade das trajetórias depende não apenas da densidade de marcadores, mas também da densidade populacional da multidão. Quando dois grupos de pessoas se deslocam através do mesmo espaço, na mesma direção e em sentidos opostos, aquelas na frente de um grupo mudam suas orientações com uma frequência maior do que aquelas localizadas atrás, de modo a evitarem colisões frontais com indivíduos pertencentes a outro grupo (STILL, 2000). Este comportamento é coerente com a estratégia do mínimo esforço.

Para verificar a geração deste comportamento no modelo proposto, foram considerados dois grupos de agentes que se deslocam na mesma direção, mas em sentidos opostos (Figure 5.9). Nesta simulação, foram selecionados dois agentes do mesmo grupo, um à frente e outro no meio do grupo, sendo suas trajetórias destacadas, respectivamente, em azul e em vermelho. Nesta figura, verifica-se que a trajetória em vermelho apresenta uma maior suavidade do que a trajetória em azul. Analisando-

se quantitativamente⁵ os resultados da simulação, verificou-se que a variação média (em valor absoluto) da orientação do agente que se desloca na frente do grupo (média de 19,19° e desvio padrão de 13,69° a cada iteração, na simulação) é maior do que a do agente que se desloca no meio (média de 15,11° e desvio padrão de 12,99°). Para efeito de comparação, um agente isolado que se desloca sobre uma mesma densidade de marcadores apresentou uma variação média da sua orientação de 3,86° e desvio padrão de 4,64°. A Tabela 5.8 resume estes resultados.

Localização do agente	$\bar{\gamma}$ (<i>grau</i>)	σ (<i>grau</i>)
Início da via de pedestres	19,19	13,69
Meio da via de pedestres	15,11	12,99
Sozinho	3,86	4,64

Tab. 5.8: Média da variação angular da orientação de um agente em função da densidade populacional da multidão. Os desvios-padrão referem-se à dispersão da média da variação angular da orientação do agente.

Portanto, como esperado, um agente isolado terá menor variação na sua orientação do que um agente se deslocando no meio de um grupo que, por sua vez, terá menor variação do que um agente que se desloca à frente do grupo.

5.2.2 Trajetórias livres de colisão

Um comportamento muito importante a ser considerado em um modelo de simulação de multidões é o do agente evitar colisões durante o seu deslocamento. Embora o algoritmo proposto seja comprovadamente livre de colisões para agentes infinitesimais (Apêndice B), verifica-se que este comportamento também é contemplado para agentes finitos através das simulações realizadas. Para este propósito, foram definidos quatro grupos, cada um contendo 50 agentes, que partem dos cantos do quadrado que compõe o ambiente de simulação em direção aos cantos opostos de onde partiram. Uma vez que as direções definidas para os grupos se interseccionam no centro da cena, os seus deslocamentos criam uma densa multidão de agentes na região de intersecção. Na Figura 5.10 são apresentados quatro quadros da animação resultantes da simulação realizada. Apesar dos conjuntos de marcadores atribuídos aos agentes próximos ao centro da cena diminuírem, a intersecção destes sempre resultará em um conjunto vazio, uma vez que os conjuntos definidos são disjuntos. Portanto,

⁵O desvio padrão refere-se à dispersão da média da variação angular da orientação do agente.

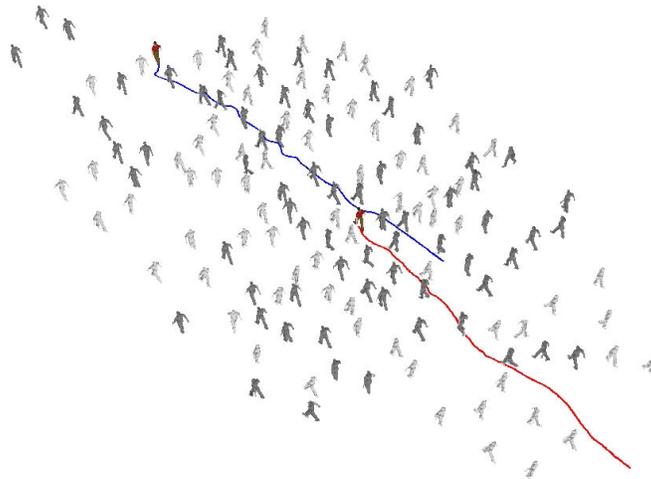


Fig. 5.9: Impacto da posição na suavidade da trajetória de um agente na multidão. Os agentes em destaque são membros do grupo em cinza escuro, que se desloca do canto inferior direito para o canto superior esquerdo da cena. O grupo em cinza claro se desloca na mesma direção, em sentido oposto. Devido à competição por espaço entre os agentes, a trajetória em azul, referente ao agente que se desloca na frente do grupo, é menos suave do que a trajetória em vermelho, referente ao agente que se desloca no meio do grupo.

se o próximo passo do agente conservá-lo dentro do seu conjunto de marcadores, o deslocamento efetuado será livre de colisões. O deslocamento livre de colisões também é verificado em uma visualização utilizando humanos virtuais com os resultados da mesma simulação (Figura 5.11).

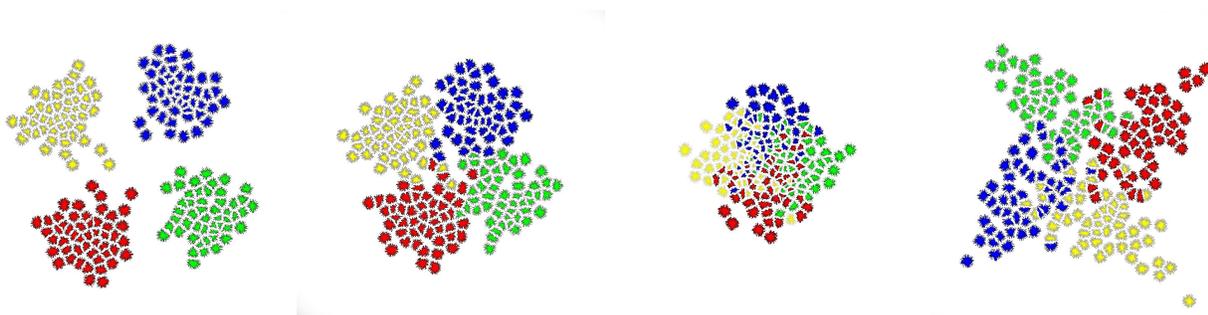


Fig. 5.10: Uma visualização do deslocamento livre de colisões com agentes infinitesimais. Nesta simulação, as direções de deslocamento de quatro grupos se interseccionam no centro da cena.

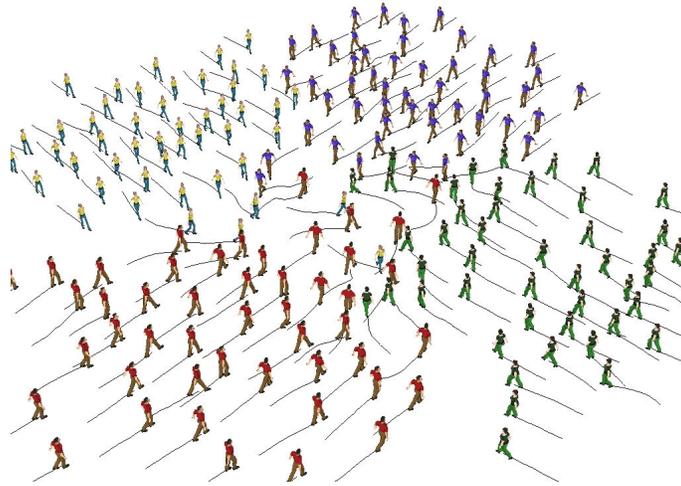


Fig. 5.11: Uma visualização do deslocamento livre de colisões com agentes finitos (humanos virtuais articulados).

5.2.3 Trajetórias com formação de vias de pedestres

A estratégia do mínimo esforço conduz a uma formação espontânea de vias de pessoas que caminham em fila na multidão. O modelo proposto apresenta este comportamento emergente durante as simulações (Figura 5.12), uma vez que não há pré-condições definidas para que este comportamento seja produzido. Os resultados apresentados foram obtidos por dois grupos de agentes que se deslocam na mesma direção e em sentidos opostos.

5.2.4 Trajetórias decorrentes da redução da velocidade

Agentes movem-se quando têm marcadores disponíveis em seus espaços pessoais. Esta condição é a essência da competição pelo espaço, na qual agentes disputam pela área disponível de modo que seus deslocamentos possam ser realizados. No entanto, dependendo da quantidade de marcadores disponível e da organização física do ambiente simulado, alguns comportamentos ocorrem devido à redução da velocidade. Portanto, dois efeitos da redução da velocidade são ilustrados nesta seção: i) efeito do gargalo e a ii) formação de arco. O primeiro descreve um aumento de densidade populacional (e conseqüente redução de velocidade) que acontece no ambiente simulado, onde há um estreitamento na largura de um corredor (Figura 5.13). Nesta figura, elipses e quadrados são utilizados para mostrar o efeito do gargalo, destacando regiões antes, no meio e após o estreitamento do corredor onde medições da maior densidade local (dp_l) e da velocidade média (\bar{v}) foram realizadas.

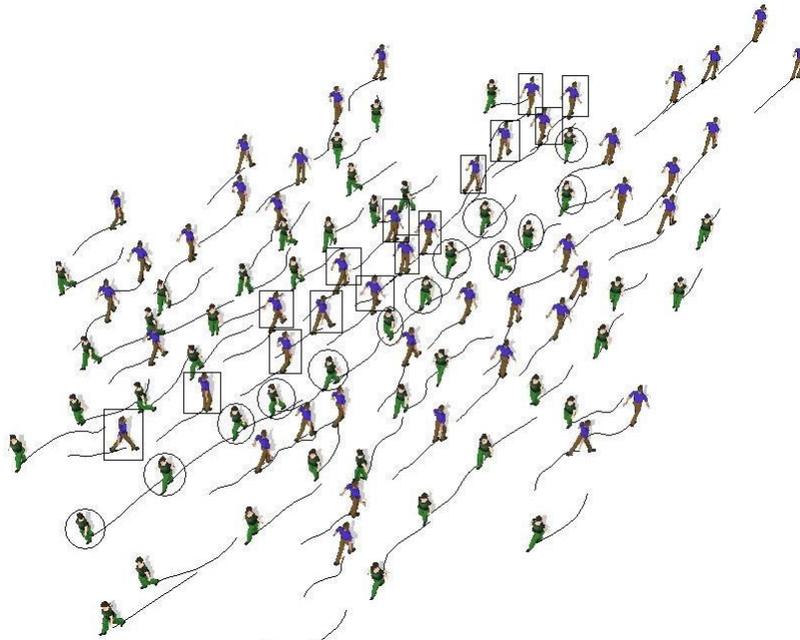


Fig. 5.12: Formação de vias de pedestres (indicados por circunferências e retângulos) nos dois grupos de 50 pessoas movendo-se na mesma direção, mas em sentidos opostos

A maior densidade nas regiões definidas pelas elipses (antes do estreitamento) foi de $4 \text{ agentes}/\text{m}^2$, com velocidade média de $0,31 \text{ m/s}$ e desvio padrão de $0,056 \text{ m/s}$. Por outro lado, a maior densidade medida após o estreitamento apresentou uma densidade de pessoas de $2 \text{ agentes}/\text{m}^2$, com velocidade média de $1,18 \text{ m/s}$ e desvio padrão de $0,03 \text{ m/s}$. Finalmente, no meio do corredor (indicado por uma região retangular na Figura 5.13), a maior densidade observada foi igual a $3 \text{ agentes}/\text{m}^2$, com velocidade média de $0,99 \text{ m/s}$ e desvio padrão de $0,004 \text{ m/s}$. A Tabela 5.9 resume estes resultados.

Região no corredor	\bar{v} (m/s)	σ (m/s)	dp_l (ags/m ²)
Antes do estreitamento	0,31	0,056	4
Durante o estreitamento	0,99	0,004	3
Após o estreitamento	1,18	0,03	2

Tab. 5.9: Maior densidade local e respectiva velocidade média em regiões selecionadas de um corredor com estreitamento. Os desvios-padrão referem-se à dispersão das médias obtidas nos experimentos para uma mesma medida calculada.

O segundo efeito, formação de arco, apresentado por Helbing et al. (2000), causa um aumento significativo da densidade populacional decorrente da tentativa das pessoas de sair de um determinado ambiente por um espaço reduzido. Esta formação ocorre devido à restrição de espaço e a consequente redução de velocidade das pessoas ao se aproximarem da porta de saída. Na Figura 5.14 verifica-se que este efeito também é possível de ser reproduzido no modelo proposto.

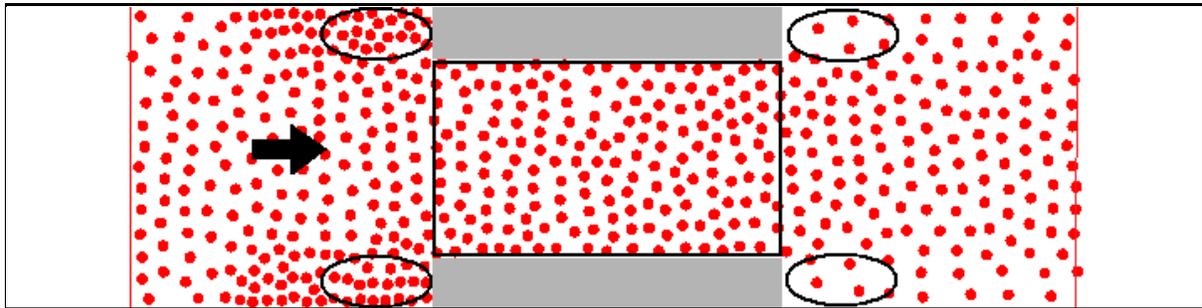


Fig. 5.13: Efeito do gargalo: elipses salientam regiões onde o efeito da redução da velocidade ocorre devido ao estreitamento do corredor no ambiente simulado.

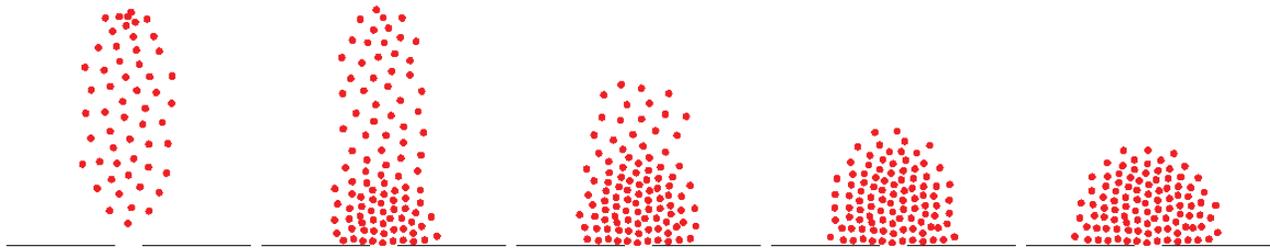


Fig. 5.14: Formação de arco: agentes saem da parte superior em direção a uma porta posicionada na parte inferior do cenário, no centro; devido à restrição de espaço, param em frente à porta, formando um arco.

5.3 Análise quantitativa em relação a dados reais de multidões

Para analisar quantitativamente o modelo proposto em relação a dados reais de multidões, primeiramente realizou-se um estudo de caso para demonstrar que a velocidade dos agentes é função da densidade populacional da multidão. No estudo de caso foi executada uma série de experimentos com diferentes grupos e número de agentes movendo-se no cenário adotado na Seção 5.1, um corredor de 40 *m* de comprimento por 12 *m* de largura. A velocidade máxima desejada de todos os agentes foi definida em $s_{\max} = 1,2$ m/s. Nos primeiros dois experimentos, um grupo de 25 ou

50 agentes movem-se de uma extremidade para outra no corredor. Nos demais experimentos, dois grupos de 25, 50, 100, 200 e 400 agentes movem-se na mesma direção, mas em sentidos opostos. Cada experimento foi repetido vinte vezes para diferentes posições iniciais dos agentes, utilizando uma densidade de 60 *marcadores/m²* no corredor.

As velocidades médias dos agentes nestes experimentos são apresentadas na Tabela 5.10. Como esperado, na ausência de fluxo de agentes no sentido contrário (os primeiros dois experimentos), a velocidade média obtida pelos agentes é próxima à velocidade máxima desejada pelos agentes (1,2 m/s). Nas simulações com grupos de agentes movendo-se em sentidos opostos, as velocidades obtidas são progressivamente menores para maiores quantidades de agentes.

Total de agentes (total de grupos)	25 (1)	50 (1)	50 (2)	100 (2)	200 (2)	400 (2)	800 (2)
\bar{v} (m/s)	1,19	1,19	1,17	1,16	1,14	1,11	1,09
σ (m/s)	0,0006	0,0006	0,0021	0,0045	0,0096	0,0206	0,0319

Tab. 5.10: Velocidade dos agentes como função da densidade populacional da multidão. Nos experimentos realizados, a velocidade máxima dos agentes foi de 1.2 m/s.

Estes resultados podem ser apresentados em termos da densidade global dos agentes. Por exemplo, no último experimento (última coluna na Tabela 5.10) há, em média, 1,67 agentes por m^2 (800 agentes/480 m^2). Entretanto, a densidade global dos agentes não é uma medida relevante, uma vez que a distribuição espacial dos agentes no corredor pode variar consideravelmente. Nas simulações realizadas, o cruzamento dos grupos ocorre no centro do corredor, apresentando uma maior densidade populacional do que em outras áreas do cenário.

Conforme explanado no início da Seção 5.1, o corredor foi dividido em células de 1m \times 1m, de modo a ser possível calcular a quantidade e a respectiva velocidade média dos agentes em cada unidade de área (uma célula). Os resultados são apresentados na Figura 5.15, onde as velocidades médias dos agentes utilizando o modelo *BioCrowds* é comparada com as velocidades médias dos pedestres (denominados “agentes” na referida figura) em multidões reais (FRUIN, 1971b; DEPARTMENT OF NATIONAL HERITAGE, 1997; HEALTH AND SAFETY EXECUTIVE, 1993), para várias densidades populacionais locais. É possível observar que as velocidades médias apresentadas pelas multidões simuladas pelo modelo proposto são consistentes com os dados medidos em multidões reais.

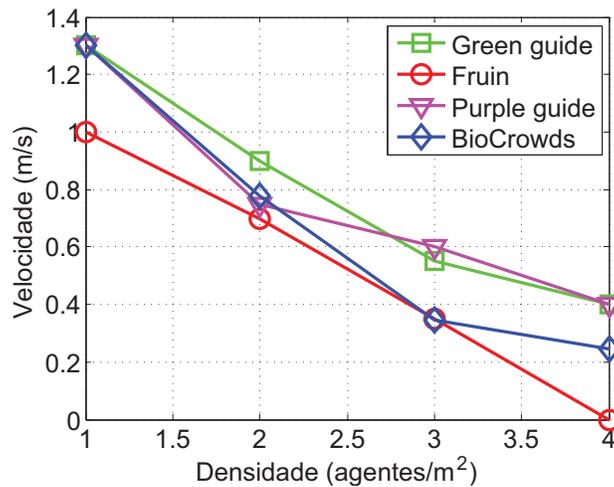


Fig. 5.15: Velocidade média dos agentes como função da densidade populacional local da multidão. Os gráficos referentes ao *Green Guide*, ao *Fruin* e ao *Purple Guide* representam dados medidos de multidões reais, enquanto o gráfico referente ao *BioCrowds* descreve resultados emergentes apresentados pelo modelo proposto. Nos experimentos realizados, a velocidade máxima dos agentes foi de 1.3 m/s.

5.4 Análise qualitativa em relação a outros modelos de simulação de multidões

Nesta seção é apresentada uma análise comparativa qualitativa do modelo proposto com modelos recentemente publicados na área da simulação de multidões (TREUILLE et al., 2006; PELECHANO et al., 2007; BERG et al., 2008b), além do trabalho de Helbing et al. (2000), considerado uma das principais referências na área.

Na Tabela 5.11 são apresentados custo/desempenho computacional, *hardware* e abordagens adotadas, assim como a existência de planejamento de caminhos nos modelos estudados. Os desempenhos computacionais apresentados consideram apenas o processamento referente à simulação, não sendo considerado o processamento referente à renderização dos cenários simulados. Em relação ao modelo *BioCrowds*, as taxas de quadros por segundo se referem às obtidas para uma densidade de 15 *marcadores/m²*, apresentadas na Figura 5.5.

De acordo com as informações apresentadas, o modelo *BioCrowds* tem desempenho computacional comparável com outros modelos propostos na área, verificado através de taxas de quadros por segundo condizentes com a quantidade de agentes simulados. É interessante salientar que os resultados do modelo proposto foram obtidos utilizando somente uma linha de execução (*monothread*

implementation), enquanto, por exemplo, o modelo de Berg et al. (2008b) utilizou dezesseis núcleos de processamento para paralelização do algoritmo desenvolvido no referido trabalho. Em relação a não apresentar planejamento de caminhos, na dissertação de mestrado de Rafael Rodrigues (RODRIGUES, 2009) foi desenvolvida uma extensão do modelo *BioCrowds* com a finalidade de propor esta funcionalidade. Os resultados deste trabalho podem ser consultados em (RODRIGUES et al., 2009).

Autores/ Modelo	Hardware	Custo/Desempenho computacional	Características do modelo	
			Abordagem	Planejamento de caminhos
Helbing et al. (2000)	Não especificado	$O(n^2)$, onde n é o n° agentes	Partículas	Não apresenta
Treuille et al. (2006)	Pentium 3, 4Ghz	10000 ags. (2 a 5 FPS)	Partículas	Apresenta
Pelechano et al. (2007)	Xeon 2, 99Ghz, 2GB RAM	1800 ags. (25 FPS)	Agentes	Apresenta
Berg et al. (2008b)	Xeon 2.93GHz, 8GB RAM	2500 ags. (20 FPS) a 20000 ags. (2 FPS)	Agentes	Apresenta
BioCrowds	Core 2 Duo 2.2GHz, 3GB RAM	$O(nm)$, onde n é o n° agentes e m é o n° marcadores; 800 ags. (30 FPS) a 12800 ags. (6 FPS)	Partículas	Podem apresentar (RODRIGUES, 2009)

Tab. 5.11: Custo computacional e características dos modelos para simulação de multidões analisados.

Na Tabela 5.12 são apresentados os comportamentos emergentes produzidos pelos modelos analisados. O termo “sem análise”, utilizado em algumas posições da tabela, informa que não houve a possibilidade de observar, através da análise da literatura existe, se o comportamento em questão é reproduzido pelo modelo analisado.

É possível verificar que o modelo proposto apresenta os principais comportamentos esperados para um modelo de simulação de multidões. Em relação ao modelo não contemplar o comportamento da prévia organização, no trabalho de mestrado de Marcelo Paravisi (PARAVISI, 2009) foi desenvolvida uma extensão do modelo, de modo que este comportamento seja produzido.

5.5 Considerações finais

Nesta seção foram apresentados resultados das simulações obtidos com o uso do modelo proposto no Capítulo 3.

Destaca-se o reduzido número de parâmetros a serem definidos pelo usuário para realização das simulações. O modelo *BioCrowds* apresenta resultados convincentes, conforme verificado ao longo

Autores/ Modelo	Comportamentos emergentes apresentados					
	Prévia organização	<i>Lanes</i>	Efeito do gargalo	Pressão (<i>pushing</i>)	Efeito do arco	Efeito do canto
Helbing e Molnár (1997), Helbing et al. (2000)	Não ocorre	Ocorre	Ocorre	Ocorre	Ocorre	Ocorre
Treuille et al. (2006)	Ocorre	Ocorre	Ocorre	Não ocorre	Sem análise	Ocorre
Pelechano et al. (2007)	Ocorre	Ocorre	Ocorre	Ocorre	Ocorre	Sem análise
Berg et al. (2008b)	Não ocorre ocorre	Ocorre	Ocorre	Ocorre	Ocorre	Sem análise
BioCrowds	Pode apresentar (PARAVISI, 2009)	Ocorre	Ocorre	Não ocorre	Ocorre	Ocorre

Tab. 5.12: Comportamentos emergentes apresentados pelos modelos para simulação de multidões analisados.

deste capítulo e nas Tabelas 5.11 e 5.12.

Capítulo 6

Conclusão

Neste trabalho foi proposto um novo modelo para simulação de multidões denominado *BioCrowds*. Importantes aspectos do movimento das pessoas em uma multidão, tais como deslocar-se ao destino evitando colisões, ajustar a velocidade e a trajetória de deslocamento de acordo com a densidade populacional e formar vias de pedestres são alguns dos comportamentos contemplados pelo modelo.

No Capítulo 2 foram abordados aspectos psico-sociais e comportamentos observados em multidões. Os modelos consolidados na área da simulação de multidões foram apresentados sob a óptica de uma taxonomia que visou classificá-los em abordagens baseadas em partículas e em agentes. Desta análise, foram escolhidos os modelos propostos por Helbing e colaboradores (HELBING; MOLNÁR, 1997; HELBING et al., 2000), Treuille et al. (2006), Pelechano et al. (2007) e Berg et al. (2008b) para comparação com o modelo *BioCrowds* proposto neste trabalho. Os Capítulos 3 e 4 apresentaram em detalhe o modelo *BioCrowds* e o simulador implementado. O Capítulo 5 foi dedicado à apresentação de resultados de simulações de estudos de casos envolvendo multidões, bem como a uma comparação do *BioCrowds* com os modelos citados acima (Tabelas 5.11 e 5.12).

6.1 Contribuições e resultados

O modelo proposto é inspirado em modelo biológico para geração de padrões de nervuras e ramos em árvores. De acordo com esse modelo, nervuras ou ramos desenvolvem-se devido as suas extremidades competirem pelo espaço disponível para crescimento. Os agentes no modelo proposto são análogos a estas extremidades. A utilização desta analogia apresentou movimentos que reprodu-

zem aqueles observados em pessoas e multidões. De uma perspectiva geral, os resultados confirmam a utilidade dos processos emergentes estudados na biologia como inspirações para algoritmos em modelagem e simulação de multidões por computador.

A inovação da abordagem proposta é o modo simples pelo qual os agentes percebem o ambiente, através da observação do espaço disponível, ao invés da verificação de agentes vizinhos. Este espaço é representado por meio de um conjunto de marcadores, o que leva a uma simples porém efetiva implementação da competição por espaço. Para tanto, cada agente “captura” os marcadores que estão no interior do seu campo de percepção e que estejam mais próximos a ele do que a qualquer outro agente que esteja no cenário. Esses marcadores localmente guiam o movimento dos agentes, enquanto o deslocamento ao destino é modelado pela ponderação definida aos marcadores associados a eles, que informará a influência de cada marcador para o deslocamento do agente até o seu objetivo.

O uso de marcadores também provê uma metáfora conceitualmente clara para interagir com as multidões simuladas, sendo dirigidas pela inclusão ou remoção de marcadores no cenário. A Figura 6.1 apresenta uma imagem do protótipo¹ que implementa esta funcionalidade, desenvolvido no laboratório VHLab/PPGCC/PUCRS. Nesta figura, percebe-se que os agentes deslocam-se nas maiores concentrações de marcadores, demonstrando que um controle local pode ser obtido aumentando a quantidade de marcadores ao longo de caminhos desejados. Em contrapartida, quando marcadores são removidos, agentes imediatamente ajustam seus caminhos de acordo com a densidade de marcadores disponível, como mostra a Figura 6.2. Em ambas situações apresentadas, a solução proposta consiste em encontrar o agente mais próximo a cada marcador, utilizando-se de uma grade para reduzir o espaço de busca no cenário. Por consequência, a busca exaustiva por todos os agentes não é necessária, otimizando o custo computacional.

Com relação aos resultados apresentados nas tabelas e nos gráficos constantes do Capítulo 5 é importante ressaltar alguns aspectos:

- o custo computacional do modelo é dependente da quantidade de agentes e da densidade de marcadores μ utilizada, conforme Figura 5.5. Na figura, é possível verificar que variações da densidade de marcadores têm maior impacto no custo computacional quando o número de agentes simulados não é significativo. Se a quantidade de agentes for significativa, a tendência é que a densidade de marcadores não seja fator preponderante. Verifica-se que alternativas para otimização do processamento devem prioritariamente minimizar o impacto da densidade de marcadores no custo computacional final;
- a variação angular média da orientação de um agente está associada à densidade de marca-

¹Autoria de Rafael Araújo Rodrigues; resultados referentes a esta contribuição não foram publicados.

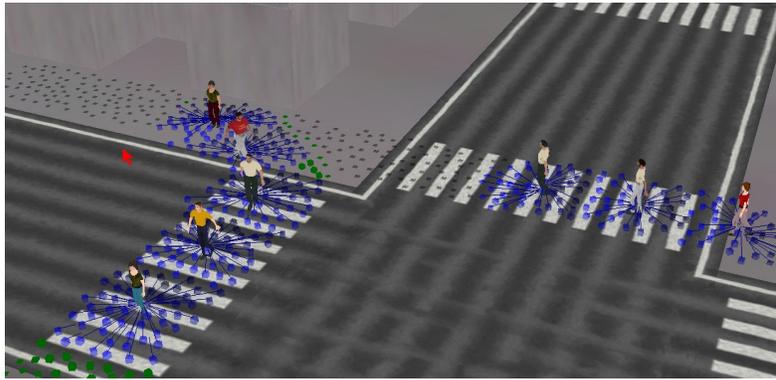


Fig. 6.1: Protótipo desenvolvido no laboratório VHLab/PPGCC/PUCRS que possibilita controlar interativamente a multidão simulada. O usuário pode “pulverizar” marcadores (pontos em verde, no cenário) na superfície. A distribuição e a densidade de marcadores direciona o deslocamento dos agentes.

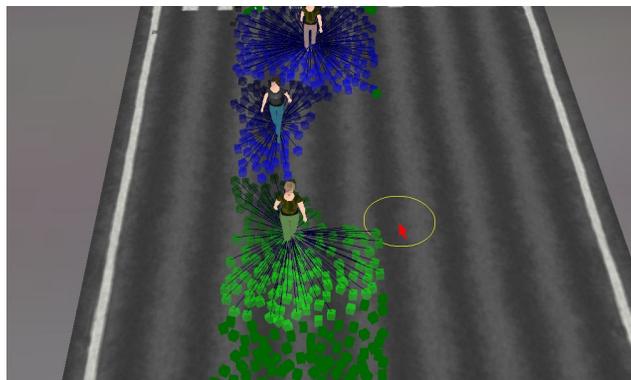


Fig. 6.2: A remoção de marcadores no cenário afeta a trajetória dos humanos virtuais (o primeiro e o segundo agente são influenciados pela nova configuração de marcadores). A circunferência em amarelo representa o cursor que permite incluir ou remover marcadores do cenário.

dores μ e ao raio R do espaço pessoal. Em simulações no cenário do corredor utilizado na Seção 5.1, a densidade populacional influenciou a variação angular média da orientação dos agentes. Portanto, conforme apresentado nas Tabelas 5.1 a 5.4, um menor raio R nessas situações apresentou menor variação. Contudo, há de se perceber que a adoção de uma baixa densidade de marcadores μ também contribui para o aumento da variação angular média da orientação, conforme verificado na Figura 5.3;

- a velocidade média de um agente, conforme apresentado nas Tabelas 5.5 e 5.6, mostrou-se dependente da densidade populacional, como era o desejado para o modelo. Nas tabelas é possível verificar que a maior redução da velocidade ocorre quando a representação finita para

o agente foi utilizada. Entretanto, a utilização do algoritmo *Convex Hull* para que a trajetória do agente seja livre de colisões mostrou-se deficitária no cenário do corredor utilizando uma baixa densidade de marcadores, conforme verificado na Tabela 5.5. No cenário utilizado, a solução adotada foi aumentar a densidade de marcadores. Em uma maior densidade de marcadores no corredor, a solução utilizando o *Convex Hull* para agentes finitos apresentou velocidades médias coerentes ao esperado para aquele cenário de simulação.

Concluindo, com relação aos objetivos propostos para a tese, é possível verificar que o modelo apresenta pouca quantidade de parâmetros a ser manipulada e baixa necessidade em alterar seus valores. Nos resultados apresentados no Capítulo 5, é possível verificar que o modelo apresenta eficiência computacional e reproduz vários comportamentos conhecidos em multidões, conforme os cenários simulados. Através da Figura 5.15, uma análise quantitativa da multidão simulada é realizada, comparando a distribuição de velocidades médias dos agentes na simulação para várias densidades populacionais com as distribuições de velocidades médias obtidas de multidões reais. Nesta figura, verifica-se que os dados obtidos por meio de simulações são consistentes com os dados medidos.

6.2 Trabalhos correlatos

É importante ressaltar que este trabalho, ainda em sua fase de realização, já suscitou duas extensões conforme apresentado a seguir.

A possibilidade de estender o modelo para que um planejador de caminhos fosse proposto foi realizado na dissertação de mestrado de Rafael Araújo Rodrigues (RODRIGUES, 2009; RODRIGUES et al., 2009). O modelo proposto por ele, denominado *Tree Paths*, calcula caminhos como se fossem nervuras de um padrão biológico. O crescimento das nervuras inicia da posição do agente e os vetores calculados a partir dos marcadores têm sua importância definida conforme o alinhamento destes com o destino do agente, em um processo semelhante à função de ponderação definida no modelo proposto (ver Equação 3.6, Seção 3.3.2). Desta forma, as nervuras se desenvolvem tendendo para o destino, gerando segmentos que representam os possíveis caminhos que podem ser selecionados pelo agente.

A dissertação de mestrado de Marcelo Paravisi (PARAVISI, 2009) tratou a prévia organização de vias de pedestres e também aperfeiçoou o tratamento de obstáculos. De modo a contemplar a prévia organização de vias, o modelo propõe uma modificação na fase de competição por marcadores e a inserção de uma nova fase de ponderação dos conquistados, anterior à ponderação definida no modelo apresentado nesta tese. Para tratar os obstáculos, Paravisi propõe modelá-los da mesma forma

que os agentes, permitindo-os competir por marcadores (ou seja, passam a ser vistos como agentes-obstáculos). Assim, é possível adotar o modelo *BioCrowds* na simulação de ambientes com diversos tipos de obstáculos: pilares, paredes e obstáculos estáticos dispostos no cenário. No caso dos pilares propõe-se a utilização de agentes-obstáculos geometricamente representados por pontos, enquanto as paredes são representadas por meio de segmentos de reta. Já o caso de obstáculos complexos como uma mesa, por exemplo, pode ser representada pela composição de vários agentes-obstáculos representados geometricamente por segmentos de reta.

6.3 Trabalhos futuros

De acordo com a Tabela 5.12, verifica-se que o modelo proposto nesta tese, conceitualmente, não apresenta o comportamento *pushing*. Segundo Helbing et al. (2000) e Pelechano et al. (2007), este comportamento só ocorre quando há o contato físico entre os agentes, propiciando que pressões sejam simuladas entre os agentes envolvidos.

Dependendo da densidade, da disponibilidade de marcadores e da importância dada ao objetivo na função ponderação dos marcadores, no modelo *BioCrowds* é possível que agentes fiquem muito próximos entre si. Para possibilitar a emergência do comportamento *pushing*, uma hipótese a ser investigada é adotar uma função f alternativa à apresentada na Equação 3.6, cuja ponderação minimize a diferença angular entre o vetor objetivo g e o vetor d calculado para cada marcador, permitindo, assim, que determinadas distâncias interpessoais sejam mantidas. Desta forma, é provável que o comportamento *pushing* seja reproduzido a partir do modelo *BioCrowds*, mesmo que este não simule pressões entre agentes próximos.

Na definição dos grupos nas multidões, neste trabalho foi utilizada uma metodologia muito simples, onde cada agente é parte de um grupo de agentes que possui um objetivo em comum. Na vida real, a organização de multidões apresenta características mais complexas, podendo ser composta de vários grupos com possíveis conflitos de objetivos, como abordado na Seção 2.1. Uma possível extensão para o modelo proposto é permitir a simulação de multidões socialmente melhor estruturadas.

Por fim, é possível explorar potencialidades da discretização do espaço por meio de marcadores. Dentre as possibilidades, vislumbra-se a adoção de marcadores em aplicações onde agentes, em ambientes virtuais tridimensionais, consideram informações advindas do terreno em suas decisões, em seus planejamentos de caminhos e na comunicação. Através dessas informações, é possível aos agentes distinguirem localizações, interpretarem a situação momentânea e considerarem estas análises no planejamento tático em uma simulação, por exemplo. Outra possibilidade é adotar a informa-

ção proveniente do terreno na função ponderação dos marcadores, de maneira que o cálculo para o deslocamento dos agentes considere o mínimo esforço em aclives e declives destas superfícies.

Referências Bibliográficas

ALONI, R.; SCHWALM, K.; LANGHANS, M.; ULLRICH, C. I. Gradual shifts in sites of free auxin-production during leaf-primordium development and their role in vascular differentiation and leaf morphogenesis in *arabidopsis*. *Planta*, Springer-Verlag, v. 216, n. 5, p. 841–853, 2003.

AURENHAMMER, F. Voronoi diagrams – a survey of a fundamental geometric data structure. *ACM Computing Surveys*, ACM Press, v. 23, n. 3, p. 345–405, 1991.

BACKUS, J. W.; BAUER, F. L.; GREEN, J.; KATZ, C.; MCCARTHY, J.; NAUR, P.; PERLIS, A. J.; RUTISHAUSER, H.; SAMELSON, K.; VAUQUOIS, B.; WEGSTEIN, J. H.; WIJNGAARDEN, A. van; WOODGER, M. Revised report on the algorithm language algol 60. *Numerische Mathematik*, Springer-Verlag, v. 4, n. 1, p. 420–453, 1963.

BAYAZIT, O. B.; LIEN, J.-M.; AMATO, N. M. Better group behaviors in complex environments using global roadmaps. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTIFICIAL LIFE, 2002, Sidney, Austrália. *Proceedings...* Cambridge, USA: MIT Press, 2002. p. 362–370.

BAYAZIT, O. B.; LIEN, J.-M.; AMATO, N. M. Roadmap-based flocking for complex environments. In: PACIFIC CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS AND APPLICATIONS, 2002, Beijing, China. *Proceedings...* Los Alamitos, USA: IEEE Computer Society, 2002. p. 104–113.

BERG, J. van den; LIN, M. C.; MANOCHA, D. Reciprocal velocity obstacles for real-time multi-agent navigation. In: IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ROBOTICS AND AUTOMATION, 2008, Pasadena, USA. *Proceedings...* Los Alamitos, USA: IEEE Computer Society, 2008. p. 1928–1935.

BERG, J. van den; PATIL, S.; SEWALL, J.; MANOCHA, D.; LIN, M. C. Interactive navigation of multiple agents in crowded environments. In: SYMPOSIUM ON INTERACTIVE 3D GRAPHICS AND GAMES, 2008, Redwood City, USA. *Proceedings...* New York: ACM Press, 2008. p. 139–147.

BLUE, V. J.; ADLER, J. L. Emergent fundamental pedestrian flows from cellular automata microsimulation. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, National Academy of Sciences, v. 1644, p. 29–36, 1998.

BON, G. L. *Psychologie des foules (1895)*. 9. ed. Paris, França: Édition Félix Alcan, 1905. 192 p.

BOUVIER, E.; COHEN, E.; NAJMAN, L. From crowd simulation to airbag deployment: particle systems, a new paradigm of simulation. *Journal of Electronic Imaging*, SPIE, v. 6, n. 1, p. 94–107, 1997. Special issue on Random Model in Imaging.

BRAUN, A.; MUSSE, S. R.; OLIVEIRA, L. P. L. de; BODMANN, B. E. J. Modeling individual behaviors in crowd simulation. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER ANIMATION AND SOCIAL AGENTS, 2003, New Brunswick, USA. *Proceedings...* Los Alamitos, USA: IEEE Computer Society, 2003. p. 143–148.

BURSTEDDE, C.; KLAUCK, K.; SCHADSCHNEIDER, A.; ZITTARTZ, J. Simulation of pedestrian dynamics using a two-dimensional cellular automaton. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Elsevier Science, v. 295, n. 3-4, p. 507–525, 2001.

CAMPBELL, D. T. Common fate, similarity, and other indices of the status of aggregates of persons as social entities. *Behavioral Science*, Springer-Verlag, v. 3, p. 14–25, 1958.

CHAMPAGNE, J.; TANG, W. Real-time simulation of crowds using voronoi diagrams. In: THEORY AND PRACTICE OF COMPUTER GRAPHICS, 2005, Birmingham, UK. *Proceedings...* Los Alamitos, USA: IEEE Computer Society, 2005. p. 195–201.

COOK, R. L. Stochastic sampling in computer graphics. *ACM Transactions on Graphics*, ACM Press, v. 5, n. 1, p. 51–72, 1986.

COOLEY, C. H. *Social organization: a study of the larger mind*. Piscataway, USA: Transaction Publishers, 1983. 457 p.

DEPARTMENT OF NATIONAL HERITAGE. *Guide to safety at sports grounds (The green guide)*. 4. ed. London, UK, 1997.

DUNBAR, D.; HUMPHREYS, G. A spatial data structure for fast poisson-disk sample generation. *ACM Transactions on Graphics*, ACM Press, v. 25, n. 3, p. 503–508, 2006.

EDNEY, J. J.; GRUNDMANN, M. J. Friendship, group size, and boundary size: small group spaces. *Small Group Research*, SAGE Publications, v. 10, p. 124–135, 1979.

FRUIN, J. J. Designing for pedestrians: a level of service concept. *Highway Research Record*, Highway Research Board, n. 355, p. 1–15, 1971.

FRUIN, J. J. *Pedestrian and planning design*. Alabama, USA: Elevator World, Inc., 1971.

GOLDENSTEIN, S.; KARAVELAS, M.; METAXAS, D.; GUIBAS, L.; AARON, E.; GOSWAMI, A. Scalable nonlinear dynamical systems for agent steering and crowd simulation. *Computers & Graphics*, Elsevier Science, v. 25, n. 6, p. 983–998, 2001.

GOLDENSTEIN, S.; LARGE, E.; METAXAS, D. Non-linear dynamical system approach to behavior modeling. *The Visual Computer*, Springer-Verlag, v. 15, n. 7, p. 349–364, 1999.

GOTTLIEB, M. E. Angiogenesis and vascular networks: complex anatomies from deterministic non-linear physiologies. In: GROWTH PATTERNS IN PHYSICAL SCIENCES AND BIOLOGY, 1993. *Proceedings...* New York, USA: Plenum Press, 1993. p. 267–276.

HALL, E. T. *The Hidden dimension*. Garden City, USA: Doubleday, 1966. 240 p.

HEALTH AND SAFETY EXECUTIVE. *Guide to health, safety and welfare at pop concerts and similar events (The purple guide)*. 1. ed. London, UK, 1993.

HELBING, D.; FARKAS, I.; VICSEK, T. Simulating dynamical features of escape panic. *Nature*, Macmillan Publishers Ltd., v. 407, n. 6803, p. 487–490, 2000.

HELBING, D.; JOHANSSON, A.; AL-ABIDEEN, H. Z. The dynamics of crowd disasters: an empirical study. *Physical Review E*, American Physical Society, v. 75, p. 046109/1–046109/7, 2007.

HELBING, D.; MOLNÁR, P. Social force model for pedestrian dynamics. *Physical Review E*, American Physical Society, v. 51, n. 5, p. 4282–4286, 1995.

HELBING, D.; MOLNÁR, P. Self-organization phenomena in pedestrian crowds. In: SELF-ORGANIZATION OF COMPLEX STRUCTURES: FROM INDIVIDUAL TO COLLECTIVE DYNAMICS, 1995, Berlin, Alemanha. *Proceedings...* London, UK: Gordon and Breach, 1997. p. 569–577.

HENDERSON, L. F. The statistics of crowd fluids. *Nature*, Macmillan Publishers Ltd., v. 229, n. 5284, p. 381–383, 1971.

HENDERSON, L. F. On the fluid mechanic of human crowd motions. *Transportation Research*, v. 8, n. 6, p. 509–515, 1974.

HENDERSON, L. F.; LYONS, D. J. Sexual differences in human crowd motion. *Nature*, Macmillan Publishers Ltd., v. 240, n. 5380, p. 353–355, 1972.

HICKEY, L. Anatomy of the dicotyledons. In: _____. 2nd. ed. Oxford, UK: Clarendon Press, 1979. v. 1, cap. A revised classification of the architecture of dicotyledonous leaves, p. 25–39.

JUDD, W. S.; CAMPBELL, C. S.; KELLOGG, E. A.; STEVENS, P. F. *Plant systematics: a phylogenetic approach*. Sunderland, USA: Sinauer Associates, 1999. 565 p.

KIRKPATRICK, S.; GELATT, C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by simulated annealing. *Science*, American Association for the Advancement of Science, v. 220, n. 4598, p. 671–680, 1983.

KNOWLES, E. S.; BASSETT, R. L. Groups and crowds as social entities: Effects of activity, size, and member similarity on nonmembers. *Journal of Personality and Social Psychology*, American Psychological Association, v. 34, n. 5, p. 837–845, 1976.

LAVALLE, S. M. *Planning algorithms*. New York, USA: Cambridge University Press, 2006. Disponível em <http://msl.cs.uiuc.edu/planning/>.

LAWSON, B. *Language of space*. Oxford, UK: Architectural Press, 2001. 272 p.

LIMA, D. S. de; BRAUN, H.; MUSSE, S. R. VHuP: a tool to visualize virtual humans. In: WORKSHOP OF UNDERGRADUATE WORKS, 2008, Campo Grande, Brasil. *Proceedings of Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing (Sibgrapi)*. Porto Alegre, Brasil: SBC/Sibgrapi, 2008. p. 1–4, CDROM.

LOSCOS, C.; MARCHAL, D.; MEYER, A. Intuitive crowd behavior in dense urban environments using local laws. In: THEORY AND PRACTICE OF COMPUTER GRAPHICS, 2003, Birmingham, UK. *Proceedings...* Los Alamitos, USA: IEEE Computer Society, 2003. p. 122–129.

MAY, A. D. *Traffic flow fundamental*. New Jersey, USA: Prentice Hall, 1990. 464 p.

MCDAVID, J. W.; HARARI, H. *Psicologia e Comportamento Social*. Rio de Janeiro, Brasil: Interciência, 1980. 446 p.

MCPHAIL, C. *The Myth of the Madding Crowd*. New York, USA: Walter de Gruyter, 1991. 265 p.

MITCHELL, D. P. Generating antialiased images at low sampling densities. In: ANNUAL CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS AND INTERACTIVE TECHNIQUES (SIGGRAPH), 1987, Anaheim, CA, USA. *Proceedings...* New York, USA: ACM Press, 1987. p. 65–72.

- MORINI, F.; YERSIN, B.; MAÏM, J.; THALMANN, D. Real-time scalable motion planning for crowds. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CYBERWORLDS, 2007, Hannover, Alemanha. *Proceedings...* Los Alamitos, USA: IEEE Computer Society, 2007. p. 144–151.
- MUSSE, S. R. *Human Crowd Modelling with Various Levels of Behaviour Control*. 164 p. Tese (Doutorado) — Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne (EPFL), Lausanne, Suíça, 2000.
- MUSSE, S. R.; THALMANN, D. Hierarchical model for real time simulation of virtual human crowds. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, IEEE Computer Society, Los Alamitos, USA, v. 7, n. 2, p. 152–164, 2001.
- O’ROURKE, J. *Computational Geometry in C (Second Edition)*. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 1998.
- PARAVISI, M. *Comportamentos Auto-organizados de Multidões*. Dissertação (Mestrado) — Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul (PUCRS), Porto Alegre, Brasil, Março 2009.
- PELECHANO, N.; ALLBECK, J. M.; BADLER, N. I. Controlling individual agents in high-density crowd simulation. In: ACM SIGGRAPH/EUROGRAPHICS SYMPOSIUM ON COMPUTER ANIMATION (SCA), 2007, São Diego, USA. *Proceedings...* New York, USA: ACM Press, 2007. p. 99–108.
- PETTRÉ, J.; LAUMOND, J.-P.; THALMANN, D. A navigation graph for real-time crowd animation on multilayered and uneven terrain. In: INTERNATIONAL WORKSHOP ON CROWD SIMULATION (V-CROWDS), 2005, Lausanne, Suíça. *Proceedings...* Lausanne, Suíça: VRLab, EPFL, 2005.
- REEVES, W. T. Particle systems—a technique for modeling a class of fuzzy objects. *ACM Transactions on Graphics*, ACM Press, New York, USA, v. 2, n. 2, p. 91–108, 1983.
- REYNOLDS, C. Big fast crowds on ps3. In: ACM SIGGRAPH SYMPOSIUM ON VIDEOGAMES, 2006, Boston, USA. *Proceedings...* New York, USA: ACM Press, 2006. p. 113–121.
- REYNOLDS, C. W. Flocks, herds and schools: a distributed behavioral model. In: ANNUAL CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS AND INTERACTIVE TECHNIQUES (SIGGRAPH), 1987, Anaheim, CA, USA. *Proceedings...* New York, USA: ACM Press, 1987. p. 25–34.
- REYNOLDS, C. W. Steering behaviors for autonomous characters. In: GAME DEVELOPERS CONFERENCE, 1999, São José, USA. *Proceedings...* São Francisco, USA: Miller Freeman Game Group, 1999. p. 763–782.

ROCKAFELLAR, R. T. *Convex Analysis (Princeton Landmarks in Mathematics and Physics)*. Princeton, USA: Princeton University Press, 1996. 469 p.

RODRIGUES, R. A. *Controle de comportamentos de grupos de personagens virtuais*. Dissertação (Mestrado) — Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul (PUCRS), Porto Alegre, Brasil, Março 2009.

RODRIGUES, R. A.; BICHO, A. de L.; PARAVISI, M.; JUNG, C. R.; MAGALHÃES, L. P.; MUSSE, S. R. Tree paths: a new model for steering behaviors. *Lecture Notes in Computer Science*, Springer-Verlag, v. 5773, p. 358–371, 2009.

RUNIONS, A.; FUHRER, M.; LANE, B.; FEDERL, P.; ROLLAND-LAGAN, A.-G.; PRUSINKIEWICZ, P. Modeling and visualization of leaf venation patterns. *ACM Transactions on Graphics*, ACM Press, New York, USA, v. 24, n. 3, p. 702–711, 2005.

RUNIONS, A.; LANE, B.; PRUSINKIEWICZ, P. Modeling trees with a space colonization algorithm. In: EUROGRAPHICS WORKSHOP ON NATURAL PHENOMENA, 2007, Praga, República Checa. *Proceedings...* Aire-la-Ville, Suíça: Eurographics Association, 2007. p. 63–70.

SACHS, T. Polarity and the induction of organized vascular tissues. *Annals of Botany*, Oxford University Press, v. 33, n. 2, p. 263–275, 1969.

SACHS, T. The control of the patterned differentiation of vascular tissues. *Advances in botanical research*, Academic Press, London, UK, v. 6, p. 152–262, 1981.

SARKAR, S. Evaluation of safety for pedestrians at macro and microlevels in urban areas. *Transportation Research Record*, v. 1502, p. 105–118, 1995.

SHAO, W.; TERZOPOULOS, D. Autonomous pedestrians. In: ACM SIG-GRAPH/EUROGRAPHICS SYMPOSIUM ON COMPUTER ANIMATION (SCA), 2005, Los Angeles, USA. *Proceedings...* New York, USA: ACM Press, 2005. p. 19–28.

SHAO, W.; TERZOPOULOS, D. Autonomous pedestrians. *Graphical Models*, Elsevier Science, v. 69, n. 5–6, p. 246–274, 2007.

SIEBURTH, L. E. Auxin is required for leaf vein pattern in arabidopsis. *Plant Physiol*, American Society of Plant Physiologists, v. 121, p. 1179–1190, 1999.

STILL, G. K. *Crowd Dynamics*. Tese (Doutorado) — University of Warwick, Coventry, UK, 2000.

SUD, A.; ANDERSEN, E.; CURTIS, S.; LIN, M.; MANOCHA, D. Real-time path planning for virtual agents in dynamic environments. In: IEEE VIRTUAL REALITY, 2007, Charlotte, USA. *Proceedings...* Los Alamitos, USA: IEEE Computer Society, 2007. p. 91–98.

SUNG, M.; GLEICHER, M.; CHENNEY, S. Scalable behaviors for crowd simulation. *Computer Graphics Forum*, Blackwell Publishing, v. 23, n. 3, p. 519–528, 2004.

THALMANN, D.; MUSSE, S. R. *Crowd Simulation*. London, UK: Springer-Verlag, 2007. 242 p.

TREUILLE, A.; COOPER, S.; POPOVIĆ, Z. Continuum crowds. *ACM Transactions on Graphics*, ACM Press, New York, USA, v. 25, n. 3, p. 1160–1168, 2006.

TU, X. *Artificial Animals for Computer Animation: Biomechanics, Locomotion, Perception, and Behavior*. Secaucus, USA: Springer-Verlag, 2000. 172 p.

TU, X.; TERZOPOULOS, D. Artificial fishes: physics, locomotion, perception, behavior. In: ANNUAL CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS AND INTERACTIVE TECHNIQUES (SIGGRAPH), 1994, Orlando, USA. *Proceedings...* New York, USA: ACM Press, 1994. p. 43–50.

ULICNY, B.; CIECHOMSKI, P. de H.; MUSSE, S. R.; THALMANN, D. Course on populating virtual environments with crowds. In: _____. Viena, Áustria: Eurographics, 2006. cap. State-of-the-Art: Real-time Crowd Simulation, p. 95.

ULICNY, B.; THALMANN, D. Crowd simulation for interactive virtual environments and VR training systems. In: EUROGRAPHICS WORKSHOP ON COMPUTER ANIMATION AND SIMULATION, 2001, Manchester, UK. *Proceedings...* Heidelberg, Alemanha: Springer-Verlag, 2001. p. 163–170.

WOLFRAM, S. Statistical mechanics of cellular automata. *Reviews of Modern Physics*, American Physical Society, v. 55, n. 3, p. 601–644, 1983.

YEH, H.; CURTIS, S.; PATIL, S.; BERG, J. van den; MANOCHA, D.; LIN, M. C. Composite agents. In: ACM SIGGRAPH/EUROGRAPHICS SYMPOSIUM ON COMPUTER ANIMATION (SCA), 2005, Los Angeles, USA. *Proceedings...* New York, USA: ACM Press, 2008.

Apêndice A

A EBNF da linguagem de descrição dos cenários de simulação

A EBNF (*Extended Backus Normal Form*) (BACKUS et al., 1963) consiste de sentenças que definem a maneira em que a linguagem deve ser escrita. Ela é chamada de metalinguagem e usa caracteres diferentes daqueles que são usados na linguagem por ela descrita.

Na EBNF, os símbolos não-terminais (isto é, os símbolos da meta-linguagem) são definidos por palavras sem a utilização de ' ' ou " ", representando estágios intermediários no processo de descrição da linguagem. O sinal = significa: “é substituído por”. Por exemplo, a sentença: `digit_0 = 0 ;` é lida: “o meta-símbolo `digit_0` é substituído por `0`”. O símbolo | também é usado na EBNF, indicando alternativa (operador lógico “ou”). Assim, para representar um dígito qualquer, tem-se `dígito = "0" | "1" | "2" | "3" | "4" | "5" | "6" | "7" | "8" | "9";`.

Para facilitar a definição da linguagem que descreve os cenários de simulação, na Tabela A.1 são apresentados os símbolos da meta-linguagem adotados em uma EBNF e seus respectivos significados.

A linguagem que descreve os cenários de simulação é assim descrita (para analisar a linguagem, é conveniente começar pelo meta-símbolo `def_simulação`):

```
alfanumericas      = "A" , { " " }- , ( "W" | "HW" | número_real_pos ) ,
                   { " " }- , ( "H" | "HH" | número_real_pos ) ;
binário            = "0" | "1" ;
colunas            = número_int_pos ;
def_agentes        = raio_corpo , esp , raio_proxêmica , esp , max_veloc , esp , perc_veloc , esp ,
                   def_tipo_agente , esp , def_pond_inerte , esp , def_convex_hull , esp ,
                   def_filtro_ori , esp , max_tempo_inerte , esp , tot_agentes , esp , tot_grupos ,
                   esp , tot_pontos_grupo , esp , XY_pontos_caminho , esp , def_cor_grupos ;
def_cenário        = tot_simulações , esp , fps , esp , dims_simulação , esp , def_marcadores , esp ,
```

Símbolo	Operador	Significado
Palavras sem aspas		Símbolo não-terminal
" ... "		Símbolo terminal
' ... '		Símbolo terminal
(...)		Parênteses
[...]		Símbolos opcionais
{ ... }		Símbolos repetidos zero ou mais vezes
{ ... }-		Símbolos repetidos uma ou mais vezes
=	infixado	Definindo símbolo
;	posfixado	Terminador de regra
	infixado	Alternativa
,	infixado	Concatenação
-	infixado	Exceto
*	infixado	Ocorrências de
(* ... *)		Comentário
? ... ?		Sequência especial

Tab. A.1: *Extended BNF*.

```

def_mapa , esp , def_agentes ;
def_convex_hull = seleção ;
def_cor_grupos = "$" , { rgb }- ;
def_filtro_ori = seleção ;
def_logs = log_densidade , esp , log_velocidade , esp , log_orientação , esp , log_colisão ;
def_mapa = le_mapa , esp , sub_áreas , esp , mapa , esp , tot_linhas_desc ;
def_marcadores = tipo_dist_marcs , esp , dist_min_marc , esp , perc_ruído_dist ;
def_pond_inerte = seleção ;
def_simulação = def_visualização , esp , def_tiff , esp , def_xml , esp , def_logs , esp ,
def_cenário ;
def_tiff = seleção ;
def_tipo_agente = seleção ;
def_visualização = des_chão , esp , des_marcadores , esp , des_vet_marcador , esp , des_proxêmica ,
esp , des_cor , esp , des_convex_hull , esp , des_orientação ;
def_xml = seleção ;
des_chão = seleção ;
des_convex_hull = seleção ;
des_cor = seleção ;
des_marcadores = seleção ;
des_orientação = seleção ;
des_proxêmica = seleção ;
des_vet_marcador = seleção ;
dígito = "0" | "1" | "2" | "3" | "4" | "5" | "6" | "7" | "8" | "9" ;
dígito_sem_0 = "1" | "2" | "3" | "4" | "5" | "6" | "7" | "8" | "9" ;
dims_simulação = "$" , colunas , "," , linhas ;
dist_min_marc = "$" , número_real_pos ;
esp = ? sequência de caracteres , exceto $ ? ;
fps = "$" , número_int_pos ;
le_mapa = seleção ;
linha = { dígito , "," }- ;

```

```

linhas                = número_int_pos ;
log_colisão           = seleção ;
log_densidade         = seleção ;
log_orientação        = seleção ;
log_velocidade        = seleção ;
mapa                  = { linha }- ;
max_veloc              = "$" , número_real_pos_0 ;
max_tempo_inerte      = "$" , número_real_pos_0 ;
normal                 = 1 | ( 0 , "." , número_int_pos_0 ) ;
nro_pontos_caminho    = ( "2" | "3" | "4" | "5" | "6" | "7" | "8" | "9" ) , { dígito } ;
numericas              = "N" , { " " }- , número_real_pos , { " " }- , número_real_pos ;
número_int_pos        = dígito_sem_0 , { dígito } ;
número_int_pos_0      = { dígito }- ;
número_real_pos       = número_int_pos_0 | ( número_int_pos_0 , "." ) | ( "." , número_int_pos_0 ) |
( número_int_pos_0 , "." , número_int_pos_0 ) ;
perc_filtro_ori        = "$" , número_real_pos_0 ;
perc_ruído_dist        = "$" , número_real_pos_0 ;
perc_veloc             = "$" , número_real_pos_0 ;
raio_corpo            = "$" , número_real_pos ;
raio_proxêmica        = "$" , número_real_pos ;
rgb                   = normal , { " " }- , normal , { " " }- , normal ;
seleção                = "$" , binário ;
sub_áreas              = "$" , tot_sub_áreas ;
tipos_coordenadas     = alfanumericas | numericas ;
tipo_dist_marcs        = seleção ;
tot_agentes            = "$" , número_int_pos ;
tot_grupos             = "$" , número_int_pos ;
tot_linhas_desc        = "$" , número_int_pos_0 ;
tot_pontos_grupo       = "$" , { nro_pontos_caminho , ESP }- ;
tot_simulações         = "$" , número_int_pos ;
tot_sub_áreas          = dígito_sem_0 ;
XY_pontos_caminho     = "$" , { ( 2 * tipos_coordenadas ) , esp }- ;

```

Apêndice B

Verificação formal da trajetória livre de colisões para agentes de tamanho infinitesimal

Antes de apresentar a demonstração matemática de que o método proposto é livre de colisões para agentes de tamanho infinitesimal, faz-se necessário introduzir as propriedades dos diagramas de Voronoi e dos conjuntos convexos utilizados na demonstração. Dado um conjunto de agentes com suas respectivas posições, a divisão do espaço em regiões de marcadores que estão mais próximos a um agente do que a qualquer outro é exatamente o cálculo do diagrama de Voronoi de um conjunto de pontos que são as posições dos agentes (AURENHAMMER, 1991). Em cada sítio de Voronoi, a região associada a cada agente é um polígono convexo (AURENHAMMER, 1991). Portanto, um polígono convexo é um tipo especial de conjunto convexo, que pode ser definido como segue (ROCKAFELLAR, 1996):

Definição 1 Se C é um conjunto convexo de um espaço euclidiano, para qualquer conjunto de pontos $\{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n\} \subseteq C$ e qualquer $w_1, \dots, w_n \in \mathbb{R}^+$, tal que

$$w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1, \quad 0 \leq w_i \leq 1, \quad \text{então } \sum_{i=1}^n w_i \mathbf{x}_i \text{ também está em } C.$$

Se a origem pertence ao conjunto C , o seguinte Lema é trivial:

Lema 1 Dado C ser um conjunto convexo de um espaço euclidiano que contém a origem, e dado $\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n$ serem n pontos em C . Se qualquer $w_1, \dots, w_n \in \mathbb{R}^+$, tal que

$w_1 + w_2 + \dots + w_n \leq 1$, $0 \leq w_i \leq 1$, então $\sum_{i=1}^n w_i \mathbf{x}_i$ também está em C .

A prova é imediata. Considere o conjunto C , os pesos w_i , os pontos \mathbf{x}_i e $\{i \in \mathbb{N} \mid 1 \leq i \leq n\}$, de acordo com o Lema 1. Claramente:

•Se $n = 1$, dado $\mathbf{x}_n = \mathbf{0}$, então $\sum_{i=1}^n w_i \mathbf{x}_i$ está em C , segundo o Lema 1.

•Se $n > 1$, dado $\mathbf{x}_{n+1} = \mathbf{0}$ e sabe-se que $w_{n+1} = 1 - (w_1 + w_2 + \dots + w_n)$, pois $w_1 + w_2 + \dots + w_{n+1} = 1$. De acordo com a Definição 1, $\sum_{i=1}^{n+1} w_i \mathbf{x}_i$ deve estar em C . Visto que $\mathbf{x}_{n+1} = \mathbf{0}$, então $\sum_{i=1}^n w_i \mathbf{x}_i$ também está em C , completando a prova do Lema.

Além disso, o conjunto S' , definido na Equação (3.3), contém um subconjunto dos pontos do polígono convexo de Voronoi associado ao agente i , transladado para a origem do espaço euclidiano. O vetor de movimento instantâneo \mathbf{v} , dado pela Equação (3.7), pode ser \mathbf{m} (se $s_{\max} > \|\mathbf{m}\|$) ou $s_{\max} \frac{\mathbf{m}}{\|\mathbf{m}\|}$ (se $s_{\max} \leq \|\mathbf{m}\|$). No primeiro caso, \mathbf{m} é calculado através da média ponderada dos vetores $\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_N \in S'$, satisfazendo as condições na Definição 1. No segundo caso, como $\frac{s_{\max}}{\|\mathbf{m}\|} \leq 1$, segue-se que $\mathbf{v} = s_{\max} \frac{\mathbf{m}}{\|\mathbf{m}\|}$ é um ponto no segmento de linha conectando a origem e o \mathbf{m} , satisfazendo a condição do Lema 1 (visto que $s_{\max} \leq \|\mathbf{m}\|$, então o somatório $w_1 + w_2 + \dots + w_{n+1}$ pode ser menor que 1). Portanto, em ambos os casos, \mathbf{v} deve pertencer ao polígono convexo de Voronoi associado ao agente i , transladado para a origem do espaço euclidiano. Finalmente, como o diagrama de Voronoi provê uma partição do espaço (ou seja, uma família de subconjuntos disjuntos), a trajetória de cada agente é garantida ser livre de colisões.

Como a área de percepção (o espaço pessoal) de cada agente é convexa (uma região circular), a intersecção do polígono de Voronoi de um agente e a sua área de percepção também é convexa. Como tal, a discussão anterior ainda se aplica se o espaço pessoal de um agente é considerado ao invés de simplesmente seu polígono de Voronoi. Especificamente, o vetor de movimento instantâneo \mathbf{v} deve pertencer ao espaço pessoal do agente.

Apêndice C

Relação entre a área de percepção e o vetor de movimento

Nesta seção é apresentada a relação entre o raio R da área de percepção e o valor esperado para o módulo do vetor de movimento $\|\mathbf{m}\|$ dado pela Equação (3.4).

Dado um agente com vetor objetivo $\mathbf{g} = (1, 0)$ (sem perda de generalidade, foi definido um vetor unitário na direção x) e uma área de percepção circular com raio R . Assumindo que os marcadores estão distribuídos de maneira contínua ao redor do agente de acordo com uma distribuição uniforme, o valor esperado para o vetor de movimento \mathbf{m} é

$$E[\mathbf{m}] = \frac{\int_{\Omega} \frac{1}{1 + \|\mathbf{x}\|} \left(1 + \frac{\langle \mathbf{g}, \mathbf{x} \rangle}{\|\mathbf{x}\|}\right) \mathbf{x} d\mathbf{x}}{\int_{\Omega} \frac{1}{1 + \|\mathbf{x}\|} \left(1 + \frac{\langle \mathbf{g}, \mathbf{x} \rangle}{\|\mathbf{x}\|}\right) d\mathbf{x}}, \quad (\text{C.1})$$

onde Ω é a área de percepção circular do agente. Usando coordenadas polares (r, θ) , o componente x de $E[\mathbf{m}]$ é dado por

$$\begin{aligned} E[\mathbf{m}_x] &= \frac{\int_{r=0}^R \int_{\theta=0}^{2\pi} \frac{1}{1+r} (1 + \cos \theta) r^2 \cos \theta d\theta dr}{\int_{r=0}^R \int_{\theta=0}^{2\pi} \frac{1}{1+r} (1 + \cos \theta) r d\theta dr} \\ &= \frac{1}{4} \frac{R^2 - 2R + 2 \ln(1+R)}{R - \ln(1+R)}, \end{aligned} \quad (\text{C.2})$$

e o componente y é dado por

$$E[\mathbf{m}_y] = \frac{\int_{r=0}^R \int_{\theta=0}^{2\pi} \frac{1}{1+r} (1 + \cos \theta) r^2 \sin \theta d\theta dr}{\int_{r=0}^R \int_{\theta=0}^{2\pi} \frac{1}{1+r} (1 + \cos \theta) r d\theta dr} = 0. \quad (\text{C.3})$$

Portanto, como esperado, \mathbf{m} aponta na direção do vetor objetivo \mathbf{g} . Além disso, seu módulo $\|\mathbf{m}\|$ é dado por $\frac{1}{4} \frac{R^2 - 2R + 2 \ln(1+R)}{R - \ln(1+R)}$. Para assegurar que o raio R da área de percepção é suficientemente grande para permitir que um agente se desloque s_{\max} a cada iteração da simulação, deve-se escolher R e s_{\max} tal que a condição $s_{\max} < \frac{1}{4} \frac{R^2 - 2R + 2 \ln(1+R)}{R - \ln(1+R)}$ seja satisfeita. Deve-se também notar que os valores para s_{\max} e R definidos no Capítulo 5 satisfazem essa relação.