

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE INFORMÁTICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**

**COMPORTAMENTOS AUTO-ORGANIZADOS
DE MULTIDÕES**

MARCELO PARAVISI

**Dissertação apresentada como requisito
parcial à obtenção do grau de mestre
em Ciência da Computação na Pontifícia
Universidade Católica do Rio Grande do
Sul**

Orientadora: Profa. Dra. Soraia Raupp Musse

**Porto Alegre
2011**

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

P224c Paravisi, Marcelo
Comportamentos auto-organizados de multidões / Marcelo Paravisi. – Porto Alegre, 2011.
98 p.

Diss. (Mestrado) – Fac. de Informática, PUCRS.
Orientador: Prof. Dr^a. Soraia Raupp Musse

1. Informática. 2. Computação Gráfica. 3. Simulação e Modelagem em Computadores. I. Musse, Soraia Raupp.
II. Título.

CDD 006.6

**Ficha Catalográfica elaborada pelo
Setor de Tratamento da Informação da BC-PUCRS**



TERMO DE APRESENTAÇÃO DE DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

Dissertação intitulada "**Comportamentos Auto-Organizados de Multidões**", apresentada por Marcelo Paravisi, como parte dos requisitos para obtenção do grau de Mestre em Ciência da Computação, Sistemas Interativos de Visualização, aprovada em 27/03/09 pela Comissão Examinadora:

Prof. Dra. Soraia Raupp Musse -
Orientador(a)

PPGCC/PUCRS

Prof. Dr. Osmar Norberto de Souza -

PPGCC/PUCRS

Prof. Dr. Bruno Feijó -

PUCRJ

Homologada em 02/08/2011, conforme Ata No. 14/11... pela Comissão Coordenadora.

Prof. Dr. Fernando Gehm Moraes
Coordenador.

PUCRS

Campus Central

Av. Ipiranga, 6681 - P32 - sala 507 - CEP: 90619-900

Fone: (51) 3320-3611 - Fax (51) 3320-3621

E-mail: ppgcc@pucrs.br

www.pucrs.br/facin/pos

AGRADECIMENTOS

Agradeço a meus pais, pelo apoio e paciência durante esse período da minha vida. Vocês me auxiliaram muito para que eu pudesse terminar essa etapa. À minha irmã que, por meios tortuosos, ajudou a me conhecer melhor.

À Bruna, meu amor, que sempre esteve a meu lado até mesmo nos momentos mais tempestuosos. Agradeço por tentar me ajudar a obter o melhor de mim, e por entender os momentos que tive que me ausentar. Nunca esquecerei do apoio dado para que eu não desistisse das tarefas mais árduas. Obrigado, por lembrar, a todo instante, aonde as vírgulas devem ser colocadas.

Aos amigos que conquistei durante do mestrado: Rafael, Diogo e Henry. Pelos momentos de conversa durante o cafezinho no bar e pela jogatina regada a cerveja.

Ao Professor Bicho, pelas discussões sobre as muitas idéias que tive no decorrer do mestrado. Ao colega de pesquisa Adriano, por mostrar o valor de trabalhar arduamente e de maneira discreta.

Obrigado à professora Soraia, pela extensa paciência comigo ao me orientar. Por tentar me ouvir e entender, mesmo quando eu discordei das abordagens de alguns modelos do grupo de pesquisa. Por ter mostrado extremo espírito de grupo ao defender eu e o Rafael de alguns problemas burocráticos. Pelo empenho em fazer com que este trabalho fosse documentado.

COMPORTAMENTOS AUTO-ORGANIZADOS DE MULTIDÕES

RESUMO

Vários modelos de simulação de multidões foram propostos, muitos atingiram bom nível de realismo, mas, em nenhum deles, os agentes virtuais conseguem obter o comportamento complexo das pessoas reais. Por isso, o presente trabalho apresenta: (i) uma proposta para controlar localmente os agentes do modelo *Continuum Crowds* [TRE06] a partir de dados de vídeos reais; (ii) uma adaptação do modelo *BioCrowds* [ROD07], para que os agentes virtuais apresentem trajetórias mais suaves ao desviarem de outros agentes; (iii) uma solução para modelar, no *BioCrowds*, obstáculos de qualquer tamanho e forma.

As adaptações realizadas no modelo *Continuum Crowds* culminaram na produção do artigo *Continuum Crowds with Local Control* [PAR08]. Esse novo modelo permitiu que os agentes virtuais passassem a comportar-se de maneira similar à observada nas pessoas dos vídeos reais, além de permitir que ambientes detalhados fossem automaticamente configurados no modelo *Continuum Crowds*.

O modelo de simulação de multidões *BioCrowds* utiliza competição por espaço para movimentar os seus agentes. Contudo, as trajetórias dos agentes ao desviarem de colisões era pouco realista, pois os agentes demoravam muito para iniciar a desviar de uma colisão, necessitando de mudanças bruscas na direção do movimento. Considerando que os agentes do modelo *Continuum Crowds* desviam de colisões de forma gradual e antecipada (com pequenas variações angulares), a solução utilizada nesse modelo inspirou a alteração do modelo *BioCrowds*, a qual é apresentada na presente dissertação.

Além disso, o modelo *BioCrowds* em sua forma original não pode simular ambientes com obstáculos pequenos, ficando restrito à simulação de ambientes abertos. Por isso, essa dissertação propõe uma solução para modelar obstáculos no *BioCrowds*, utilizando a teoria da competição por espaço. Tal solução permite que sejam simulados ambientes compostos de obstáculos de vários tamanhos e formas.

Palavras-chave: computação gráfica. simulação. multidão. agentes. comportamentos.

SELF-ORGANIZED BEHAVIORS OF CROWDS

ABSTRACT

Several crowd simulation models have been proposed. Many have reached a good level of realism, but in none the virtual agents have the complex behavior of real people. Therefore, this dissertation presents: (i) a proposal to locally control the agents of the Continuum Crowds model [TRE06] from videos of real data, (ii) an adaptation of the *BioCrowds* [ROD07] model, so that virtual agents have paths to deviate from other agents, (iii) a solution for modeling obstacles of any size and shape in BioCrowds.

The modifications made in the Continuum Crowds model culminated in the production of the article Continuum Crowds with Local Control [PAR08]. This new model enabled virtual agents to behave in a similar way to those observed in real videos. Also, the new model enables the automatic configuration of detailed environments in the Continuum Crowds model.

The crowd simulation model named BioCrowds uses the competition for space to move agents without collisions. However, the agents' trajectories, when avoiding collisions, was not realistic, because the agents started to shift away from a collision too late, which caused the need for sudden changes in the direction of movement. On the other hand, the agents of the Continuum Crowds model start early and gradually to deviate from collisions (with small angular variations). The solution used in this model inspired a change on the BioCrowds model, which is presented in this dissertation.

Moreover, the BioCrowds model in its original form cannot simulate environments with small obstacles, being restricted to simulate open environments. Therefore, this dissertation proposes a solution for modeling obstacles in BioCrowds model, using the theory of competition for space. This solution allows the simulation of environments composed of obstacles of various sizes and shapes.

Keywords: computer graphics. simulation. crowd. agents. behavior.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1	Comportamento emergente de bando dos elementos voadores conhecidos por <i>boids</i> . Imagem retirada de <i>Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model</i> [REY87].	30
Figura 2.2	Simulação de multidão com agentes representados por setas. As claras tem como objetivo ir para o lado esquerdo e as escuras ir para o lado direito. Observa-se a formação de três vias de movimentação, provocadas devido a interação de fluxos contrários de movimento. Imagem retirada de <i>Self-Organization Phenomena in Pedestrian Crowds</i> (Dirk Helbing [HEL97]).	31
Figura 2.3	Simulação de multidão com agentes representados por setas num ambiente separado por uma parede com uma porta. Observa-se o fenômeno de troca oscilatória de sentido de fluxo em passagens estreitas do modelo de Dirk Helbing [HEL97] em dois instantes de tempo. Na imagem superior o grupo escuro utiliza a porta. Posteriormente, na imagem inferior, o grupo claro utiliza a porta.	31
Figura 2.4	Cruzamento de quatro grupos de agentes simulados com o modelo de Dirk Helbing [HEL97]. Observa-se o surgimento de um vórtice, ou seja, movimento circular dos agentes na região de encontro, além de formar-se espaço vazio em forma de círculo.	32
Figura 2.5	Simulação de dois grupos de agentes guiados pelo modelo de simulação de Dirk Helbing [HEL97]. Os agentes são apresentados por suas trajetórias, sendo que os agentes com trajetórias na cor cinza claro estão movendo da direita para esquerda. Enquanto que os agentes com trajetórias na cor cinza escuro estão movendo-se da esquerda para direita. O ambiente simulado possui duas portas. Observa-se o que cada porta fica ocupada com o mesmo fluxo por longos períodos tempo, ou seja, cada porta é usada por um dos grupos. Assim, obtém-se maior velocidade de escoamento dos agentes.	33
Figura 2.6	Estrutura hierarquica do modelo de Musse e Thalmann [MUS01].	34
Figura 2.7	Processo de funcionamento do modelo proposto em Ulicny et al. [ULI04].	34
Figura 2.8	Exemplo de operador de criação aleatória de agentes do modelo proposto em Ulicny et al. [ULI04].	35
Figura 2.9	Exemplo de operador do modelo proposto em Ulicny et al. [ULI04] que permite pintar agentes com a cor verde.	35

Figura 2.10	Organização em vias de dois grupos de agentes nessa imagem do modelo <i>Continuum Crowds</i> [TRE06]. Os agentes compactam-se em grupos que estão movendo-se na mesma direção de modo a abrir espaço para os agentes em sentido contrário passarem. Com isso, os agentes de ambos os grupos deslocam-se sem dificuldades, ou seja, sem necessitar mudanças bruscas de direção de movimento.	36
Figura 2.11	Vórtices gerados pelo modelo <i>Continuum Crowds</i> [TRE06]. Entende-se por vórtices, o movimento circular com surgimento de espaço vazio no centro da região de formação.	36
Figura 2.12	Fluxos contrários do modelo de Pelechano et al. [PEL07]. Imagem retirada de <i>Controlling Individual Agents in High-Density Crowd Simulation</i> [PEL07].	37
Figura 2.13	Agentes caem e viram obstáculos no modelo de Pelechano et al. [PEL07].	38
Figura 2.14	Agentes com cabelos ruivos em pânico provocam efeito de <i>pushing</i> nessa imagem do modelo de Pelechano et al. [PEL07].	38
Figura 2.15	Filas organizadas de diferentes larguras geradas pelo modelo de Pelechano et al. [PEL07].	38
Figura 2.16	Impaciência de alguns agentes que buscam outras portas nessa imagem do modelo de Pelechano et al. [PEL07].	39
Figura 3.1	Campo de velocidades e as trajetórias que o geraram.	42
Figura 3.2	Dois simulações do modelo de Musse et al. [MUS07a] com diferentes densidades de agentes. Esquerda: simulação com poucos agentes. Direita: simulação com muitos agentes.	42
Figura 3.3	Estrutura discreta do ambiente no modelo <i>Continuum Crowds</i> [TRE06].	45
Figura 3.4	Classificações das veias das folhas. Imagem retirada e traduzida de <i>Modeling and visualization of leaf venation patterns</i> [RUN05].	51
Figura 3.5	Processo envolvido na geração de veias. Imagem retirada e traduzida de <i>Modeling and visualization of leaf venation patterns</i> [RUN05].	52
Figura 3.6	Exemplo do processo de simulação. Os pontos vermelhos representam as auxinas, enquanto que os pontos pretos vazados representam os nós da nervura da folha. Imagem retirada de <i>Modeling and visualization of leaf venation patterns</i> [RUN05].	54
Figura 3.7	Competição dos marcadores por marcadores no modelo <i>BioCrowds</i> [ROD07]. Espaço pessoal é representado pelo polígono convexo que envolve cada agente. As marcações relacionadas a cada agente são aquelas que estão dentro do espaço pessoal do mesmo e estão destacadas com a cor do agente.	54
Figura 3.8	Comportamento similar da velocidade média dos agentes no <i>BioCrowds</i> [ROD07] em comparação com dados de pessoais reais do Green Guide [DNH97], Fruin [FRU71] e Purple Guide [HSE93]. Essa imagem [ROD07] foi traduzida para português.	55
Figura 3.9	Formação de vias (<i>lanes</i>) no modelo <i>BioCrowds</i> [ROD07] durante o encontro de dois grupos de agentes movimentando-se em sentidos contrários.	56

Figura 3.10	Sequência de imagens que mostram a formação de uma via pelos agentes numerados 1 e 2. Os agentes em verde e em vermelho estão se deslocando, respectivamente, para direita e para esquerda. As setas indicam a direção de movimentação.	59
Figura 4.1	Campo de velocidade com trajetórias em vermelho e valores de velocidade extrapolados representado pelos vetores em verde. As trajetórias e as velocidades foram obtidas de vídeos de pessoas reais. Imagem retirada de <i>Continuum Crowds with Local Control</i> [PAR08].	62
Figura 4.2	Mapa de ocupação espacial com as trajetórias que o gerou. Quanto mais vermelho menor a ocupação espacial do local. Imagem retirada de <i>Continuum Crowds with Local Control</i> [PAR08].	63
Figura 4.3	Os agentes do modelo <i>Continuum Crowds</i> [TRE06] organizam-se antecipadamente em pequenos grupos compactos para evitar colisões com os agentes em fluxos contrários. Esse é o princípio da prévia organização em vias.	64
Figura 4.4	Fluxo de execução do <i>BioCrowds</i> para um agente após a inicialização do modelo.	67
Figura 4.5	Fluxo de execução do modelo de prévia organização em vias para um agente após a inicialização.	68
Figura 4.6	Formato da função densidade do modelo <i>Continuum Crowds</i> (Equação 3.2) para três valores de λ : a) $\lambda = 1/3$, b) $\lambda = 1$ e c) $\lambda = 3$	70
Figura 4.7	Movimentação anômala do agente destacado em vermelho, no modelo <i>Continuum Crowds</i> , ao aplicar-se na frente desse agente o desconforto destacado em verde. O agente move-se para cima e para baixo tentando evitar o desconforto produzido por ele mesmo. . . .	70
Figura 4.8	Em (a), observa-se uma circunferência de raio R_b e uma elipse de raios R_a e R_b . Unindo a metade esquerda de circunferência com a metade direita da elipse, forma-se a região apresentada em (b). Essa região define o local onde calcula-se o custo C_{po} para o agente que está orientado na direção do vetor $\mathbf{v}_i(t-1)$	71
Figura 4.9	Formato da imagem da função densidade ρ . a) vista de perfil, b) vista superior e c) vista inclinada.	72
Figura 4.10	O agente, na posição $\mathbf{p}(t)$ e com o centróide destacado em vermelho, está orientado na direção $\mathbf{v}_i(t-1)$. A marcação (destacada pelo x azul) está na posição \mathbf{a}_k . Também pode-se observar a região de competição por marcadores para prévia organização em vias. . . .	72
Figura 4.11	Agente do modelo <i>BioCrowds</i> relacionando-se com as marcações que estão atrás do obstáculo azul, o qual foi modelado removendo as marcações da região. As linhas verdes representam as relações entre o agente e as marcações.	74
Figura 4.12	Agente do modelo <i>BioCrowds</i> colidindo com obstáculo azul, o qual foi modelado removendo as marcações da região. As linhas verdes representam as relações entre o agente e as marcações.	75
Figura 4.13	Agente-obstáculo com formato de segmento de reta. Os pontos P_a e P_b definem o tamanho do agente. Para esse tipo de formato de agente calcula-se de duas maneiras diferentes a distância até os marcadores: (a) acima e abaixo das retas 1 e 2 distância ponto a ponto, (b) entre as retas 1 e 2 distância ponto reta.	76

Figura 4.14	Agente-obstáculo competindo por marcação com o agente do modelo original <i>BioCrowds</i>	77
Figura 5.1	Gráfico comparativo entre velocidade de um agente sendo localmente controlado pelo campo de velocidades gerado com informação de visão computacional. Imagem retirada de Continuum Crowds with Local Control [PAR08].	80
Figura 5.2	Simulação com baixa densidade de agentes utilizando trajetórias de exemplo [PAR08].	80
Figura 5.3	Simulação de multidão utilizando trajetórias de exemplo [PAR08].	80
Figura 5.4	Trajetoórias capturadas do mundo real, agrupadas em diferentes níveis de acordo com a similaridade [PAR08].	81
Figura 5.5	Mapa de ocupação espacial gerado a partir das trajetórias capturadas do mundo real [PAR08]. Quanto mais vermelho menor a ocupação espacial.	82
Figura 5.6	Mapa de ocupação espacial gerado a partir das trajetórias dos agentes simulados [PAR08]. Quanto mais vermelho menor a ocupação espacial.	82
Figura 5.7	Mapa de desconforto gerado a partir das trajetórias capturadas do mundo real [PAR08]. Quanto mais verde maior o desconforto.	83
Figura 5.8	Em (a), (b) e (c), observa-se as trajetórias de dois agentes do modelo original <i>BioCrowds</i> desviando de uma colisão. Em (d), (e) e (f), as trajetórias dos agentes com a extensão de prévia organização em vias são mais suaves que as observadas dos agentes do modelo original. Utilizou-se a mesma inicialização tanto na simulação do modelo original quanto na do modelo com extensão de prévia organização.	84
Figura 5.9	Ângulo γ de um agente em diferentes tempos. Esse ângulo é formado entre o vetor objetivo g e a direção de movimentação m do agente.	84
Figura 5.10	Ângulo entre o vetor objetivo e a direção de movimentação dos agentes destacados em vermelho na Figura 5.8. Em rosa, agente do modelo original <i>BioCrowds</i> e, em azul, agente com a extensão de prévia organização em vias do <i>BioCrowds</i>	86
Figura 5.11	Dois instantes de tempo (<i>frame</i> 180 e <i>frame</i> 300) de duas simulações, cada uma contem 18 agentes. Em (a) e (b), o resultado da simulação de agentes com o modelo original do <i>BioCrowds</i> . Em (c) e (d), a simulação do <i>BioCrowds</i> com prévia organização vias. Os agentes em verde tem como objetivo atingir o lado esquerdo do ambiente e os agentes em vermelho objetivam atingir o lado direito do ambiente simulado.	87
Figura 5.12	Simulação com o modelo <i>BioCrowds</i> estentido com prévia organização em vias. Obteve-se vias mais espessas que as vias da Figura 5.11. Para isso definiu-se o valor de R_a e R_b dos agentes em 5.0m e em 1.25m respectivamente.	88
Figura 5.13	Vários instantes da simulação da Figura 5.12, exibindo a competição das marcações pelos agentes. O relacionamento das marcações com os agentes estão destacados por arestas da cor dos agentes.	88

Figura 5.14	Um agente do <i>BioCrowds</i> desviando de um obstáculo pontual. O obstáculo foi definido como um agente que compete por marcadores, mas que não se move.	89
Figura 5.15	O formato da trajetória de um agente ao desviar de diferentes tipos de obstáculos. Em baixa densidades de agentes, observa-se que o raio R do espaço pessoal dos agentes influência na proximidade do agente ao obstáculo. Em (a), (c) e (e), o agente possui raio R do espaço pessoal no valor de 0.625m. Em (b), (d) e (f), o agente possui raio R no valor de 1.25m.	90
Figura 5.16	Em (a), apresenta-se o ambiente com salas e com corredores e a seqüência de objetivos que foram definidos manualmente para que os agentes atinjam a extremidade do lado direito desse ambiente. Em (b), um agente do <i>BioCrowds</i> está deslocando-se através desse ambiente. As paredes são agentes-obstáculos com formato de segmento de reta.	90
Figura 5.17	Vários instantes da simulação de 12 agentes deslocando pelo ambiente composto por salas e corredores. As paredes são agentes-obstáculos e os agentes, que estão movendo-se, utilizam a seqüência de objetivos definidos na Figura 5.16-a.	91
Figura 5.18	Ambiente utilizado para testar a existência de diminuição de tempo de saída de 800 agentes ao se colocar um obstáculo no meio da porta. Em (a), a simulação do ambiente com a porta sem obstáculo. Em (b), a simulação do ambiente com a porta com obstáculo.	92

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Tabela traduzida de Musse e Thalmann [MUS01]. Comparação dos níveis de autonomia comportamental das entidades do modelo. . . .	33
----------	--	----

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 2.1	32
Equação 3.1	41
Equação 3.2	45
Equação 3.3	45
Equação 3.4	46
Equação 3.5	46
Equação 3.6	46
Equação 3.7	47
Equação 3.8	47
Equação 3.9	47
Equação 3.10	48
Equação 3.11	48
Equação 3.12	48
Equação 3.13	52
Equação 3.14	57
Equação 3.15	57
Equação 3.16	57
Equação 3.17	58
Equação 3.18	58
Equação 4.1	62
Equação 4.2	63
Equação 4.3	68

Equação 4.4	68
Equação 4.5	68
Equação 4.6	69
Equação 4.7	69
Equação 4.8	69
Equação 4.9	71
Equação 4.10	71
Equação 4.11	71
Equação 4.12	73
Equação 4.13	73
Equação 4.14	73
Equação 5.1	81

Sumário

1	INTRODUÇÃO	25
1.1	Definição do problema	27
1.2	Objetivos	27
1.3	Organização desta dissertação	28
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	29
2.1	Simulação de multidões	30
3	FUNDAMENTOS	41
3.1	Controle local no modelo de Helbing [MUS07a]	41
3.2	<i>Continuum Crowds</i> [TRE06]	43
3.2.1	Campo densidade	45
3.2.2	Campo custo	46
3.2.3	Campo potencial	47
3.2.4	Campo gradiente	49
3.2.5	Atualização das posições das pessoas	49
3.2.6	Grupos de pessoas	49
3.3	<i>BioCrowds</i> [ROD07]	50
3.3.1	<i>Leaf Venation patterns</i>	50
3.3.2	Adaptação para simulação de multidões	53
3.3.3	Inicialização	56
3.3.4	Relacionar as marcações aos agentes	56
3.3.5	Direção do movimento	57
3.3.6	Velocidade escalar	58
3.3.7	Considerações sobre o <i>BioCrowds</i> [ROD07]	58
4	MODELO	61
4.1	<i>Continuum Crowds with Local Control</i> [PAR08]	61
4.2	Prévia organização em vias	64
4.2.1	Adaptação do modelo original	65
4.2.2	Fase 1: Heurística para competição por marcadores	67
4.2.3	Fase 2: Nova fase de ponderação dos marcadores	73
4.3	Desvio de obstáculos	74
5	RESULTADOS	79
5.1	<i>Continuum Crowds with Local Control</i> [PAR08]	79
5.2	Prévia organização	82
5.3	Desvio de obstáculos	86

6	CONCLUSÕES	93
6.1	Trabalhos futuros	94
	REFERÊNCIAS	97

1 INTRODUÇÃO

O ser humano sempre buscou compreender o funcionamento do mundo ao seu redor, assim, diversos temas foram pesquisados ao longo do tempo, sendo que muitos deles foram solucionados através de analogias com técnicas já existentes. Os conhecimentos de Física, por exemplo, tem destaque por ter propiciado a solução para problemas em áreas diversas como a movimentação de humanos virtuais.

Geralmente, o aprimoramento das pesquisas resulta em aumento de exigências nos resultados esperados. Assim, muitas soluções consideradas boas no passado, são consideradas limitadas no presente estágio de desenvolvimento. No caso da simulação de multidões, muitos modelos físicos (que contribuíram para o desenvolvimento da área) são, atualmente, considerados restritos devido a limitação do realismo comportamental produzido. Não por acaso isso ocorreu, o comportamento humano é muito complexo e o ser humano é uma espécie de especialista nisso, pois, a todo instante, ele vivencia fenômenos comportamentais reais. Desta forma, torna-se fácil perceber qualquer disparidade entre o virtual e o real.

Não se pode deixar de mencionar a possível comparação entre a qualidade visual¹ presente nas áreas de jogos, de cinema e de simulação. O cinema é tido como referência. No entanto, apesar de utilizar técnicas de simulação e animação, muita intervenção humana é necessária para atingir seus objetivos quanto a qualidade visual. Já a área de simulação e jogos objetiva recriar de forma automática, e com a mínima intervenção possível, os comportamentos presentes do mundo real.

Até o presente momento, não existem formas quantitativas presentes na literatura que permitam confirmar o realismo comportamental na área de simulação de multidões. Contudo, as poucas tentativas efetuadas, para tentar quantificar o comportamento das multidões, medem valores de forma global como, por exemplo, o tempo para evacuação de ambientes e a velocidade média dos personagens virtuais. No trabalho de Musse et al. [MUS07b], foram feitas comparações entre a velocidade média dos agentes virtual e de pessoas reais. Após a coleta de dados do ambiente simulado e do ambiente real, observou-se que a média e o desvio padrão da velocidade das pessoas virtuais e das reais eram muito similares. No entanto, esses dados não garantem que os agentes agiram da mesma forma que as pessoas. Assim, essas métricas de avaliação global não avaliam os comportamentos locais. Conseqüentemente, a análise qualitativa, através de visualização,

¹Qualidade visual, neste caso, visa avaliar subjetivamente imagens pelo seu realismo.

é amplamente empregada para avaliar comportamentos.

A vantagem em utilizar análise qualitativa é que o ser humano visualiza frequentemente a ocorrência de fenômenos comportamentais da movimentação de pessoas. Isso permite que, até mesmo, leigos identifiquem comportamentos não realistas em simulação de multidões. No entanto, é comum confundir problemas de visualização com problemas de simulação. Um exemplo é a direção de movimento dos agentes, dependendo do grau de especialização da visualização, o agente pode aparentar estar tremendo. Isso ocorre, pois a grande maioria dos modelos de simulação informa para os sistemas de visualização a posição dos agentes, ao longo do tempo, através dos seus centros de massa. Em vários modelos de simulação o centro de massa dos agentes sofre pequenas variações perpendiculares ao movimento que, se não filtradas no sistema de visualização, podem tornar a visualização do movimento dos agentes não realista. Mais ainda, normalmente, enquanto simulam-se pontos, visualizam-se agentes com pernas, ocasionando problemas de visualização. Esse é apenas um exemplo dos problemas de avaliação (no caso qualitativa) da área.

Possuir modelos corretos de simulação de multidões é justificado pelas suas aplicações. A verificação de segurança e o conforto das pessoas em ambientes são áreas relacionadas a simulação de multidões. Minimizar os efeitos de tumultos e de pânico, durante o encontro de aglomerados de pessoas, tem se tornado uma preocupação crescente. No entanto, a avaliação de ambientes ainda é pouco praticada, principalmente em países em desenvolvimento como o Brasil. Corriqueiramente, eventos desastrosos acontecem por falta de preparação e organização estrutural dos ambientes.

A simulação de multidões é utilizada nestas aplicações, permitindo testes e avaliações em simulações de altas densidades. Dirk Helbing [HEL05] apresentou soluções para aumentar o nível de segurança em caso de pânico, ele sugeriu a implantação de obstáculos capazes de absorver a pressão causada pelas pessoas que forçam passagem. Esses obstáculos podem ser pilares, sendo que eles devem estar espalhados em todo ambiente e principalmente próximos as saídas de emergências. Além de servir como anteparo para impedir níveis elevados de pressão, eles podem auxiliar a aumentar o grau de eficiência de movimentação em determinados locais. Isso porque eles limitam o espaço e, conseqüentemente, organizam o fluxo das pessoas. Apesar, da alta potencialidade desses conhecimentos, o uso dos mesmos, no Brasil, tem sido limitado aos coletivos públicos, nos quais as saídas estão sendo dotadas de obstáculos que dividem o fluxo, garantindo maior fluidez e segurança aos passageiros.

Contudo, há muito a se buscar em pesquisa de simulação de multidões, existem muitos modelos de simulação com bons níveis de realismo, mas muitos comportamentos ainda não foram eficientemente modelados em vários desses. Desta forma, essa área de pesquisa continua ativa, possuindo várias lacunas que precisam ser preenchidas.

1.1 Definição do problema

Apesar de, nas últimas décadas, as multidões de pessoas terem sido amplamente estudadas, nem todos os comportamentos identificados na literatura da área foram reproduzidos em simulações computadorizadas. Mesmo assim, muitos modelos de simulação possuem alto grau de realismo, como é o caso de Adrien Treuille et al. (Treuille et al. 2006), Dirk Helbing and Peter Molnar (Dirk Helbing 1997) e Pelechano et al. (Pelechano et al. 2007).

No entanto, esses modelos não conseguem representar todos os comportamentos presentes nas pessoas, pois as idéias ou conceitos que serviram de inspiração apresentam apenas alguns aspectos dos comportamentos das pessoas reais. Um exemplo disso são os fluidos que, apesar de possuírem, segundo Dirk Helbing and Peter Molnar (Dirk Helbing 1997), deslocamentos similares às vias (*lanes*) da movimentação de pessoas em alta densidade, não conseguem representar o comportamento das pessoas em baixas densidades.

Além disso, os personagens virtuais deveriam, conforme descrito em *State-of-Art: Real-time Crowd Simulation* [ULI06], realizar a maior quantidade de ações automáticas e semi-automáticas sem a necessidade de intervenção humana. No entanto, isso não ocorre plenamente no modelo baseado em mecânica de fluidos conhecido por *Continuum Crowds*, pois ele carece de controle local e exige excessivas inicializações e intervenções do usuário.

Já o modelo, inspirado nos trabalhos de Runions [RUN05] [RUN07] e desenvolvido no âmbito do VHLAB², denominado *BioCrowds* [ROD07], é deficiente do ponto de vista comportamental, pois, mesmo possuindo o comportamento emergente de vias (*lanes*), a formação das mesmas em baixas e médias densidades de indivíduos não é realista. Isso porque as trajetórias dos agentes não são suaves, ou seja, a direção delas muda bruscamente. Destaca-se também, no *BioCrowds*, a ausência de suporte a desvio de obstáculos de pequeno tamanho, restringindo o uso do modelo a determinados cenários.

1.2 Objetivos

Devido a carência de realismo em diversos modelos de simulação, o objetivo deste trabalho é aperfeiçoar o grau de realismo do modelo *Continuum Crowds* de Treuille et al. [TRE06] e do modelo *BioCrowds* [ROD07]. Ao modelo *Continuum Crowds*, visa-se incorporar maior nível de controle local, já para o modelo *BioCrowds*, é objetivo expandí-lo para que apresente comportamentos auto-organizados, tais como: prévia organização e

²O laboratório de Humanos Virtuais (VHLAB), localizado na Pontifícia Católica Universidade do Rio Grande do Sul (PUCRS), possui pesquisas nas áreas de simulação de humanos de humanos virtuais. Sendo elas coordenadas pela Profa. Dra. Soraia Raupp Musse.

desvio de obstáculos. Cabe salientar que são desenvolvidos dois modelos de simulação, ambos com o propósito de aperfeiçoar o grau de realismo em simulação de multidões. De forma mais específica são objetivos desse trabalho:

1. Prover controle local aos agentes do modelo *Continuum Crowds* com dados de vídeos reais, permitindo que os agentes virtuais comportem-se de forma similar a observada nas pessoas dos vídeos.
2. Prover o comportamento de prévia organização em vias aos agentes do *BioCrowds*, fazendo com que eles possam temporariamente se agrupar e desviar de colisões por meio de mudanças suaves de direção de movimento.
3. Oferecer meios para que sejam modelados, no *BioCrowds*, obstáculos de diferentes formas e tamanhos.
4. Permitir que os agentes do modelo *BioCrowds* não colidam com obstáculos.

1.3 Organização desta dissertação

A presente dissertação está organizada em 6 capítulos, o Capítulo 2 apresenta uma revisão bibliográfica de simulação de multidões que visa embasar o leitor sobre o estado da arte. No terceiro capítulo, são descritos os modelos *Continuum Crowds* [TRE06] e *BioCrowds* [ROD07]³, sendo que o autor da presente dissertação teve participação no desenvolvimento desse último modelo. O conhecimento de tais modelos é de vital importância para entendimento do quarto capítulo, o qual possui as extensões de modelo desenvolvidos durante o mestrado. Por fim apresenta-se os resultados e as conclusões e considerações finais.

³O conteúdo da referência [ROD07] é o resultado parcial do modelo *BioCrowds*, por esse motivo o autor da presente dissertação não consta como autor dessa bibliografia. O modelo completo do *BioCrowds* ainda não foi publicado para apreciação da comunidade científica.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

A simulação dos comportamentos de movimentação das pessoas tem sido amplamente estudados [HEN71] [FRU71] [HEN74] [HEL97] [STI00], sendo que já foram propostos inúmeros modelos para tentar reproduzir tais comportamentos. Segundo Ulicny et al. [ULI06], existem 2 possíveis enfoques na pesquisa de simulação de multidões: o desenvolvimento do realismo comportamental e a alta qualidade de visualização. No caso do realismo comportamental, busca-se aperfeiçoar os comportamentos de movimentação para serem compatíveis com os da realidade, sendo os aspectos de visualização, utilizados prioritariamente, para auxiliar na compreensão de resultados.

Diferente do realismo comportamental, que costumeiramente utiliza-se de simples visualizações 2D, os resultados visuais na área de visualização de alta qualidade são apresentados utilizando-se técnicas avançadas de renderização e animação, as quais são enfoque de pesquisa dessa área. Contudo, nesse caso, é aceitável que comportamentos convincentes sejam atingidos parcialmente por modelos comportamentais e parcialmente pela intervenção humana.

Do ponto de vista comercial, é importante buscar, no desenvolvimento de aplicações com multidões, um equilíbrio entre o realismo comportamental e a visualização gráfica, pois visualizar agentes, como pontos, pode induzir a erros de interpretação. Da mesma forma, agentes tridimensionais de alta resolução com inúmeras animações, mas que não se deslocam de forma similar às pessoas reais, podem não atingir os objetivos da aplicação.

Além disso, a questão tempo de processamento possui papel decisivo na escolha dos modelos de simulação a serem utilizados nas aplicações de multidões. Um modelo que permita simular todo e qualquer comportamento humano, mas que consegue realizá-lo apenas para um agente em tempo real, torna-se inviável de ser expandido para simular uma multidão. Outro caso relacionado ao fator tempo é a complexidade de entendimento dos modelos. Modelos muito complexos, como os baseados em mecânica de fluidos [TRE06], implicam em dificuldades de entendimento, as quais podem provocar o surgimento de erros de calibração de parâmetros e de interpretação, podendo gerar comportamentos anômalos dos agentes, além de dificultar a implementação e alteração do modelo.

Assim, a presente dissertação está inserida no contexto do realismo comportamental. Na próxima seção, é apresentada uma revisão bibliográfica sobre simulação de multidões, sendo que explicações mais profundas de alguns tópicos são apresentados no Capítulo 3.



Figura 2.1 – Comportamento emergente de bando dos elementos voadores conhecidos por *boids*. Imagem retirada de *Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model* [REY87].

2.1 Simulação de multidões

Simulação de multidões está intimamente ligada com emergência de comportamentos, sendo que Reynolds [REY87] foi pioneiro ao criar comportamentos emergentes em grupos de agentes (pássaros ou peixes), os quais foram chamados de *boids*. A inovação nesse trabalho está relacionado ao fato de terem sido utilizadas simples regras e obtidos comportamentos complexos emergentes, como ilustra a Figura 2.1. As regras utilizadas para modelar os comportamentos foram as seguintes:

- Evitar colisão com os agentes próximos.
- Andar com velocidade similar ao dos agentes próximos.
- Andar próximo ao centro do bando.

Posteriormente ao trabalho de Reynolds [REY87], Tu and Terzopoulos [TER94] propuseram um novo modelo, onde os agentes foram aperfeiçoados com estados mentais, visão sintética e percepção do ambiente. Com isso, os agentes conseguiram reproduzir novas ações como alimentar, escapar, acasalar e caçar. Mesmo assim, nenhum dos trabalhos permitia simular muitos agentes.

Um dos primeiros modelos a reproduzir diversos padrões de movimento de pessoas foi proposto por Dirk Helbing [HEL97] e é baseado em forças psico-sociais. Dentre os comportamentos obtidos por esse modelo está a formação de vias (Figura 2.2), a troca oscilatória no sentido do fluxo em passagens estreitas (Figura 2.3), os vórtices em cruzamentos (Figura 2.4) e o fluxo contrário que se mantém inalterável por longo período na existência de duas portas (Figura 2.5).

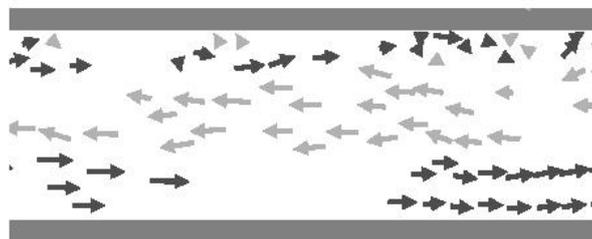


Figura 2.2 – Simulação de multidão com agentes representados por setas. As claras tem como objetivo ir para o lado esquerdo e as escuras ir para o lado direito. Observa-se a formação de três vias de movimentação, provocadas devido a interação de fluxos contrários de movimento. Imagem retirada de *Self-Organization Phenomena in Pedestrian Crowds* (Dirk Helbing [HEL97]).

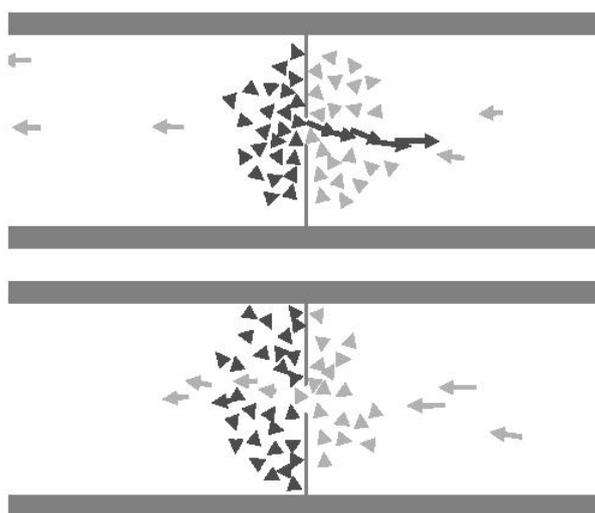


Figura 2.3 – Simulação de multidão com agentes representados por setas num ambiente separado por uma parede com uma porta. Observa-se o fenômeno de troca oscilatória de sentido de fluxo em passagens estreitas do modelo de Dirk Helbing [HEL97] em dois instantes de tempo. Na imagem superior o grupo escuro utiliza a porta. Posteriormente, na imagem inferior, o grupo claro utiliza a porta.



Figura 2.4 – Cruzamento de quatro grupos de agentes simulados com o modelo de Dirk Helbing [HEL97]. Observa-se o surgimento de um vórtice, ou seja, movimento circular dos agentes na região de encontro, além de formar-se espaço vazio em forma de círculo.

Foi pressuposto para esse modelo, que as pessoas enfrentam diversas vezes, ao se deslocar, situações muito similares. Essas situações são estímulos que fazem as pessoas reagirem, sendo que, ao longo dos anos, tais reações tornam-se mais eficientes. No modelo de Dirk Helbing [HEL97], tais estímulos recebidos por cada pessoa são chamados de forças psico-sociais. Diferente das forças físicas, que são exercidas pela ação do ambiente, as forças psico-sociais refletem as motivações psicológicas de cada agente numa força f_{α} , a qual provoca a aceleração e a desaceleração do mesmo. Isto é realizado através da alteração da velocidade atual v_{α} , sendo utilizada a Equação .

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

onde, o termo *fluctuations* representa variações estocásticas no comportamento, enquanto o termo f_{α} ¹ é função de forças que permitem o agente possuir os seguintes comportamentos:

- Manter distância da borda do cenário, assim os agentes não irão colidir com obstáculos.
- Ficar mais próximo de pessoas conhecidas, como é o caso de familiares e amigos.
- Manter uma distância mínima de outros pedestres para evitar colisões entre eles.

Em 2001, Musse e Thalmann [MUS01] propuseram um *framework* de simulação de multidões com 3 níveis de autonomia: guiados, programados e autônomos. Os agentes

¹Maiores detalhes sobre o equacionamento de f_{α} pode ser encontrado em Dirk Helbing [HEL97]

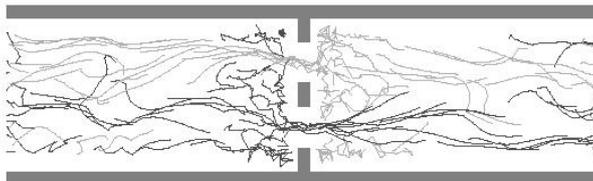


Figura 2.5 – Simulação de dois grupos de agentes guiados pelo modelo de simulação de Dirk Helbing [HEL97]. Os agentes são apresentados por suas trajetórias, sendo que os agentes com trajetórias na cor cinza claro estão movendo da direita para esquerda. Enquanto que os agentes com trajetórias na cor cinza escuro estão movendo-se da esquerda para direita. O ambiente simulado possui duas portas. Observa-se o que cada porta fica ocupada com o mesmo fluxo por longos períodos tempo, ou seja, cada porta é usada por um dos grupos. Assim, obtém-se maior velocidade de escoamento dos agentes.

Tabela 1 – Tabela traduzida de Musse e Thalmann [MUS01]. Comparação dos níveis de autonomia comportamental das entidades do modelo.

CONTROLE COMPORTAMENTAL	MULTIDÕES GUIADAS	MULTIDÕES PROGRAMADAS	MULTIDÕES AUTÔNOMAS
GRAU DE AUTONOMIA	BAIXO	MÉDIO	ALTO
GRAU DE INTELIGÊNCIA	BAIXO	MÉDIO	ALTO
VELOCIDADE DE EXECUÇÃO	ALTO	MÉDIO	BAIXO
COMPLEXIDADE DOS COMPORTAMENTOS	BAIXO	VARIÁVEL	ALTO
GRAU DE INTERAÇÃO	ALTO	VARIÁVEL	VARIÁVEL

guiados são controlados pelo usuário e podem mover-se ou executar uma animação específica. Os programados utilizam-se de comportamentos descritos em *scripts*, enquanto que os autônomos reagem a estímulos (eventos). Dependendo da necessidade deve-se usar um nível de autonomia, pois como pode-se observar, na Tabela 1, cada nível possui diferentes características.

Uma grande inovação desse trabalho foi a organização das multidões em uma estrutura hierárquica baseada em grupos, os quais são a estrutura mais complexas do modelo. Essa estrutura está ilustrada na Figura 2.6, na qual observa-se as duas formas de controlar o modelo: controle por *script* e controle externo. Nesse modelo, especificou-se os seguintes conceitos: entidades, intenções, conhecimento, crença e eventos. As entidades são a multidão, os grupos e os agentes, sendo que as multidões são formadas por grupos e os grupos formados por humanos virtuais (agentes). As intenções são os objetivos das entidades. O conhecimento é o estado interno das entidades e os eventos são os acontecimentos que provocam reações nas entidades. Os grupos são ditos mais complexos, pois a inteligência, a memória, a intenção e a percepção estão focados na estrutura dos grupos.

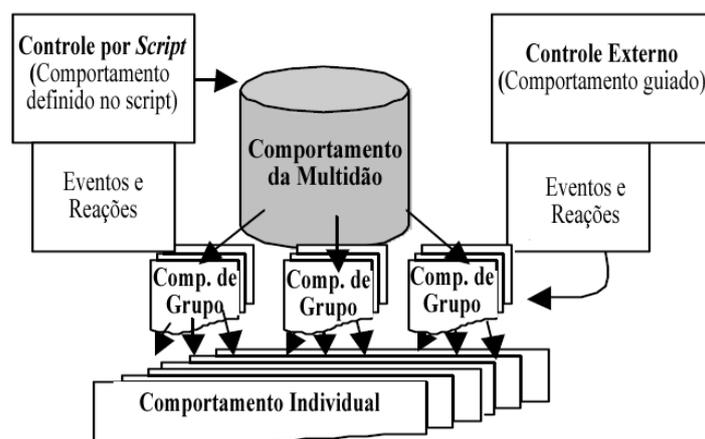


Figura 2.6 – Estrutura hierárquica do modelo de Musse e Thalmann [MUS01].

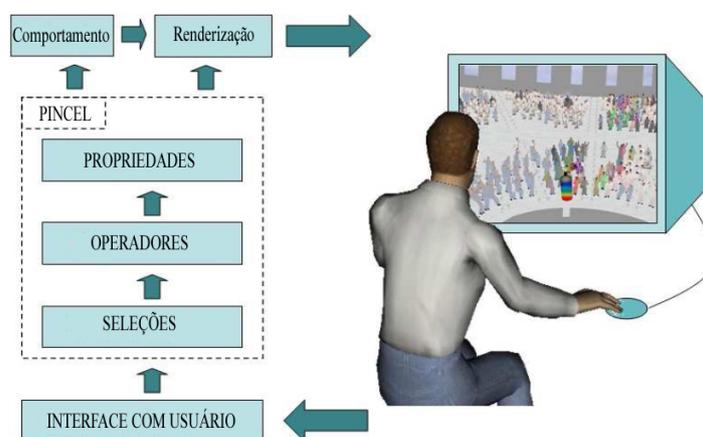


Figura 2.7 – Processo de funcionamento do modelo proposto em Ulicny et al. [ULI04].

Posteriormente, Ulicny et al. [ULI04] propôs um modelo para facilitar a criação de cenas complexas. Foi utilizada a metáfora de um pincel, a qual foi inspirada nos programas de edição de imagens. Da mesma forma que esses editores modificam os *pixels* (elementos que compõem as imagens), adaptou-se essa idéia do pincel para modificar os componentes das multidões. Para isso, o pincel foi definido como a seqüência de uma seleção de elementos da multidão, execução de um operador definido pelo usuário e modificação das características dos elementos selecionados. Esse processo, visto na Figura 2.7, permite que, através de uma interface, o usuário controle, distribua e modifique os membros e atributos de uma multidão em tempo real. Dois exemplos de utilização estão ilustrados nas Figuras 2.8 e 2.9.

Além dos modelos acima citados, o modelo proposto por Treuille et al. [TRE06] apresentou grande repercussão na comunidade científica no período da sua publicação. Isso porque, por meio de um modelo baseado em mecânica de fluidos, conseguiu-se simular grande quantidade de personagens em tempo real, garantindo o surgimento de comportamentos realistas como a criação de vias entre grupos e de vórtices em cruzamentos,



Figura 2.8 – Exemplo de operador de criação aleatória de agentes do modelo proposto em Ulicny et al. [ULI04].

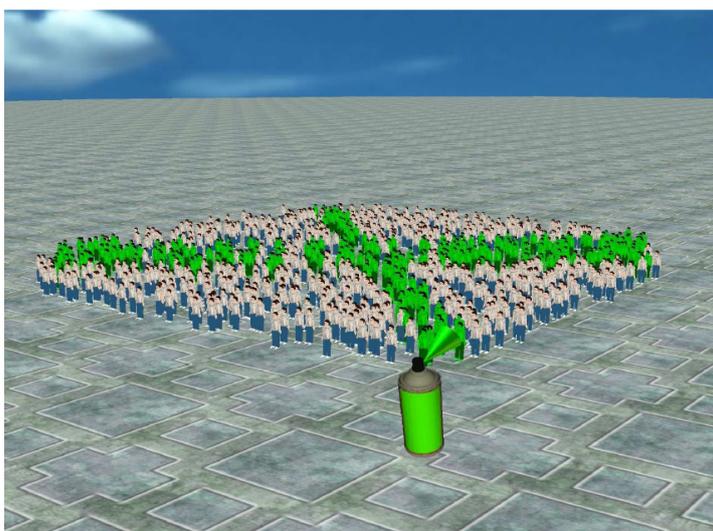


Figura 2.9 – Exemplo de operador do modelo proposto em Ulicny et al. [ULI04] que permite pintar agentes com a cor verde.

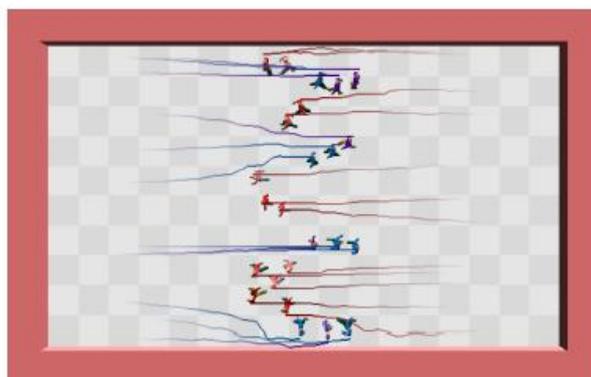


Figura 2.10 – Organização em vias de dois grupos de agentes nessa imagem do modelo *Continuum Crowds* [TRE06]. Os agentes compactam-se em grupos que estão movendo-se na mesma direção de modo a abrir espaço para os agentes em sentido contrário passarem. Com isso, os agentes de ambos os grupos deslocam-se sem dificuldades, ou seja, sem necessitar mudanças bruscas de direção de movimento.

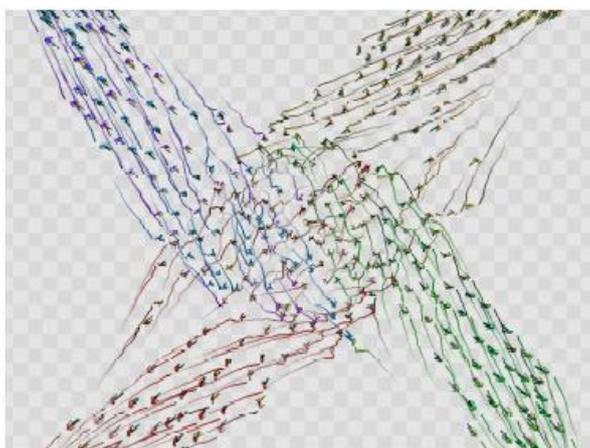


Figura 2.11 – Vórtices gerados pelo modelo *Continuum Crowds* [TRE06]. Entende-se por vórtices, o movimento circular com surgimento de espaço vazio no centro da região de formação.

ausência de colisões (*collision avoidance*) e utilização de planejamento de navegação global. Os dois primeiros comportamentos podem ser observados na Figura 2.10 e na Figura 2.11, respectivamente.

A grande inspiração desse modelo baseado em mecânica de fluidos é proveniente do trabalho de Hughes [HUG03], o qual propôs inúmeras hipóteses, mas nunca transformou-as em resultados através de simulação. Por esse motivo, o trabalho de Hughes [HUG03] é pouco conhecido, em relação ao trabalho de Treuille et al. [TRE06].

Posteriormente, o trabalho de Dirk Helbing [HEL97] serviu de inspiração para o de Pelechano et al. [PEL07], o qual utiliza os conceitos de forças psicológicas juntamente com forças físicas e regras geométricas. O comportamento dos agentes é calculado utilizando os seguintes níveis de decisão que interagem entre si e com o ambiente:

- Alto: navegação, aprendizado, comunicação entre os agentes e tomada de decisões.

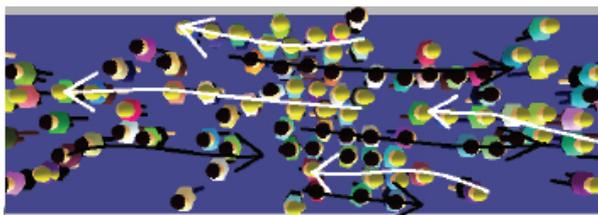


Figura 2.12 – Fluxos contrários do modelo de Pelechano et al. [PEL07]. Imagem retirada de *Controlling Individual Agents in High-Density Crowd Simulation* [PEL07].

- Baixo: percepção e conjunto de reações para evitar colisões e para movimentar em regiões pequenas.

Para que o movimento dos agentes seja similar com o das pessoas reais, foram utilizados atributos psicológicos tais como pânico e impaciência, além de regras geométricas que incluem fatores de distâncias, áreas de influência e ângulos entre agentes. Desta maneira, o modelo conseguiu obter os seguintes comportamentos conforme a listagem abaixo:

- Agentes não vibram em altas densidades.
- Taxa de fluxos de vias bi-direcionais naturais - Figura 2.12.
- Agentes caindo e virando obstáculos - Figura 2.13.
- Pushing em multidões - Figura 2.14.
- Comportamento organizados em filas - Figura 2.15.
- Propagação de pânico.
- Comportamento de impaciência - Figura 2.16.

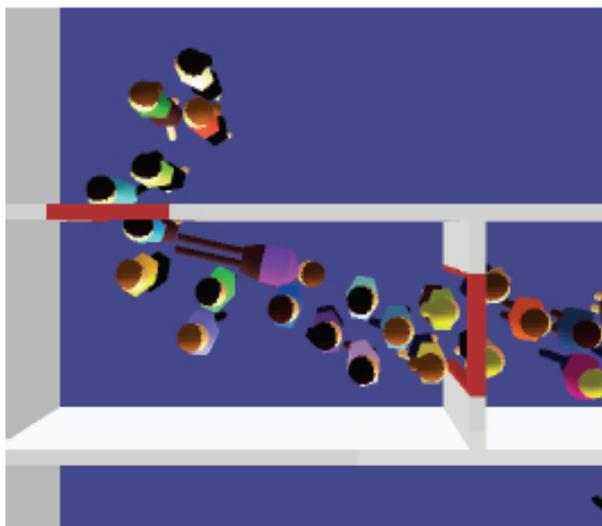


Figura 2.13 – Agentes caem e viram obstáculos no modelo de Pelechano et al. [PEL07].

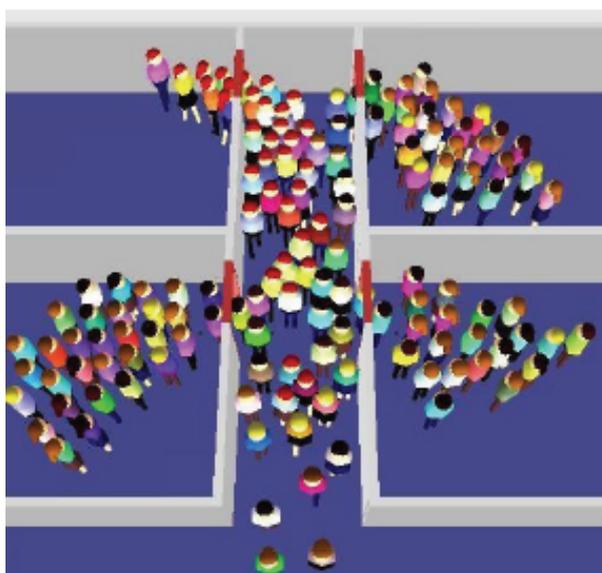


Figura 2.14 – Agentes com cabelos ruivos em pânico provocam efeito de *pushing* nessa imagem do modelo de Pelechano et al. [PEL07].



Figura 2.15 – Filas organizadas de diferentes larguras geradas pelo modelo de Pelechano et al. [PEL07].

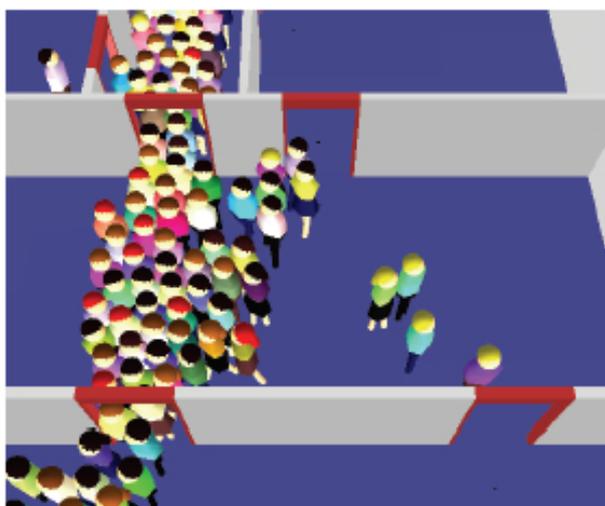


Figura 2.16 – Impaciência de alguns agentes que buscam outras portas nessa imagem do modelo de Pelechano et al. [PEL07].

3 FUNDAMENTOS

Este capítulo está dividido em três seções, as quais descrevem, de forma mais detalhada, os modelos utilizados como inspiração no desenvolvimento desse trabalho. A Seção 3.1 descreve o trabalho de Musse et al. [MUS07a], o qual, por meio de informação capturada por visão computacional, visou aumentar o nível de controle local do modelo de simulação de multidões de Dirk Helbing [HEL00]. Este trabalho serviu como inspiração para o aprimoramento de controle local proposto neste trabalho e aplicado no modelo de simulação de multidões *Continuum Crowds* [TRE06].

Na Seção 3.2, é feita uma descrição detalhada do modelo *Continuum Crowds* [TRE06]. Este modelo, bastante consolidado na literatura, foi implementado e estendido de maneira a contemplar controle local, baseado em dados de vídeos reais, conforme descrito na Seção 4.1 do Capítulo 4. Também inspirado em [MUS07a].

Por fim, a Seção 3.3 apresenta o modelo *BioCrowds*. Este modelo foi desenvolvido pelo grupo de pesquisa do VHLAB, com a participação do autor dessa dissertação. Esse modelo é inspirado no crescimento de padrões de veias das folhas de Runions [RUN05], também apresentado na Seção 3.3.

Inspirado nestes 3 modelos, o Capítulo 4 apresentará as contribuições desta pesquisa.

3.1 Controle local no modelo de Helbing [MUS07a]

O trabalho de Musse et al. [MUS07a] utiliza o modelo de simulação baseado em Mecânica Newtoniana, proposto por Dirk Helbing [HEL00]. Tal modelo é similar a um sistema de partículas, sendo que cada pessoa i é vista como uma partícula com massa m_i , velocidade objetivo \mathbf{v}_i^g previamente definida e velocidade instantânea \mathbf{v}_i . Essa velocidade instantânea \mathbf{v}_i busca transformar-se, segundo a Equação 3.1, na velocidade objetiva \mathbf{v}_i^g após decorridos τ_i .

$$m_i \frac{d\mathbf{v}_i}{dt} = m_i \frac{\mathbf{v}_i^g - \mathbf{v}_i(t)}{\tau_i} + \sum_{j \neq i} \mathbf{f}_{ij} + \sum_w \mathbf{f}_{iw} \quad (3.1)$$

O modelo original proposto por Dirk Helbing [HEL00] simula situações de pânico, sendo que a velocidade \mathbf{v}_i^g indica a velocidade para realizar a saída de determinado ambiente. Musse et al. [MUS07a] adaptou o modelo para situações cotidianas, utilizando a velocidade

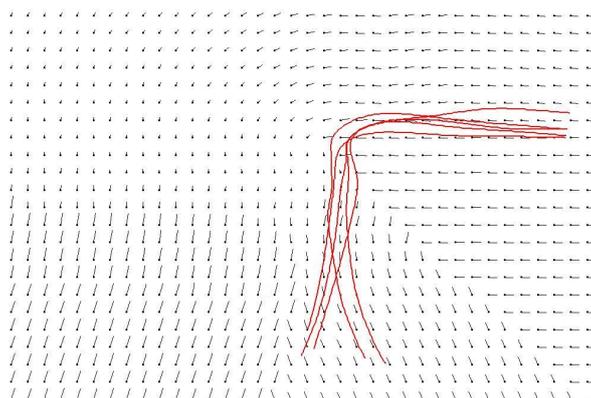


Figura 3.1 – Campo de velocidades e as trajetórias que o geraram.

desejada v_i^g capturada de seqüências de vídeo, através de visão computacional. A principal consequência de calibrar o simulador, com informação proveniente do mundo real, é que os agentes passam a imitar o padrão de comportamento das pessoas filmadas.

O trabalho de Musse et al. [MUS07a] utilizou vídeos de multidões com baixa densidade, pois o objetivo é fornecer as trajetórias desejadas (existentes em baixa densidade). No caso de altas densidades, as trajetórias incluem interações com outras pessoas. Por este motivo, a partir de trajetórias obtidas dos vídeos reais, são criados campos de velocidades, para serem posteriormente extrapolados, formando estruturas similares como as apresentadas na Figura 3.1.

A extrapolação dos vetores de velocidade tem por objetivo prover esta informação às áreas do ambiente que não possuem trajetórias. Assim fica garantido que, ao simular pessoas distantes das trajetórias capturadas dos vídeos, elas conseguirão se movimentar nessas áreas, devido a existência da velocidade objetivo v_i^g , proveniente da extrapolação. Assim, o trabalho de Musse et al. [MUS07a] permite que seja simulado um ambiente com diferentes quantidades de agentes (Figura 3.2) em relação ao filme original, porém sempre mantendo a coerência com as trajetórias filmadas.



Figura 3.2 – Duas simulações do modelo de Musse et al. [MUS07a] com diferentes densidades de agentes. Esquerda: simulação com poucos agentes. Direita: simulação com muitos agentes.

Para gerar resultados coerentes, em Musse et al. [MUS07a], dividiu-se o conjunto de trajetórias observadas na realidade em diferentes níveis, a partir de agrupamentos por

similaridade. A justificativa é que muitas trajetórias são provenientes de pessoas que estavam caminhando em sentidos contrários, e um campo gerado a partir destas pode criar velocidades com vetores nulos e vetores adjacentes contrários. Desta forma, os agentes selecionam um dos níveis de campo de velocidade, de acordo com o seu objetivo, no momento de serem simulados. Maiores detalhes podem ser encontrados na publicação de referência [MUS07a].

A seguir, é apresentado a descrição do modelo *Continuum Crowds* [TRE06], o qual foi modificado para, da mesma forma que o modelo de Dirk Helbing [HEL00], possuir maior controle local (a ser apresentado na Seção 4.1 do Capítulo 4).

3.2 *Continuum Crowds* [TRE06]

O modelo *Continuum Crowds*, proposto por Treuille et al. [TRE06], é inspirado na mecânica de fluidos. Possui grande vantagem sobre muitos modelos de simulação de multidões por permitir a execução em tempo real de uma grande quantidade de personagens, garantindo o surgimento de comportamentos realistas¹, como criação de vias entre grupos e de vórtices em cruzamentos, ausência de colisões e utilização de planejamento de navegação global.

A seguir, estão listadas as hipóteses utilizadas para descrever o comportamento desejado deste modelo de simulação:

- Toda pessoa possui um objetivo e está continuamente tentando atingí-lo.
- Toda pessoa anda na máxima velocidade possível, considerando condições do ambiente como inclinação e densidade.
- Toda pessoa tem dificuldade em se movimentar no sentido oposto ao movimento de outras pessoas, sendo que tal dificuldade é proporcional a quantidade de pessoas que se movem contra ela.
- Existe um campo de desconforto g associado ao ambiente de simulação que pode influenciar as decisões dos agentes, ou seja, um agente optará por estar em um ponto x , em detrimento de um ponto x' , se o $g(x') > g(x)$ (desconforto no ponto X' é maior que o desconforto no ponto x).
- As pessoas selecionam um caminho através da combinação linear de três fatores:
 - Comprimento do caminho.

¹Apesar dos benefícios do *Continuum Crowds*, o artigo possui alguns problemas que dificultam a correta transcrição (implementação) do modelo, pois além de permitir mais de uma interpretação sobre determinados pontos do modelo, esse não oferece nenhuma descrição de como as diversas variáveis do simulador devem ser calibradas.

- Quantidade de tempo para atingir o destino.
- Desconforto percebido ao longo do caminho.

O ambiente é dividido numa grade de pequenos elementos conhecidos por células. Através desta discretização é que foi possível melhorar o desempenho do modelo. Deve-se observar que existem passos da execução do modelo que convertem as informações do ambiente, como a densidade e a velocidade dos agentes, para as representações discretas. É o caso da conversão da multidão para o campo de densidade. Também existem passos que operam sobre os valores armazenados na representação discreta da grade. São esses passos que influenciam fortemente o custo computacional, pois eles dependem da granularidade da discretização, ou seja, quanto maior a quantidade de células na grade, maior é o número de operações a serem executadas em cada passo. Os principais passos de execução em cada instante desse modelo estão listados abaixo:

- Para cada instante:
 - Converter a multidão para um campo de densidade
 - Para cada Grupo:
 - * Construir o campo de custo.
 - * Construir o campo potencial e o gradiente.
 - * Atualizar as posições das pessoas.
 - Garantir uma distância mínima entre as pessoas.

Para facilitar a visualização e o entendimento da discretização do ambiente e dos fatores que influenciam o movimento dos agentes, a Figura 3.3-a, que foi retirada do artigo *Continuum Crowds* [TRE06], apresenta a estrutura utilizada para armazenar os valores gerados durante a execução desse modelo. As variáveis que possuem relação direta com as células vizinhas, cujas direções possuem ângulos $\theta = \{0^\circ, 90^\circ, 180^\circ, 270^\circ\}$, são armazenadas nas respectivas arestas das células, são elas: f (fluxo), C (custo), ∇h (gradiente de altura), $\nabla \phi$ (gradiente potencial) e v (velocidade). Com apenas a exceção da variável \bar{v} , que armazena um valor bidimensional, as outras variáveis apresentadas nessa figura armazenam dados unidimensionais.

Como dito anteriormente, a variável velocidade média \bar{v} armazena explicitamente apenas duas dimensões, pois o modelo propõe que os efeitos da inclinação do ambiente no movimento dos agentes podem ser descritos por apenas essas duas dimensões, sendo que a terceira, que não foi representada e que é a altura, pode ser encontrada buscando-se no ambiente. Por exemplo, um agente, ao subir uma escada, tem as componentes x e y da velocidade diminuídas, pois parte do deslocamento está sendo realizado na dimensão z . Para modelar isso, [TRE06] utilizou um gradiente de altura ∇h para descrever a diferença de altura entre uma célula e suas vizinhas.

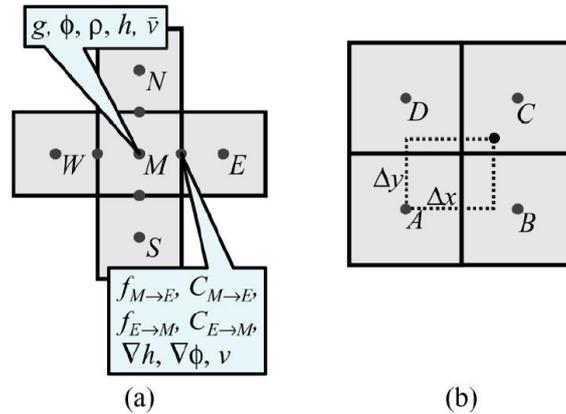


Figura 3.3 – Estrutura discreta do ambiente no modelo *Continuum Crowds* [TRE06].

3.2.1 Campo densidade

O campo de densidades ρ é composto pelo conjunto de valores de densidades das células, sendo que tal campo influencia o movimento de agentes, de uma maneira, que esses buscarão deslocar-se por locais com menor densidade, o que significa menor quantidade de pessoas. O processo para converter a densidade das pessoas em valores discretos faz uso do conjunto de Equações 3.2, sendo que as seguintes ressalvas devem ser respeitadas para garantir que a densidade de uma pessoa não influenciará o seu próprio movimento: cada pessoa deve contribuir com pelo menos $\bar{\rho}$ à sua célula, e não mais que $\bar{\rho}$ às células vizinhas, ou seja, $\bar{\rho} = 1/2^\lambda$, sendo λ um expoente de densidade a ser calibrado pelo usuário.

$$\begin{aligned} \rho_A &= \min(1 - \Delta_x, 1 - \Delta_y)^\lambda & \rho_B &= \min(\Delta_x, 1 - \Delta_y)^\lambda \\ \rho_C &= \min(\Delta_x, \Delta_y)^\lambda & \rho_D &= \min(1 - \Delta_x, \Delta_y)^\lambda \end{aligned} \quad (3.2)$$

onde os valores de Δ_x e Δ_y são provenientes de uma célula virtual com extremidades nos centros das células A, B, C e D, conforme Figura 3.3-b.

A partir dessas equações, utiliza-se a Equação 3.3 para criar o *campo de densidades* ρ . A Equação 3.3 realiza a soma das densidades das i pessoas que influenciam a densidade de uma célula. Simultaneamente a este processo, deve ser calculado o *campo velocidade média* \bar{v} que é escalado pela densidade de cada pessoa para determinada célula. Deve-se salientar que $\dot{\mathbf{x}}_i$ representa a velocidade da pessoa com índice i , desconsiderando a existência de grupos, ou seja, utilizando todos os indivíduos existentes no ambiente.

$$\rho = \sum_i \rho_i, \quad \text{e} \quad \bar{\mathbf{v}} = \frac{\sum_i \rho_i \dot{\mathbf{x}}_i}{\rho} \quad (3.3)$$

3.2.2 Campo custo

Uma pessoa busca alcançar um objetivo selecionando um caminho P que minimiza os fatores de custo como comprimento, tempo e desconforto. Essa minimização é matematicamente formalizada pela Equação 3.4, sendo que \int_P representa a integração (soma) de um desses fatores ao longo do caminho P , por exemplo, $\beta \int_P 1 dt$ é a integração do tempo ao longo do caminho P .

$$\underbrace{\alpha \int_P 1 ds}_{\text{Comprimento}} + \underbrace{\beta \int_P 1 dt}_{\text{Tempo}} + \underbrace{\gamma \int_P g dt}_{\text{Desconforto}} \quad (3.4)$$

Como pode ser observado na Equação 3.4 existem três constantes: α , β e γ . Elas são pesos para valores individuais de cada grupo de pessoas, ou seja, cada grupo possui valores próprios, desta maneira permite-se modelar grupos com distintos comportamentos frente à diferentes condições de ambiente. Um exemplo é a definição de grupos com variada agressividade frente a situações de congestionamento na saída de um ambiente.

Além dessas constantes, a Equação 3.4 possui dois tipos de integrais: as integrais tomadas com relação a distâncias representadas por ds e as integrais com relação a tempo representadas por dt . Sabendo-se que $ds = f dt$, sendo f a velocidade, esta minimização conhecida como custo pode ser simplificada substituindo-se ds na Equação 3.4 obtendo-se a Equação 3.5.

$$\int_P C ds, \text{ onde } C = \underbrace{\frac{\alpha f + \beta + \gamma g}{f}}_{\text{Custo unitário } C} \quad (3.5)$$

Devido a divisão do ambiente em pequenos elementos conhecidos como células, o ambiente é mapeado com valores discretos conhecidos como potencial ϕ através da integração do custo apresentado pela Equação 3.5. Desta maneira, o conjunto de valores de potencial ϕ das células descreve o campo potencial ϕ . Sabendo-se que a integração nada mais é do que uma operação de soma de vários elementos, neste momento será mostrado como calcular a dependência (velocidade f) existente, permitindo o cálculo de cada um desses elementos, que são os custos unitários para ir de uma célula para outra vizinha.

Para densidades baixas ($\rho \leq \rho_{min}$), o cálculo de velocidade é dada conforme a Equação 3.6:

$$f_T(\mathbf{x}, \theta) = V_{max} + \left(\frac{\nabla h(\mathbf{x}) \cdot n_\theta - s_{min}}{s_{max} - s_{min}} \right) (V_{min} - V_{max}) \quad (3.6)$$

onde $\nabla h(\mathbf{x}) \cdot n_\theta$ representa a inclinação (coeficiente angular) do *campo altura* h no ponto \mathbf{x} e na direção θ , s_{max} inclinação máxima do ambiente e s_{min} a inclinação mínima. Cabe salientar que $\nabla h(\mathbf{x})$ representa uma função que recebe como parâmetro o ponto bidimensional \mathbf{x} , e o retorno dessa função (valor bidimensional) sofre a operação produto escalar

por $\mathbf{n}_\theta = [\cos\theta, \sin\theta]^T$. Com isto, o valor final de $\nabla h(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{n}_\theta$ é um escalar. Desta maneira, em baixas densidades, a velocidade f é a maior velocidade possível considerando as condições do ambiente, o que significa que sua faixa de valores varia da velocidade mínima V_{min} até a velocidade máxima V_{max} definida para o grupo em questão.

Para densidades altas ($\rho \geq \rho_{max}$), o cálculo de velocidade é dada conforme a Equação 3.7:

$$f_{\bar{v}}(\mathbf{x}, \theta) = \bar{v}(X + r\mathbf{n}_\theta) \cdot \mathbf{n}_\theta \quad (3.7)$$

onde $\bar{v}(\mathbf{x})$ é uma equação que recebe um ponto bidimensional \mathbf{x} , e retorna a velocidade média para este ponto (valor de velocidade da célula na direção θ). Da mesma forma que na função $\nabla h(\mathbf{x})$, a $\bar{v}(\mathbf{x})$ é multiplicada por \mathbf{n}_θ para selecionar uma das componentes. O significado desta equação é que para altas densidades a velocidade de um agente é a velocidade média dos outros que estão próximo a ele.

Para densidades intermediárias ($\rho_{min} \leq \rho \leq \rho_{max}$), o cálculo de velocidade é dada conforme a Equação 3.8:

$$f(\mathbf{x}, \theta) = f_T(\mathbf{x}, \theta) + \left(\frac{\rho(\mathbf{x} + r\mathbf{n}_\theta) - \rho_{min}}{\rho_{max} - \rho_{min}} \right) (f_{\bar{v}}(\mathbf{x}, \theta) - f_T(\mathbf{x}, \theta)) \quad (3.8)$$

onde $\rho(\mathbf{x} + r\mathbf{n}_\theta)$ é uma função que recebe como parâmetro um ponto e retorna densidade da célula que aquele ponto apresenta. O valor de r é igual a largura da célula. Esta equação realiza a interpolação entre velocidades de baixas densidades (f_T) e de altas densidades ($f_{\bar{v}}$).

Neste passo do processo, deseja-se calcular, para cada célula, o custo unitário $C_{M \rightarrow i}$ para ir de uma célula M até as suas quatro células vizinhas $i \in \{E, N, W, S\}$. Para isto, é necessário calcular a velocidade f nas quatro direções dessas células vizinhas $f_M \rightarrow i$. Desta maneira, as pessoas conseguirão evitar locais obstruídos e com alto desconforto.

3.2.3 Campo potencial

Após o cálculo dos custos unitários, é possível integrar o custo conforme apresentado pela Equação 3.5 partindo-se das células que são o objetivo de cada grupo. Os valores parciais produzidos ao longo de um caminho P mapeiam o ambiente com valores discretos conhecidos como potencial ϕ . O conjunto desses valores é chamado de campo potencial. As diferenças entre os valores de potencial de uma célula e suas vizinhas descrevem um gradiente ($\nabla\phi(\mathbf{x})$), que é utilizado para calcular o movimento (velocidade) das pessoas através da Equação 3.9.

$$\dot{\mathbf{x}} = -f(\mathbf{x}, \theta) \frac{\nabla\phi(\mathbf{x})}{\|\nabla\phi(\mathbf{x})\|} \quad (3.9)$$

Com a intenção de facilitar o cálculo de campo potencial, a integração do potencial pode ser substituída pelo seguinte processo enumerado abaixo, o que permite a fácil implementação do modelo, justificando a importância em apresentar tal processo de forma estruturada através dos seguintes passos:

1. O potencial das células objetivo recebem valor igual a zero.
2. As células objetivo são marcadas como conhecidas.
3. Todas células não objetivo são marcadas como não-conhecidas.
4. Células não-conhecidas, adjacentes as células conhecidas, são marcadas como candidatas.
5. Se não existirem células candidatas, terminar.
6. Calcula-se para cada célula candidata o potencial utilizando uma aproximação para a diferenças finitas da Equação 3.10 (descrito em seguida).
7. A célula com menor valor de potencial das células candidatas é adicionada como célula conhecida. Volta para o passo 4.

$$\|\nabla\phi(\mathbf{x})\| = C \quad (3.10)$$

3.2.3.1 Aproximação de diferenças finitas da Equação 3.10

A aproximação de diferenças finitas da Equação 3.10, nada mais é do que o cálculo do valor de potencial de uma célula. Para realizar esse cálculo para uma célula M , por exemplo, primeiramente deve-se buscar a célula adjacente no eixo x e no eixo y com menor custo conforme a Equação 3.11:

$$\begin{aligned} m_x &= \operatorname{argmin}_{i \in \{W,E\}} \{\phi_i + C_{M \rightarrow i}\} \\ m_y &= \operatorname{argmin}_{i \in \{N,S\}} \{\phi_i + C_{M \rightarrow i}\} \end{aligned} \quad (3.11)$$

Após a seleção das células nas direções dos eixos x e y , calcula-se o pontencial da célula M utilizando a Equação 3.12. É preciso observar que se uma das dimensões (m_x ou m_y) é indefinida, porque possui células vizinhas com valor infinito, é obrigatório a eliminação desta dimensão da Equação 3.12.

$$\underbrace{\left(\frac{\phi_M - \phi_{m_x}}{C_{M \rightarrow m_x}}\right)^2}_{\text{Dimensão } x} + \underbrace{\left(\frac{\phi_M - \phi_{m_y}}{C_{M \rightarrow m_y}}\right)^2}_{\text{Dimensão } y} = 1 \quad (3.12)$$

3.2.4 Campo gradiente

Sabe-se que o gradiente é um indicador de direção de maior crescimento de uma função, no presente caso, é representado pela função pontencial. Portanto, a Equação 3.9 indica que as pessoas procurarão andar no sentido contrário ao do crescimento da função potencial. Observando o sistema dinâmico, que é criado por tais equações, o modelo prevê apenas um mínimo local: o objetivo.

Com o término do cálculo do campo potencial, deve-se, neste ponto do processo, calcular a diferença entre os potenciais das células e das suas vizinhas, armazenando tais valores na $\nabla\phi$ das respectivas arestas. Após este passo, renormaliza-se o gradiente e multiplica-o pela velocidade das direções apropriadas, criando, assim, o campo de velocidades para o grupo em questão.

3.2.5 Atualização das posições das pessoas

Antes de atualizar as posições das pessoas, é necessário interpolar dentro das células o campo de velocidade criado. O valor de velocidade utilizado para atualizar as posições de cada pessoa, deve respeitar tal interpolação do campo de velocidade. Isto auxilia na eliminação de descontinuidade do movimento em regiões críticas, como é o caso da borda das células.

O modelo prevê que, antes de se atualizar as posições das pessoas, é preciso reforçar a existência de uma distância mínima entre as pessoas. Para isto, percorre-se pares de pessoas verificando a existência de colisões, ou seja, pessoas com distância entre si menor que uma distância mínima. Caso seja positiva tal verificação, desloca-se cada uma dessas pessoas com o valor da metade da distância necessária a fim de atingir a distância mínima. A principal consequência desta forma de correção é o fato de que uma pessoa pode ser empurrada por outra.

3.2.6 Grupos de pessoas

Além da informação contida nos passos anteriores, deve-se considerar que as pessoas são divididas em grupos de uma ou mais pessoas, sendo que cada grupo recebe um objetivo composto de uma ou mais células, um conjunto de valores para as variáveis α , β e γ , um valor de velocidade de máxima (V_{max}) e um valor de velocidade mínima (V_{min}).

Os resultados do modelo apresentado pelo artigo [TRE06] e posteriormente confirmados na implementação do autor do presente trabalho, demonstram que o aumento de gra-

nularidade influencia fortemente o desempenho do simulador. Devido a obrigatoriedade de relacionar um conjunto de células como objetivo para cada grupo e, conseqüentemente, calcular o campo potencial para cada um, o modelo mostra-se tão eficiente quanto menor for a quantidade de grupos, por exemplo, simular 100 pessoas em 5 grupos é mais eficiente que simular essa quantidade de pessoas em 10 grupos.

A próxima seção apresenta o modelo biologicamente inspirado *BioCrowds*, sendo essa informação necessária para compreender os Capítulos 4 e 5. Nestes são apresentadas as extensões propostas no presente trabalho.

3.3 *BioCrowds* [ROD07]

Diferente dos modelos de simulação de multidões previamente desenvolvidos baseados na psicologia e na física, o modelo *BioCrowds* [ROD07], foi inspirado nos algoritmos de colonização de espaços propostos por Adam Runions [RUN05] [RUN07]. Esses algoritmos simulam o crescimento das árvores e das veias nas folhas através da competição pelos espaços não ocupados. No caso das folhas, esses espaços, representados pelas auxinas (hormônios de crescimento), são disputados pelas veias. No caso de multidões, dão origem a trajetórias de humanos virtuais.

As próximas seções descrevem o modelo de Runions [RUN05], bem como o *BioCrowds*. A seguir é apresentada a Subseção 3.3.1, na qual, é descrito o modelo para criação de padrões de veias nas folhas de [RUN05] [RUN07].

3.3.1 *Leaf Venation patterns*

O modelo de Runions [RUN05], proposto para modelar padrões de veias das folhas de plantas através da competição do espaço, serviu de inspiração para o modelo de simulação de multidões *BioCrowds* [ROD07]. Aquele modelo gera, com alto realismo, os padrões visuais das veias das folhas e captura a diversidade natural, além de mostrar a relação existente entre os padrões de veias e o formato das folhas. Para tal, o seguinte processo é utilizado:

- Desenvolvimento das veias através dos estímulos gerados por hormônios (auxinas) que estão presentes nas folhas.
- Modificação da localização dos hormônios devido a proximidade de veias.
- Modificação do padrão de veias e da distribuição de auxinas pelo crescimento das folhas.

A teoria utilizada para descrever a formação dos padrões de veias é a hipótese da canalização [SAC81], na qual o crescimento das veias é estimulado por um sinal, a auxina, que se propaga pela lâmina das folhas. Esse sinal inicia nas extremidades das folhas e se propaga pelas veias até a haste da folha. Desta forma, quanto mais estímulos uma veia recebe mais espessa ela se torna. Assim, as veias são classificadas de acordo com o grau de desenvolvimento (ver Figura 3.4), as veias mais grossas são chamadas de ordem primárias (veias primárias), menos espessas que as primárias são chamadas de ordem secundárias (veias secundárias) e a classificação continua com a terceira (veias terciárias), a quarta e assim por diante.

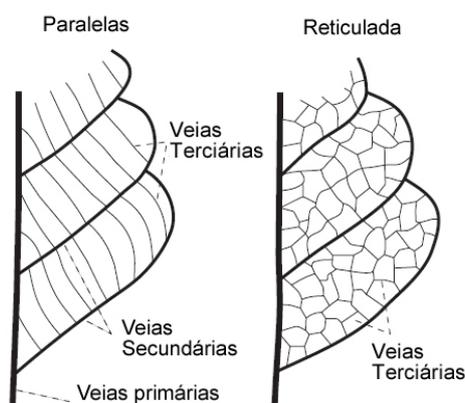


Figura 3.4 – Classificações das veias das folhas. Imagem retirada e traduzida de *Modeling and visualization of leaf venation patterns* [RUN05].

Para simular os padrões de veias, o modelo subdividiu-se em dois formatos de veias: os padrões abertos e padrões fechados. Os padrões abertos são aqueles em formato de árvore, enquanto que o padrão fechado possui laços, ou seja, as ramificações de veias unem-se. Contudo, será apresentado a seguir somente a descrição do padrão aberto, pois esse é o modelo usado como inspiração no desenvolvimento do *BioCrowds*. Além disso, não serão apresentados as formas para modelar o crescimento da lâmina das folhas, conseqüentemente, deve-se considerar que o formato e tamanho das lâminas são previamente definidos pelo usuário.

3.3.1.1 Geração de padrão aberto de veias

O padrão aberto de veias é gerado através de um processo contínuo em que espaços vagos são preenchidos com hormônios, os quais atraem pra si o crescimento das veias mais próximas. Com isso, a medida que as veias crescem, os hormônios são eliminados devido a proximidade com as mesmas. Esse processo iterativo, em que as auxinas influenciam o crescimento das veias, que por sua vez controlam o posicionamento da auxinas,

pode ser visto na Figura 3.5.

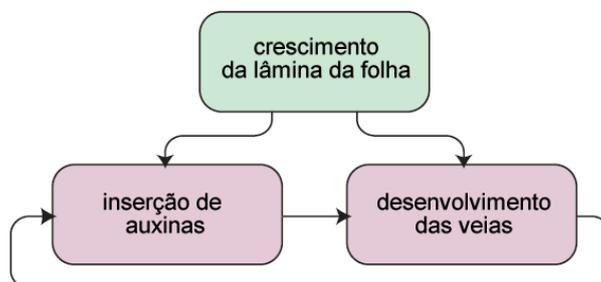


Figura 3.5 – Processo envolvido na geração de veias. Imagem retirada e traduzida de *Modeling and visualization of leaf venation patterns* [RUN05].

Apesar do modelo estar baseado na disputa do espaço contínuo, as auxinas e as veias são discretizadas. As auxinas são representadas por pontos que devem surgir ao longo da simulação respeitando uma distância mínima de nascimento b_s das outras auxinas e outra distância b_v dos nós das veias. Já as veias são representados por nós interconectados por arestas, formando uma espécie de grafo em árvore $\vartheta = \langle V, E \rangle$, sendo V o conjunto de nós e E o conjunto de arestas. Salienta-se que, para simular alguns tipos de folhas, o grafo ϑ deve permitir a definição de mais de uma base (raiz da árvore), sendo que a quantidade de bases é definido pelo usuário durante inicialização da simulação.

Posterior à inicialização do modelo, a cada instante de tempo, deve-se executar os seguintes passos:

- adicionar novos nós na árvore ϑ .
- remover as auxinas que estiverem a menos b_k de distância de um nó das veias.
- tentar inserir novas auxinas respeitando as distâncias b_s e b_v .

Para adicionar novos nós na árvore, deve-se relacionar as auxinas com os nós mais próximos, construindo um conjunto $S(\mathbf{v})$, sendo que $\mathbf{v} \in V$. Se o conjunto $S(\mathbf{v})$ não for vazio, será criado um novo nó \mathbf{v}' , o qual será ligado ao nó \mathbf{v} e será posicionado a uma distância D na direção definida por \mathbf{n} . Esse processo é representado através da Equação 3.13, sendo \mathbf{v} e \mathbf{v}' , por motivos de simplificação, as posições de localização no espaço dos nós relatados. E \mathbf{s} é a posição da auxina pertencente ao conjunto $S(\mathbf{v})$.

$$\mathbf{v}' = \mathbf{v} + D \frac{\mathbf{n}}{\|\mathbf{n}\|}, \text{ onde } \vec{n} = \sum_{\mathbf{s} \in S(\mathbf{v})} \frac{\mathbf{s} - \mathbf{v}}{\|\mathbf{s} - \mathbf{v}\|} \quad (3.13)$$

Os dois últimos passos descritos anteriormente atualizam as auxinas, eliminando as antigas e criando novas. Para inserir novas auxinas, em [RUN05], é sugerido que utilize-se o algoritmo de *dart-throwing* [COO86] e uma quantidade p de auxinas por quantidade de tempo e de área.

3.3.1.2 Exemplo

Objetivando elucidar dúvidas sobre o processo de expansão das veias, este subtópico apresenta um exemplo de execução do modelo para uma unidade de tempo. Para tal, a Figura 3.6 será amplamente utilizada, sendo que observa-se o estado inicial da folha na imagem (a): os círculos vermelhos representam as auxinas, e as circunferências pretas, os nós das veias.

Conforme descrito anteriormente, o processo de crescimento das veias executa três passos após a inicialização do modelo, o primeiro é relacionar as auxinas com os nós mais próximos. Essas relações podem ser vistas na imagem (b), representadas pelos segmentos de reta vermelhos. Os vetores em preto da imagem (c) representam a subtração $(s - v)/(\|s - v\|)$ da Equação 3.13. Somando tais vetores e normalizando o resultado, obtém-se os vetores \vec{n} realçados em roxo na imagem (d).

Segundo a Equação 3.13, o vetor \mathbf{n} indica a direção de criação do novo nó. Observa-se em (d) que apenas dois nós possuem vetores roxos, isso acontece porque o conjunto $S(v)$ do nó mais abaixo é vazio, ou seja, nenhuma auxina foi relacionada a ele. Desta forma, apenas dois novos nós foram criados em (e).

O próximo passo é eliminar as auxinas que estão a menos de b_k de distância dos novos nós. Na imagem (f), visualiza-se uma circunferência de raio b_k em torno de cada auxina, assim, nota-se que duas auxinas devem ser eliminadas. O resultado está em (g) e o crescimento da folha está em (h).

O último passo começa com inserção de novas auxinas, sendo que deve-se garantir que nenhuma fique a menos de b_s das outras auxinas e de b_v dos nós. As circunferências vazadas possuem raio b_s e visam facilitar a identificação das novas auxinas que devem ser removidas. O resultado deste processo é visto em (j), sendo que em (k) o processo recomeça ao relacionar as auxinas aos nós, conforme feito em (b).

3.3.2 Adaptação para simulação de multidões

Esse comportamento de competição pelo espaço, existente nas folhas e nas árvores, é muito similar ao das multidões de pessoas. Por isso, no modelo *BioCrowds*² [ROD07], foi proposto que as pessoas sejam vistas como as extremidades em crescimento das veias, ou seja, competindo pelas marcações de espaço e gerando trajetórias, que no caso das folhas seriam as veias. Contrastando ao modelo de Adam Runions [RUN05], no qual as auxinas são removidas quando atingidas pelas veias, no modelo *BioCrowds* [ROD07], os marcadores são persistentes, ou seja, eles são apropriados pelos agentes para gerar

²Desenvolvido no escopo do laboratório VHLAB com participação do autor.

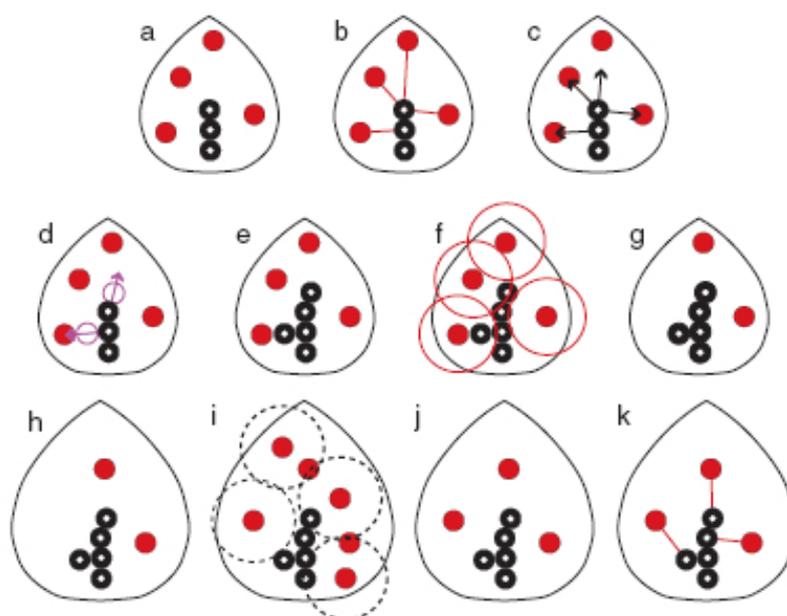


Figura 3.6 – Exemplo do processo de simulação. Os pontos vermelhos representam as auxinas, enquanto que os pontos pretos vazados representam os nós da nervura da folha. Imagem retirada de *Modeling and visualization of leaf venation patterns* [RUN05].

trechos de trajetórias, e liberados após utilização. Um exemplo da utilização competitiva do espaço entre 5 agentes pode ser vista na Figura 3.7. Neste caso, as figuras geométricas ao redor dos agentes incluem os marcadores apropriados por cada agente, ou seja, mais próximos de um agente do que qualquer outro.

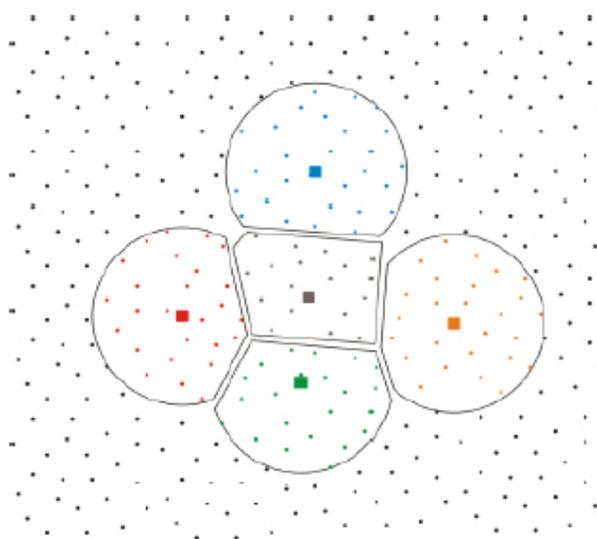


Figura 3.7 – Competição dos marcadores por marcadores no modelo *BioCrowds* [ROD07]. Espaço pessoal é representado pelo polígono convexo que envolve cada agente. As marcações relacionadas a cada agente são aquelas que estão dentro do espaço pessoal do mesmo e estão destacadas com a cor do agente.

Nesse modelo foram inseridos ponderações sobre o conjunto de marcações, utilizado

por cada agente, permitindo assim que os humanos virtuais busquem atingir objetivos e velocidade próprias em função do espaço disponível. Como consequência, as velocidades dos agentes do modelo *BioCrowds* [ROD07] são afetadas pela densidade das pessoas de forma similar a das multidões reais descritas, em Fruin [FRU71], Health and Safety Executive [HSE93] (*The purple guide*) e Dep. of National Heritage [DNH97] (*The green guide*), conforme a Figura 3.8 indica. Outro comportamento emergente foi o surgimento de vias, sem a necessidade de modelagem específica, ver Figura 3.9.

Após realizadas inicializações no modelo, que inclui a distribuição de marcações pelas regiões caminháveis, para cada instante deve ser realizada uma série de passos. Contudo, para facilitar a compreensão do funcionamento desses passos, a seguir é apresentado um resumo do fluxo de execução do *BioCrowds*. Sendo que, nas próximas subseções, são apresentadas mais informações sobre cada passo.

- Inicialização.
- Para cada instante:
 - Relacionar as marcações com os agentes em função da proximidade.
 - Para cada agente:
 - * Calcular a direção de movimento.
 - * Calcular o deslocamento escalar.
 - * Atualizar a posição do agente.

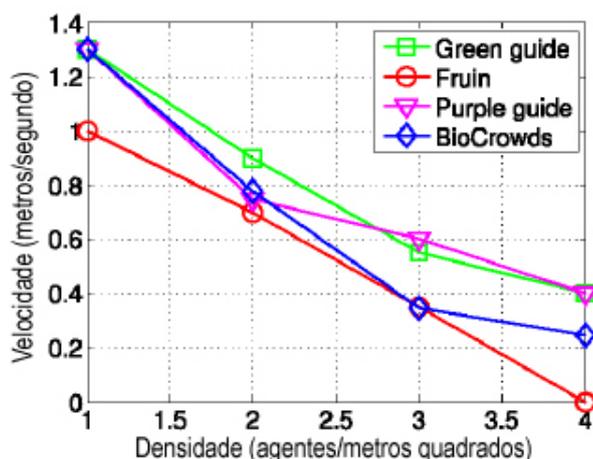


Figura 3.8 – Comportamento similar da velocidade média dos agentes no *BioCrowds* [ROD07] em comparação com dados de pessoas reais do Green Guide [DNH97], Fruin [FRU71] e Purple Guide [HSE93]. Essa imagem [ROD07] foi traduzida para português.

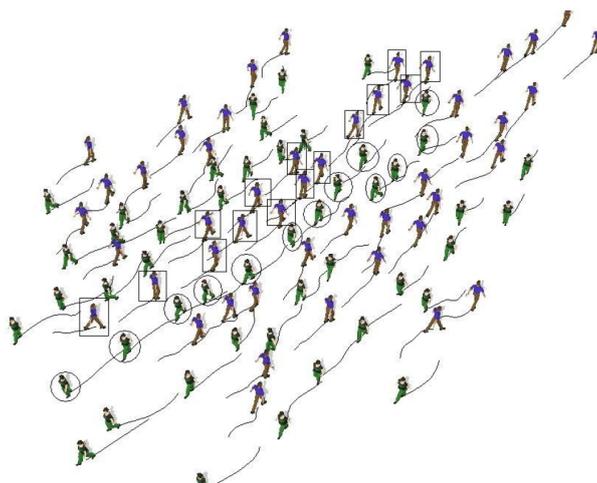


Figura 3.9 – Formação de vias (*lanes*) no modelo *BioCrowds* [ROD07] durante o encontro de dois grupos de agentes movimentando-se em sentidos contrários.

3.3.3 Inicialização

Uma vantagem do modelo *BioCrowds* é a pequena quantidade de informação de entrada e de inicializações para o funcionamento do modelo, o que elimina as exaustivas calibrações presentes em diversos modelos de simulações de multidões. Desta forma, apenas definindo o espaço no qual os agentes irão caminhar, o raio R de percepção dos agentes e os agentes com seus respectivos destinos, posições e valores de máximo deslocamento (s_{max}), obtêm-se o surgimento de diversos comportamentos presentes nos deslocamentos das pessoas reais.

A definição do espaço, em que os agentes podem caminhar, é realizada povoando o mundo virtual com marcações, sendo que elas são inseridas utilizando-se o algoritmo de lançamento de dardos (*dart-throwing*) de Cook [COO86].

3.3.4 Relacionar as marcações aos agentes

Após realizadas as inicializações, o processo iterativo síncrono tem início relacionando as marcações com os agentes. O objetivo desse passo é construir um conjunto S_i de marcações para cada agente i , de forma que esse conjunto seja composto pelas marcações que estão mais próximas do agente i do que de qualquer outro agente, e que residam também dentro da área de percepção do agente i .

Conforme apresentado na Figura 3.7, a marcação, que estiver sobreposta por regiões de percepção de mais de um agente, pertencerá ao agente mais próximo e aquela, que não for sobreposta por regiões de percepção, não o será. Ao se dividir as marcações utilizando

a heurística da menor distância, nas áreas que são sobrepostas por mais de uma região de percepção de agentes, emerge uma aproximação ao algoritmo da subdivisão de espaço do diagrama de voronoi [OKA00].

Relacionar as marcações aos agentes é o processo com maior custo computacional de todo o modelo. Por isso, otimizações são de vital importância para agilizar a busca de marcações no mundo virtual. Uma forma de otimização utilizada nos simuladores, que ofereceu ganhos substanciais de desempenho, foi a distribuição dos agentes e das marcações do mundo em uma grade de células. Com isso, agentes distantes um do outro não competem pelas mesmas marcações.

3.3.5 Direção do movimento

Para calcular a direção de movimento \mathbf{m} , no instante t , para o agente de índice i , deve-se construir um conjunto de orientações O_i , conforme a Equação 3.14. Para tal, utiliza-se como entrada a posição $\mathbf{p}_i(t)$ do agente i no instante t e o conjunto S_i com N marcações calculados no passo anterior.

$$O_i = \{\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_N\}, \mathbf{d}_k = \mathbf{a}_k - \mathbf{p}_i, \quad (3.14)$$

onde \mathbf{a}_k é a posição da marcação $k \in S_i$.

Para permitir que o agente consiga atingir o seu objetivo, o vetor direção de movimento \mathbf{m} computa o vetor objetivo $\mathbf{g}_i(t)$ e todos os vetores $\mathbf{d}_k \in O_i$. Calcula-se o vetor objetivo, no instante t , através da diferença entre o destino e a posição do agente i . Além disso, para obter-se o vetor \mathbf{m} , cada orientação \mathbf{d}_k do conjunto O_i é escalada considerando o grau de alinhamento de \mathbf{d}_k em relação a $\mathbf{g}_i(t)$. O vetor \mathbf{m} é computado pela Equação 3.15:

$$\mathbf{m} = \sum_{k=1}^N w_k \mathbf{d}_k. \quad (3.15)$$

onde w_k representa o peso da orientação \mathbf{d}_k , calculando-se através da Equação 3.16:

$$w_k = \frac{f(\mathbf{g}_i(t), \mathbf{d}_k)}{\sum_{l=1}^N f(\mathbf{g}_i(t), \mathbf{d}_l)}. \quad (3.16)$$

Conforme descrito em *BioCrowds* [ROD07], sugere-se que a função $f(\mathbf{g}_i(t), \mathbf{d}_k)$ deva definir uma medida com as seguintes características:

- Atinja maior valor quando o ângulo não dirigido θ entre o vetor vetor objetivo $\mathbf{g}_i(t)$ e o vetor orientação \mathbf{d}_k da marcação k seja igual a 0° (zero).
- Atinja menor valor quando o ângulo θ seja igual a 180° .

- Diminuir monotonicamente na medida que o ângulo θ aumenta de 0° até 180° .

Contudo, o modelo *BioCrowds* [ROD07] apresenta como sugestão a Equação 3.17 para f :

$$f(\mathbf{g}_i(t), \mathbf{d}_k) = \frac{1 + \cos\theta}{1 + \|\mathbf{d}_k\|} = \frac{1}{1 + \|\mathbf{d}_k\|} \left(1 + \frac{\langle \mathbf{g}, \mathbf{d}_k \rangle}{\|\mathbf{g}\| \|\mathbf{d}_k\|} \right), \quad (3.17)$$

onde $\langle \cdot, \cdot \rangle$ representa o produto interno de dois vetores.

Deve-se observar que uma exceção pode ocorrer quando utilizar a Equação 3.17 e o vetor orientação \mathbf{d}_k possuir magnitude nula ($\|\mathbf{d}_k\| = 0$). Nesse caso, deve-se remover a marcação do conjunto S e seu respectivo vetor orientação \mathbf{d}_k do conjunto O , pois é impossível calcular o valor do cosseno do ângulo entre \mathbf{g} e \mathbf{d}_k , sendo \mathbf{d}_k um vetor nulo ($\|\mathbf{d}_k\| = 0$).

3.3.6 Velocidade escalar

O vetor \mathbf{m} é um bom candidato a definir o deslocamento dos agentes, pois a posição de um agente i , transladada em \mathbf{m} , permanece dentro do espaço pessoal desse agente i e a magnitude de \mathbf{m} aumenta com o crescimento da área sobre domínio do agente. No entanto, \mathbf{m} não considera o valor de máximo deslocamento s_{max} dos agentes. Devido a isso, deve-se calcular o valor de deslocamento do agente através da Equação 3.18.

$$\mathbf{v} = s \frac{\mathbf{m}}{\|\mathbf{m}\|}, \text{ onde } s = \min\{\|\mathbf{m}\|, s_{max}\}. \quad (3.18)$$

Salienta-se que se o R for muito pequeno em relação ao maior valor de s_{max} , o valor de \mathbf{v} nunca atingirá a máxima velocidade. Além disso, quando o conjunto S de marcações for vazio ou todas as marcações estiverem na direção oposta ao objetivo ($\theta = 180^\circ$), a condição de normalização $w_1 + w_2 + \dots + w_N = 1$ dos pesos da Equação 3.16 torna-se impossível, pois ocorre a indeterminação matemática de divisão por zero. A solução para tal problema é assumir o valor de $\mathbf{m} = 0$, ou seja, definir que o agente não irá se mover naquele instante de tempo.

3.3.7 Considerações sobre o *BioCrowds* [ROD07]

No modelo *BioCrowds*, os agentes estão continuamente buscando ocupar espaços vagos que os auxiliem a atingir seus objetivos. Para um agente i , quanto maior a quantidade de marcações relacionadas a ele numa direção, maior será a influência dessa direção no destino de movimentação desse agente. Assim, em altas densidades, a quantidade de

marcadores, na região entre dois agentes que estão em rota de colisão, diminui ao longo do tempo, enquanto que a quantidade de marcadores, na região entre dois agentes que estão afastando-se um do outro, aumenta. É essa peculiaridade no deslocamento dos agentes que forma as vias no modelo *BioCrowds*. Na Figura 3.10, o grupo de agentes em verde e vermelho estão se deslocando, respectivamente, para a direita e para esquerda. Na imagem (a) dessa figura, os agentes identificados pelos números 2 e 3 estão indo em sentidos opostos conforme indicado pelas setas, sendo que a quantidade de marcadores, na região entre esses agentes, no instante da imagem (a), diminui significativamente em relação à quantidade observada no instante da imagem (b). Aliado a isso, a quantidade de marcações entre o agente 2 e os demais agentes (não incluindo o agente 3), no entorno do mesmo, varia muito pouco de (a) para (b). Com isso, a quantidade de marcadores relacionadas ao agente 2, que estão na direção do agente 1, torna-se maior que a quantidade de marcações, que estão na direção do agente 3. Conseqüentemente, a direção de movimento do agente 2, a partir do instante da imagem (b), passa a ser na direção do agente 1. Assim, ao seguir o agente 1 nos instantes posteriores, o agente 2 forma, para os agentes em verde, uma via de fluxo, na qual perdurará devido a repetição desse processo com os outros agentes em vermelho.

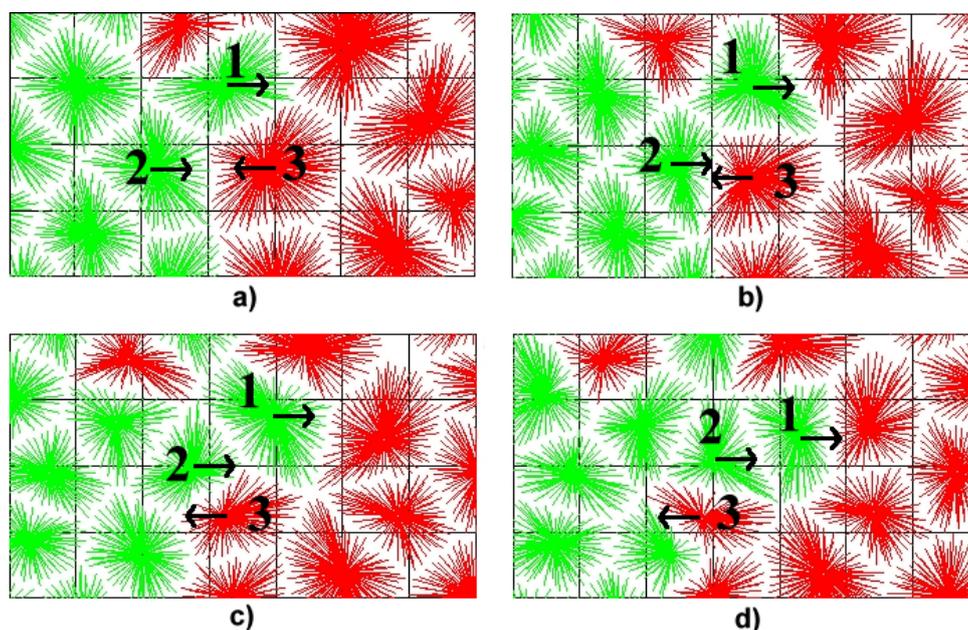


Figura 3.10 – Sequência de imagens que mostram a formação de uma via pelos agentes numerados 1 e 2. Os agentes em verde e em vermelho estão se deslocando, respectivamente, para direita e para esquerda. As setas indicam a direção de movimentação.

4 MODELO

Na introdução, foi apresentado vários aspectos da área de simulação de multidões, tendo sido destacado a sua complexidade. Foi descrita a relevância em simular agentes virtuais que comportem-se de maneira automática e realista. Isso justifica aprimorar os modelos *Continuum Crowds* [TRE06] e *BioCrowds* [ROD07], para que o primeiro possua meios de controlar localmente os agentes virtuais e o segundo ofereça agentes desviando realisticamente de colisões com outros agentes e com obstáculos.

Assim, nas próximas três seções, serão descritas as adaptações realizadas nos modelos de simulação de multidões *Continuum Crowds* [TRE06] e *BioCrowds* [ROD07], os quais foram detalhadamente apresentados no Capítulo 3.

Na Seção 4.1, é feita a descrição do modelo para controlar localmente o modelo *Continuum Crowds* por meio de dados coletados de vídeos reais. A Seção 4.2 apresenta o modelo *BioCrowds* estendido com prévia organização em vias. Essa adaptação do modelo permite que os agentes organizem-se temporariamente para iniciar a desviar de colisões com outros agentes a distâncias maiores das observadas no modelo *BioCrowds*. Na última seção, está descrito como modelar obstáculos de diferentes tamanhos e formatos no modelo *BioCrowds*. Essa solução permite que os agentes desviem sem colidir dos obstáculos.

4.1 *Continuum Crowds with Local Control* [PAR08]

A maioria dos modelos de simulação utilizam-se de abordagens globais para modelar o comportamento dos humanos virtuais. Um exemplo é o modelo *Continuum Crowds* [TRE06] que controla agentes, basicamente, através de 4 variáveis: α , β , γ e λ . As três primeiras são pesos de controle dos atributos comprimento do caminho, tempo e desconforto, respectivamente, e a última variável define a taxa de decaimento da densidade de agentes na grade de células que define o mundo da simulação.

Contudo, abordagens globais de controle, como a do *Continuum Crowds* [TRE06], não conseguem se aproximar do comportamento complexo das pessoas reais. No trabalho *Continuum Crowds with Local Control* [PAR08], o autor da presente dissertação apresentou uma alternativa para oferecer comportamentos locais e individuais a agentes do modelo de simulação de Treuille et al. [TRE06]. Para isto, utilizou-se de informação capturada do

mundo real, por meio de visão computacional, para definir campos de velocidades para cada grupo de agentes e para construir automaticamente os campos de desconforto.

Os campos de velocidades são gerados através da extrapolação das velocidades observadas ao longo das trajetórias das pessoas. Um exemplo desses campos pode ser observado na Figura 4.1, onde as trajetórias estão destacadas em vermelho e as velocidades desse campo de vetores estão em verde.

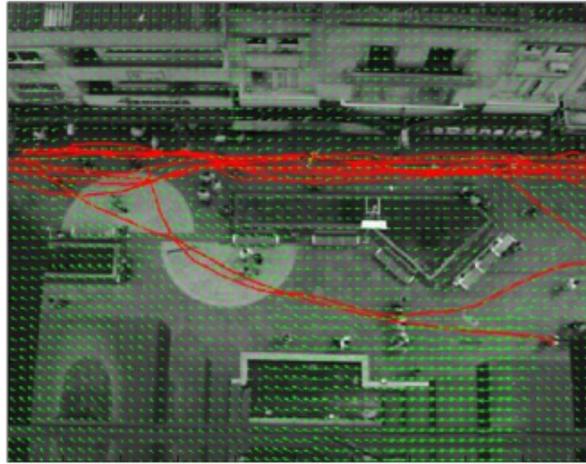


Figura 4.1 – Campo de velocidade com trajetórias em vermelho e valores de velocidade extrapolados representado pelos vetores em verde. As trajetórias e as velocidades foram obtidas de vídeos de pessoas reais. Imagem retirada de *Continuum Crowds with Local Control* [PAR08].

As trajetórias são obtidas através de algoritmos de visão computacional, os quais identificam, para todo instante t , a posição $\mathbf{x}_i(t)$ de cada pessoa i . Com tal informação, calcula-se vetores locais através da diferença temporal: $\mathbf{v}(\mathbf{x}_i(t)) = \mathbf{x}_i(t+1) - \mathbf{x}_i(t)$. Possuindo os vetores locais, o campo de velocidade é calculado utilizando-se a técnica de interpolação do vizinho mais próximo da mesma forma que em Musse et al. [MUS07a]. Por fim, aplica-se um filtro de média local para suavizar o campo.

Para que as informações do campo de velocidade sejam utilizados no modelo *Continuum Crowds* [TRE06], a Equação 3.6, utilizada para calcular o fluxo em baixas densidades, deve ser substituída pela Equação 4.1. É nessa última, que são aplicados os valores de $\mathbf{v}(\mathbf{x})$ para cada posição \mathbf{x} do campo de velocidade.

$$f_M(\mathbf{x}, \mathbf{n}_\theta) = \min \left\{ \max \left\{ \frac{\langle \mathbf{v}(\mathbf{x}), \mathbf{n}_\theta \rangle + \|\mathbf{v}(\mathbf{x})\|}{2}, \mathbf{v}_{\min} \right\}, \mathbf{v}_{\max} \right\}, \quad (4.1)$$

onde é importante que $\mathbf{v}_{\min} > 0$, pois deve-se garantir que $f_M(\mathbf{x}, \mathbf{n}_\theta) > 0$. Além disso, a Equação 4.1 resulta em $\|\mathbf{v}(\mathbf{x})\|$ quando o vetor \mathbf{n}_θ está alinhado com $\mathbf{v}(\mathbf{x})$, e diminui o valor de f_M com o aumento do ângulo entre \mathbf{n}_θ e $\mathbf{v}(\mathbf{x})$.

Na Figura 4.2, observa-se o campo de desconforto gerado a partir de sete conjuntos de trajetórias, sendo que, na Figura 4.1, é visualizado apenas um desses conjuntos. Devido a baixa densidade de pessoas durante a observação das trajetórias, a informação, contida no

mapa de ocupação espacial da Figura 4.2, indica apenas quais as regiões estão ausentes de obstáculos e são preferenciais para a movimentação.

A construção do mapa da Figura 4.2 é feito inicialmente somando-se as posições $\mathbf{x}_i(t) = (X_i, Y_i)$ de cada pessoa i ao longo de todo o tempo de observação. Apesar da soma resultar num histograma de ocupação, para garantir maior suavidade e acuracidade, posteriormente, aplica-se nele, o histograma, a técnica *Kernel Density Estimators* (KDEs), definido conforme Equação 4.2:

$$\hat{f}(x, y) = \frac{1}{nh_1h_2} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h_1}, \frac{y - Y_i}{h_2}\right), \quad (4.2)$$

onde h é uma largura que define o grau de espalhamento dessa função.

Conforme dito em *Continuum Crowds with Local Control* [PAR08], o *kernel KDE* utilizado foi a função Gaussiana e os valores h_1 e h_2 , definidos como iguais ($h_1 = h_2$), foram estimados pela regra de escala normal recomendada por Beardah et al [BEA96]. As densidades $\hat{f}(x, y)$ são calculadas individualmente para todo ponto (x, y) de cada cluster, sendo normalizadas através da divisão pelo maior valor. Desta forma, os valores apresentados na Figura 4.2 apresentam-se entre zero e um.

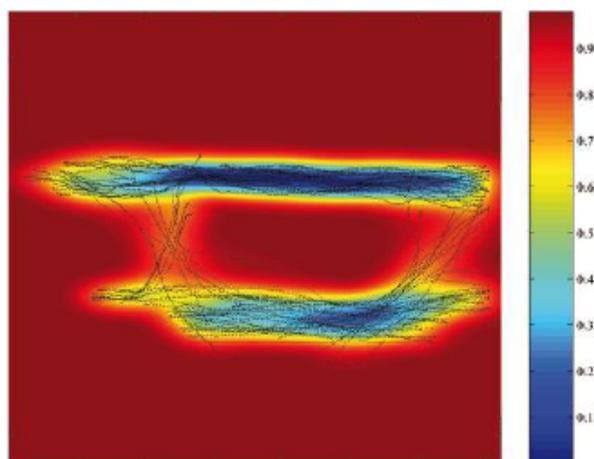


Figura 4.2 – Mapa de ocupação espacial com as trajetórias que o gerou. Quanto mais vermelho menor a ocupação espacial do local. Imagem retirada de *Continuum Crowds with Local Control* [PAR08].

Os resultados do potencial desse modelo para controlar localmente os agentes do *Continuum Crowds* são apresentados na Seção 5.1. A seguir, encontra-se o modelo *BioCrowds* estendido com prévia organização em vias.

4.2 Prévia organização em vias

Apesar do modelo *BioCrowds* [ROD07] apresentar o comportamento auto-organizável de vias, esse efeito ocorre somente quando os agentes estão muito próximos uns dos outros. Nesse sentido, o modelo *Continuum Crowds* [TRE06] possui a vantagem de permitir que os agentes posicionem-se antecipadamente em vias, ou seja, eles iniciam a evitar colisões em distâncias superiores as observadas no *BioCrowds*.

O posicionamento antecipado em vias, no *Continuum Crowds*, é realizado pelos agentes por meio da compactação temporária em pequenos grupos, assim libera-se espaço para que todos os agentes cruzem-se sem realizar grandes variações de direção de movimentação. Pode-se observar esse efeito na Figura 4.3, onde dois grupos deslocam-se em sentidos contrários. Em ambos, os agentes organizam-se de forma a abrir espaços para a passagem dos agentes que andam em sentido contrário, prevenindo a colisão em tempo futuro. Esse comportamento corrobora a teoria do mínimo esforço, na qual as pessoas buscam realizar as tarefas com o mínimo esforço possível. No caso da prévia organização em vias, os agentes cooperam (tanto entre os agentes que estão movendo-se no mesmo sentido, quanto entre os de sentido contrário) para que todos efetuem o deslocamento com maior suavidade¹ e fluidez possível.

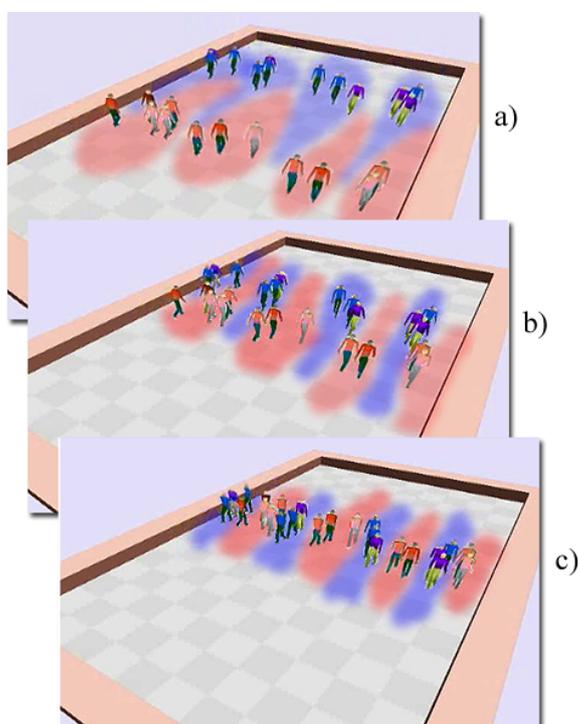


Figura 4.3 – Os agentes do modelo *Continuum Crowds* [TRE06] organizam-se antecipadamente em pequenos grupos compactos para evitar colisões com os agentes em fluxos contrários. Esse é o princípio da prévia organização em vias.

¹Entende-se por suavidade, a movimentação sem alterações bruscas de direção.

Considerando que as pessoas, ao se deslocarem, utilizam-se da teoria do mínimo esforço e que a prévia organização em vias é um comportamento que facilita a movimentação das pessoas, a prévia organização em vias é uma cooperação silenciosa (por não haver comunicação oral entre as partes) que visa diminuir o esforço de deslocamento dos participantes desse comportamento. Assim, é importante que os modelos de simulação, como o caso do *BioCrowds*, modelem seus agentes com tal comportamento de movimentação.

Apesar do modelo *Continuum Crowds* apresentar esse comportamento, ele é muito complexo, o que dificulta bastante a sua compreensão e utilização. Por outro lado, o *BioCrowds* [ROD07] é o inverso, dada sua simplicidade e independência de parâmetros. Por isso, foi investigado e modelado, nesse último, o comportamento de prévia organização em vias (*lanes*), sendo que o trabalho desenvolvido, *Continuum Crowds with Local Control* [PAR08], permitiu ao autor dessa dissertação a compreensão da forma como o comportamento de prévia formação de vias emerge no *Continuum Crowds* [TRE06], além de servir como inspiração.

4.2.1 Adaptação do modelo original

Objetivando prover comportamentos auto-organizáveis presentes no *Continuum Crowds*, uma alternativa viável é adaptar a função custo C (Equação 3.5) desse modelo para ser utilizada no modelo *BioCrowds*. Isso porque, da mesma forma que a heurística da menor distância do *BioCrowds* visa garantir a ausência de colisões, a minimização da função custo C é a heurística utilizada, no *Continuum Crowds*, para definir o melhor caminho (sem colisões, com pouco desconforto e comportamento auto-organizável de prévia organização em vias). Contudo, deseja-se ampliar os comportamentos de prévia organização sem afetar as características do *BioCrowds* como, por exemplo, a ausência de colisões. Para tal, uma série de fatores devem ser levados em consideração.

O modelo *Continuum Crowds* utiliza uma condição (*if*) para garantir a ausência de colisões entre os agentes, ou seja, a função custo C não garante a ausência de colisões. Já a heurística de menor distância do *BioCrowds* consegue garantir tal característica, porque evita-se colisões mantendo os agentes distantes uns dos outros. Assim, infere-se que o fator distância proporciona a ausência de colisões. Enquanto que, no *Continuum Crowds*, a junção da distância, do tempo e do desconforto permite que os valores do custo C sejam modificados, de tal forma, a permitir que os agentes se interpenetrem.

Conforme descrito anteriormente, a prévia organização em vias é uma cooperação entre agentes que visa minimizar o esforço de deslocamento deles. Essa minimização refere-se a movimentar-se o mais livre possível, ou seja, sem ser atrapalhado pela movimentação de outros agentes. Pode-se medir a facilidade de movimentação, comparando a velocidade

do agente com o fluxo² da região em que ele se encontra. Isso porque o fluxo possui a informação relativa a quantidade de agentes próximos e direção de movimentação deles, ou seja, comparando o fluxo com a velocidade do agente, pode-se avaliar se o deslocamento do agente será rápido ou lento. Um exemplo de deslocamento lento pode ocorrer com o fluxo sendo contrário ao vetor velocidade do agente. Possuir sentido contrário, pode indicar que o agente terá que desviar de outros agentes durante o percurso. Assim, infere-se que a prévia organização pode ser obtida, fazendo os agentes deslocarem-se por regiões em que o fluxo seja favorável ao deslocamento deles.

No *Continuum Crowds*, existem dois fatores da função custo C que dependem do fluxo: o desconforto e o tempo. O desconforto mede o quanto o caminho é desagradável para um agente. Um exemplo de local desconfortável seria uma região perigosa. Esse fator está relacionado ao fluxo devido a quantidade de tempo de exposição do agente a regiões desconfortáveis, pois se o agente se deslocar lentamente, ele ficará mais tempo na região desconfortável. Contudo, o fator desconforto não auxilia na formação prévia de organização. Além do desconforto, também depende do fluxo o fator tempo, o qual objetiva medir o tempo de deslocamento de um agente pelo caminho. Desta forma, esse fator, por meio do fluxo, é responsável por indicar se o deslocamento do agente por um caminho será rápido. Assim, o fator tempo promove o surgimento da prévia organização em vias no modelo *Continuum Crowds*.

Em contra partida, o modelo *BioCrowds* não utiliza o fator tempo em sua heurística, nem tão pouco avalia regiões mais afastadas do agente. Além desses dois fatores que impedem o surgimento da prévia organização em vias, os agentes, no *BioCrowds*, não conseguem ficar muito próximos em baixas densidades, o que dificulta ainda mais o surgimento desse comportamento.

Contudo, deseja-se obter o comportamento de prévia organização em vias e manter a ausência de colisões no *BioCrowds*. Conforme citado anteriormente, a ausência de colisões é obtida minimizando a distância, enquanto a prévia organização é por meio da minimização do tempo. Unir os fatores distância e tempo na mesma heurística pode provocar colisões entre os agentes. Assim, a solução para não provocar colisões entre os agentes, e ao mesmo tempo obter a prévia organização, é utilizar dois níveis de decisão. A primeira computando o fator tempo e a segunda o fator distância. Assim, o primeiro nível orienta o segundo a deslocar-se em direções que permitirão o surgimento da prévia organização em vias. Contudo, a palavra final sobre a movimentação do agente é tomada pelo segundo nível, pois o agente se movimentará garantindo a ausência de colisões.

Sabe-se que o modelo original do *BioCrowds* [ROD07] é composto por três fases: competição pelas marcações entre agentes, ponderação dos marcadores conquistados e movimentação dos agentes. Contudo, modificando a fase de competição por marcadores e

²O fluxo é uma medida da quantidade de agentes que estão atravessando um local para um instante de tempo.

inserindo uma nova fase de ponderação dos marcadores conquistados, permite o surgimento do comportamento de prévia organização em vias. Para tal, essa nova fase é calculada anteriormente a ponderação de marcadores do modelo original, sendo o primeiro nível de decisão, e citado anteriormente. O segundo nível de decisão já existe no modelo *BioCrowds*, e descreve a ponderação de marcadores.

O fluxo de execução original do *BioCrowds* e o novo fluxo podem ser vistos, respectivamente, na Figura 4.4 e na 4.5. Sendo o último descrito a seguir.

1. Fase modificada de competição por marcadores. Constrói-se, para cada agente i , além do conjunto S_i do modelo original, o conjunto L_i de marcadores. Nesse último, a heurística de seleção deverá ser feita não somente levando em conta os marcadores mais próximos, mas também o fluxo de movimentação nas regiões. Detalhes serão apresentados na Seção 4.2.2.
2. Nova fase de ponderação dos marcadores. Resultando num vetor direção de movimento (v_d), que leva em consideração os fluxos dos agentes vizinhos (próximos).
3. Fase original de ponderação dos marcadores. A única alteração desta fase é que o vetor objetivo, normalmente existente no modelo para cada agente, é substituído pelo vetor v_d , calculado na fase 2.
4. Fase original de movimentação dos agentes.

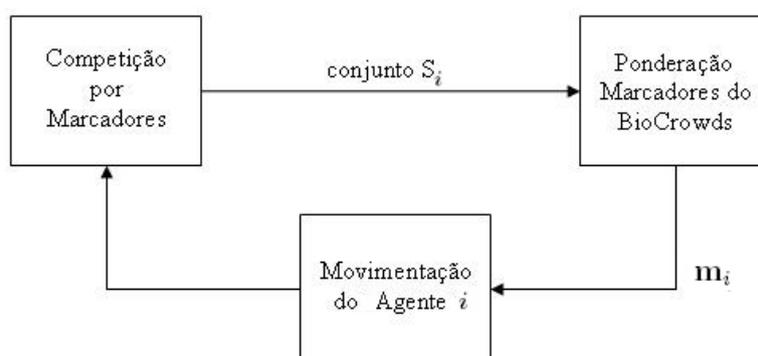


Figura 4.4 – Fluxo de execução do *BioCrowds* para um agente após a inicialização do modelo.

4.2.2 Fase 1: Heurística para competição por marcadores

Diferente da heurística da menor distância para atribuir marcadores aos agentes do modelo original, a nova heurística é inspirada no modelo *Continuum Crowds* [TRE06]. Nesse

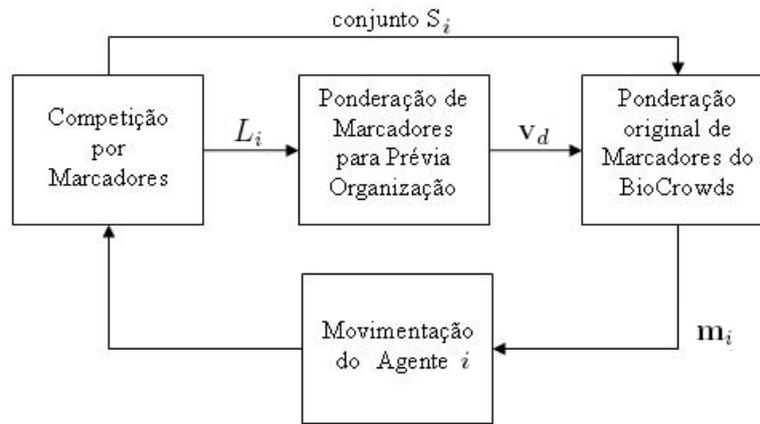


Figura 4.5 – Fluxo de execução do modelo de prévia organização em vias para um agente após a inicialização.

último, utilizou-se, para escolha de direção de movimentação, a minimização de três fatores: distância, tempo e desconforto. A Equação 4.3 reapresenta a união desses fatores³.

$$\underbrace{\alpha \int_P 1 ds}_{\text{Comprimento}} + \underbrace{\beta \int_P 1 dt}_{\text{Tempo}} + \underbrace{\gamma \int_P g dt}_{\text{Desconforto}} \quad (4.3)$$

Sabendo-se que $ds = f dt$, obtém-se a Equação 4.4:

$$\int_P C ds, \text{ onde } C = \underbrace{\frac{\alpha f + \beta + \gamma g}{f}}_{\text{Custo unitário } C} \quad (4.4)$$

O custo C é calculado para uma unidade de distância em quatro direções (norte, sul, leste e oeste), posteriormente ele é integrado ao longo de um caminho P até o objetivo. Portanto, rearranjando a equação e separando os fatores, obtém-se a Equação 4.5:

$$C = \underbrace{\frac{\alpha}{1}}_{\text{Comprimento}} + \underbrace{\frac{\beta}{f}}_{\text{Tempo}} + \underbrace{\frac{\gamma g}{f}}_{\text{Desconforto}} \quad (4.5)$$

Considerando que o objetivo da presente heurística é selecionar as marcações que permitirão a formação da prévia organização, o fator distância pode ser eliminado, pois isoladamente ele serve para impedir colisões, o que será feito, conforme definido anteriormente, na heurística para competição de marcadores para evitar colisão. O fator desconforto também será eliminado por não ser necessário para a formação desse tipo de comportamento. Neste ponto, pode-se remover a constante β , pois as constantes α e γ já foram removidas. Assim, a função custo fica:

³As Equações 4.3 e 4.4 são, respectivamente, iguais as Equações 3.4 e 3.5. Foram repetidas para clareza de explicação.

$$C = \underbrace{\frac{1}{f}}_{\text{Tempo}} \quad (4.6)$$

Substituindo o custo C por C_L^{-1} e isolando o segundo, obtém-se uma nova função, que leva em consideração o fluxo sem realizar a operação de divisão. Contudo, passa-se a buscar a maximização do custo C_L , sendo o mesmo representado pela Equação 4.7.

$$C_L^i(t, x, y) = f_i(t, x, y), \quad (4.7)$$

onde custo C_L do agente i , para o instante t , no ponto de coordenadas (x, y) , depende do fluxo f gerado por ele em tal ponto.

Salienta-se que, no *Continuum Crowds*, a presença de agentes faz com que o fluxo num ponto seja tomado utilizando-se a velocidade média desses agentes. Além disso, cada velocidade, utilizada para calcular a velocidade média, é escalada de acordo com a distância entre o agente e o ponto. Tal escala é realizada pela função densidade, a qual tem o objetivo de distribuir fluxo no ambiente próximo ao agente. Assim, o fluxo gerado no ponto de coordenadas (x, y) pelo agente i no instante t é:

$$f_i(t, x, y) = \rho(x, y)^\lambda \|\mathbf{v}_i(t-1)\|, \quad (4.8)$$

onde $\mathbf{v}_i(t-1)$ é a velocidade do agente i no instante anterior a t , ρ é a densidade no ponto (x, y) e λ é um coeficiente que define a velocidade de decaimento da densidade.

No *Continuum Crowds*, a forma da função da densidade, vista na Figura 4.6, é uma pirâmide, estando o agente posicionado no topo dela. Pode-se visualizar, nessa imagem, que o formato não indica o sentido de movimentação do agente, apesar da densidade ser utilizada para distribuir uma grandeza direcional (o fluxo) em torno dele. Conseqüentemente, o agente possuirá o mesmo grau de influência tanto na região que ele estará quanto na região a qual ele estava anteriormente. Com isso, os agentes tentarão antecipar-se ao movimento de outros, sem conseguir fazê-lo. Dificultando, assim, a previsão de movimentação nos agentes.

A solução proposta para esse problema de antecipação, no *Continuum Crowds*, é a aplicação de níveis de desconforto na frente dos agentes. Essa atitude provoca diversos efeitos colaterais como, por exemplo, o comportamento não realista visto na Figura 4.7⁴. Nela, um agente desloca-se da esquerda para a direita, aplicando-se desconforto na frente do mesmo. Esse desconforto, destacado em verde, afasta o agente da região em que ele deseja mover-se. Desta forma, o agente move-se para cima e para baixo, conforme pode ser observado na Figura 4.7. Ou seja, o agente é afetado pelo desconforto gerado devido ao seu movimento.

⁴Para facilitar a visualização, não são exibidos os outros agentes da simulação apresentada na Figura 4.7.

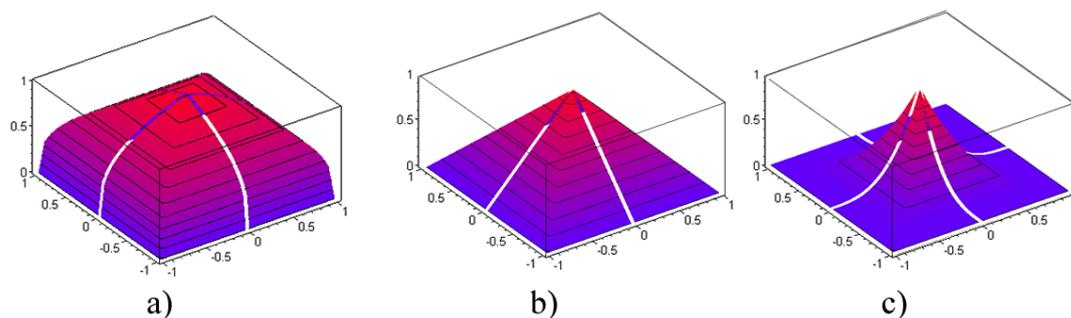


Figura 4.6 – Formato da função densidade do modelo *Continuum Crowds* (Equação 3.2) para três valores de λ : a) $\lambda = 1/3$, b) $\lambda = 1$ e c) $\lambda = 3$.

Visando solucionar esse problema, poderia-se propor que o desconforto afetasse apenas outros agentes. No entanto, essa solução também pode acarretar em efeitos indesejáveis, pois o desconforto pode afastar agentes que estão andando temporariamente no mesmo sentido.

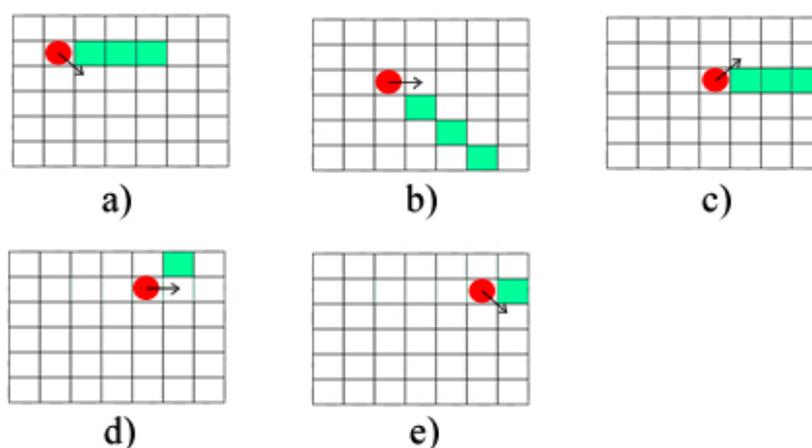


Figura 4.7 – Movimentação anômala do agente destacado em vermelho, no modelo *Continuum Crowds*, ao aplicar-se na frente desse agente o desconforto destacado em verde. O agente move-se para cima e para baixo tentando evitar o desconforto produzido por ele mesmo.

Por isso, se ao invés de adicionar desconforto na frente do agente, for adicionado fluxo no sentido de sua movimentação, será evitado que agentes tentem ir para regiões que serão ocupadas por outros agentes e não serão gerados os efeitos colaterais indesejados, presentes no *Continuum Crowds*. Portanto, o problema poderia ter sido contornado, apenas alterando o formato de decaimento e a área de abrangência da função densidade, de maneira que, seja diminuída a inclinação de decaimento da função densidade na frente dos agentes.

Contudo, a função densidade do *Continuum Crowds* (Equação 3.2) é incapaz de modelar alguns comportamentos de antecipação de personagens virtuais. Assim, sugere-se a utilização da seguinte função densidade:

$$\rho(x, y) = \begin{cases} 1 - \frac{r_x(x, y)^2}{R_b^2} - \frac{r_y(x, y)^2}{R_b^2} & \text{se } r_x(x, y) < 0 \\ 1 - \frac{r_x(x, y)^2}{R_a^2} - \frac{r_y(x, y)^2}{R_b^2} & \text{se } r_x(x, y) \geq 0 \end{cases}, \text{ onde } \begin{cases} r_x(x, y) = x \cos \alpha - y \sin \alpha \\ r_y(x, y) = x \sin \alpha + y \cos \alpha \end{cases} \quad (4.9)$$

O domínio da função dessa nova função densidade (Equação 4.9) é a posição de todas as marcações, as quais estão sobre a região delimitada em torno do agente da Figura 4.8-b. Essa área é composta pela união de uma semi-elipse de raios R_a e R_b e de uma semi-circunferência de raio R_b (ver Figura 4.8-a). Utiliza-se a seguinte regra para verificar se uma marcação k está sobre a região da Figura 4.8-b:

$$((2R_a \leq \|\mathbf{a}_k - \mathbf{F}_1\| + \|\mathbf{a}_k - \mathbf{F}_2\|) \wedge (\cos \beta > 0)) \vee ((R_b \geq \|\mathbf{a}_k - \mathbf{p}(t)\|) \wedge (\cos \beta < 0)), \quad (4.10)$$

onde \mathbf{a}_k é a posição da marcação k , β é o ângulo formado entre o vetor $\mathbf{v}_i(t)$ e o vetor $\mathbf{a}_k - \mathbf{p}(t)$, e F_1 e F_2 são os dois focos da elipse da Figura 4.8, sendo definidos através da Equação 4.11:

$$\begin{aligned} F_1 &= \mathbf{p}_i(t) + \frac{\mathbf{v}_i(t)}{\|\mathbf{v}_i(t)\|} \sqrt{R_a^2 - R_b^2} \\ F_2 &= \mathbf{p}_i(t) - \frac{\mathbf{v}_i(t)}{\|\mathbf{v}_i(t)\|} \sqrt{R_a^2 - R_b^2} \end{aligned} \quad (4.11)$$

A imagem da função densidade ρ (Equação 4.9) pode ser vista na Figura 4.9, na qual, da mesma forma que na Figura 4.8-b, o agente está orientado para direita. As funções $r_x(x, y)$ e $r_y(x, y)$, na Equação 4.9, rotacionam a imagem da função densidade em torno do eixo Z. O ângulo α dessa rotação é medido, no sentido horário, entre o vetor $\mathbf{c} = (1, 0)$ e o vetor orientação do agente conforme ilustra a Figura 4.10.

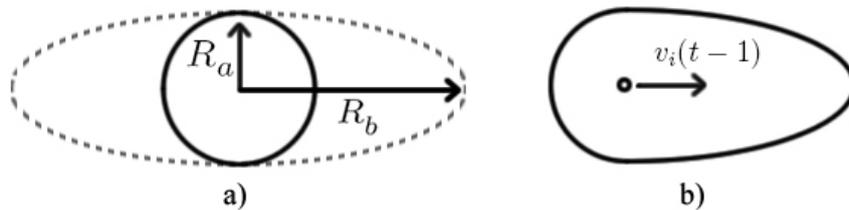


Figura 4.8 – Em (a), observa-se uma circunferência de raio R_b e uma elipse de raios R_a e R_b . Unindo a metade esquerda de circunferência com a metade direita da elipse, forma-se a região apresentada em (b). Essa região define o local onde calcula-se o custo C_{po} para o agente que está orientado na direção do vetor $\mathbf{v}_i(t-1)$.

Além de adicionar essa alteração na função densidade, a nova heurística C_L pressupõe que agentes com fluxos contrários competem pelos marcadores (da maneira original, sendo um marcador atribuído a somente um agente), enquanto que agentes com fluxos de mesmo sentido compartilham marcadores. Ou seja, a função C_L é calculada para

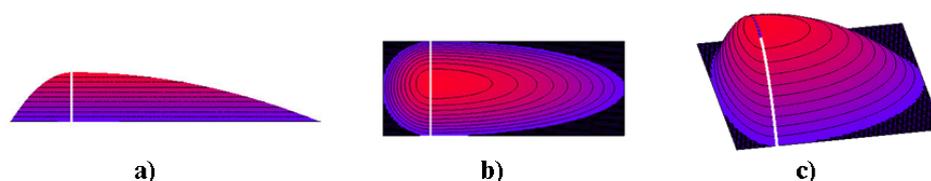


Figura 4.9 – Formato da imagem da função densidade ρ . a) vista de perfil, b) vista superior e c) vista inclinada.

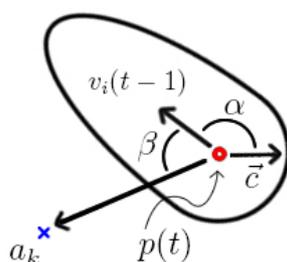


Figura 4.10 – O agente, na posição $\mathbf{p}(t)$ e com o centróide destacado em vermelho, está orientado na direção $\mathbf{v}_i(t-1)$. A marcação (destacada pelo x azul) está na posição \mathbf{a}_k . Também pode-se observar a região de competição por marcadores para prévia organização em vias.

cada marcação que está dentro da região da Figura 4.8-b. Para os agentes que estão movendo-se em mesmo sentido, os valores de C_L devem ser somados. Isso é realizado somando o valor de C_L de cada agente numa das possíveis direções de agrupamento $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ\}$, onde θ é computado, da mesma forma que o ângulo α , no sentido horário a partir do vetor $\mathbf{c} = (1, 0)$. O ângulo θ escolhido será o valor mais próximo do ângulo α deste agente.

Após calculado o custo C_L de todos os agentes próximos a marcação que está sendo disputada, busca-se o maior valor C_L das direções de θ , sendo que os agentes, que influenciaram a direção vencedora, passam a compartilhar a marcação temporariamente, ou seja, eles relacionam-se simultaneamente com a marcação disputada. Esse relacionamento é feito adicionando-se a marcação no conjunto de marcações para prévia organização L , de cada agente que influenciou a direção vencedora.

Esse compartilhamento de marcações não é utilizado no modelo original do *BioCrowds*, da mesma forma que, a velocidade não é utilizada para definir a movimentação dos agentes no *BioCrowds*. Contudo, o compartilhamento de marcadores juntamente com a heurística baseada no fluxo são os fatores que permitem o surgimento do comportamento auto-organizado de prévia organização em vias.

Além de calcular a competição de marcadores para prévia organização na Fase 1, deve-se calcular competição de marcadores do modelo original do *BioCrowds*. A vantagem, em

realizá-las simultaneamente, é que, para fim de implementação, pode-se obter ganhos computacionais, pois percorre-se, em ambas as competições, para cada marcador todos os agentes próximos.

Contudo, a Fase 1 termina ao construir, para cada agente i do ambiente simulado, dois conjuntos de marcadores: conjunto S_i e conjunto L_i . O conjunto S_i é utilizado, na fase original de ponderação de marcadores do *BioCrowds*, para calcular o vetor direção de movimento m . O conjunto L_i é utilizado para calcular o vetor \mathbf{v}_d na nova Fase 2 do modelo proposto, a qual é apresentada na Subseção 4.2.3. Conforme descrito anteriormente, esse vetor \mathbf{v}_d substitui o vetor objetivo na ponderação de marcadores do modelo original.

4.2.3 Fase 2: Nova fase de ponderação dos marcadores.

Essa fase objetiva definir, para cada agente i , o vetor objetivo \mathbf{v}_d , sendo que, para calculá-lo no instante t , deve-se construir o conjunto de vetores de orientação O_i . Tais vetores orientação são definidos através da diferença entre a posição das marcações do conjunto L_i e a posição do agente i no instante t . Esse conjunto O_i é descrito pela Equação 4.12.

$$O_i = \{\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_N\}, \mathbf{d}_k = \mathbf{a}_k - \mathbf{p}_i(t), \quad (4.12)$$

onde \mathbf{a}_k é a posição da marcação $k \in L_i$.

O vetor \mathbf{v}_d do agente i é calculado através da Equação 4.13. Nela, são computados os N vetores do conjunto O_i , o vetor objetivo $\mathbf{g}_i(t)$, o menor módulo dos vetores do conjunto O_i e a taxa τ de marcadores relacionados ao agente i . O vetor $\mathbf{g}_i(t)$ é calculado através da diferença entre o objetivo do agente i e a sua posição no instante t . A taxa τ varia de 0 a 1, sendo 0 quando o conjunto L_i é vazio e 1 quando o agente estiver relacionado com todas as marcações na região de competição de marcadores para prévia organização.

$$\mathbf{v}_d = \sum_{k=1}^N \frac{\langle \mathbf{g}_i(t), \mathbf{d}_k \rangle}{\|\mathbf{g}_i(t)\| \|\mathbf{d}_k\|} \left(1 - \left(\frac{\|\mathbf{d}_k\|}{\min O_i} \right)^{-\tau} \right), \quad (4.13)$$

onde τ é calculado através da Equação 4.14, na qual o δ representa a densidade de marcadores no ambiente, R_a e R_b representam os raios da região de competição de marcadores para prévia organização (ver Figura 4.8) e N é o número de marcações do conjunto L_i . Assim, se o conjunto L possuir poucas marcações, o agente andará na direção do vetor objetivo $\mathbf{g}_i(t)$, ou seja, a prévia organização em vias é desligada.

$$\tau = \frac{2N}{\delta \pi (R_a R_b + R_b^2)} \quad (4.14)$$

Obtido o vetor \mathbf{v}_d , pode-se calcular a ponderação de marcadores do modelo original do

BioCrowds, utilizando-se como vetor objetivo o vetor v_d . Assim, a ponderação dos marcadores do conjunto L define a direção em que o agente poderá se agrupar temporariamente e movimentar-se de maneira a impedir de forma mais antecipada as colisões.

As Fases 3 e 4 do modelo de prévia organização em vias não são apresentadas, pois elas não foram modificadas em relação ao modelo original do *BioCrowds*. Contudo, para obter mais grau de realismo, além de modelar esse comportamento de prévia organização, é necessário que os agentes desviem de pequenos obstáculos. Por isso, na Seção 4.3, é descrito como se modelar os obstáculos no modelo *BioCrowds*.

4.3 Desvio de obstáculos

A proposta original do *BioCrowds* possui meios para modelar apenas grandes obstáculos, pois defini-los através da eliminação de marcações é eficaz somente se a área sem marcadores não for ultrapassada pelo raio de ação dos agentes. Na Figura 4.11, pode-se observar o raio de ação do agente em vermelho ultrapassando a região sem marcadores, conseqüentemente, a futura colisão é vista na Figura 4.12.

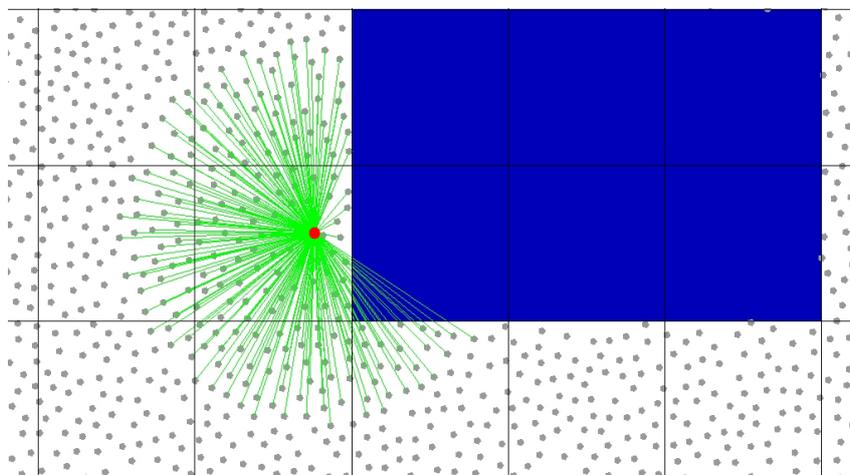


Figura 4.11 – Agente do modelo *BioCrowds* relacionando-se com as marcações que estão atrás do obstáculo azul, o qual foi modelado removendo as marcações da região. As linhas verdes representam as relações entre o agente e as marcações.

Modelar somente grandes obstáculos restringe a utilização desse modelo a simulações de espaços abertos, ou seja, inutiliza o seu uso na maioria das possíveis aplicações, dentro de ambientes, em simulação de multidões. A solução, proposta neste trabalho, para modelar obstáculos de pequeno porte está na criação de obstáculos-agentes, ou seja, em definir os obstáculos como agentes que competem pelas marcações, mas que não se movem. Por exemplo, para modelar um fino pilar, poderia-se fazê-lo como um simples agente do *BioCrowds*. Mas é importante salientar que, para definir um agente-obstáculo através de um agente do modelo original, é necessário definir o valor de s_{max} como igual a zero.

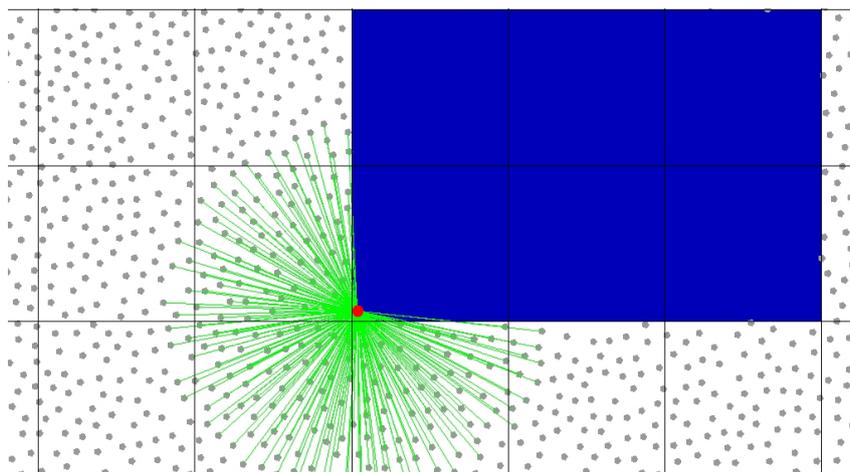


Figura 4.12 – Agente do modelo *BioCrowds* colidindo com obstáculo azul, o qual foi modelado removendo as marcações da região. As linhas verdes representam as relações entre o agente e as marcações.

Essa configuração é necessária porque, no *BioCrowds*, os agentes podem ser deslocados devido à proximidade de outros agentes.

Nem todos os tipos de obstáculos podem ser modelados como agentes descritos por pontos, um exemplo são as paredes de uma casa. Para realizá-lo, torna-se necessário que os agentes possuam diferentes formatos geométricos de representação como, por exemplo, que sejam modelados como segmentos de reta. Ao permitir múltiplas formas para os agentes, surge a necessidade de possuir outros meios para calcular a distância entre os agentes e as marcações.

Na Figura 4.13, o agente é definido pelo segmento de reta que liga os pontos P_a e P_b . Para as marcações que estão acima da região da reta 1, a distância de cada marcação até o agente é a distância entre a marcação e o ponto P_a . Já para as marcações abaixo da reta 2, é a distância entre cada marcação e o ponto P_b . Para as marcações entre as retas 1 e 2, calcula-se a distância entre cada marcação e a reta que passa pelos pontos P_a e P_b .

Cabe salientar que os agentes-obstáculos não precisam se relacionar com as marcações, pois o relacionamento com marcações é utilizado para movimentar os agentes. Como os agentes-obstáculos não se movem, eles não precisam receber marcações, mas eles devem evitar que os agentes originais do *BioCrowds* relacionem-se com as marcações. Desta forma, os agentes-obstáculos não necessitam de área pessoal, ou seja, o raio R do espaço pessoal é nulo.

Assim, a competição por um marcador entre um agente-obstáculo (representado geometricamente pelo segmento de reta) e um agente do modelo original do *BioCrowds* pode ser observado na Figura 4.14. Nela, o agente do original está distante $\|d_1\|$ da marcação, enquanto que o agente-obstáculo está distante $\|d_2\|$. Apesar da marcação estar dentro do espaço pessoal do agente do *BioCrowds* ($R > \|d_1\|$), o agente com menor distância até

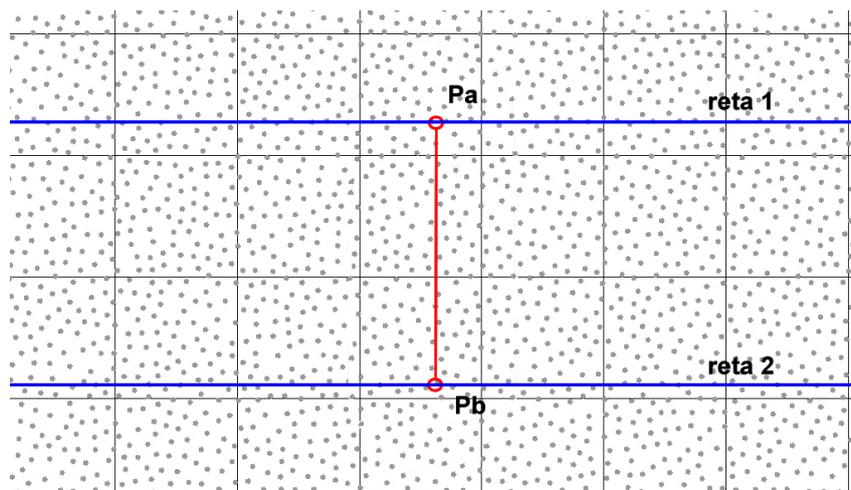


Figura 4.13 – Agente-obstáculo com formato de segmento de reta. Os pontos P_a e P_b definem o tamanho do agente. Para esse tipo de formato de agente calcula-se de duas maneiras diferentes a distância até os marcadores: (a) acima e abaixo das retas 1 e 2 distância ponto a ponto, (b) entre as retas 1 e 2 distância ponto reta.

a marcação é o agente-obstáculo, pois $\|d_2\|$ é menor que $\|d_1\|$. Por isso, a marcação não pode ser relacionado ao agente do *BioCrowds*. Nem poderá ser relacionada ao agente-obstáculo, já que ele não possui espaço pessoal. Contudo, os agentes do *BioCrowds* não conseguem relacionar-se com as marcações que estão atrás dos obstáculos, já que os obstáculos estão mais próximos delas.

O potencial desse modelo de obstáculos poderá ser observado no Capítulo 5, onde são apresentados os resultados de diversas simulações. Algumas dessas demonstram a possibilidade de construção de obstáculos complexos a partir da combinação de obstáculos representados geometricamente por segmentos de reta.

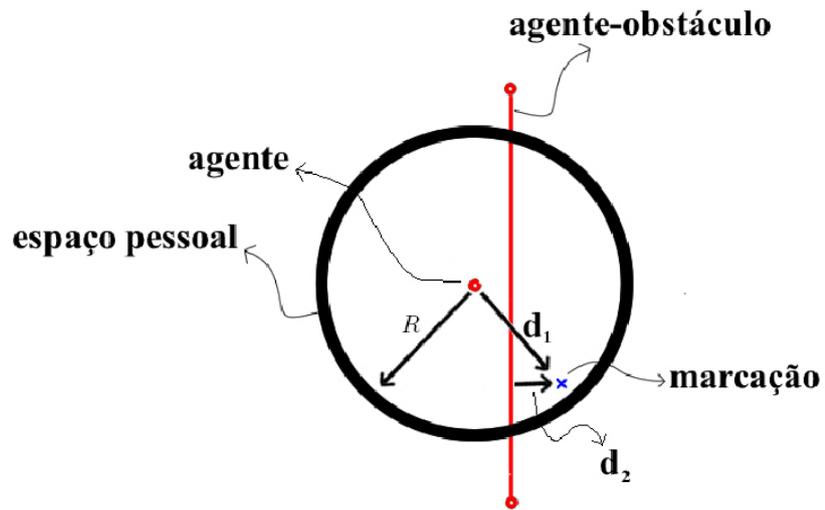


Figura 4.14 – Agente-obstáculo competindo por marcação com o agente do modelo original *Bio-Crowds*.

5 RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos com o modelo de simulação proposto por este trabalho. Na área de simulações de multidões, a avaliação de resultados é feita principalmente por meios visuais, ou seja, qualitativamente. Por isso, a maior parte dos resultados apresentados nas próximas seções são avaliados qualitativamente. Mesmo que a avaliação quantitativa das simulações de multidões seja um tema de pesquisa que ainda não foi amplamente solucionado, buscou-se realizá-la nos resultados das próximas seções.

Na Seção 5.1, são descritos os resultados do controle local realizado no modelo *Continuum Crowds* [TRE06], utilizando dados capturados de vídeos reais por meio de visão computacional, o que já foi apresentado na forma de artigo [PAR08]. Na seqüência, a Seção 5.2 apresenta os resultados da simulação do modelo *BioCrowds* com a extensão de prévia organização em vias. Por fim, na Seção 5.3, são discutidos os resultados da utilização de agentes-obstáculos no modelo *BioCrowds*.

5.1 *Continuum Crowds with Local Control* [PAR08]

O controle local é feito apenas em baixas e médias densidades de personagens, ou seja, em altas densidades o campo de velocidades não é utilizado, pois os campos de velocidades são obtidos com a observação de vídeos com baixas e médias densidades de agentes. Um exemplo do grau de controle obtido com essa solução para baixas densidades pode ser observado na Figura 5.1. A linha azul representa a velocidade de um agente, enquanto que a linha vermelha é o valor no campo de velocidade gerado. O campo de velocidade cumpre o seu papel, pois o agente está sempre buscando andar na velocidade definida pelo campo.

Além de controlar apenas uma pessoa, esse modelo permite o controle de multidões. Na Figura 5.2 e na Figura 5.3, observa-se duas simulações, respectivamente, com vinte e com cem agentes. Em ambas o controle foi realizado através de campos de velocidades gerados dos sete *clusters* de trajetórias destacados na Figura 5.4.

Comparar grupos de pessoas é um tarefa complexa, devido a subjetividade existente. Contudo, tentou-se realizar a comparação, calculando-se os mapas de ocupação das trajetórias reais da Figura 5.4 e das trajetórias da Figura 5.2. Essa dificuldade se deve ao

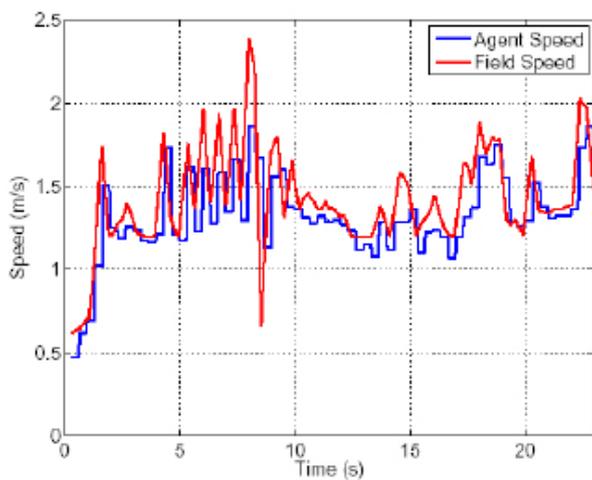


Figura 5.1 – Gráfico comparativo entre velocidade de um agente sendo localmente controlado pelo campo de velocidades gerado com informação de visão computacional. Imagem retirada de Continuum Crowds with Local Control [PAR08].



Figura 5.2 – Simulação com baixa densidade de agentes utilizando trajetórias de exemplo [PAR08].



Figura 5.3 – Simulação de multidão utilizando trajetórias de exemplo [PAR08].

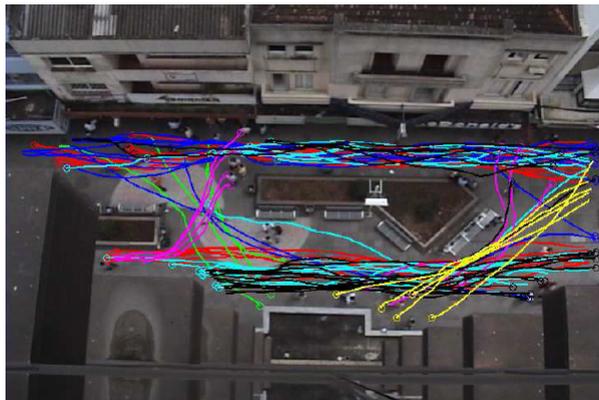


Figura 5.4 – Trajetórias capturadas do mundo real, agrupadas em diferentes níveis de acordo com a similaridade [PAR08].

fato de que comparar trajetórias individuais não são suficientes para medir a semelhança relativa a dinâmica de multidões. O comportamento de duas multidões pode ser similar, ainda que obtido por distintos conjuntos de comportamentos microscópicos dos indivíduos. Assim, o uso de mapas de ocupação espacial objetiva medir a similaridade das multidões num espaço determinado de tempo.

A vantagem desses mapas está na possibilidade de avaliar-se quantitativa e qualitativamente as multidões. As avaliações qualitativas são feitas de forma visual, enquanto que as quantitativas podem ser realizadas calculando o erro RMS (E_{RMS}) da matriz de diferença. Sendo que, possuindo dois mapas $A(x, y)$ e $B(x, y)$ com dimensões $n \times m$, o erro da raiz da média ao quadrado (RMS - *Root Mean-Squared*) se dá por:

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{nm} \sum_{x=1}^n \sum_{y=1}^m (A(x, y) - B(x, y))^2}. \quad (5.1)$$

Considerando que o E_{RMS} informa o grau de discrepância médio na ocupação do espaço, o valor obtido de 0,09684 indica baixa nível de diferença entre o real e o simulado. Os mapas de ocupação utilizados podem ser visualizados nas Figuras 5.5 e 5.6, sendo o primeiro proveniente das trajetórias reais e o segundo das simuladas. O campo de desconforto utilizado na simulação está na Figura 5.7, onde as regiões em verde representam altos desconfortos. Salienta-se que tal campo é obtido invertendo-se o mapa de ocupação, pois entende-se que as regiões, em que as pessoas mais ocupam, são as regiões menos desconfortáveis.

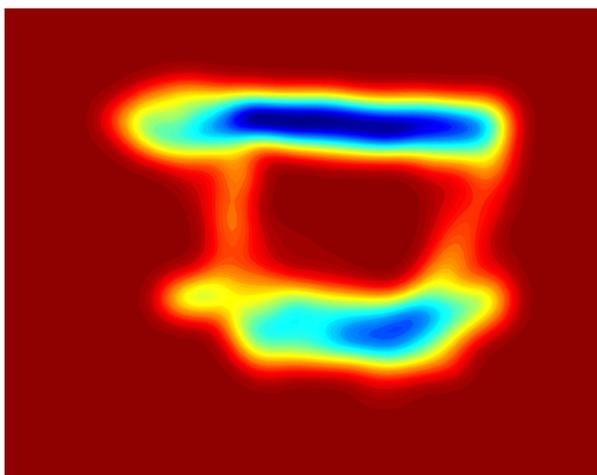


Figura 5.5 – Mapa de ocupação espacial gerado a partir das trajetórias capturadas do mundo real [PAR08]. Quanto mais vermelho menor a ocupação espacial.

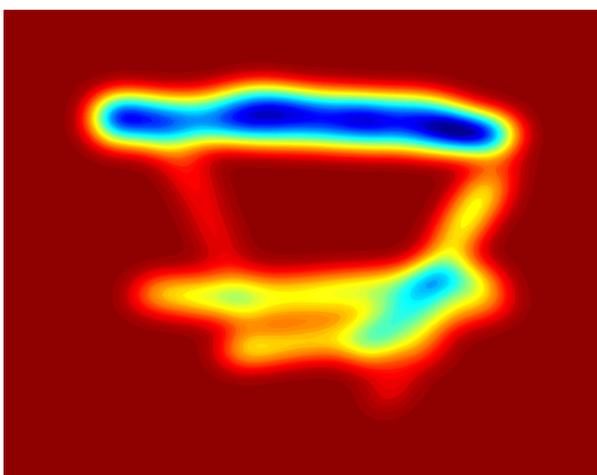


Figura 5.6 – Mapa de ocupação espacial gerado a partir das trajetórias dos agentes simulados [PAR08]. Quanto mais vermelho menor a ocupação espacial.

5.2 Prévia organização

Nesta seção, são apresentados os resultados obtidos do modelo *BioCrowds* estendido com prévia organização em vias, o qual foi descrito na Seção 4.2 do Capítulo 4. Conforme poderá se observar no restante dessa seção, a maior parte das avaliações são qualitativas, ou seja, realizadas por meio de análise visual. Mesmo assim, são apresentados alguns dados para avaliação quantitativa.

As avaliações do modelo de prévia organização em vias no *BioCrowds* são realizadas com base nos resultados de cinco simulações: duas do modelo original *BioCrowds* e três do modelo estendido com prévia organização em vias. Em todas, utilizou-se o mesmo ambiente de simulação e o mesmo conjunto de marcadores. O ambiente de tamanho 25 X 10m foi povoado com marcadores a uma densidade de 30 marcadores/ m^2 , além

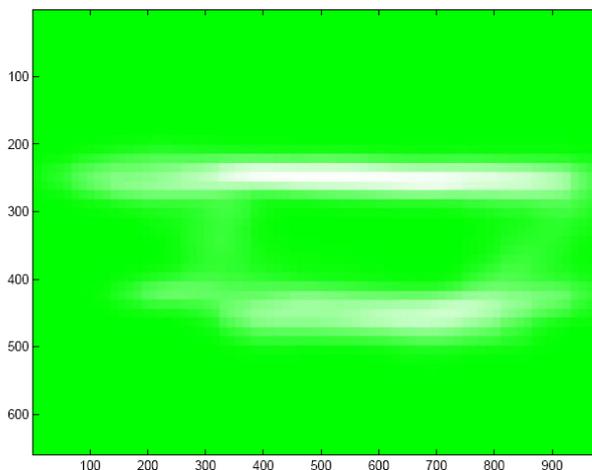


Figura 5.7 – Mapa de desconforto gerado a partir das trajetórias capturadas do mundo real [PAR08]. Quanto mais verde maior o desconforto.

disso garantiu-se que a distância mínima entre duas marcações fosse superior a 0.1m. Foi utilizado o valor 0.45m para o raio R do espaço pessoal dos agentes. A velocidade de cada agente foi aleatoriamente definida entre 1.2m/s e 1.5m/s.

As duas primeiras simulações realizadas são apresentadas na Figura 5.8: uma do modelo original e outra do modelo com prévia organização em vias. Em ambas as simulações, dois agentes foram posicionados em lados opostos do ambiente e o destino de cada um foi definido como a posição inicial do outro. As velocidades máximas de cada agente da simulação do *BioCrowds* foram as mesmas utilizadas nos agentes da simulação do modelo estendido. Na simulação com prévia organização em vias, os valores de R_a e R_b utilizados foram, respectivamente, 5.0m e 0.75m. As imagens da esquerda (a), (b) e (c) apresentam três instantes de tempo das posições e das trajetórias de dois agentes do *BioCrowds*. Para os mesmos instantes de tempo, as imagens à direita na Figura 5.8 ilustram as posições e as trajetórias dos agentes do modelo estendido com prévia organização em vias.

Conforme as imagens (a) e (d) da Figura 5.8, os agentes das duas simulações estão em rota de colisão até o instante de tempo do *frame* 190. A partir desse momento, as trajetórias dos agentes de cada simulação diferenciam-se. Os agentes com prévia organização gradualmente mudam de direção conforme pode-se observar na imagem (e). Enquanto que os agentes do *BioCrowds* mantêm o movimento retilíneo, continuando em rota de colisão até o instante crítico ilustrado em (b), quando são obrigados a fazer uma mudança brusca de direção de movimento. O resultado nas trajetórias dessa mudança de direção pode ser observado na imagem (c) da Figura 5.8. Por fim, as trajetórias dos agentes em (c) e em (f) diferenciam-se no fator suavidade, ou seja, no grau de variação angular da movimentação dos agentes. Os agentes em (f) desviaram da possível colisão de forma mais antecipada da realizada pelos agentes em (c), o que garantiu aos agentes em (f), trajetórias mais suaves que as obtidas pelos agentes em (c).

Contudo, na simulação da Figura 5.8, as trajetórias dos agentes do modelo *BioCrowds*

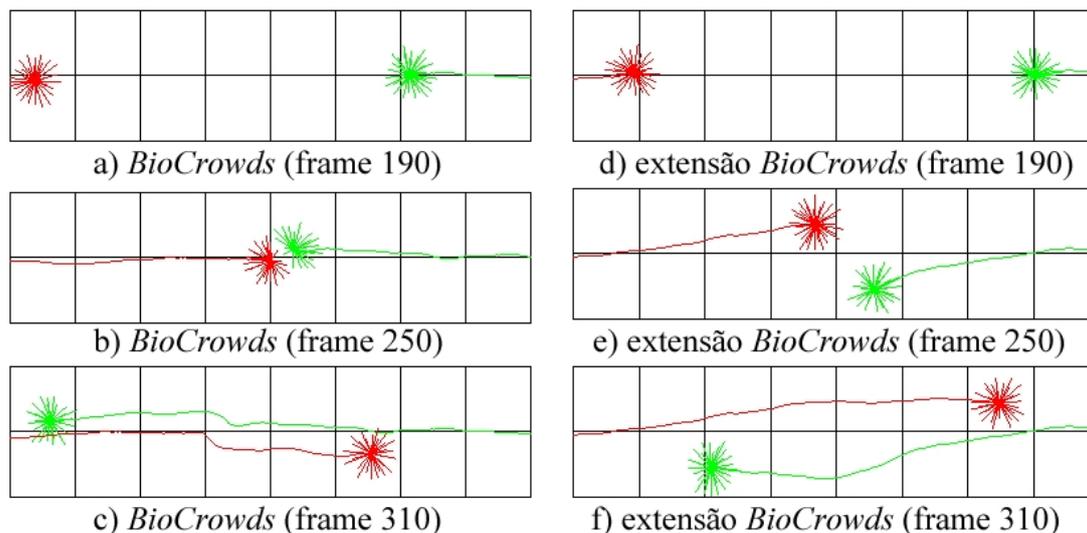


Figura 5.8 – Em (a), (b) e (c), observa-se as trajetórias de dois agentes do modelo original *BioCrowds* desviando de uma colisão. Em (d), (e) e (f), as trajetórias dos agentes com a extensão de prévia organização em vias são mais suaves que as observadas dos agentes do modelo original. Utilizou-se a mesma inicialização tanto na simulação do modelo original quanto na do modelo com extensão de prévia organização.

sufrem poucas variações angulares até próximo ao *frame* 250, quando ocorre uma mudança abrupta de direção de movimentação ao desviarem de uma colisão. Em contrapartida, as trajetórias dos agentes com prévia organização em vias são mais homogêneas, elas variam de maneira uniforme ao longo do tempo. Isso pode ser visualizado no gráfico da Figura 5.10, no qual é apresentado a média do ângulo γ dos agentes com prévia organização em vias, e dos agentes do modelo original do *BioCrowds*. O ângulo γ é formado entre o vetor objetivo $g(t)$ e a direção m de movimentação para um dado instante t de cada agente conforme ilustrado na Figura 5.9.

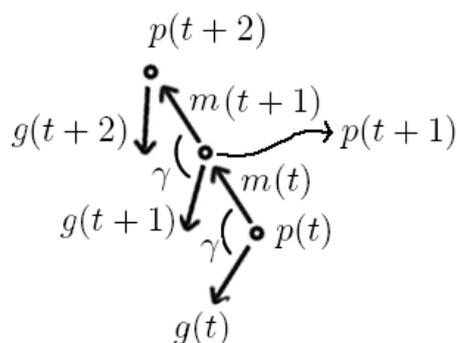


Figura 5.9 – Ângulo γ de um agente em diferentes tempos. Esse ângulo é formado entre o vetor objetivo g e a direção de movimentação m do agente.

O ângulo γ , em situações de baixa densidade e de ambientes abertos, consegue medir a eficiência da direção de deslocamento no quesito atingir objetivo. Ou seja, o ângulo indica se um agente está saindo da rota mais curta¹. Assim, quanto menor o ângulo, melhor é a direção de deslocamento do agente. Além disso, quanto mais comportado for o gráfico desse ângulo, mais coerente está a movimentação do agente em relação a teoria do menor esforço. Isso porque, as pessoas reais deslocam-se realizando baixas variações angulares de movimentação.

No caso da simulação da Figura 5.8, pode-se observar no gráfico da Figura 5.10 que a média do ângulo γ dos agentes com prévia organização em vias, para o intervalo do frame 190 ao frame 240, é superior à média dos agentes do modelo original. Entre os instantes 250 e 260, a média do ângulo γ dos agentes dos modelo *BioCrowds* aumenta consideravelmente, indicando uma mudança brusca de direção de movimentação. Além disso, o gráfico do ângulo médio dos agentes com prévia organização em vias demonstra que a movimentação do agente é mais condizente com a teoria do menor esforço do que a movimentação dos agentes do *BioCrowds*.

A média e o desvio padrão da variação angular das trajetórias dos agentes do modelo original do *BioCrowds* (ilustrados em (a), (b) e (c) da Figura 5.8) são, respectivamente, 5.31 e 4.65 graus para o intervalo de tempo entre os frames 190 e 310. Para o mesmo intervalo de tempo, a média e o desvio padrão da variação angular dos agentes do modelo *BioCrowds* com prévia organização em vias (ilustrados em (d), (e) e (f) da Figura 5.8) são 4.53 graus e 3.48 graus. Para os instantes entre o frame 230 e o 270, a média dos agentes do *BioCrowds* obtida foi de 6.45 e o desvio padrão foi de 6.15, enquanto que a média e desvio padrão dos agentes com prévia organização em vias foi de, respectivamente, 4.16 e 3.68.

Além dessas simulações foram realizadas outras duas simulações, das quais dois instantes de tempo estão ilustrados na Figura 5.11. Em cada uma, foram simulados 18 agentes utilizando o mesmo padrão das simulações da Figura 5.8. Dividiu-se os agentes em dois conjuntos, sendo 9 agentes posicionados no lado esquerdo e 9 agentes no lado direito. Os objetivos de cada agente foram definidos visando atingir o outro lado do ambiente. Nessa simulação com prévia organização em vias, os valores de R_a e R_b utilizados foram, respectivamente, 5.0m e 0.75m.

Para essas simulações da Figura 5.11, também foram computados a média e o desvio padrão da variação angular da movimentação dos agentes. Para o intervalo do frame 180 ao 310, a média e o desvio padrão dos agentes ilustrados em (a) e (b) da Figura 5.11 é, respectivamente, 5.02 e 4.62 graus. Para o mesmo intervalo de tempo, a média e o desvio padrão dos agentes em (c) e (d) da Figura 5.11 é, respectivamente, 4.54 e 3.56 graus. Reduzindo o intervalo de tempo para análise das trajetórias, obtem-se novamente aumento da diferença da média e desvio padrão da variação angular de movimentação entre os

¹Neste caso, a rota mais curta é uma linha reta partindo do agente em direção ao destino.

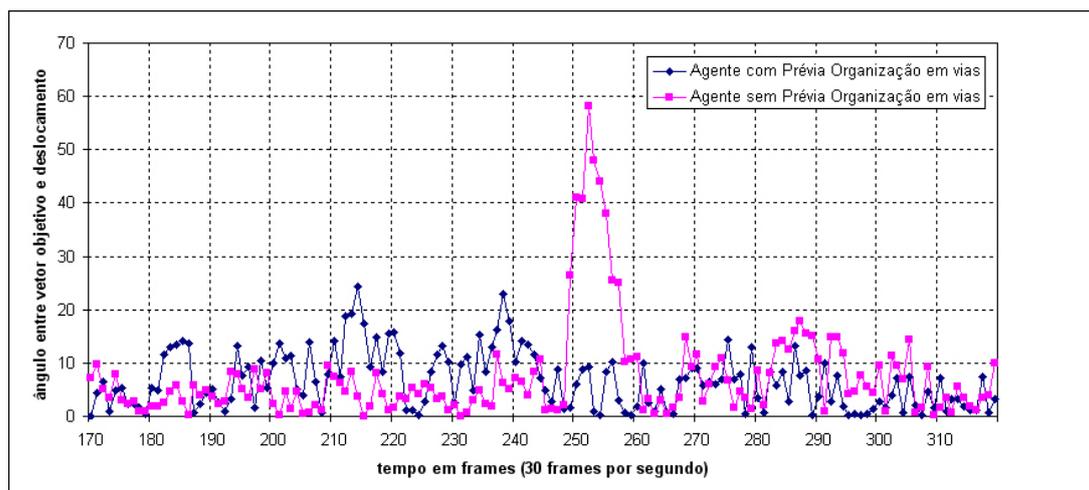


Figura 5.10 – Ângulo entre o vetor objetivo e a direção de movimentação dos agentes destacados em vermelho na Figura 5.8. Em rosa, agente do modelo original *BioCrowds* e, em azul, agente com a extensão de prévia organização em vias do *BioCrowds*.

agentes do modelo original *BioCrowds* e os agentes com a extensão de prévia organização em vias. Para o intervalo de tempo do frame 230 ao 271, a média e o desvio padrão dos agentes do *BioCrowds* (ilustrados em (a) e (b) na Figura 5.11) é, respectivamente, 6.07 e 6.19 graus. Para o mesmo intervalo de tempo, a média e o desvio padrão dos agentes em (c) e (d) da Figura 5.11 é, respectivamente, 4.54 e 3.56.

A última simulação realizada utilizou uma variação da simulação ilustrada nas imagens (c) e (d) da Figura 5.11. A diferença entre essas simulações está nos valores de R_b utilizados. A última simulação utiliza R_b com valor de 1.25m e a simulação da Figura 5.11 utilizou R_b com valor de 0.75m. Pode-se observar o resultado da simulação com maior valor de R_b na Figura 5.12, onde as vias estão mais espessas que as visualizadas na simulação com prévia organização da Figura 5.11.

Na Figura 5.13, pode-se observar as relações das marcações com os agentes em diferentes instantes de tempo da simulação da Figura 5.12. São vistos quatro conjuntos de relações, sendo que os agentes estão temporariamente agrupados devido a proximidade entre eles e devido ao fluxo de mesmo sentido.

A seguir, na Seção 5.3 é apresentado os resultados do modelo para desvio de obstáculos, o qual foi descrito no Capítulo 4.

5.3 Desvio de obstáculos

A presente seção apresenta os resultados de simulações com diferentes tipos de obstáculos. No primeiro momento, é apresentado o comportamento dos agentes para dois tipos de obstáculos: pontuais e paredes. Posteriormente, são exibidos os resultados das

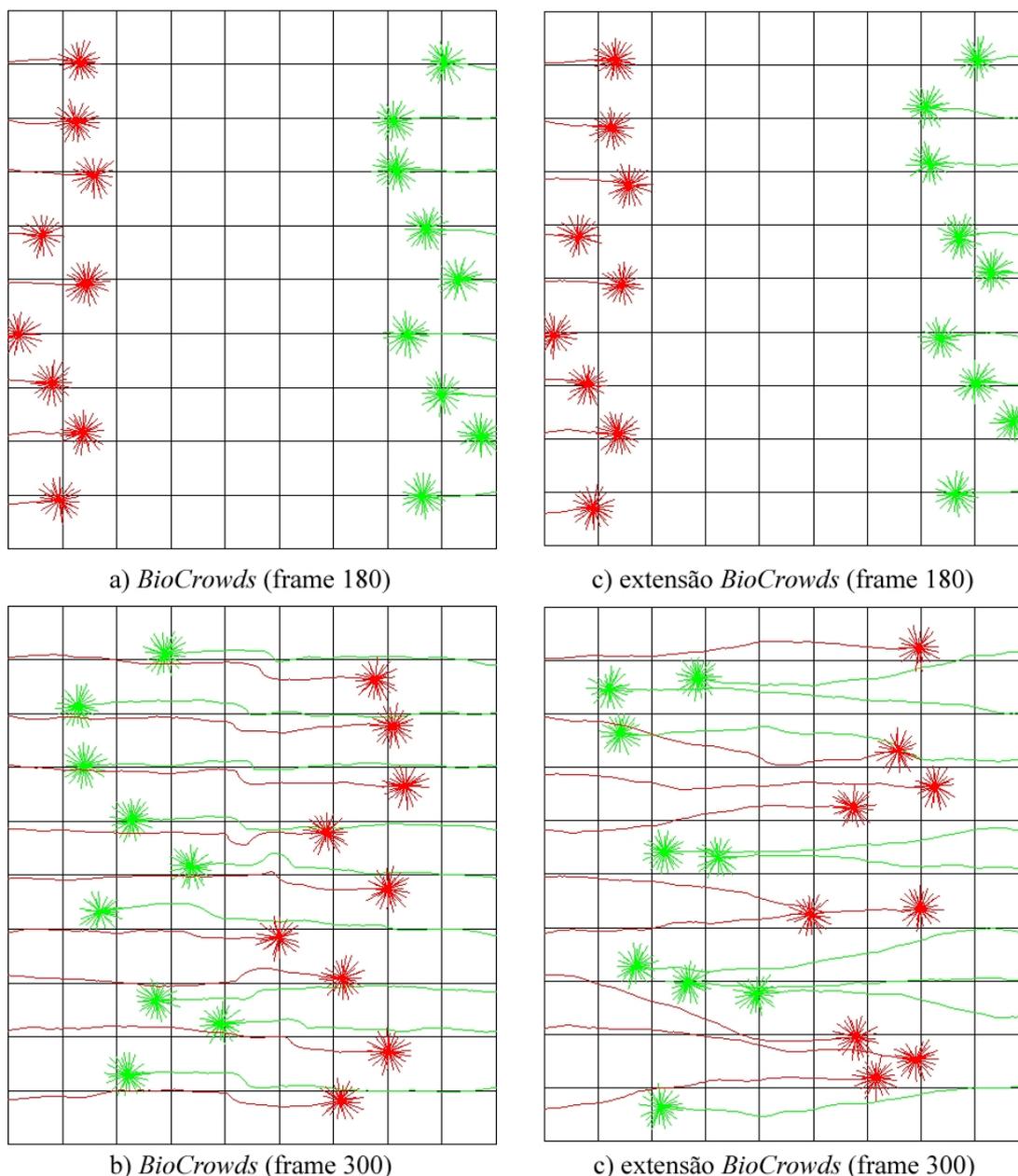


Figura 5.11 – Dois instantes de tempo (*frame* 180 e *frame* 300) de duas simulações, cada uma contem 18 agentes. Em (a) e (b), o resultado da simulação de agentes com o modelo original do *BioCrowds*. Em (c) e (d), a simulação do *BioCrowds* com prévia organização vias. Os agentes em verde tem como objetivo atingir o lado esquerdo do ambiente e os agentes em vermelho objetivam atingir o lado direito do ambiente simulado.

simulações de um ambiente com salas e corredores. Em todas as simulações os obstáculos foram destacados em azul claro e os agentes são vistos por suas relações com as marcações.

Na Figura 5.14, é apresentado quatro instantes de um agente desviando de um obstáculo pontual. Em (b), observa-se que o agente não consegue relacionar-se com as marcações próximas ao obstáculo. O objetivo do agente foi definido para ser atrás do obstáculo. Salienta-se que isso ocorre, pois as marcações estão mais próximas do obstáculo do que

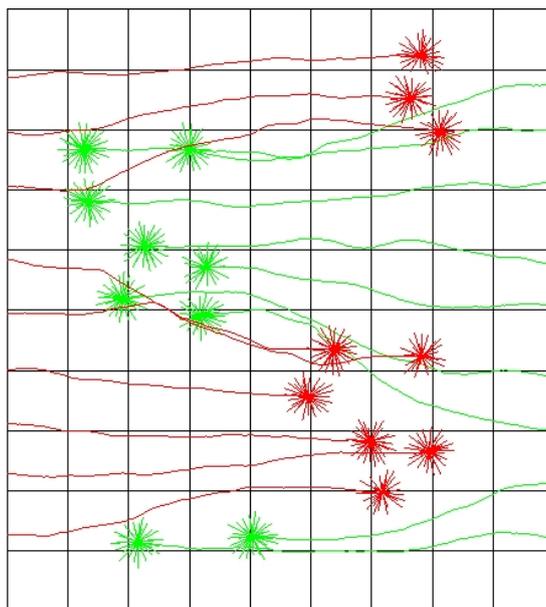


Figura 5.12 – Simulação com o modelo *BioCrowds* estendido com prévia organização em vias. Obteve-se vias mais espessas que as vias da Figura 5.11. Para isso definiu-se o valor de R_a e R_b dos agentes em 5.0m e em 1.25m respectivamente.

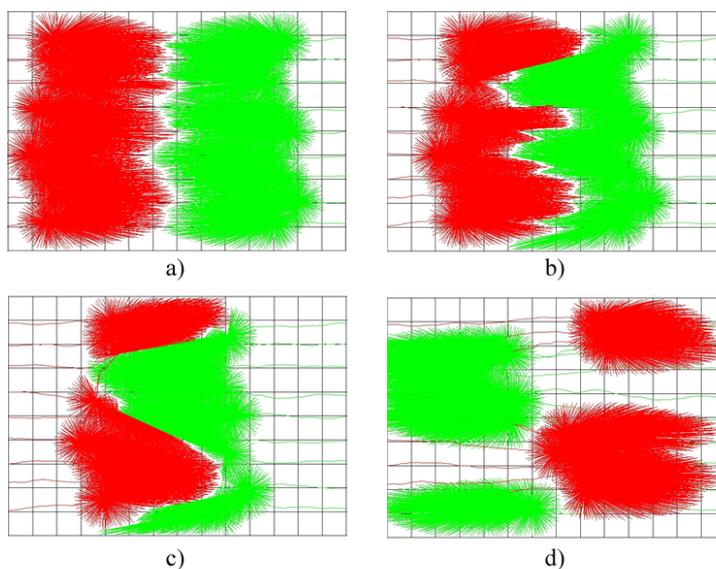


Figura 5.13 – Vários instantes da simulação da Figura 5.12, exibindo a competição das marcações pelos agentes. O relacionamento das marcações com os agentes estão destacados por arestas da cor dos agentes.

do agente. Obrigando o agente a desviar do obstáculo.

Diversas condições foram simuladas para os tipos de obstáculos, sendo, na Figura 5.15, apresentadas as trajetórias resultantes de 6 simulações, as quais utilizaram obstáculos pontuais e paredes. O objetivo dessas simulações é exibir o formato das trajetórias dos agentes utilizando diferentes tamanhos de raio R do espaço pessoal dos agentes. As imagens da esquerda da Figura 5.15 apresentam simulações com o raio R do espaço pes-

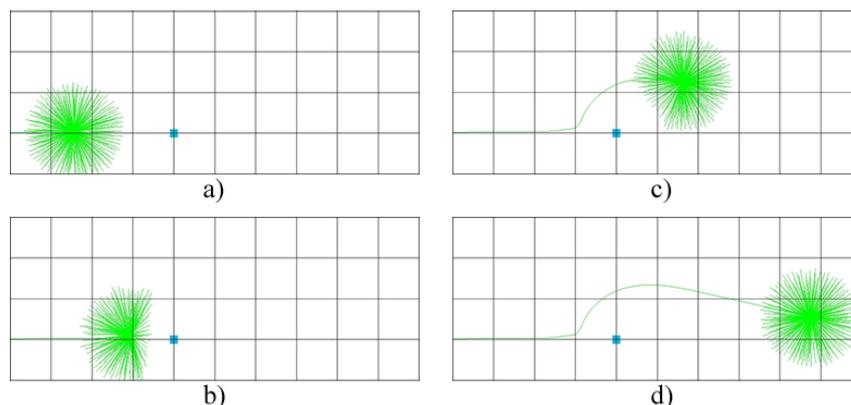


Figura 5.14 – Um agente do *BioCrowds* desviando de um obstáculo pontual. O obstáculo foi definido como um agente que compete por marcadores, mas que não se move.

soal do agente no valor 0.625m. Nas imagens da direita, os agentes possuem raios R com valor de 1.25m. Em todas simulações, o objetivo dos agentes foi definido atrás dos obstáculos. Para os obstáculos em forma de paredes (definidos por um segmento de reta), posicionou-se as paredes de maneira perpendicular (imagem (a) e (b)) e inclinada (imagem (c) e (d)) à direção de movimentação dos agentes. As trajetórias nessa figura indicam a existência de uma relação, em baixas densidades de agentes, entre o tamanho do raio R com a proximidade dos agentes aos obstáculos. Quanto menor o raio do espaço pessoal dos agentes mais próximos eles poderão estar dos obstáculos para situações com baixas densidades de agentes.

Ao utilizar valores altos para o raio do espaço pessoal dos agentes, a quantidade de marcações entre os agentes e os obstáculos torna-se insuficiente para permitir a movimentação dos agentes. Esse comportamento nos agentes do *BioCrowds* está relacionado a função ponderação da Equação 3.15², na qual soma-se os pesos que cada marcação recebeu em função da sua posição em relação ao agente. Se a quantidade de marcações entre o agente e o obstáculo for pequeno em relação a quantidade total de marcações relacionadas ao agente, então o módulo do vetor direção de movimento m torna-se nulo. Impedindo que o agente aproxime-se do obstáculo.

Na Figura 5.16, é apresentado um ambiente com salas e corredores. As paredes foram definidas como obstáculos-agentes e estão destacadas em azul claro. Os objetivos foram, para deslocamento nesse ambiente, foram manualmente marcados. Na imagem (a), eles estão destacados por circunferências vermelhas e estão ligados seqüencialmente por arestas da mesma cor. O ponto de partida está marcado pela circunferência em verde. Em (b), é apresentada a trajetória de um agente percorrendo esse ambiente com salas e corredores.

Na Figura 5.17, é apresentado vários instantes da simulação do ambiente com salas e corredores. Foram utilizados 12 agentes na simulação, podendo-se observar que os

²A Equação 3.15 foi apresentada na Seção 3.3.5 do Capítulo 3.

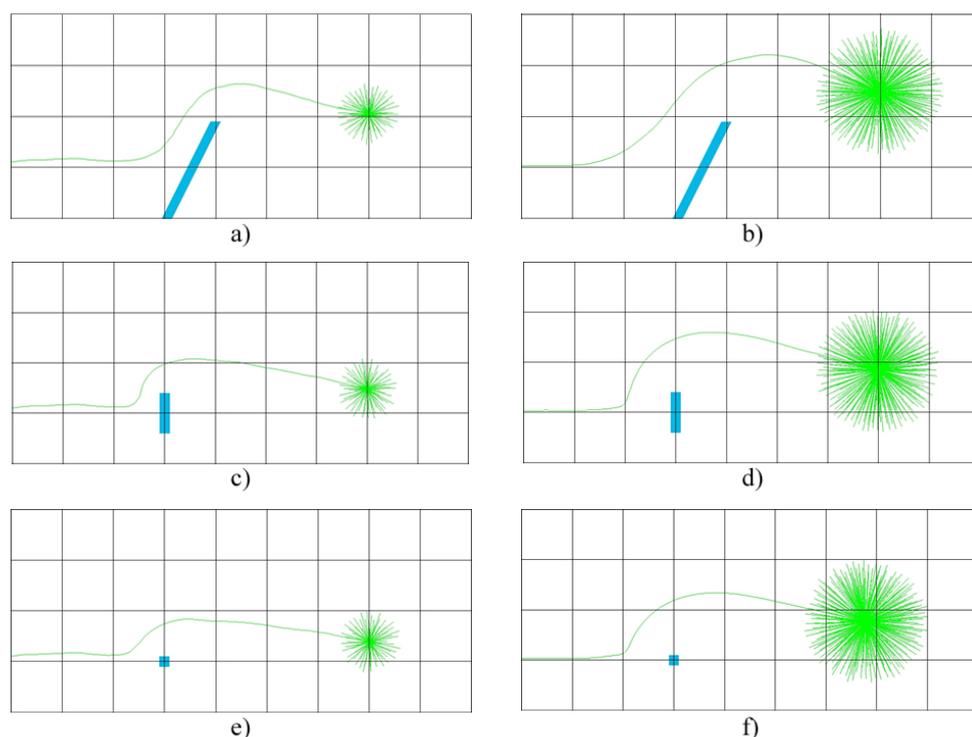


Figura 5.15 – O formato da trajetória de um agente ao desviar de diferentes tipos de obstáculos. Em baixa densidades de agentes, observa-se que o raio R do espaço pessoal dos agentes influencia na proximidade do agente ao obstáculo. Em (a), (c) e (e), o agente possui raio R do espaço pessoal no valor de 0.625m. Em (b), (d) e (f), o agente possui raio R no valor de 1.25m.

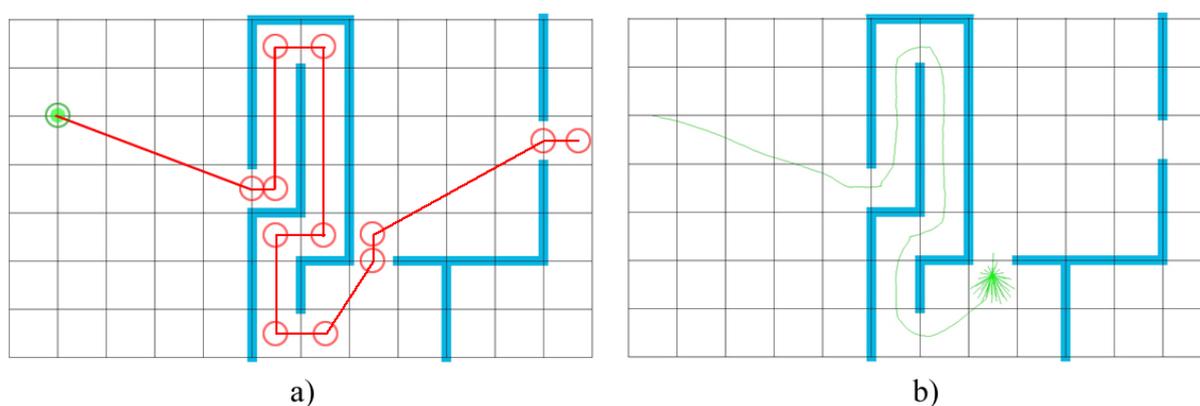


Figura 5.16 – Em (a), apresenta-se o ambiente com salas e com corredores e a seqüência de objetivos que foram definidos manualmente para que os agentes atinjam a extremidade do lado direito desse ambiente. Em (b), um agente do *BioCrowds* está deslocando-se através desse ambiente. As paredes são agentes-obstáculos com formato de segmento de reta.

agentes não ultrapassam as paredes.

Por fim, o desenvolvimento desse modelo de desvio de obstáculos permitiu avaliar a existência, no *BioCrowds*, do comportamento (descrito por Dirk Helbing [HEL05]) de diminuição do tempo de evacuação de uma sala ao se colocar um obstáculo próximo a porta. Isso somente foi possível após o desenvolvimento do presente modelo de desvio de obs-

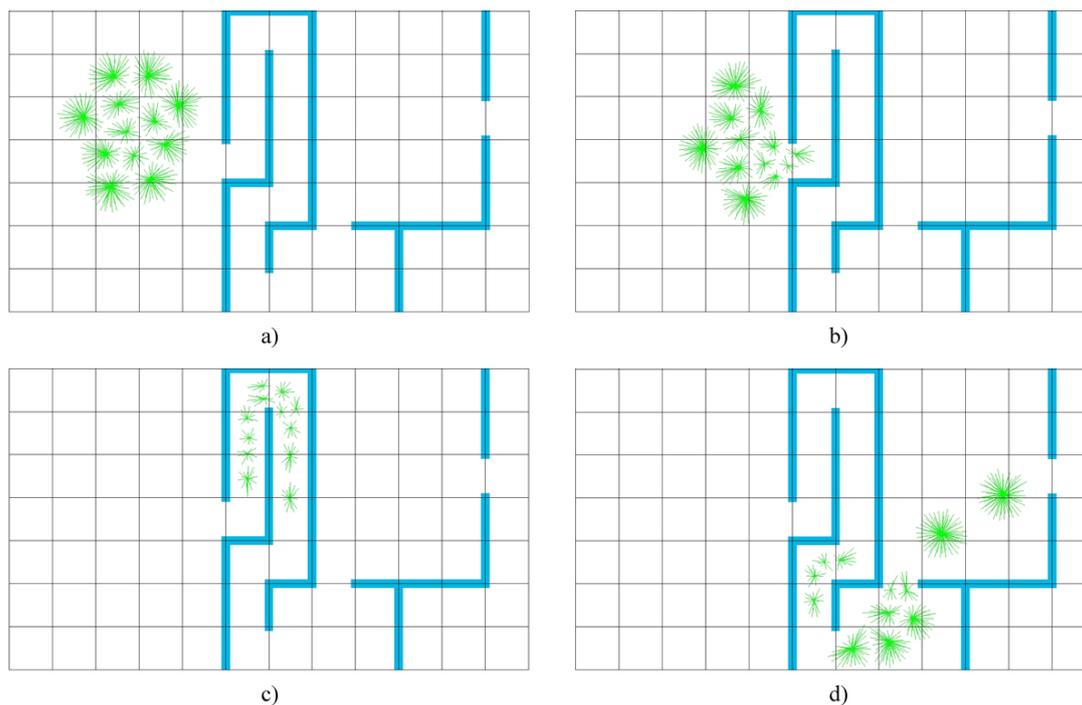


Figura 5.17 – Vários instantes da simulação de 12 agentes deslocando pelo ambiente composto por salas e corredores. As paredes são agentes-obstáculos e os agentes, que estão movendo-se, utilizam a seqüência de objetivos definidos na Figura 5.16-a.

táculos, pois o modelo *BioCrowds*, em sua forma original, não permitia modelar obstáculos de pequena espessura. Conseqüentemente, não era possível recriar o ambiente capaz de avaliar a presença desse comportamento de aumento de fluxo nas portas com obstáculos. Assim, foram modelados os ambientes apresentados na Figura 5.18, nos quais realizou-se diversas simulações com 50, 100, 200, 400 e 800 agentes. Contudo, não se observou a existência desse comportamento nos agentes do *BioCrowds*, obtendo-se tempos de evacuação similares nas simulações das portas com e sem obstáculos. A possível causa da ausência desse comportamento pode estar relacionada aos agentes serem modelados geometricamente como pontos no *BioCrowds*.

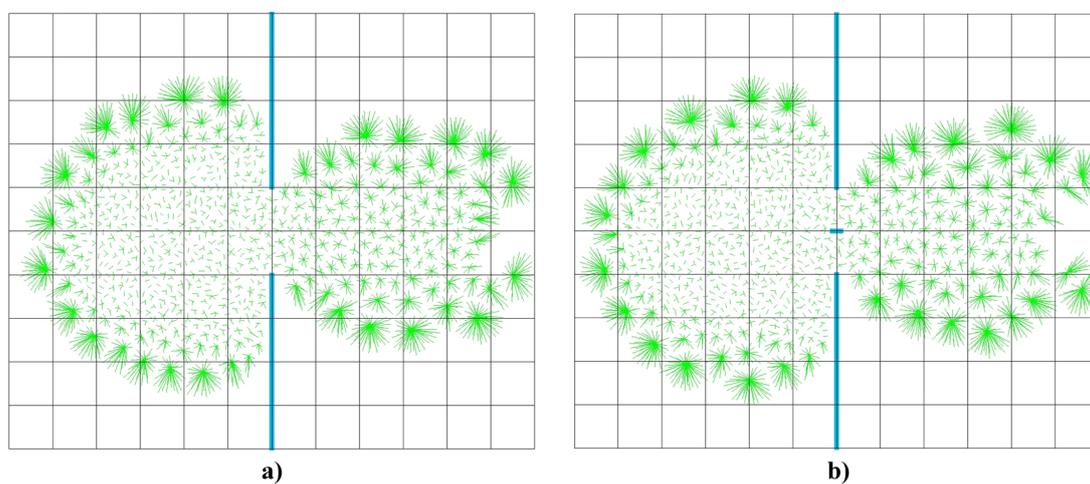


Figura 5.18 – Ambiente utilizado para testar a existência de diminuição de tempo de saída de 800 agentes ao se colocar um obstáculo no meio da porta. Em (a), a simulação do ambiente com a porta sem obstáculo. Em (b), a simulação do ambiente com a porta com obstáculo.

6 CONCLUSÕES

Na presente dissertação, foi apresentado um modelo para aumento de realismo do modelo *Continuum Crowds* [TRE06] por meio da inclusão de controle local. Utilizou-se informação proveniente de dados em vídeos reais, capturados por visão computacional. Considerando que o *Continuum Crowds* é um modelo que exige grande quantidade de inicializações, o modelo *Continuum Crowds with Local Control* [PAR08] viabilizou a configuração automática dos ambientes, além de adicionar realismo a movimentação dos agentes. Para isso, foi necessário realizar a implementação desse modelo de simulação de multidões, o que contribuiu para o aprendizado do funcionamento dos comportamentos observados nos agentes virtuais do modelo *Continuum Crowds*. O conhecimento obtido com esse aprendizado foi utilizado para aperfeiçoar o modelo *BioCrowds*, permitindo que os agentes organizem-se previamente em vias, ou seja, desviando antecipadamente de colisões com outros agentes.

Mesmo aperfeiçoando o modelo *BioCrowds*, o modelo *Continuum Crowds* continuará sendo utilizado. Isso porque esses modelos possuem uma série de diferenças, as quais torna cada um deles, melhor qualificados para situações distintas. Por exemplo, o modelo *Continuum Crowds* divide os agentes em grupos, nos quais os mesmos objetivos são compartilhados. Assim, o custo computacional está relacionado a quantidade de grupos na simulação. Conseqüentemente, simular grande quantidade de agentes que não compartilham objetivos é inviável, desqualificando o modelo para essa situação. Em contrapartida, cada agente do modelo *BioCrowds* pode possuir um objetivo diferente, sem afetar o custo computacional do modelo. Assim, o *BioCrowds* está mais apto que o *Continuum Crowds* para simular ambientes com grande quantidade de objetivos.

Apesar do *BioCrowds* exigir pequena quantidade de inicializações, ele é incapaz de fazer *pathplanning* (calcular uma rota composta por uma seqüência de objetivos que permitam o agente atingir um objetivo final), enquanto que o *Continuum Crowds* faz *pathplanning* em nível global¹. Além disso, os agentes do modelo *Continuum Crowds* organizam-se previamente em vias, o que não era possível no *BioCrowds* anteriormente ao desenvolvimento do presente trabalho.

O modelo para prévia formação de vias no *BioCrowds* foi inspirado no conhecimento obtido do modelo *Continuum Crowds*. Contudo, existiu a preocupação no desenvolvimento do modelo para que características positivas do *BioCrowds* original permanecessem. As-

¹Entende-se por *pathplanning* a nível global, a capacidade de analisar todo o ambiente simulado, e decidir a seqüência de objetivos a ser utilizada para atingir um objetivo final.

sim, foi mantido a estrutura original e adicionado novas fases ao *BioCrowds*, o que permitiu o surgimento do comportamento de prévia organização em vias, sem afetar a característica de ausência de colisões do *BioCrowds*.

Além disso, inspirado na técnica para evitar colisões entre agentes, modelou-se os obstáculos para que, da mesma forma que os agentes, compitam por marcadores. Assim, com o desenvolvimento do presente trabalho, o modelo *BioCrowds* tornou-se apto a simular ambientes com diversos tipos de obstáculos: finos pilares, paredes de uma sala e até mesmo objetos maiores. No caso dos pilares propõe-se a utilização de agentes-obstáculos geometricamente representados por pontos, enquanto que as paredes de uma sala podem ser modelados por meio de segmentos de reta. Já o caso de obstáculos complexos, eles podem ser representados pela composição de vários agentes-obstáculos representados geometricamente por segmentos de reta.

6.1 Trabalhos futuros

De forma similar aos trabalhos de Dirk Helbing [HEL00] e Paravisi et al. [PAR08], o modelo *BioCrowds* utiliza-se de estímulos para mover os agentes. No caso do último, o estímulo é realizado em cada agente por meio do vetor objetivo g e do deslocamento máximo s_{max} . O vetor objetivo influencia a direção de movimento do agente e o valor s_{max} , o tamanho do passo do agente para determinado instante. Em Musse et al. [MUS07a], o trabalho de Dirk Helbing [HEL00] foi adaptado para permitir a simulação de situações cotidianas, já que o modelo em sua forma original foi concebido para simulação de situações de pânico. Em Paravisi et al. [PAR08], o modelo *Continuum Crowds* foi adaptado para controlar localmente os agentes. Considerando a similaridade entre esses modelos na utilização de estímulos para controlar os agentes, acredita-se que o modelo *BioCrowds* possa receber informação proveniente do mundo real por meio do vetor objetivo g e do deslocamento máximo s_{max} . Com isso, espera-se obter maior controle local e *pathplanning* para baixas densidades. Essa última expectativa existe, pois, nos trabalhos Musse et al. [MUS07a] e Paravisi et al. [PAR08], utilizou-se informação proveniente das trajetórias de pessoas reais, sendo que as trajetórias foram agrupadas por similaridade, o que inclui os mesmos objetivos e os mesmos pontos de partidas. Portanto, o *pathplanning*, realizado pelas pessoas reais, está contido na informação que é passada aos agentes da simulação.

Nesse mesmo caminho, acredita-se que a forma como de prévia organização em vias, apresentado no Capítulo 4, foi modelada, permita utilizar a mesma estratégia do modelo *BioCrowds* original para inserir controle local. Isso porque foi mantido uma estrutura similar no modelo do presente trabalho, utilizando vetor objetivo g e deslocamento máximo s_{max} . Assim, espera-se que a informação proveniente de visão computacional seja processada pelo modelo para, caso necessário, criar efeitos de prévia organização em vias, o que

garantirá alto grau de realismo durante o desvio de colisões.

Existem outras pesquisas a serem realizadas futuramente. No caso da prévia organização em vias e do desvio de obstáculos, é necessário avaliar o custo computacional desses modelos. Além de ser necessário integrá-los, para que os agentes possam desviar dos obstáculos com trajetórias suaves.

Ainda permanece como desafio, averiguar a possibilidade dos agentes-obstáculos poderem relacionar-se com marcadores e serem deslocados devido a aproximação de outros agentes. Permitindo que os agentes possam empurrar obstáculos. Para tanto, acredita-se ser necessário o desenvolvimento de uma função ponderação de marcadores diferente da utilizada pelos agentes do modelo original do *BioCrowds* (Equação 3.15).

REFERÊNCIAS

- [BEA96] Beardah, C.; Baxter, M. "The archaeological use of kernel density estimates". **Internet Archaeology** 1, v.1, Autumn, 1996, Available at <http://intarch.ac.uk/journal/issue1/beardah/kdeia6.html>.
- [COO86] Cook, R. L. "Stochastic sampling in computer graphics". **ACM Transactions on Graphics**, New York, NY, USA, v.5, n.1, p.51–72, 1986.
- [DNH97] DNH, DEPARTMENT OF NATIONAL HERITAGE., editor. "**Guide to safety at sports grounds (The green guide)**". "The Stationery Office", 1997.
- [FRU71] Fruin, J. J. "**Pedestrian and planning design**". Metropolitan Association of Urban Designers and Environmental Planners, 1971. 206 p.
- [HEL97] Helbing, D.; Molnar, P. Self-organization phenomena in pedestrian crowds. **ArXiv Condensed Matter e-prints**, London, UK, v.11, n.1, p.569–577, 1997.
- [HEL00] Helbing, D.; Farkas, I.; Vicsek, T. "Simulating dynamical features of escape panic". **Nature**, London, UK, v.407, n.6803, p.487–490, September, 2000.
- [HEL05] Helbing, D.; Buzna, L.; Johansson, A.; Werner, T. "Self-organized pedestrian crowd dynamics: Experiments, simulations, and design solutions". **Transportation Science**, Institute for Operations Research and the Management Sciences (INFORMS), Linthicum, Maryland, USA, v.39, n.1, p.1–24, 2005.
- [HEN71] Henderson, L. F. "The statistics of crowd fluids". **Nature**, London, UK, v.229, n.5284, p.381–383, February, 1971.
- [HEN74] Henderson, L. F. "On the fluid mechanics of human crowd motion". **Transportation Research**, Sydney, AU, v.8, p.509–515, 1974.
- [HSE93] HSE, Health and Safety Executive. "Guide to health, safety and welfare at pop concerts and similar events (the purple guide)". London, UK, v.1, 1993.
- [HUG03] Hughes, R. L. "The flow of human crowds". **Annual Review of Fluid Mechanics**, USA, v.35, p.169–182, 2003.
- [MUS01] Musse, S. R.; Thalmann, D. "Hierarchical model for real time simulation of virtual human crowds". **IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics**, Los Alamitos, CA, USA, v.7, n.2, p.152–164, 2001.
- [MUS07a] Musse, S. R.; Jung, C. R.; Julio C. S. Jacques, J.; Braun, A. "Using computer vision to simulate the motion of virtual agents: Research articles". **Computer Animation and Virtual Worlds**, Chichester, UK, v.18, n.2, p.83–93, 2007.
- [MUS07b] Musse, S. R.; Rodrigues, R.; Paravisi, M.; Jacques Jr, J. C. S.; Jung, C. R. "Using synthetic ground truth data to evaluate computer vision techniques". In: PROCEEDINGS OF THE 10TH IEEE INTERNATIONAL WORKSHOP ON PERFORMANCE EVALUATION OF TRACKING SYSTEMS (PETS), 2007. Rio de Janeiro, Brazil: The Print Room, 2007. p.25 – 32.

- [OKA00] Okabe, A.; Boots, B.; Sugihara, K.; Chi, S. N. "**Spatial Tessellations: Concepts and Applications of Voronoi Diagrams**". second. ed. Chichester, UK: Wiley, 2000.
- [PAR08] Paravisi, M.; Werhli, A.; J.C.J.Júnior; Rodrigues, R.; Bicho, A.; Jung, C.; Musse, S. R. "Continuum crowds with local control". In: CGI 2008: COMPUTER GRAPHICS INTERNATIONAL 2008, 2008. Istanbul, Turquia: Proceedings of the Computer Graphics International, 2008. p.108–115.
- [PEL07] Pelechano, N.; Allbeck, J. M.; Badler, N. I. "Controlling individual agents in high-density crowd simulation". In: SCA '07: PROCEEDINGS OF THE 2007 ACM SIGGRAPH/EUROGRAPHICS SYMPOSIUM ON COMPUTER ANIMATION, 2007. Aire-la-Ville, Switzerland, Switzerland: Eurographics Association, 2007. p.99–108.
- [REY87] Reynolds, C. W. "Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model". In: SIGGRAPH '87: PROCEEDINGS OF THE 14TH ANNUAL CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS AND INTERACTIVE TECHNIQUES, 1987. New York, NY, USA: ACM, 1987. p.25–34.
- [ROD07] Rodrigues, R. "Modelo de simulação de multidões com inspiração na biologia". In: TRABALHO INDIVIDUAL II, 2007. Porto Alegre, Brazil: PPGCC/PUCRS, 2007.
- [RUN05] Runions, A.; Fuhrer, M.; Lane, B.; Federl, P.; Rolland-Lagan, A.-G.; Prusinkiewicz, P. "Modeling and visualization of leaf venation patterns". In: SIGGRAPH '05: ACM SIGGRAPH 2005 PAPERS, 2005. New York, NY, USA: ACM, 2005. p.702–711.
- [RUN07] Runions, A.; Lane, B.; Prusinkiewicz, P. "Modeling trees with a space colonization algorithm". In: EUROGRAPHICS WORKSHOP ON NATURAL PHENOMENA, 2007. Switzerland: Eurographics Association, 2007. p.63–70.
- [SAC81] Sachs, T. "The control of patterned differentiation of vascular tissues". **Advances in botanical research**, H. W. Woolhouse, London, v.6, p.152–262, 1981.
- [STI00] Still, G. K. "**Crowd Dynamics**". University of Warwick, 2000. 264 p. PHD Thesis. Available at http://www.crowdmodelling.com/2000_still.pdf.
- [TER94] Terzopoulos, D.; Tu, X. "Artificial fishes: physics, locomotion, perception, behavior". In: SIGGRAPH '94: PROCEEDINGS OF THE 21ST ANNUAL CONFERENCE ON COMPUTER GRAPHICS AND INTERACTIVE TECHNIQUES, 1994. New York, NY, USA: ACM, 1994. p.43–50.
- [TRE06] Treuille, A.; Cooper, S.; Popović, Z. "Continuum crowds". In: SIGGRAPH '06: ACM SIGGRAPH 2006 PAPERS, 2006. New York, NY, USA: ACM, 2006. p.1160–1168.
- [ULI04] Ulicny, B.; Pablo; Thalmann, D. "Crowdbrush: interactive authoring of real-time crowd scenes". In: SCA '04: PROCEEDINGS OF THE 2004 ACM SIGGRAPH/EUROGRAPHICS SYMPOSIUM ON COMPUTER ANIMATION, 2004. New York, NY, USA: Eurographics Association, 2004. p.243–252.
- [ULI06] Ulicny, B.; Ciechomski, P.; Musse, S.; Thalmann, D. "State-of-the-art: Real-time crowd simulation". **Eurographics (EG 2006) Course Notes on Populating Virtual Environments with Crowds**, Viena, Austria, v.1, 2006.