

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
INSTITUTO DE INFORMÁTICA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO

MARCELO COSTA TOYAMA

**Uma abordagem Multiagentes para  
Dinâmica de Pedestres**

Dissertação apresentada como requisito parcial  
para a obtenção do grau de  
Mestre em Ciência da Computação

Prof. Dra. Ana Lúcia Cetertich Bazzan  
Orientadora

Porto Alegre, março de 2006

## CIP – CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO

Toyama, Marcelo Costa

Uma abordagem Multiagentes para Dinâmica de Pedestres / Marcelo Costa Toyama. – Porto Alegre: PPGC da UFRGS, 2006.

107 f.: il.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Programa de Pós-Graduação em Computação, Porto Alegre, BR-RS, 2006. Orientadora: Ana Lúcia Cetertich Bazzan.

1. Comportamento coletivo e emergente. 2. Sistemas sociais artificiais. 3. Sistemas multiagentes. I. Bazzan, Ana Lúcia Cetertich. II. Título.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

Reitor: Prof. José Carlos Ferraz Hennemann

Vice-Reitor: Prof. Pedro Cezar Dutra Fonseca

Pró-Reitor de Coordenação Acadêmica: Prof. Pedro Cezar Dutra Fonseca

Pró-Reitora de Pós-Graduação: Prof<sup>a</sup>. Valquíria Linck Bassani

Diretor do Instituto de Informática: Prof. Philippe Olivier Alexandre Navaux

Coordenador do PPGC: Prof. Flávio Rech Wagner

Bibliotecária-chefe do Instituto de Informática: Beatriz Regina Bastos Haro

*Ten thousand flowers in spring, the moon in autumn,  
a cool breeze in summer, snow in winter.  
If your mind isn't clouded by unnecessary things,  
this is the best season of your life.*

— WU MEN HUI-K' AI

# SUMÁRIO

<b>LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS</b> . . . . .	7
<b>LISTA DE SÍMBOLOS</b> . . . . .	8
<b>LISTA DE FIGURAS</b> . . . . .	12
<b>LISTA DE TABELAS</b> . . . . .	14
<b>RESUMO</b> . . . . .	15
<b>ABSTRACT</b> . . . . .	16
<b>1 INTRODUÇÃO</b> . . . . .	17
1.1 <b>Dinâmica de Pedestres</b> . . . . .	17
1.2 <b>Fenômenos de auto-organização</b> . . . . .	17
1.3 <b>Interações</b> . . . . .	20
1.4 <b>Objetivos</b> . . . . .	20
1.5 <b>Organização do Texto</b> . . . . .	20
<b>2 TRABALHOS RELACIONADOS</b> . . . . .	21
2.1 <b>Modelos Contínuos</b> . . . . .	21
2.1.1 <b>Modelo de Forças Sociais para Dinâmica de Pedestres</b> . . . . .	21
2.1.2 <b>Experimentos de Simulação</b> . . . . .	25
2.1.3 <b>Análise do Modelo</b> . . . . .	26
2.2 <b>Autômatos Celulares</b> . . . . .	27
2.2.1 <b>Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres</b> . . . . .	27
2.2.2 <b>Experimentos de simulação</b> . . . . .	30
2.2.3 <b>Análise do Modelo</b> . . . . .	32
2.3 <b>Sistemas Multiagentes</b> . . . . .	32
2.3.1 <b>Modelo o Comportamento de Pedestres e Aplicações para Avaliação do Espaço</b> . . . . .	32
2.3.2 <b>Experimentos de Simulação:</b> . . . . .	38
2.3.3 <b>Análise do Modelo</b> . . . . .	38
2.4 <b>Comparação entre Modelos</b> . . . . .	40
2.4.1 <b>Modelo de Pedestre</b> . . . . .	40
2.4.2 <b>Dinâmica de Pedestres</b> . . . . .	41
2.4.3 <b>Aspectos de Implementação</b> . . . . .	42
2.5 <b>Conclusões</b> . . . . .	43

<b>3</b>	<b>ABORDAGEM MULTIAGENTES WALKER</b>	44
3.1	Princípios para a criação da abordagem	44
3.2	Conceitos da Abordagem	45
3.3	Matriz de Preferências	46
3.4	Campos	46
3.4.1	Campo Estático	46
3.4.2	Campo Repulsivo	47
3.4.3	Campo Dinâmico	47
3.5	Coefficientes de sensibilidade	48
3.6	Velocidade	50
3.7	Coefficiente de Obstrução	50
3.8	Probabilidade de Transição	51
3.9	Colisões	52
3.10	Regras de Atualização	52
3.11	Agentes	53
3.12	Saídas e entradas	53
<b>4</b>	<b>IMPLEMENTAÇÃO DA ABORDAGEM WALKER</b>	54
4.1	Interface do protótipo	54
4.1.1	Editor e Configurações	54
4.1.2	Simulador e Visualizador	55
4.1.3	Configurações: Pedestrian e Source	56
4.2	Estruturas de Implementação	56
<b>5</b>	<b>SIMULAÇÕES E RESULTADOS</b>	59
5.1	Velocidade	59
5.2	Métricas utilizadas	59
5.3	Experimentos de validação	60
5.4	Experimentos de análise de parâmetros	63
5.4.1	Análise do parâmetro E1 do Campo Repulsivo	63
5.4.2	Análise do parâmetro E2 do Campo Repulsivo	65
5.4.3	Análise do Coeficiente de Sensibilidade $K_r$	67
5.4.4	Análise do Coeficiente de Sensibilidade $K_s$	69
5.4.5	Análise do Coeficiente de Sensibilidade $K_d$	71
5.4.6	Análise do parâmetro de decaimento do Campo Dinâmico	73
5.4.7	Análise do parâmetro de difusão do Campo Dinâmico	75
5.5	Experimentos de Dinâmica de Pedestres	77
5.5.1	Variando o tamanho da porta	77
5.5.2	Variando a população	79
5.5.3	Variando o tamanho da sala, o tamanho da porta e o número de pedestres	82
5.5.4	Variando a Densidade	85
5.5.5	Formação de Filas	88
5.5.6	Evacuação de auditório	90
5.6	Conclusão dos experimentos	92
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS</b>	93
	<b>REFERÊNCIAS</b>	95

<b>APÊNDICE A</b>	<b>DETALHES DE IMPLEMENTAÇÃO . . . . .</b>	<b>97</b>
-------------------	--	-----------

## **LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

IA	Inteligência Artificial
AC	Autômato Celular
SMA	Sistemas Multiagentes
UML	Unified Modeling Language
SeSAm	Shell for Simulated Agent Systems

## LISTA DE SÍMBOLOS

- $\alpha$  No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa pedestres.
- $\alpha$  Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o parâmetro de difusão do campo dinâmico.
- $\alpha_1$  No Modelo de Osaragi (Seção 2.3), representa um parâmetro da função de *D-stress*.
- $\alpha_2$  No Modelo de Osaragi (Seção 2.3), representa um parâmetro da função de *D-stress*.
- $\beta$  No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa pedestres.
- $\beta_1$  No Modelo de Osaragi (Seção 2.3), representa um parâmetro da função de *D-stress*.
- $\beta_2$  No Modelo de Osaragi (Seção 2.3), representa um parâmetro da função de *D-stress*.
- $D_{ij}$  No Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres (Seção 2.2), representa o valor do *dynamic floor field* da célula (i,j).
- $D_{ij}$  Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o valor do campo dinâmico da célula (i,j).
- $DIST_{ij}$  Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa a menor distância da célula (i,j) até a porta mais próxima.
- $\vec{e}_\alpha$  No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa a direção desejado do movimento do pedestre  $\alpha$ .
- $E1$  Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa um parâmetro do campo repulsivo (Seção 3.4.2).
- $E2$  Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa um parâmetro do campo repulsivo (Seção 3.4.2).
- $E_{ij}$  Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o valor do campo repulsivo (Seção 3.4.2) da célula (i,j).
- $\vec{F}_\alpha^0$  No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa o termo de aceleração (Equação 2.2) do pedestre  $\alpha$ .
- $\vec{F}_\alpha(t)$  No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa a equação do movimento do pedestre  $\alpha$  (Equação 2.9).



$\vec{F}_{\alpha B}$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa a força de repulsão entre um pedestre $\alpha$ e um obstáculo $B$ .
$\vec{f}_{\alpha\beta}$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa a força de repulsão entre o pedestre $\alpha$ e o pedestre $\beta$ .
$\vec{f}_{\alpha i}$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa uma força atrativa entre o pedestre e o lugar $\vec{r}_i$ .
$i$	No Modelo de Osaragi (Seção 2.3), representa pedestres.
$j$	No Modelo de Osaragi (Seção 2.3), representa pedestres.
$K_s$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o coeficiente de sensibilidade para o campo estático.
$K_s^\Omega$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o coeficiente de sensibilidade para o campo estático do pedestre $\Omega$ .
$K_d$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o coeficiente de sensibilidade para o campo dinâmico.
$K_d^\Omega$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o coeficiente de sensibilidade para o campo dinâmico do pedestre $\Omega$ .
$K_r$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o coeficiente de sensibilidade para o campo repulsivo.
$K_r^\Omega$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o coeficiente de sensibilidade para o campo repulsivo do pedestre $\Omega$ .
$M_{ij}$	No Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres (Seção 2.2), representa o valor da matriz de preferências para a direção (i,j).
$M^\Omega$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa a matriz de preferências do pedestre $\Omega$ .
$M_{ij}^\Omega$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa a matriz de preferências na direção (i,j) do pedestre $\Omega$ .
$MD$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa a máxima distância de qualquer célula até a porta.
$\vec{r}_\alpha^0$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa o destino do pedestre $\alpha$ .
$\vec{r}_\alpha(t)$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa a posição do pedestre $\alpha$ no tempo $t$ .
$\vec{r}_{\alpha\beta}$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa $\vec{r}_\alpha - \vec{r}_\beta$ com $\vec{r}_\alpha$ representa a posição do pedestre $\alpha$ e $\vec{r}_\beta$ representa a posição do pedestre $\beta$ .
$\vec{r}_{\alpha B}$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa o vetor $\vec{r}_\alpha - \vec{r}_B^\alpha$ com $\vec{r}_\alpha$ representa a posição do pedestre $\alpha$ e $\vec{r}_B^\alpha$ representa a parte do obstáculo $B$ mais próxima do pedestre $\alpha$ .
$\vec{r}_i$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa um lugar atrativo para o pedestre.

$\vec{r}_{\alpha i}$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa o vetor $\vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_i$ com $\vec{r}_{\alpha}$ representando a posição do pedestre $\alpha$ e $\vec{r}_i$ a posição do ponto atrativo $i$ .
$U_{\alpha B}$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa o potencial repulsivo decrescente dos obstáculos.
$v^0_{\alpha}$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa a velocidade desejada pelo pedestre.
$V_{\alpha\beta}(b)$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa o potencial repulsivo dos outros pedestres.
$VN_{ij}$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o valor de transição não normalizado para situações normais da célula $(i, j)$ .
$VP_{ij}$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o valor de transição não normalizado para situações normais da célula $(i, j)$ .
$W_{\alpha i}$	No Modelo de Forças Sociais (Seção 2.1), representa o potencial atrativo dos objetivos do pedestre.
$P_{ij}$	No Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres (Seção 2.2) e na melhoria Walker (Capítulo 3), representa a probabilidade de transição para célula $(i, j)$ .
$S_{ij}$	No Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres (Seção 2.2), representa o valor do <i>static field</i> da célula $(i, j)$ .
$S_{ij}$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o valor do campo estático na célula $(i, j)$ .
$n_{ij}$	No Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres (Seção 2.2) e na melhoria Walker (Capítulo 3), representa a ocupação da célula $(i, j)$ . Se a célula está vazia $n_{ij} = 0$ , caso contrário $n_{ij} = 1$ .
$N$	No Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres (Seção 2.2) e na melhoria Walker (Capítulo 3), representa fator de normalização das probabilidades de transição.
$\gamma$	No Modelo de Osaragi (Seção 2.3), representa um parâmetro da função de <i>D-stress</i> .
$\Omega$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa pedestres.
$\delta$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o parâmetro de decaimento do campo dinâmico.
$\delta D_{xy}$	No Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres (Seção 2.2), representa o incremento do <i>dynamic field</i> .
$\delta F$	No Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres (Seção 2.2), representa a quantidade do <i>dynamic field</i> que sofre difusão para as células vizinhas.
$T_{ij}$	Na melhoria Walker (Capítulo 3), representa o coeficiente de obstrução (Seção 3.7) da célula $(i, j)$ .

$\omega$  No Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres (Seção 2.2), representa uma constante de decaimento do *dynamic floor field*.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1:	Engarraamento . . . . .	18
Figura 1.2:	Formação de filas . . . . .	18
Figura 1.3:	Oscilações . . . . .	18
Figura 1.4:	Padrões e intersecções . . . . .	19
Figura 1.5:	Trilhas humanas . . . . .	19
Figura 1.6:	Freezing by heating . . . . .	20
Figura 2.1:	Mudanças comportamentais . . . . .	22
Figura 2.2:	Formação de filas . . . . .	26
Figura 2.3:	Número médio de filas . . . . .	26
Figura 2.4:	Oscilações em portas . . . . .	27
Figura 2.5:	Matriz de Preferências . . . . .	28
Figura 2.6:	Evacuação de uma sala 1 . . . . .	30
Figura 2.7:	Evacuação de uma sala 2 . . . . .	30
Figura 2.8:	Evacuação de um auditório 1 . . . . .	31
Figura 2.9:	Evacuação de um auditório 2 . . . . .	31
Figura 2.10:	Otimização dos tempos de evacuação . . . . .	32
Figura 2.11:	Conceito do modelo - Osaragi . . . . .	33
Figura 2.12:	Comportamento do pedestre . . . . .	34
Figura 2.13:	Espaço de informação e Domínio de caminhada . . . . .	34
Figura 2.14:	Observação de Pedestres . . . . .	35
Figura 2.15:	Atributos e comportamento dos pedestres . . . . .	37
Figura 2.16:	Verificação do modelo . . . . .	39
Figura 2.17:	Condições utilizadas na simulação . . . . .	39
Figura 2.18:	Atributos de pedestres e grupos . . . . .	40
Figura 3.1:	Matriz de Preferências . . . . .	46
Figura 3.2:	Sala e representação gráfica do campo estático . . . . .	47
Figura 3.3:	Campo Repulsivo individual . . . . .	47
Figura 3.4:	Sala e representação gráfica do campo dinâmico . . . . .	49
Figura 3.5:	Colisão . . . . .	52
Figura 4.1:	Protótipo, editor e configurações . . . . .	56
Figura 4.2:	Protótipo, simulador e visualizador . . . . .	57
Figura 4.3:	Configurações de pedestres e sources . . . . .	58
Figura 5.1:	Experimento original . . . . .	61
Figura 5.2:	Tempo de evacuação para Experimento 1 . . . . .	61

Figura 5.3:	Tempos de evacuação para Experimento 2 . . . . .	62
Figura 5.4:	Tempos de evacuação para Experimento 3 . . . . .	62
Figura 5.5:	Tempo de evacuação para Experimento 4 . . . . .	64
Figura 5.6:	Probabilidade de escape para Experimento 4 . . . . .	64
Figura 5.7:	Tempo de evacuação para Experimento 5 . . . . .	66
Figura 5.8:	Probabilidade de escape para Experimento 5 . . . . .	66
Figura 5.9:	Comparação dos tempos de evacuação para parâmetros E1 e E2 . . .	66
Figura 5.10:	Tempo de evacuação para Experimento 6 . . . . .	68
Figura 5.11:	Probabilidade de Escape para Experimento 6 . . . . .	68
Figura 5.12:	Tempo de evacuação para Experimento 7 . . . . .	70
Figura 5.13:	Probabilidade de escape para Experimento 7 . . . . .	70
Figura 5.14:	Tempo de evacuação para Experimento 8 . . . . .	72
Figura 5.15:	Fluxo de pedestres para Experimento 8 . . . . .	72
Figura 5.16:	Tempo de evacuação para Experimento 9 . . . . .	74
Figura 5.17:	Tempo de evacuação para Experimento 10 . . . . .	74
Figura 5.18:	Tempo de evacuação para Experimento 11 . . . . .	76
Figura 5.19:	Tempo de evacuação para Experimento 12 . . . . .	76
Figura 5.20:	Tempo de evacuação para Experimento 13 . . . . .	78
Figura 5.21:	Probabilidade de escape para Experimento 13 . . . . .	78
Figura 5.22:	Fluxo médio de Pedestres para Experimento 13 . . . . .	78
Figura 5.23:	Tempo de evacuação para Experimento 14 . . . . .	80
Figura 5.24:	Probabilidade de escape para Experimento 14 . . . . .	80
Figura 5.25:	Fluxo de pedestres para Experimento 14 . . . . .	81
Figura 5.26:	Probabilidade de escape para população de homens de mulheres no Experimento 14 . . . . .	81
Figura 5.27:	Tempo de evacuação para Experimento 15 . . . . .	83
Figura 5.28:	Probabilidade de escape para Experimento 15 . . . . .	83
Figura 5.29:	Fluxo de pedestres para Experimento 15 . . . . .	84
Figura 5.30:	Tempo de evacuação para Experimento 16 . . . . .	86
Figura 5.31:	Probabilidade de escape para Experimento 16 . . . . .	86
Figura 5.32:	Fluxo de pedestres para Experimento 16 . . . . .	87
Figura 5.33:	Fluxo de pedestres em escala logarítmica para Experimento 16 . . . .	87
Figura 5.34:	Formação de filas, Experimento 17 . . . . .	89
Figura 5.35:	Evacuação do auditório . . . . .	90
Figura 5.36:	Fluxo de pedestres para Experimento 18 . . . . .	91
Figura 5.37:	Probabilidade de escape para Experimento 18 . . . . .	91

## LISTA DE TABELAS

Tabela 2.1:	Classificação dos comportamento segundo as complexidades . . . . .	22
Tabela 2.2:	Tempos de evacuação . . . . .	32
Tabela 2.3:	Dinâmica de Pedestres . . . . .	41
Tabela 3.1:	Atributos dos agentes . . . . .	53
Tabela 4.1:	Matriz de preferências . . . . .	58
Tabela 5.1:	Distribuição de probabilidade da velocidade . . . . .	59
Tabela 5.2:	Parâmetros da simulação para Experimento 1, 2 e 3 . . . . .	60
Tabela 5.3:	Matriz de Preferências . . . . .	60
Tabela 5.4:	Parâmetros da simulação para Experimento 4 . . . . .	63
Tabela 5.5:	Parâmetros da simulação para Experimento 5 . . . . .	65
Tabela 5.6:	Parâmetros da simulação para Experimento 6 . . . . .	67
Tabela 5.7:	Parâmetros da simulação para Experimento 7 . . . . .	69
Tabela 5.8:	Parâmetros da simulação para Experimento 8 . . . . .	71
Tabela 5.9:	Parâmetros da simulação para Experimento 9 . . . . .	73
Tabela 5.10:	Parâmetros da simulação para Experimento 11 . . . . .	75
Tabela 5.11:	Parâmetros da simulação para Experimento 13 . . . . .	77
Tabela 5.12:	Parâmetros da simulação para Experimento 14 . . . . .	79
Tabela 5.13:	Diversas salas simuladas no Experimento 15. . . . .	82
Tabela 5.14:	Parâmetros da simulação para Experimento 15 . . . . .	82
Tabela 5.15:	Parâmetros da simulação para Experimento 16 . . . . .	85
Tabela 5.16:	Parâmetros da simulação para Experimento 17 . . . . .	88
Tabela 5.17:	Parâmetros da simulação para Experimento 18 . . . . .	90

## RESUMO

Este trabalho propõe a melhoria *Walker* para o modelo de Schadschneider e colaboradores, esta é uma melhoria que transforma o modelo de Schadschneider em um modelo baseado em sistema multiagentes.

Diferentemente dos autômatos celulares e modelos contínuos, *Walker* apresenta pedestres com diferentes características: sexo, velocidade, conhecimento do ambiente, comportamento de grupo. Além disto, é realizada também a implementação de um protótipo de *Walker*.

Modelos de simulação da dinâmica de pedestres têm chamado a atenção por diversas razões. Primeiro, os pesquisadores descobriram que modelar fluxo de pedestres é desafiante e complexo. Por exemplo, os corredores de pedestres podem ter diversas entradas, não são regulados ordenadamente como rodovias e são normalmente bi-direcionais. Segundo, modelos de pedestres podem ser ferramentas importantes para o desenvolvimento e planejamento de áreas para pedestres, tais como metrô, estações de trens, edifícios e shopping centers.

Portanto, simulações computadorizadas de dinâmica de pedestres permitem a observação de uma ampla gama de características do fluxo de pessoas e um maior entendimento de seus princípios básicos. O conhecimento do comportamento de pedestres é valioso por prover informações de como formular melhores saídas, geometrias de salas e estádios.

Com o objetivo de definir as características importantes para esta melhoria, um estudo do estado da arte da Dinâmica de Pedestres foi realizado e aspectos importantes dos modelos estudados foram utilizados na criação da melhoria.

Com o fim de validar a melhoria *Walker* e demonstrar suas capacidades 18 experimentos foram realizados. Os cenários abrangem desde a validação da melhoria *Walker* com experimentos realizados por outros autores, verificação do impacto da variação dos parâmetros nas simulações, simulação de diversos experimentos com tamanhos de portas e salas diferentes, até a simulação com dois grupos diferentes de pedestres. Através dos experimentos realizados mostrou-se as qualidades da melhoria proposta, assim como sua capacidade de realizar diversas simulações.

**Palavras-chave:** Comportamento coletivo e emergente, Sistemas sociais artificiais, Sistemas multiagentes.

## Walker - Multiagent Based Approach for simulation of Pedestrian Dynamics

### ABSTRACT

This work presents a improvement (*Walker* improvement) over the model from Schadschneider and coworkers. This improvement transforms the Schadschneider's model in a multiagent system based model. Differently from the cellular automata and continuous models, *Walker* represents many pedestrian's characteristics: gender, speed, environment knowledge, herding behavior. We also implement a prototype for the *Walker* improvement.

Pedestrian dynamics models are important for many reasons. First, researches discovered that modelling and simulating pedestrian flux is complex. Second, pedestrian dynamic models are important tools for the development and planning of pedestrian areas, such as: subways stations, train stations, buildings and shopping centers.

Therefore, computer simulation of pedestrian dynamics are capable of showing a high number of characteristics that exist in real traffic and contribute for a better understanding of basic pedestrian traffic principles. The knowledge of pedestrian behavior is important to provide information about better exit paths, room and stadium geometries.

We made a study of the state of the art in pedestrian dynamics to define important features for this improvement. And many important aspects of the studied models were utilized in the *Walker* improvement.

We also have made 18 experiments to validate and show the *Walker's* capabilities. The experiments are: experiments created by others authors, verification of parameters influence in the simulation, simulation of many scenarios with different doors and room sizes, simulation of two different groups of pedestrians. The *Walker's* qualities are shown in the experiments, as well its ability to simulate many situations.

**Keywords:** Collective and emergente behavior, Artificial social systems, Multiagent Systems.



# 1 INTRODUÇÃO

O efeito coletivo da movimentação de objetos que interagem de uma maneira bem definida resultam em vários fenômenos: engarrafamentos em tráfego veicular (SCHADSCHNEIDER, 2002a), comportamento de pedestres (HELBING; MOLNÁR, 1995), formigas forrageando (COUZIN; FRANKS, 2003), agrupamentos de pássaros e agregados de bactérias (CHOWDHURY; NISHINARI; SCHADSCHNEIDER, 2004). Este trabalho estuda a interação entre pedestres e o comportamento emergente deste sistema, área de pesquisa chamada *Dinâmica de Pedestres*.

## 1.1 Dinâmica de Pedestres

Apesar da área de simulação de fluxo de tráfego estar bem estabelecida, os pesquisadores descobriram que modelar fluxo de pedestres é desafiante e complexo (ADLER; BLUE, 1998; SCHRECKENBERG; SHARMA, 2002). Por exemplo, os corredores de pedestres podem ter diversas entradas, não são regulados ordenadamente como rodovias e são normalmente bi-direcionais.

Entretanto, para situações como simulação de multidão e evacuação, modelos têm sido desenvolvidos com sucesso: modelo estocástico desenvolvido por Schadschneider e colaboradores (SCHADSCHNEIDER, 2002b; BURSTEDDE; et al, 2002), o modelo de forças sociais (HELBING; MOLNÁR, 1995), o modelo de Osaragi (OSARAGI, 2004), e diversos modelos apresentados em (SCHRECKENBERG; SHARMA, 2002).

Portanto, simulações computadorizadas de dinâmica de pedestres permitem a observação de uma ampla gama de características do fluxo real de pessoas e um maior entendimento de seus princípios básicos. O conhecimento do comportamento de pedestres é valioso por prover informações de como formular melhores saídas, geometrias de salas e estádios (PEREZ; et al, 2002).

## 1.2 Fenômenos de auto-organização

Segundo (CHOWDHURY; NISHINARI; SCHADSCHNEIDER, 2004), *padrão* é um termo utilizado para denominar qualquer regularidade reconhecível em um conjunto de informações. *Padrão espacial* significa alguma regularidade nas partes constituintes do sistema em relação ao espaço. De maneira semelhante, *padrão temporal* é qualquer regularidade em um conjunto de dados temporais. Além disso, quando um fenômeno possui regularidades espaciais e temporais e é impossível separá-los, este fenômeno é chamado *padrão espaço-temporal*.

A dinâmica de pedestres exhibe uma variedade fascinante de fenômenos de auto-organização

e padrões espaço-temporais, vide (HELBING; FARKAS; VICSEK, 2002) e (KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002):

**Engarrafamento:** Em altas densidades de pedestres, vários tipos de engarrafamentos ocorrem. Um exemplo é quando muitas pessoas tentam sair de uma sala ao mesmo tempo (Figura 1.1). Outro, é quando dois fluxos de pedestres em direções contrárias se bloqueiam em uma passagem estreita (Figura 1.3).

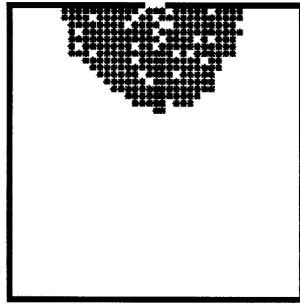


Figura 1.1: Engarrafamento, *fonte: (KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002)*

**Formação de filas:** Quando dois grupos de pedestres se movimentam em direções contrárias um tipo espontâneo de simetria ocorre, os pedestres se auto-organizam em filas (Figura 1.2). Dessa maneira, as interações entre pedestres de direções contrárias são reduzidas e uma maior velocidade é possível.

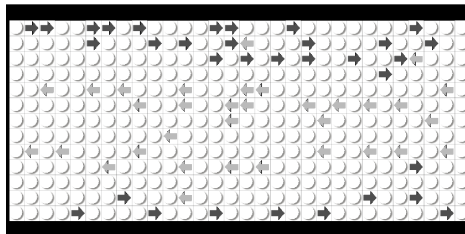


Figura 1.2: Formação de filas

**Oscilações:** Quando fluxos contrários ocorrem em uma região estreita, por exemplo em uma porta, é possível observar mudanças oscilatórias na direção do movimento (Figura 1.3). O fenômeno pode ser explicado da seguinte maneira: assim que um pedestre é capaz de passar pela porta é mais fácil para outros seguirem na mesma direção, até que alguém passe pela porta na direção contrária e o fluxo se inverta.



Figura 1.3: Oscilações *fonte: (HELBING; et al, 2001)*

**Padrões e Intersecções:** Em intersecções, vários padrões coletivos de comportamento podem ser formados. Segundo (HELBING; et al, 2001), um exemplo típico é a formação de intersecções circulares que tornam o movimento mais eficiente como pode ser visto na Figura 1.4.

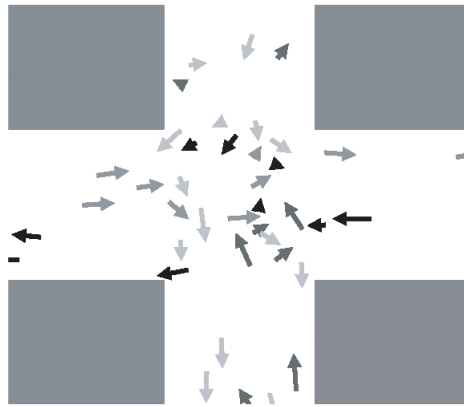


Figura 1.4: Padrões e Intersecções, fonte: (HELBING; et al, 2001)

**Formação de trilhas:** Apesar das trilhas de humanos e animais serem formadas para propósitos diferentes suas estruturas têm similaridades. Trilhas humanas normalmente são atalhos que são utilizados freqüentemente e devem ser pavimentadas (Figura 1.5). Trilhas de animais são feitas com substâncias químicas e normalmente marcam um caminho para alimentos. Para um estudo mais amplo sobre formação de trilhas humanas e de animais veja (HELBING; et al, 1997).



Figura 1.5: Trilhas humanas

**Pânico:** Em situações de pânico fenômenos contra-intuitivos ocorrem: *faster-is-slower* - situação em que cada pedestre tenta aumentar a sua velocidade individual, mas o resultado é diminuir a velocidade média da multidão, *freezing-by-heating* (Figura 1.6)

- quando um aumento na velocidade individual destrói as filas e paralisa o sistema. Para um aprofundamento sobre situações de pânico veja (HELBING; FARKAS; VICSEK, 2000).

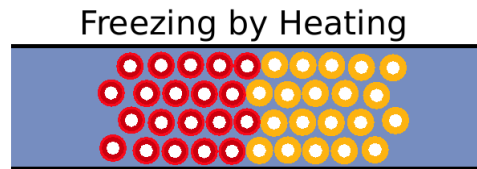


Figura 1.6: Freezing by heating

### 1.3 Interações

Todos os padrões espaço-temporais de auto-organização citados na Seção 1.2 surgem devido às interações não lineares entre pedestres (HELBING; MOLNÁR, 1995). Para reproduzir fenômenos coletivos de auto-organização da dinâmica de pedestres é necessário introduzir interações atrativas e repulsivas (SCHADSCHNEIDER, 2002b).

Interações entre pedestres são repulsivas para distâncias curtas pois pedestres mantêm uma distância mínima das outras pessoas para evitar colisões. Para longas distâncias a interação é normalmente atrativa, por exemplo: em uma multidão é vantajoso seguir o predecessor. Qualquer modelo de simulação da dinâmica de pedestres deve considerar essas interações para simular os padrões espaço-temporais de auto-organização da Seção 1.2.

### 1.4 Objetivos

Este trabalho propõe uma abordagem baseada em sistema multiagentes para a dinâmica de pedestres. A abordagem representa diferentes características de pedestres: sexo, velocidade, conhecimento do ambiente, comportamento de grupo. E observa como estas características alteram o comportamento macroscópico da simulação. O trabalho compara a abordagem proposta com o modelo de Schadschneider e colaboradores (KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002), realiza um estudo dos parâmetros e estuda como grupos de pedestres com características diversas influenciam a dinâmica e o comportamento macroscópico do sistema.

### 1.5 Organização do Texto

O texto é organizado da seguinte maneira. O Capítulo 2 compara os trabalhos relacionados e o estado da arte da dinâmica de pedestres. A abordagem proposta neste trabalho é definida e apresentada no Capítulo 3 e sua implementação e protótipos criados são descritas no Capítulo 4. Finalmente o Capítulo 5 mostra as simulações e os resultados obtidos das simulações dos protótipos e o Capítulo 6 apresenta conclusões e os trabalhos futuros.

## 2 TRABALHOS RELACIONADOS

Modelos de simulação da dinâmica de pedestres têm chamado a atenção por diversas razões (HELBING; MOLNÁR, 1995). Primeiro, modelos de pedestres podem ser ferramentas importantes para o desenvolvimento e planejamento de áreas para pedestres, tais como metrô, estações de trens, edifícios e shopping centers. Segundo, em todos os modelos variáveis como posição e velocidade do pedestre são mensuráveis.

Em especial, simulações computacionais eficientes de grandes multidões, com centenas ou milhares de indivíduos, requerem modelos simples, mas que proporcionem uma descrição acurada da realidade, tal como os modelos (HELBING; FARKAS; VICSEK, 2002; SCHADSCHNEIDER, 2002b; BURSTEDDE; et al, 2002; ADLER; BLUE, 2002) encontrados em (SCHRECKENBERG; SHARMA, 2002).

Este capítulo apresenta uma visão geral de modelos da dinâmica de pedestres. A Seção 2.1 apresenta um modelo contínuo para dinâmica de pedestre, a Seção 2.2 apresenta um modelo baseado em autômatos celulares e a Seção 2.3 apresenta um modelo baseado em sistema multiagente. A Seção 2.4 apresenta uma comparação e análise entre os modelos e a Seção 2.5 apresenta as conclusões sobre a análise, características que podem ser melhoradas e trabalhos que podem ser realizados.

### 2.1 Modelos Contínuos

Modelos contínuos são muito utilizados para simulação da dinâmica de fluidos e gases. Como a dinâmica de pedestres possui muitas analogias com estes sistemas, existem modelos que descrevem o comportamento de pedestres utilizando equações diferenciais não lineares. A seguir um modelo contínuo para simulação da dinâmica de pedestres é descrito.

#### 2.1.1 Modelo de Forças Sociais para Dinâmica de Pedestres

Os movimentos dos pedestres podem ser descritos como se eles fossem sujeitos à Forças Sociais. Essas forças não são exercidas diretamente pelo ambiente nos pedestres, mas são uma medida das motivações internas dos indivíduos para realizarem determinadas ações/movimentos. O Modelo de Forças Sociais <sup>1</sup>, (HELBING; MOLNÁR, 1995), simula o movimento dos pedestres utilizando essas forças sociais.

A Figura 2.1 ilustra os processos que levam a mudanças comportamentais. De acordo com isso, um estímulo sensorial causa uma reação comportamental que depende dos objetivos pessoais e é escolhida dentro de um conjunto de alternativas com o objetivo de maximizar a utilidade do caminho a ser percorrido.

---

<sup>1</sup>Manteve-se a notação e símbolos utilizados originalmente pelo autor.

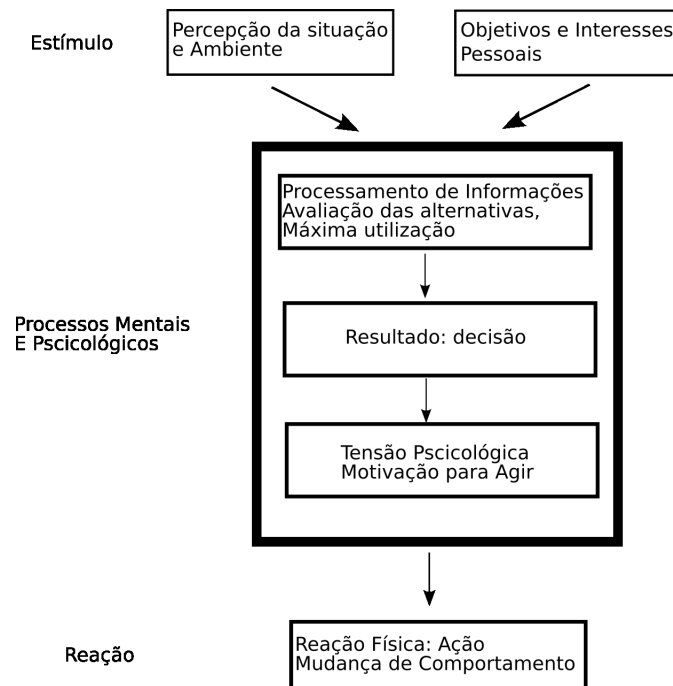


Figura 2.1: Representação esquemática dos processos que levam a mudanças comportamentais, *fonte: (HELBING; MOLNÁR, 1995)*

A tabela 2.1 sugere a classificação dos estímulos em situações simples/padrões e situações complexas/novas. As situações complexas/novas devem ser modeladas com modelos probabilísticos. Entretanto, desde que o pedestre esteja acostumado com a situação com que ele for confrontado, sua reação é normalmente automática e determinada por suas experiências sobre qual reação tem o melhor resultado. Portanto, é possível modelar essas regras de comportamento do pedestre em equações de movimento.

Tabela 2.1: Classificação dos comportamento segundo as complexidades, *fonte: (HELBING; MOLNÁR, 1995)*

<b>Estímulo</b>	Simple ou padrão	Complexo ou situações novas
<b>Reações</b>	Reações automáticas ou reflexos	Processos de decisão, resultados de avaliações
<b>Caracterização</b>	Bem previsível	Probabilístico
<b>Modelo</b>	<i>Social force Model, etc</i>	<i>Decision theoretical model, etc</i>
<b>Exemplo</b>	Movimento de pedestres	Escolha do destino do pedestre

De acordo com essas equações, as mudanças temporais na velocidade preferencial do pedestre podem ser descritas por uma força vetorial a qual pode ser interpretada como uma força social.

Essa força representa o efeito do ambiente (outros pedestres e obstáculos) no comportamento do pedestre. Entretanto, essa força não é exercida pelo ambiente no corpo do pedestre; na realidade essa força representa a motivação para agir. O comportamento do

pedestre evoca forças de aceleração ou desaceleração em reação a informação do ambiente. Resumindo o pedestre age como se ele estivesse sujeito a forças externas.

A seguir as regras do modelo e os principais efeitos que determinam os movimentos do pedestre  $\alpha$  são descritos.

1. Um pedestre deseja alcançar o destino  $\vec{r}_\alpha^0$  da melhor maneira possível, portanto ele tomará o menor caminho possível. Este caminho comumente terá a forma de um polígono com arestas  $\vec{r}_\alpha^1, \dots, \vec{r}_\alpha^k = \vec{r}_\alpha^0$ . Se  $\vec{r}_\alpha^k$  é a próxima aresta a ser alcançada, a direção desejada  $\vec{e}_\alpha$  do movimento será:

$$\vec{e}_\alpha = \frac{\vec{r}_\alpha^k - \vec{r}_\alpha(t)}{\|\vec{r}_\alpha^k - \vec{r}_\alpha(t)\|} \quad (2.1)$$

com  $\vec{r}_\alpha(t)$  representando a posição do pedestre no tempo  $t$ .

Na realidade, os objetivos do pedestre são áreas ao invés de pontos  $\vec{r}_\alpha^k$ . Neste caso ele vai se dirigir para o ponto  $\vec{r}_\alpha^k$  mais próximo dentro da área correspondente.

Se o movimento do pedestre não for perturbado ele andará na direção  $\vec{e}_\alpha(t)$  com uma velocidade desejada  $v_\alpha^0$ . Um desvio,  $\vec{v}_\alpha(t)$ , da velocidade desejada  $\vec{v}_\alpha^0(t) = v_\alpha^0 \vec{e}_\alpha$  ocorre devido a necessidade de desaceleração ou desvio de obstáculos, o que leva a uma tendência de aproximar  $v_\alpha^0$  dentro de um certo tempo  $\tau_\alpha$ . Isso pode ser descrito através de um termo de aceleração na forma:

$$\vec{F}_\alpha^0(\vec{v}_\alpha, v_\alpha^0 \vec{e}_\alpha) = \frac{1}{\tau_\alpha} (v_\alpha^0 \vec{e}_\alpha - \vec{v}_\alpha) \quad (2.2)$$

2. O movimento do pedestre  $\alpha$  é influenciado por outros pedestres. Em particular  $\alpha$  mantém uma certa distância dos outros pedestres, a qual depende da densidade de pedestres e da velocidade desejada  $v_\alpha^0$ .

Aqui a *esfera pessoal* de cada pedestre, que pode ser interpretada como um *efeito territorial*, tem um papel central. Um pedestre normalmente sente-se cada vez mais desconfortável quando se aproxima de uma pessoa estranha. Isso resulta em um efeito de repulsão a outros pedestres  $\beta$  que pode ser representado por uma quantidade vetorial:

$$\vec{f}_{\alpha\beta}(\vec{r}_{\alpha\beta}) = -\nabla_{\vec{r}_{\alpha\beta}} V_{\alpha\beta}[b(\vec{r}_{\alpha\beta})] \quad (2.3)$$

com o vetor  $\vec{r}_{\alpha\beta}$  representando um vetor com origem na posição do pedestre  $\alpha$  e destino na posição do pedestre  $\beta$ .

Assumiremos que o potencial repulsivo  $V_{\alpha\beta}(b)$  é uma função monotônica decrescente de  $b$  com linhas equipotenciais tendo a forma de uma elipse que é orientada na direção do movimento.

A razão para isso é que um pedestre requer espaço para o próximo passo e isso é levado em consideração pelos outros pedestres.

$b$  representa o eixo menor da elipse e é dado por:

$$2b = \sqrt{(\|\vec{r}_{\alpha\beta}\| + \|\vec{r}_{\alpha\beta} - v_\beta \Delta t \vec{e}_\beta\|)^2 - (v_\beta \Delta t)^2} \quad (2.4)$$

Onde  $\vec{r}_{\alpha\beta} = \vec{r}_\alpha - \vec{r}_\beta$  e  $s_\beta = v_\beta \Delta t$  é da ordem do comprimento do passo do pedestre  $\beta$ . Apesar da simplicidade dessa abordagem, ela descreve os movimentos para evitar colisão dos pedestres de maneira realista.

Um pedestre também mantém uma certa distância de obstáculos, paredes e bordas de edifícios. Quanto mais perto do obstáculo, mais o pedestre sente-se desconfortável, pois ele tem que prestar mais atenção para evitar a colisão. Portanto um obstáculo  $B$  cria um efeito repulsivo que pode ser descrito da seguinte maneira:

$$\vec{F}_{\alpha B}(\vec{r}_{\alpha B}) = -\nabla_{\vec{r}_{\alpha B}} U_{\alpha B}(\|\vec{r}_{\alpha B}\|) \quad (2.5)$$

com um potencial repulsivo e monotonicamente decrescente  $U_{\alpha B}(\|\vec{r}_{\alpha B}\|)$ . Aqui o vetor  $\vec{r}_{\alpha B} = \vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_B^{\alpha}$  foi introduzido, com  $\vec{r}_B^{\alpha}$  representa a parte do obstáculo  $B$  mais próxima do pedestre  $\alpha$ .

3. As vezes, pedestres são atraídos por outras pessoas ou objetos. Estes *efeitos de atração*  $\vec{f}_{\alpha i}$  nos lugares  $\vec{r}_i$  podem ser modelados por um potencial monotonicamente crescente  $W_{\alpha i}(\|\vec{r}_{\alpha i}\|, t)$  de uma maneira similar ao efeito repulsivo:

$$\vec{f}_{\alpha i}(\|\vec{r}_{\alpha i}\|, t) = -\nabla_{\vec{r}_{\alpha i}} W_{\alpha i}(\|\vec{r}_{\alpha i}\|, t) \quad (2.6)$$

Onde  $\vec{r}_{\alpha i} = \vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_i$ . A principal diferença é que a atração  $\|\vec{f}_{\alpha i}\|$  é normalmente decrescente com o tempo  $t$ , já que o interesse é decrescente. Os efeitos atrativos são responsáveis pela formação de grupos de pedestres.

As fórmulas para a atração e a repulsão acima apenas cobrem situações percebidas na direção desejada  $\vec{e}_{\alpha}(t)$  do movimento. Situações localizadas atrás do pedestre tem uma influencia menor  $c$  com  $0 < c < 1$ . Para levar a percepção em conta (o ângulo de visão efetivo  $2\varphi$ ) introduziu-se os pesos dependentes da direção:

$$w(\vec{e}, \vec{f}) = \begin{cases} 1 & \text{se } \vec{e} \cdot \vec{f} \geq \|\vec{f}\| \cos \varphi \\ c & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.7)$$

Os efeitos de atração e repulsão no comportamento do pedestre são resumidamente:

$$\begin{aligned} \vec{F}_{\alpha\beta}(\vec{e}_{\alpha}, \vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_{\beta}) &= w(\vec{e}_{\alpha}, -\vec{f}_{\alpha\beta}) \vec{f}_{\alpha\beta}(\vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_{\beta}), \\ \vec{F}_{\alpha i}(\vec{e}_{\alpha}, \vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_i, t) &= w(\vec{e}_{\alpha}, \vec{f}_{\alpha i}) \vec{f}_{\alpha i}(\vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_i, t). \end{aligned} \quad (2.8)$$

É possível agora formular a equação do movimento total do pedestre  $\vec{F}_{\alpha}(t)$ . Como todos os efeitos mencionados anteriormente influenciam as decisão dos pedestres em todos os momentos, assume-se que o efeito total é resultado da soma de todos os efeitos, exatamente como no caso de forças reais. Isso resulta em:

$$\vec{F}_{\alpha}(t) = \vec{F}_{\alpha}^0(\vec{v}_{\alpha}, v_{\alpha}^0 \vec{e}_{\alpha}) + \sum_{\beta} \vec{F}_{\alpha\beta}(\vec{e}_{\alpha}, \vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_{\beta}) + \sum_B \vec{F}_{\alpha B}(\vec{e}_{\alpha}, \vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_B^{\alpha}) + \sum_i \vec{F}_{\alpha i}(\vec{e}_{\alpha}, \vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_i, t). \quad (2.9)$$

O Modelo de Forças Sociais (*Social Force Model*) definido por:

$$\frac{d\vec{\omega}_{\alpha}}{dt} = \vec{F}_{\alpha}(t) + \text{flutuações} \quad (2.10)$$

O termo *flutuações* é adicionado para levar em conta variáveis aleatórias no comportamento. Essas flutuações ocorrem quando dois ou mais comportamentos são equivalentes, ou seja, quando por exemplo passar a esquerda ou a direita de um obstáculo possui o mesmo efeito.



Para tornar o modelo completo, a relação entre a velocidade atual  $\vec{v}_\alpha(t)$  e a velocidade preferida  $\vec{\omega}_\alpha(t)$  deve ser calculada. Já que a velocidade atual é limitada pela *velocidade máxima do pedestre*  $v_\alpha^{max}$ , assume-se que o movimento realizado é dado por:

$$\frac{d\vec{r}_\alpha}{dt} = \vec{v}_\alpha(t) = \vec{\omega}_\alpha(t)g\left(\frac{v_\alpha^{max}}{\|\vec{\omega}_\alpha\|}\right) \quad (2.11)$$

com:

$$g\left(\frac{v_\alpha^{max}}{\|\vec{\omega}_\alpha\|}\right) = \begin{cases} 1 & \text{se } \|\vec{\omega}_\alpha\| \leq v_\alpha^{max} \\ \vec{v}_\alpha^{max} / \|\vec{\omega}_\alpha\| & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.12)$$

## 2.1.2 Experimentos de Simulação

A seguir descreve-se os dois cenários (**cenário 1** e **cenário 2**) de experimentos realizados por Helbing e Molnár em (HELHING; MOLNÁR, 1995). A simulação assume que as velocidades desejadas  $v^0$  são uma distribuição Gaussiana com média  $v^0 = 1.34m/s$  e desvio padrão  $\sqrt{\theta} = 0.26m/s$ . As velocidades são limitadas a  $v_\alpha^{max} = 1.3v_\alpha^0$ . Aqueles que se movimentam da esquerda para a direita são representados por círculos cheios, enquanto aqueles que se movimentam da direita para esquerda são representados por círculos vazios, como pode ser visto nas Figuras 2.2 e 2.4. O diâmetro do círculo é uma medida da velocidade atual  $\|\vec{v}_\alpha\|$  de um pedestre  $\alpha$ . Para simplificação, nenhum efeito atrativo  $\vec{f}_{\alpha i}$  ou flutuação é levada em conta. Assume-se que os potenciais repulsivos decaem exponencialmente:

$$\begin{aligned} V_{\alpha\beta} &= V_{\alpha\beta}^0 e^{-b/\sigma} \\ U_{\alpha B}(\|\vec{r}_{\alpha B}\|) &= U_{\alpha B}^0 e^{-\|\vec{r}_{\alpha B}\|/R} \end{aligned} \quad (2.13)$$

com  $V_{\alpha\beta}$  representando o potencial repulsivo de outros pedestres descrito na Equação 2.3 e  $U_{\alpha B}(\|\vec{r}_{\alpha B}\|)$  representando o potencial repulsivo de objetos descrito na Equação 2.5. Assume-se que os parâmetros do potencial repulsivo são  $V_{\alpha\beta}^0 = 2.1m^2s^{-1}$ ,  $\sigma = 0.3m$  e  $U_{\alpha B}^0 = 10m^2s^{-2}$ ,  $R = 0.2m$ . Para  $\Delta t$  na fórmula 2.4, assumiu-se  $\Delta t = 2s$  e os tempos  $\tau_\alpha$  assumiu-se  $\tau_\alpha = 0.5s$ . Valores menores de  $\tau_\alpha$  fazem os pedestres andarem mais agressivamente. Finalmente o ângulo de visão efetivo (que considera os movimentos da cabeça) foi escolhido como  $2\varphi = 200^\circ$ . Para situações fora do ângulo de visão, assumiu-se que a influência é  $c = 0.5$ . Todos estes parâmetros do modelo foram escolhidos de maneira a serem compatíveis com dados empíricos.

**Cenário 1 - corredor:** a Figura 2.2 mostra como resultado da simulação o que já foi comprovado com dados empíricos, ou seja, que filas de pedestres andando na mesma direção se formam dinamicamente. Nessa figura é possível ver  $N = 4$  filas em um corredor com  $10m$  de largura e  $50m$  de comprimento. Condições periódicas nas bordas transversais do corredor estabilizam as filas assim elas não são destruídas por pedestres entrando em posições aleatórias.

A Figura 2.3 mostra que o número de filas formado depende do comprimento do corredor para uma densidade de pedestres de  $0.3m^{-2}$ . O efeito de formação de filas não é um resultado da configuração inicial dos pedestres, mas sim uma consequência da interação entre pedestres. A formação de filas leva a um fluxo mais eficiente de pedestres já que as manobras para evitar colisões ocorrem menos frequentemente.

**Cenário 2 - porta:** a Figura 2.4 mostra momentos diferentes de dois grupos de pedestres tentando passar por uma porta em direções contrárias. Quando um pedestre passa pela porta, outros pedestres que se movem na mesma direção podem seguir mais facilmente, como pode ser visto na Figura 2.4. Entretanto, após algum tempo o fluxo de pedestres

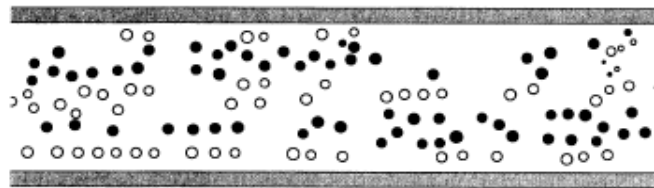


Figura 2.2: Formação de filas, círculos vazios representam pedestres se movimentando em direção contrária a círculos cheios, *fonte: (HELBING; MOLNÁR, 1995)*

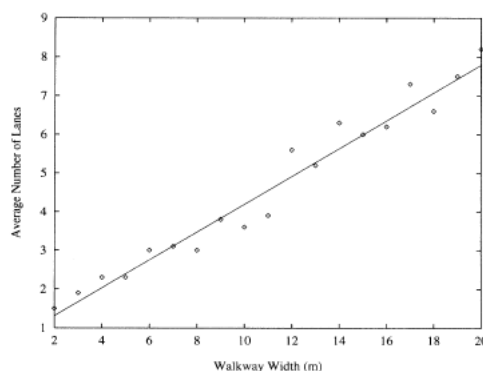


Figura 2.3: O número médio de filas  $N$  emergentes é linearmente dependente da largura  $W$ :  $[N(W) = 0.36m^{-1}W + 0.59]$ , *fonte: (HELBING; MOLNÁR, 1995)*

atravessando a porta é interrompido pela pressão do grupo de pedestres na direção oposta. Então, a porta é capturada pelo grupo da direção oposta. Essa mudança de fluxo através da porta ocorre diversas vezes e é um fenômeno bem conhecido através de diversas observações empíricas.

### 2.1.3 Análise do Modelo

O Modelo de Forças Sociais descreve muitos fenômenos observados de maneira realista, mostrando a capacidade de auto-organização da dinâmica de pedestres. As simulações de computadores mostraram o desenvolvimento de filas de pedestres que andam na mesma direção e as mudanças oscilatórias de direção em passagens estreitas. Os padrões espaço-temporais surgem devido a interações entre pedestres. Eles não são um efeito das considerações estratégicas dos pedestres, já que assumiu-se que eles agem de uma maneira automática/reactiva.

Entretanto o modelo possui um problema de performance. Cada pedestre deve ser comparado com todos os outros para o cálculo de forças atrativas e repulsivas. Além disso, se houver um obstáculo entre o pedestre A e o pedestre B haverá a anulação das forças repulsivas. Este cálculo de obstáculo não é trivial.

Além disso, o comportamento do pedestre é representado através de um conjunto de equações diferenciais, que freqüentemente não podem ser tratadas analiticamente. Para solucionar o problema é necessário realizar uma análise numérica e as equações devem ser discretizadas. Portanto a solução numérica das equações diferenciais discretizadas é somente acurada quando o passo de discretização é pequeno.

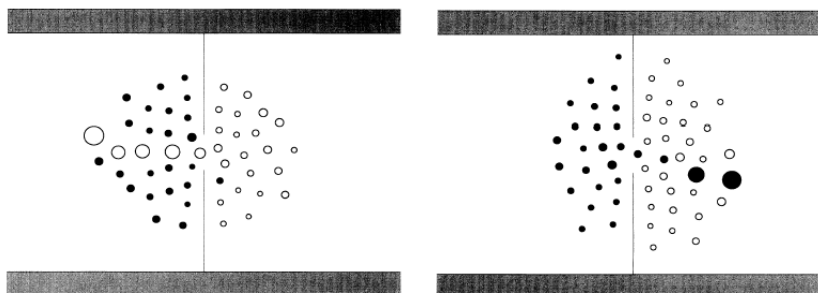


Figura 2.4: Oscilações de fluxo em passagens estreitas, círculos vazios representam pedestres se movimentando em direção contrária a círculos cheios. *Fonte: (HELBING; MOLNÁR, 1995)*

## 2.2 Autômatos Celulares

Microsimulação utilizando *Autômatos Celulares (AC)* é uma técnica para modelar comportamentos emergentes complexos. Este tipo de simulação é caracterizado como uma abordagem de *Artificial Life* para simulação de sistemas.

Os modelos de autômatos celulares são chamados assim devido ao princípio de que *automata* ou entidades, ocupam *células* baseado nas regras sobre o estado das células vizinhas. Suas regras descrevem o comportamento de cada autômato criando a aproximação do comportamento individual. As interações entre células vizinhas seguindo este conjunto de regras é responsável pelo comportamento coletivo emergente e pelos resultados macroscópicos.

Modelos de autômatos celulares criados para simulação de pedestres mostraram-se capazes de simular importantes características coletivas da dinâmica de pedestres a partir de um conjunto pequeno de regras. A seguir um modelo de autômatos celular para simulação da dinâmica de pedestres é descrito.

### 2.2.1 Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres

O modelo desenvolvido por Schadschneider colaboradores (*Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres*<sup>2</sup> em (SCHADSCHNEIDER, 2002b; BURSTEDDE; et al, 2002)) é um autômato celular estocástico bi-dimensional para simulação da dinâmica de pedestres. Este é extremamente eficiente e permite a simulação rápida de grandes multidões, reproduzindo características coletivas e de auto-organização de dinâmica de pedestres, tais como formação de filas, fluxos em corredores largos e oscilações de fluxos encontrados em portas.

O modelo usa o conceito de *floor field* para representar as interações de longa distância entre os pedestres, o qual tem sua própria dinâmica (difusão e decaimento) e isso modifica as taxas de transição das células e conseqüentemente o movimento dos pedestres. Como a probabilidade de transição do pedestre depende apenas da ocupação das células e da força do *floor field* na sua vizinhança todas as interações são locais, isso permite uma implementação eficiente em computadores.

Para manter o modelo simples, os pedestres são providos apenas de uma inteligência mínima para a formação de estruturas complexas e efeitos de auto-organização observa-

<sup>2</sup>Manteve-se a notação e símbolos utilizados originalmente pelo autor.

dos em dinâmica de pedestres. Ao contrário de outros modelos, nenhuma suposição é feita a respeito do comportamento humano. Entretanto, ainda assim, o modelo capaz de reproduzir muitas características da dinâmica de pedestres.

Os conceitos e as regras do autômato celular são descritas a seguir:

**Tamanho da célula:** A velocidade média do pedestre em uma multidão é  $1.3m/s$  e o espaço típico ocupado é  $40 \times 40 cm^2$ . Isso faz com que cada célula represente um quadrado de  $40 \times 40 cm^2$  e cada iteração represente aproximadamente 0.3 segundos.

**Matriz de Preferências:** Cada partícula tem uma matriz  $3 \times 3$  de preferências (Figura 2.5) que representa a probabilidade do pedestre ir em cada uma das direções, a probabilidade da posição  $M_{0,0}$  é a possibilidade do pedestre permanecer parado. A cada iteração assume-se que essa matriz de preferências é dada/calculada. Por exemplo, a matriz pode ser calculada a partir de um modelo de roteamento que designa rotas para cada um dos pedestres.

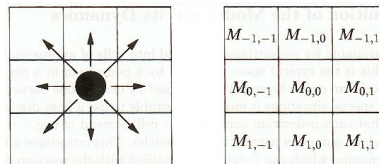


Figura 2.5: Matriz de Preferências, fonte: (SCHADSCHNEIDER, 2002b)

**Colisões:** Em cada iteração a posição de cada pedestre é atualizada de acordo com as probabilidades de transição (veja a seguir: probabilidades de transição), isso realizado de maneira síncrona para todas as pessoas. Se uma posição está ocupada o pedestre não se movimenta para aquela posição. Se a posição está livre o pedestre se movimenta para aquela posição. Se dois pedestres escolhem a mesma posição o pedestre com maior probabilidade muda de posição enquanto o outro mantém sua posição original.

**Floor Field:** Além da interação local, é necessário introduzir uma interação de longa distância para reproduzir os efeitos coletivos da dinâmica de pedestres. Entretanto, a representação explícita da interação de longa distância é evitada por este modelo. Ao invés disso, a interação de longa distância é representada implicitamente pelo conceito de *floor field*. Este conceito pode ser visto como uma segunda camada de células sob a camada de células ocupada pelos pedestres, que modifica as probabilidades de transição (matriz de preferência) dos pedestres. Existem dois tipos de *floor field*: *static floor field*, *dynamic floor field*.

**Dynamic Floor Field:** O *dynamic floor field* é utilizado para modelar a interação de longa distância entre os pedestres, representando a trilha virtual deixada pelos pedestres. A sua dinâmica, difusão e decaimento, muda conforme o tempo e é modificada pela passagem dos pedestres:

1. Se um pedestre deixa uma célula  $(x, y)$  o *dynamic floor field* dessa célula é aumentado em  $\delta D_{xy}$ . O incremento  $\delta D_{xy}$  é um parâmetro do modelo e pode ser discreto ou contínuo.

2. Para modelar a difusão, uma certa quantidade do campo  $\delta F$  é distribuída para as células vizinhas.
3. A força do campo em cada célula é diminuída por uma constante  $\omega$  para simular o decaimento do campo.

No item 1 acima a trilha virtual é criada pelo movimento dos pedestres, o item 2 é necessário porque os pedestres não seguem exatamente o mesmo caminho dos outros e o item 3 implica que a trilha virtual tem um tempo de vida finito.

**Static Floor Field:** O *static floor field* não muda durante o tempo, nem é alterado pelo movimento dos pedestres, sendo utilizado para modelar regiões do espaço que são mais atrativas que outras, como saídas de emergência ou janelas.

**Probabilidade de Transição:** A probabilidade de transição  $P_{ij}$  na direção  $(i, j)$  depende agora de quatro contribuições:

1. A matriz de preferências  $M_{ij}$  que contém informação sobre a rota do pedestre.
2. O valor  $D_{ij}$  do *dynamic floor field* da célula  $(i, j)$ .
3. O valor  $S_{ij}$  do *static floor field*.
4. A ocupação  $n_{ij}$  da célula  $(i, j)$ . Um movimento na direção  $(i, j)$  apenas é permitido se a célula está vazia ( $n_{ij} = 0$ ). Se a célula estiver ocupada ( $n_{ij} = 1$ ) o movimento é proibido.

Uma maneira simples de calcular a probabilidade de transição  $P_{ij}$  com base nessas quatro contribuições definir é:

$$P_{ij} = N \cdot M_{ij} \cdot D_{ij} \cdot S_{ij} \cdot (1 - n_{ij}) \quad (2.14)$$

com  $N$  sendo o fator de normalização para assegurar que  $\sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 P_{ij} = 1$ , ou seja a soma das probabilidades sobre as nove células da matriz de preferências é 1.

Com estes conceitos explicados (tamanho da célula, matriz de preferências, colisão, *dynamic floor field*, *static floor field*, probabilidade de transição), a seguir as regras de atualização do modelo são descritas.

**Regras de atualização:** A seguir é apresentado um algoritmo para resumir as regras de atualização do movimento dos pedestres.

1. O *dynamic floor field*  $D$  é modificado de acordo com as regras de difusão e decaimento.
2. Para cada pedestre são calculadas as probabilidades de transição  $P_{ij}$  para as células vizinhas são calculadas (vide: probabilidades de transição).
3. Cada pedestre escolhe uma célula para se mover baseado nas probabilidades de transição.
4. Os conflitos gerados por pedestres querendo mover para a mesma célula são resolvidos.
5. Os pedestres realizam suas movimentações.
6. Os pedestres alteram o *dynamic floor field*  $D_{xy}$  da célula  $(x, y)$  que eles ocupavam antes do movimento.

### 2.2.2 Experimentos de simulação

Schadschneider e colaboradores (SCHADSCHNEIDER, 2002b; BURSTEDDE; et al, 2002) realizaram como experimentos a simulação da evacuação de três cenários: **cenário 1 - evacuação de uma sala grande, cenário 2 - evacuação de um auditório, cenário 3 - otimização de tempo de evacuação.**

**Cenário 1 - evacuação de uma sala grande:** A Figura 2.6 representa um sala grande, os autores não informam a dimensão da sala. O comportamento de 100 pessoas posicionadas aleatoriamente deixando a sala foi simulado. Assumiu-se que as pessoas não tinham informações de onde era a saída, tal como em uma situação de emergência com muita fumaça ou sem luzes. O *static floor field* foi modelado de maneira a ter um valor máximo próximo a saída e ir decrescendo até atingir o valor 0 na parede oposta a saída.

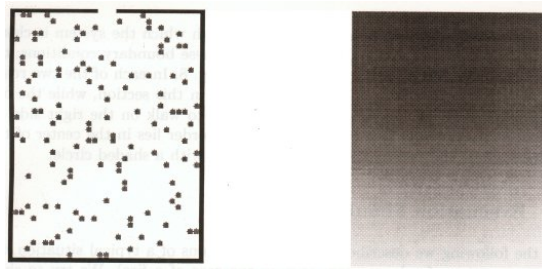


Figura 2.6: Evacuação de uma sala grande: a esquerda a representação da sala no momento inicial, a direita mostra a for do *static floor field*. Quanto mais escuro, mais forte o campo. *Fonte: (BURSTEDDE; et al, 2002)*

Apenas isso já foi suficiente para gerar o comportamento de evacuação completo da sala. A Figura 2.7 mostra a situação após diversos passos de simulação. A figura à

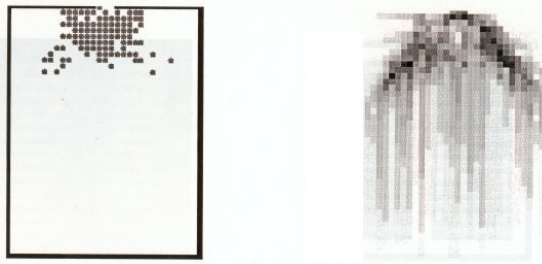


Figura 2.7: Evacuação de uma sala grande: a esquerda é mostrado uma configuração típica intermediária da simulação, a direita é mostrado o *dynamic floor field* criado pelas pessoas deixando a sala. *Fonte: (BURSTEDDE; et al, 2002)*

esquerda mostra as pessoas na frente da porta em uma típica formação semi-circulo, enquanto a figura a direita mostra o *dynamic floor field* gerado pelas pessoas deixando a sala.

Um resultado interessante da simulação é a interação atrativa entre pedestres. Descobriu-se que as flutuações nas medidas dos tempos de evacuação são muito menores se o *static floor field* for pequeno. Neste caso o comportamento dominante é seguir o pedestre à frente na esperança de encontrar a saída.

**Cenário 2 - evacuação de um auditório:** Uma característica dos auditórios é que eles são salas grandes com diversas fileiras de bancos que servem de obstáculos horizontais para a saída de pedestres, como pode ser visto na Figura 2.8. As pessoas tem que sair do auditório pela porta frontal, mas antes devem sair das fileiras de bancos até atingir o corredor central ou os corredores laterais. A simulação é realizada com o auditório totalmente ocupado e apenas com o *static floor field* como mostrado na Figura 2.8, sem os efeitos do *dynamic floor field*.

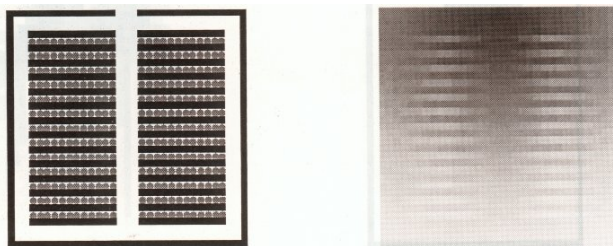


Figura 2.8: Evacuação de um auditório: a esquerda a configuração inicial, a direita o *static floor field*. Fonte: (BURSTEDDE; et al, 2002)

A Figura 2.9 mostra um estágio típicos da simulação do cenários. É possível notar através das figuras que o modelo simula o complexo fenômeno da evacuação de salas de uma maneira muito realista. A maior parte das pessoas tentam sair do auditório pelo corredor central, gerando engarrafamentos. Entretanto, algumas pessoas tentam alcançar a saída utilizando os corredores laterais, justamente como ocorre na realidade.

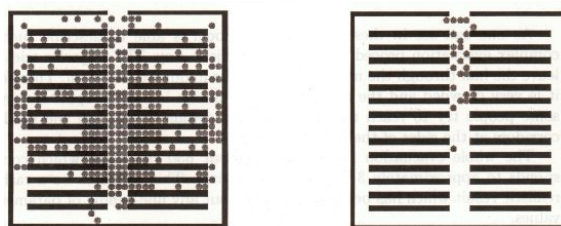


Figura 2.9: Evacuação de um auditório: Configurações típicas após algum tempo de simulação, fonte: (BURSTEDDE; et al, 2002)

**Cenário 3 - otimização de tempos de evacuação:** Devido a alta velocidade do modelo de simulação, é possível simular a evacuação de diversos cenários. Neste cenário simula-se duas situações ligeiramente diferentes do auditório e compara-se o tempo de evacuação entre elas.

O cenário 3A é um auditório com duas portas, uma à frente e a outra aos fundos. No cenário 3B as portas estão à esquerda e à direita. Os cenários são mostrados na Figura 2.10. O tempo de evacuação  $T$  e o desvio padrão  $\sigma$  foram medidos para ambos os cenários, como mostra a tabela 2.2. Apesar deste resultado parecer óbvio, este exemplo mostra que o modelo é capaz de contribuir para a análise de risco nos processos de evacuação.

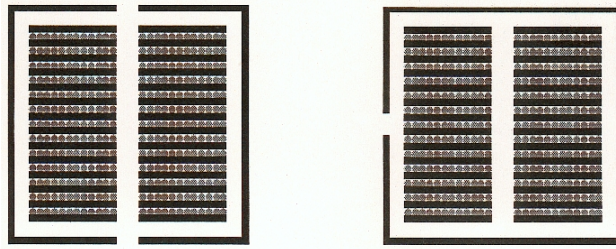


Figura 2.10: Otimização de evacuação: a esquerda o cenário A, a direita o cenário B, fonte: (BURSTEDDE; et al, 2002)

Tabela 2.2: Tempos de evacuação, fonte: (BURSTEDDE; et al, 2002)

	Cenário A	Cenário B
$T$	560	363
$\sigma$	85	24

### 2.2.3 Análise do Modelo

Este modelo é capaz de reproduzir os efeitos coletivos e de auto-organização conhecidos por ocorrerem na dinâmica de pedestres, tais como formação de múltiplas filas e corredores de pedestres. Logo este é um bom modelo para aplicações realistas. Além disso, cenários complexos podem ser simulados, tais como cenários com mais de uma espécie de pedestre, cada tipo interagindo com seu própria conjunto de *floor field*. Outra característica interessante é a possibilidade de cada pedestre seguir uma rota estabelecida por um algoritmo de roteamento que determina a cada passo da iteração a matriz de preferência.

Através dos exemplos de simulação mostrou-se que o modelo capaz de simular complexos processos de evacuação, assim como contribuir para análise de risco nos processos de evacuação.

## 2.3 Sistemas Multiagentes

Na maioria dos modelos os pedestres são modelados de maneira uniforme e as suas diferentes características não são representadas. Os modelos baseados em sistemas multiagentes permitem o uso de parâmetros para simular os atributos individuais dos pedestres que permitem simular padrões individuais de comportamento.

### 2.3.1 Modelo o Comportamento de Pedestres e Aplicações para Avaliação do Espaço

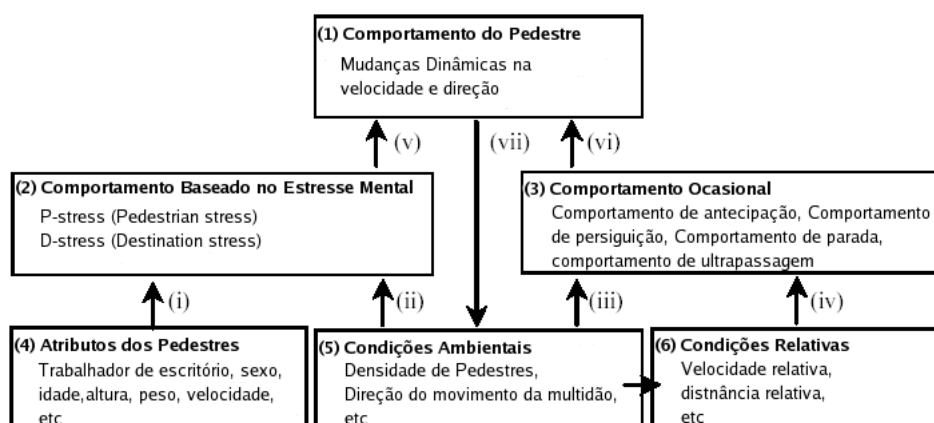
Na pesquisa de Osaragi, (*Modelo o Comportamento de Pedestres e Aplicações para Avaliação do Espaço*<sup>3</sup> apresentado em (OSARAGI, 2004)), os pedestres possuem uma *área pessoal*, atributos individuais e estão submetidos a um estresse mental quando outras pessoas ou objetos invadem esta área pessoal. Dessa forma, os pedestres são simulados de maneira que seu comportamento é individual e leva a diminuição deste estresse mental. Além disso, dados empíricos observados da dinâmica de pedestres foram utilizados para

<sup>3</sup>Manteve-se a notação e símbolos utilizados originalmente pelo autor.



estimar os parâmetros do modelo, tornando o modelo mais realista e o comportamento de cada pedestre distinto.

O conceito deste modelo é mostrado na Figura 2.11. Como se pode observar, o comportamento do pedestre é determinado com base no seu estresse mental e em condições ambientais. Por sua vez, o estresse mental que os pedestres recebem devido ao caminho percorrido é descrito por seus atributos e condições ambientais. O comportamento do pedestre é determinado pelas condições da multidão dentro da área pessoal do pedestre e o conjunto dos comportamentos individuais constitui o estado da multidão, o qual afeta o comportamento individual. Portanto o comportamento do pedestre é descrito recursivamente.



#### Exemplos de (i) - (vii)

- (i) Pessoas idosas recebem menos estresse que outras pessoas.
- (ii) O nível de estresse é dependente da densidade de pessoas.
- (iii) Pedestres perseguem outros pedestres no caso de alta densidade.
- (iv) Pedestres ultrapassam outros pedestres.
- (v) Pedestres se movimentam para lugares onde o estresse é mínimo.
- (vi) Pedestres antecipam ações para caminharem eficientemente.
- (vii) O estado da multidão é determinado pelo comportamento de cada pedestre individualmente.

Figura 2.11: Conceito do modelo, fonte: (OSARAGI, 2004)

O modelo possui regras para definição do estresse mental e para simular comportamentos de pedestres tais como: comportamento de perseguição, comportamento de parada, comportamento de antecipação e comportamento de ultrapassagem. Além deste comportamentos as seguintes regras e conceitos do modelo são descritos a seguir.

**Definição de Estresse:** Pedestres recebem um tipo de estresse mental de outros pedestres enquanto caminham. Este tipo de estresse é chamado *P-stress* (*pedestrian stress*). Além disso, cada pedestre tem um destino. Se a pessoa não consegue ir pelo menor caminho até seu destino ela recebe um outro tipo de estresse chamado *D-stress* (*destination stress*). O estresse mental utilizado no modelo é composto pelo *P-stress* e o *D-stress* e os pedestres se movem para posições onde seu estresse é minimizado, como mostra a Figura 2.12.

**Funções de Estresse:** Uma função adequada é necessária para expressar o estresse mental. As quatro combinações de *P-stress* + *D-stress* foram examinadas:

1. Função exponencial + Função de potência
2. Função de potência + Função de potência

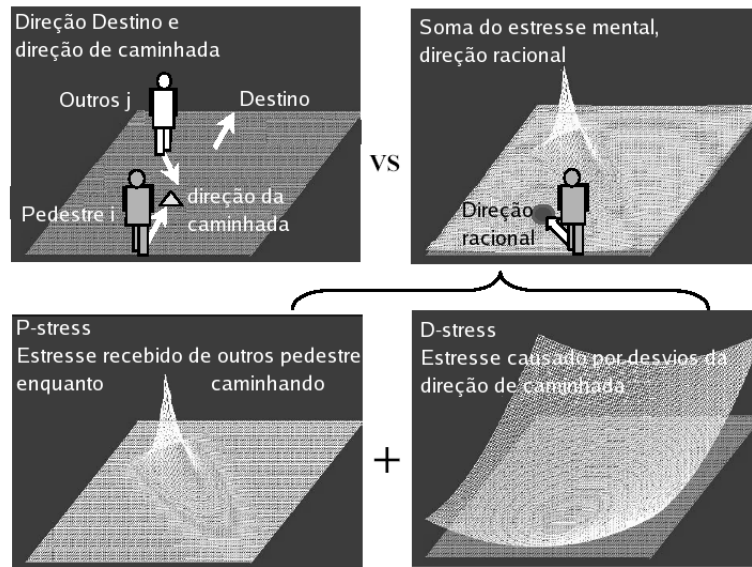


Figura 2.12: Comportamento do pedestre baseado no estresse mental, *fonte: (OSARAGI, 2004)*

3. Função exponencial + Função exponencial

4. Função de potência + Função exponencial

A função de *P-stress* deve ser monótona e decrescente, com o valor máximo localizado na posição do outro pedestre. Alguns pedestres recebem pouco *D-Stress*, mesmo se obrigados a desviar muito da sua direção ótima. Entretanto, outros pedestres recebem um estresse muito grande, mesmo se obrigados a fazer pequenos desvios. Essas características são representadas pelos parâmetros  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ ,  $\gamma$ ,  $\beta_1$  e  $\beta_2$  da função de *D-stress*.

**Espaço de informação e Domínio de caminhada:** Apesar dos pedestres estarem conscientes da presença de muitos outros pedestres enquanto estão andando, eles não prestam atenção para todas essas pessoas. Introduziu-se o conceito de espaço de informação para simular este conceito. Assume-se que o pedestre recebe *P-stress* apenas de pedestres dentro de seu espaço de informação como pode ser visto na Figura 2.13. Além disso, introduziu-se o conceito de domínio de caminhada, que é a região onde o pedestre pode realizar seu próximo movimento.

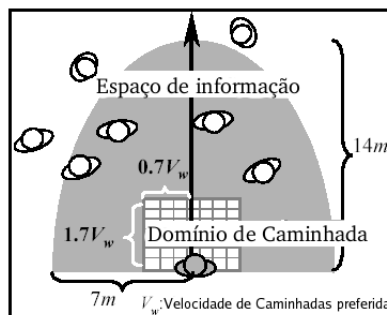


Figura 2.13: Espaço de informação e Domínio de caminhada, *fonte: (OSARAGI, 2004)*

Através de observações do comportamento de pedestres estabeleceu-se que a dinâmica de pedestres não pode ser descrita apenas nos termos de estresse anteriores. Outros

comportamentos foram incluídos no modelos, e são descritos a seguir, para que o modelo obtivesse resultados mais realistas.

**Comportamento de Perseguição:** Conforme a densidade de pedestres aumenta, uma pessoa persegue conscientemente outra pessoa na sua frente que esta andando na mesma direção.

**Comportamento de Parada:** Em grandes multidões, as vezes os pedestres param para evitar uma colisão com outro pedestre passando à sua frente. Como qualquer movimentação menor que  $30\text{cm}$  não é observável no modelo (devido ao tempo de iteração de  $0.3$  segundos), este espaço de  $30 \times 30\text{cm}^2$  é definido como intervalo de parada. Ou seja, se a próxima posição onde o estresse é mínimo para o pedestre esta dentro do intervalo de parada é assumido que a pessoa adota o comportamento de parada e não se movimenta.

**Comportamento de Antecipação:** Para chegar de maneira eficiente no destino, os pedestres estão sempre antecipando os próximos movimentos. Isso ocorre porque evitar outras pessoas e obstáculos influencia diretamente na eficiência da caminhada. Portanto o comportamento de antecipação é considerado no modelo.

**Comportamento de Ultrapassagem:** Algumas vezes, pedestres ultrapassam as pessoas que estão na frente delas. Este comportamento é chamado comportamento de ultrapassagem. O incremento na velocidade é assumido como sendo  $0.3\text{m/s}$  baseado em dados empíricos e o comportamento de ultrapassagem termina quando o pedestre passa do lado do pedestre a ser ultrapassado.

A validação e o ajuste do modelo com dados empíricos são etapas importantes no processo de avaliação do modelo. A seguir, os processos de ajuste, generalização e verificação da adequação do modelo são descritos.

**Obtenção de dados reais da dinâmica de pedestres:** A cablibração dos parâmetros do modelo é realizada com dados reais. O comportamento dos pedestres é observado utilizando uma câmera de vídeo em uma estação de trem. As posições dos pedestres são determinadas, transformando a posição das cabeças do pedestre em coordenadas planares Y-X, como pode ser visto na Figura 2.14. O erro obtido utilizando-se este método é de aproximadamente mais ou menos  $10\text{cm}$  na posição vertical e mais ou menos  $5\text{cm}$  na posição horizontal.

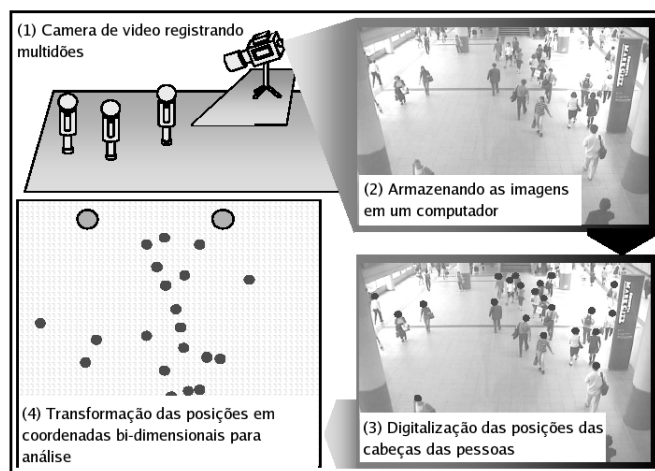


Figura 2.14: Observação de Pedestres, fonte: (OSARAGI, 2004)

**Estimativa dos parâmetros da Função de Estresse:** Os parâmetros desconhecidos da função **D-Stress**  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ ,  $\gamma$ ,  $\beta_1$  e  $\beta_2$  são estimados assumindo-se que o estresse é mínimo

nas posições das trajetórias reais dos pedestres e o grau de conformidade do modelo com os dados reais é medido através da distância entre as posições reais e as posições estimadas pelo modelo (*gap*). Os parâmetros são estimados utilizando o método do gradiente. Dessa forma o erro quadrado das distâncias entre as posições reais e as posições estimadas é minimizado.

**Distância Crítica:** Através da descrição algébrica das posições onde a função de estresse é mínima, é possível obter uma distância crítica entre o pedestre  $i$  e os outros pedestres  $j$ . Isso representa a distância mais próxima que o pedestre  $i$  pode chegar dos outros pedestres. Logo essa distância crítica indica o tamanho da área pessoal.

O fato da área pessoal ser incorporado no modelo *Função exponencial + Função exponencial* mostra a superioridade deste modelo sobre os outros três. O tamanho da área pessoal é determinado pelos valores dos parâmetros  $\alpha_1$ ,  $\alpha_2$ ,  $\beta_1$  e  $\beta_2$  da função *D-stress* utilizados.

**Comportamentos dependentes dos atributos dos pedestres:** A estimativa dos outros parâmetros das funções de estresse é realizada analisando-se a relação entre as condições ambientais, os atributos dos pedestres e os parâmetros. Os seguintes atributos dos pedestres foram analisados: sexo, profissão (se o pedestre é um trabalhador de escritório ou não), se a pessoa está andando em um grupo ou não, idade presumida, altura e velocidade média do pedestre. Para as condições ambientais as características densidade de pedestres e a velocidade relativa do fluxo de pedestre foram examinados.

Inicialmente, as características do parâmetro  $\alpha_1$  são examinadas e, como pode ser visto na Figura 2.15(a), a maior correlação do parâmetro  $\alpha_1$  é com a densidade de pedestres no espaço de informação. O valor de  $\alpha_1$  é maior quando a densidade de pedestres é alta e se o valor de  $\alpha_1$  é alto o estresse decresce rapidamente com a distância tornando a influência de pedestres distantes pequena. Em outras palavras, o estresse recebido de pedestres distantes se torna pequeno conforme aumenta a densidade de pedestres, ou seja, cada pedestre presta atenção apenas nos pedestres de sua vizinhança. Estes resultados estão de acordo com observações experimentais.

Através da análise de  $\alpha_1$  e dos atributos de cada pedestre percebeu-se que pedestres homens prestam mais atenção em pessoas distantes que mulheres e que, além disso, trabalhadores de escritório prestam atenção em pessoas distantes mais do que pessoas que não trabalham em escritório.

Considerando-se que a distância crítica pode ser aproximadamente descrita por  $\alpha_2/\alpha_1$ , como pode se visto na Figura 2.15(b), a relação entre  $\alpha_2/\alpha_1$  e os atributos dos pedestres é analisada. A distância crítica se torna menor conforme a densidade aumenta, especialmente no caso de pessoas idosas. Isso significa que o comportamento de antecipação não ocorre em condições de alta densidade, a não ser que o pedestre se aproxime muito. Este fenômeno é mais visível em pessoas idosas do que em qualquer outro tipo de pessoa.

A velocidade relativa média expressa a direção e a velocidade das multidões. Se a multidão está se movimentando na mesma direção do pedestre, a magnitude da velocidade relativa média é pequena. Se a multidão está se movimentando em uma direção contrária, a magnitude da velocidade relativa média é grande. A Figura 2.15(b) mostra que pedestres utilizam o comportamento de antecipação um pouco antes se a multidão esta se movimentando em direção contrária e se a magnitude da velocidade relativa média é alta.

**Generalização do modelo:** Análise de regressão linear é aplicada para explicar os valores estimados dos parâmetros em relação aos atributos dos pedestres e as condições ambientais. Os coeficientes estimados mostram que quando a densidade é alta o estresse

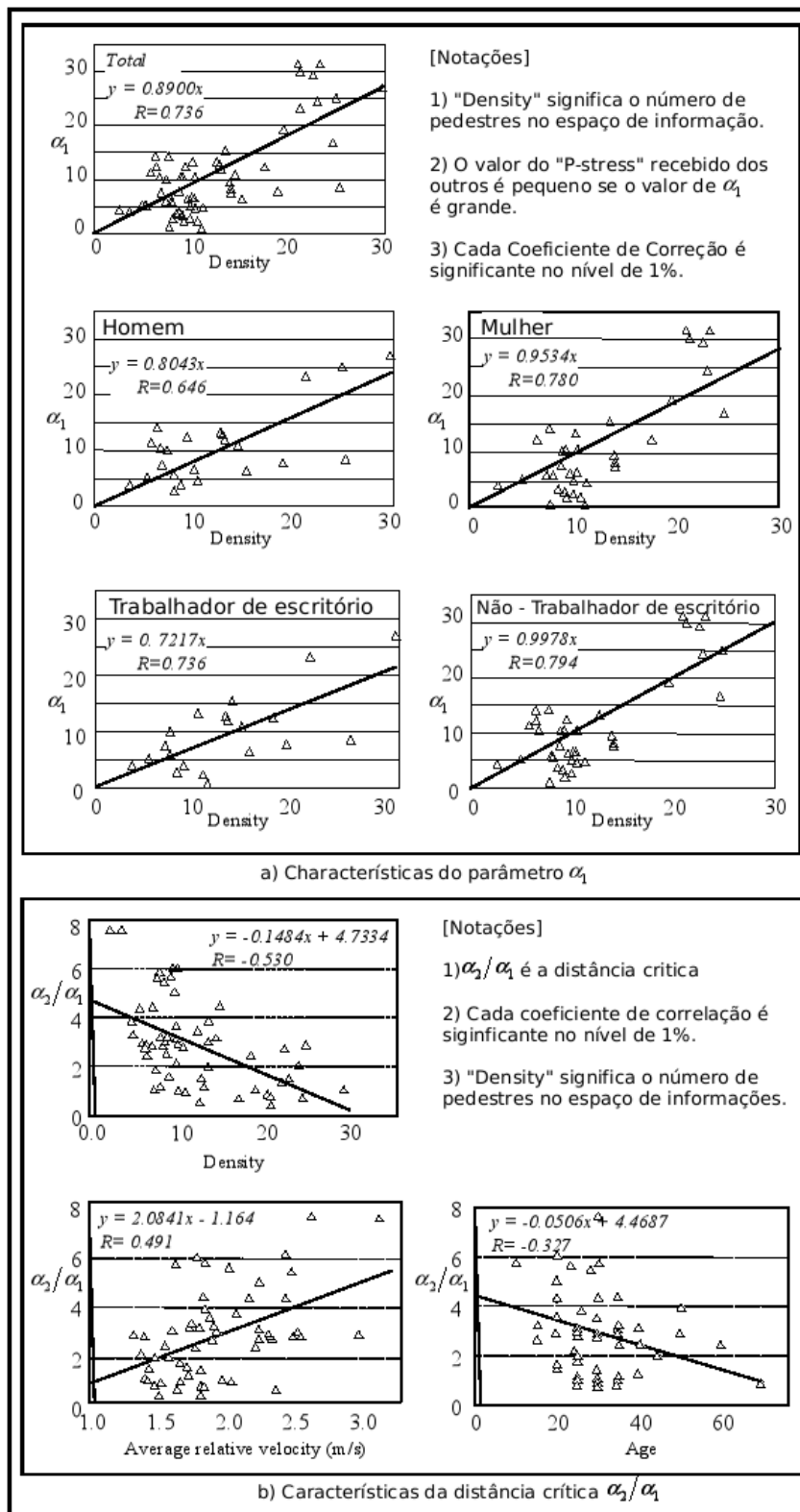


Figura 2.15: Atributos e comportamento dos pedestres, fonte: (OSARAGI, 2004)

atribuído a pessoas na vizinhança torna-se dominante. Além disso, os coeficientes positivos grandes tornam a distância crítica maior, ou seja, fazem com que o pedestre realize o comportamento de antecipação mais cedo. Por exemplo, se a magnitude da velocidade relativa média aumenta, ou a densidade dentro do espaço de informação diminui, o comportamento de antecipação é executado mais cedo.

**Validação da adequação do modelo:** A distância entre as trajetórias reais e as trajetórias estimadas (*gap*) é utilizada para verificar a adequação do modelo. Os resultados mostram que o *gap* é relativamente pequeno (menor do que 11 cm). Portanto, apesar do modelo ser aperfeiçoado do ponto de vista de se tornar mais geral modelando pedestres individualmente e com características diferentes, suas qualidades descritivas são mantidas.

A seguir, a adequação do modelo é estudada comparando as trajetórias reais com as trajetórias estimadas. Por simplicidade, as trajetórias de um único pedestre são extraídas de uma multidão, como pode ser visto na Figura 2.16. A Figura 2.16(a) mostra a diferença entre a direção modelada e a direção real. A Figura 2.16(b) mostra a distância entre as posições reais e as estimadas (*gap*).

Algumas vezes as trajetórias estimadas diferem claramente das trajetórias reais, como pode ser visto na Figura 2.16 no Exemplo 2. O pedestre do modelo evita as pessoas a sua frente enquanto mantém uma distância adequada. Por outro lado, a pessoa real vai diretamente até seu destino.

Apesar de haver irregularidades, a adequação do modelo é geralmente boa como pode ser visto na Figura 2.16 no Exemplo 1. O efeito do comportamento de antecipação é mostrado na Figura 2.16 no Exemplo 3. No caso (1), sem o comportamento de antecipação, a eficiência da caminhada é baixa, já que o pedestre apenas evita os outros na direção contrária e tem que evitar uma segunda pessoa indo na mesma direção. No caso 2, entretanto, que inclui o comportamento de antecipação, o pedestre evita outros na mesma direção e caminha mais suavemente. Pode-se perceber claramente que o comportamento de antecipação é importante para descrever a dinâmica de pedestres.

### 2.3.2 Experimentos de Simulação:

A seguir descreve-se o experimento realizado por Osaragi em (OSARAGI, 2004). Um pequeno grupo de pedestres é formado frequentemente quando a densidade de pedestres é alta. O aparecimento e desaparecimento repetidas vezes deste grupo é uma característica importante da dinâmica de pedestres e este é um fenômeno reproduzido nas simulações deste modelo. Para analisar a influência da densidade no fluxo de pedestres o espaço mostrado na Figura 2.17 é analisado.

Simulações para cada atributo foram realizadas com uma alta densidade por 100 passos de simulação (aproximadamente 30 segundos do tempo real de caminhada) e o número médio de pedestres formando grupos em cada passo de simulação foi contabilizado. A Figura 2.18 mostra os resultados da simulação para mulheres e pessoas idosas. No caso de mulheres, grupos grandes foram formados. Por outro lado, no caso de pessoas idosas grupos pequenos foram formados.

### 2.3.3 Análise do Modelo

Neste modelo, o comportamento do pedestre é baseado no conceito de estresse mental (*P-stress* e *D-stress*) que as pessoas recebem enquanto caminham. Outros comportamentos ocasionais baseados nas condições ambientais são considerados e incluídos no modelo. Os parâmetros desconhecidos são estimados baseados nos dados observados e

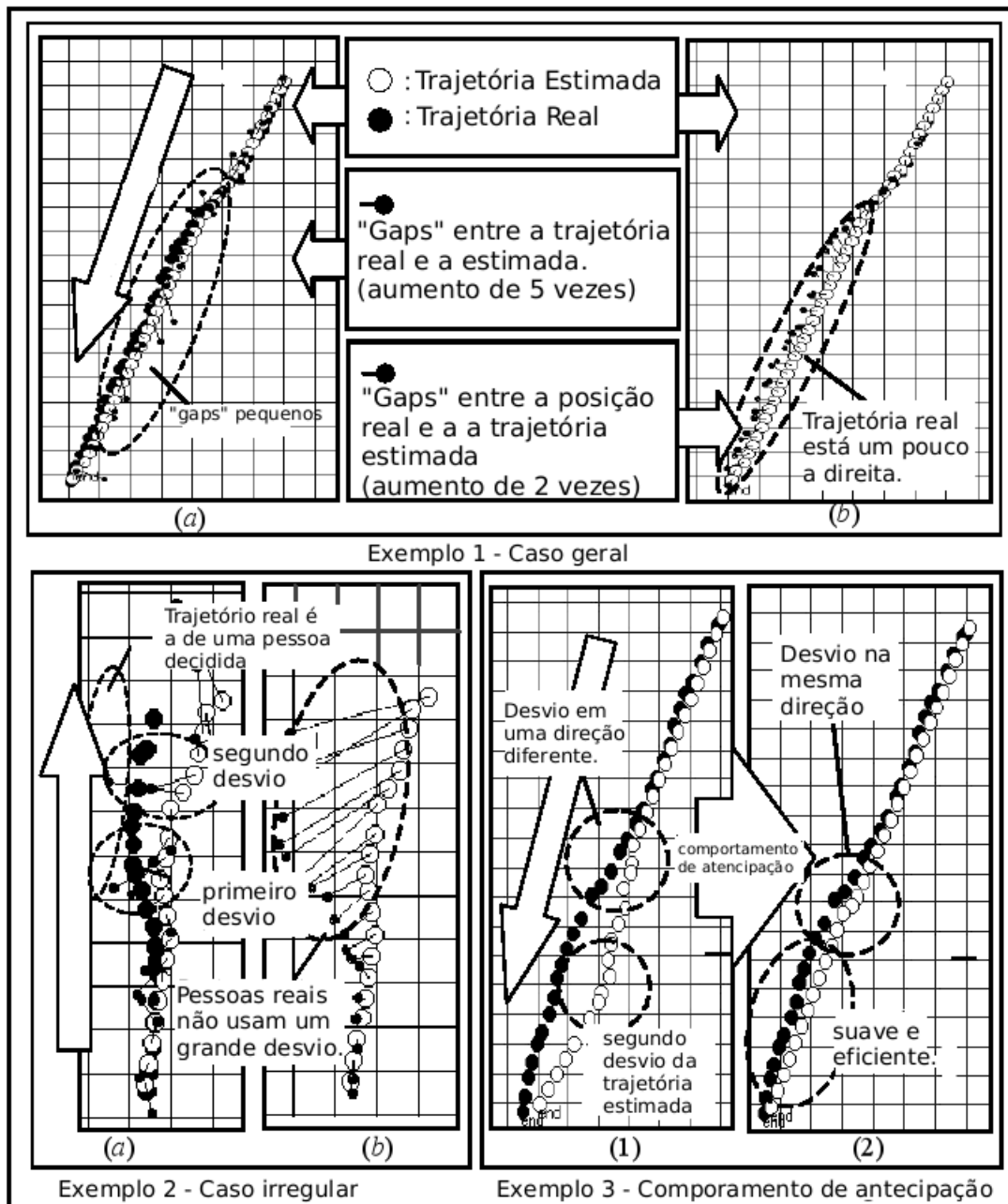


Figura 2.16: Verificação do Modelo, fonte: (OSARAGI, 2004)

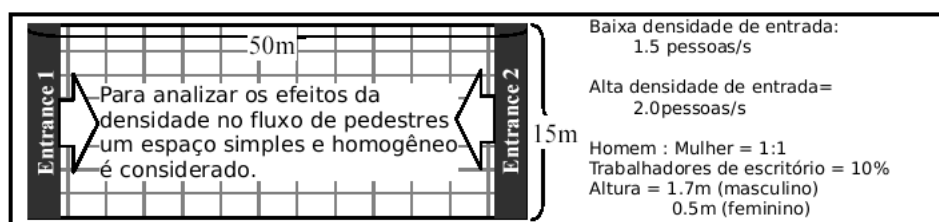


Figura 2.17: Condições utilizadas na simulação, fonte: (OSARAGI, 2004)

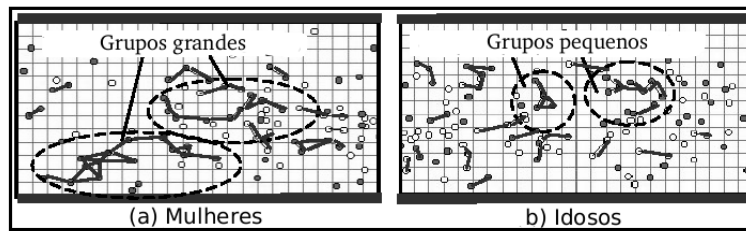


Figura 2.18: Atributos de pedestres e grupos, *fonte: (OSARAGI, 2004)*

a relação entre as características dos pedestres e as condições ambientais são discutidas. Verificação do modelo é realizada comparando as trajetórias reais com as trajetórias estimadas pelo modelo. Além disso, é demonstrado que a formação de grupos na multidão é representada no modelo, que foi construído para simular o comportamento individual. O modelo proposto pode ser utilizado para obter informações básicas necessárias para o *design* efetivo da área de pedestres. É interessante notar que devido a abordagem, o modelo se torna melhor para analisar os ambientes dos pedestres com relação ao conforto das pessoas do que em relação ao fluxo de pessoas.

## 2.4 Comparação entre Modelos

Neste capítulo, estudou-se três classes de modelos: Modelos Contínuos, Autômatos Celulares e Sistemas Multiagentes. Cada um representa fenômenos importantes da dinâmica de pedestres. Entretanto, cada modelo tem suas próprias características, vantagens e desvantagens.

Como as abordagens utilizadas por cada classe de modelo são bastante diversas e com o fim de realizar uma análise comparativa entre os diferentes modelos, um conjunto de características relevantes da dinâmica de pedestres e para a criação de um simulador foi determinado. Cada seção a seguir analisa uma dessas características para cada um dos modelos.

### 2.4.1 Modelo de Pedestre

Simulação da dinâmica de pedestres é um problema complexo e diversos autores abordam a criação do modelo de perspectivas diferentes. É interessante observar como cada abordagem prioriza um aspecto diverso da dinâmica de pedestres. A seguir compara-se os diversos tipos de modelos quanto ao modelo do comportamento individual do pedestre.

No Modelo de Forças Sociais os pedestres são tratados como partículas sujeitas a forças de atração e repulsão. Esta abordagem tem muito sucesso ao simular padrões de auto-organização espaço-temporais que surgem na dinâmica de pedestres, tais como filas e oscilações em passagens estreitas.

No Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres, os pedestres se movem influenciados por um trilha virtual.

No Modelo de Comportamento de Pedestres e Aplicações para Avaliação do Espaço, os pedestres são tratados como agentes que buscam minimizar seu estresse mental e assim melhorar seu conforto ao caminhar.



## 2.4.2 Dinâmica de Pedestres

Nessa característica analisou-se quais pontos relevantes da dinâmica de pedestres cada modelo consegue representar, especialmente se o modelo é capaz de simular e representar filas e cruzamentos de pedestres, bem como efeitos repulsivos e atrativos. A tabela 2.3 resume a comparação entre os modelos pelas características relevantes da dinâmica de pedestres.

1. O Modelo de Forças Sociais
2. O Modelo de Comportamento de Pedestres e Aplicações para Avaliação do Espaço
3. O Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres

Tabela 2.3: Dinâmica de Pedestres, com X - indicando que não há dados suficientes para realizar uma afirmação a respeito.

Modelo	Efeitos atrativos	Efeitos Repulsivos	Filas	Cruzamento
1	Sim	Sim	Sim	Sim
2	Sim	Sim	Sim	X
3	Sim	Não	Sim	X

### 2.4.2.1 Efeitos Atrativos e Efeitos Repulsivos

Forças e efeitos atrativos e repulsivos são importantes para a simulação da dinâmica de pedestres. Os padrões espaço-temporais da dinâmica de pedestres surgem devido a interações não lineares entre pedestres causados por forças atrativas e repulsivas.

O Modelo de Forças Sociais possui efeitos atrativos e repulsivos. As forças de atração surgem devido ao destino do pedestre e além disso, quando ele é atraído por outra pessoa ou objeto. As forças de repulsão ocorrem, pois o pedestre mantém uma certa distância dos outros pedestres e objetos para evitar colisões. Essa força repulsiva no modelo de forças sociais depende da densidade de pedestres e da velocidade que o pedestre deseja manter durante a caminhada.

O Modelo de Comportamento de Pedestres, baseado em sistemas multiagentes, consideram forças repulsivas e atrativas. O efeito atrativo é representado no objetivo do agente de minimizar o *destination stress* (*D-stress*), que é o estresse mental que o agente recebe se não consegue ir pelo menor caminho até o seu destino. A tentativa de minimizar o *pedestrian stress* (*P-stress*), que é o estresse que o pedestre recebe dos outros pedestres enquanto caminham é responsável pelo efeito repulsivo.

O Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres representa através do *dynamic floor field* e do *static floor field* efeitos atrativos, entretanto nenhum efeito repulsivo é representado.

### 2.4.2.2 Filas

Um dos padrões importantes e facilmente observável da dinâmica de pedestres que todos os três modelos: Modelo de Forças Sociais, Modelo de Comportamento de Pedestres e o Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres possuem é a característica de apresentar a formação de filas durante a simulação.

É interessante observar que a formação de filas não é um resultado da configuração inicial dos pedestres, mas sim uma consequência da interação entre eles. A formação de filas leva a um fluxo mais eficiente de pedestres como pode ser visto na Figura 1.2.

#### 2.4.2.3 *Cruzamentos*

Os padrões que surgem em um cruzamento de pedestres (Figura 1.4) é outra característica importante da dinâmica de pedestres. O Modelo de Forças Sociais possui características necessárias para a criação dos padrões que surgem no cruzamento de pedestres. Um estudo mais aprofundado sobre padrões auto-organizáveis de movimento de pedestres pode se encontrado em (HELBING; et al, 2001).

Não há nenhuma indicação de que o Modelo de Comportamento de Pedestres e o Modelo de Autômato Celular Estocástico para Simulação de Dinâmica de Pedestres sejam capazes de simular os padrões que surgem em um cruzamento. Mais estudos sobre a simulação destes padrões devem ser realizados para realizar alguma afirmação a este respeito.

### 2.4.3 **Aspectos de Implementação**

Nessa seção compara-se os modelos quanto a implementação. Os critérios avaliados são desempenho e corretude da solução. Com corretude da solução avalia-se como o modelo foi implementado, quais aproximações foram realizadas para que a implementação do modelo fosse possível.

#### 2.4.3.1 *Desempenho*

No Modelo de Forças Sociais, cada pedestre deve ser comparado com todos os outros para o cálculo de forças atrativas e repulsivas. Além disso, se houver uma parede ou qualquer outro tipo de barreira entre o pedestre A e o pedestre B haverá a anulação das forças repulsivas. Este cálculo da barreira não é trivial e consome tempo de simulação.

Modelos baseados em autômatos celulares são modelos discretos no tempo, espaço e variáveis de estado. Além disso, as interações entre os pedestres são apenas em uma vizinhança local. Todos estes fatores tornam os autômatos celulares especialmente atraentes para a criação de simulações de alto desempenho, tais como evacuação de estádios com milhares de pessoas.

Por outro lado, modelos baseados em sistemas multiagentes têm a desvantagem de que em simulações com milhares de pessoas, onde cada pessoa representa um agente, deve utilizar agentes simples para não comprometer o desempenho do sistema. Se cada agente for complexo e demorar muito tempo para deliberar, o tempo de simulação será muito longo.

#### 2.4.3.2 *Corretude da Solução*

Os modelos de autômatos celulares são discretos no tempo, espaço e variáveis de estado, por isso nenhuma ou poucas aproximações devem ser realizadas, pois essa discretização já levada em conta na definição do modelo e de suas dinâmicas. Portanto, segundo (BAK, 1996), autômatos celulares que são extremamente simples são capazes de capturar a características essenciais de sistemas de complexidade extraordinária.

De maneira diversa, os modelos contínuos representam o comportamento do pedestre através de um conjunto de equações diferenciais, que frequentemente não podem ser tratadas analiticamente. Para solucionar o problema é necessário fazer uma análise nu-

mérica e as equações devem ser discretizadas. Portanto, a solução numérica das equações diferenciais discretizadas é somente acurada quando o passo de discretização é pequeno.

Semelhantemente aos modelos contínuos, o modelo baseado em sistemas multiagentes de Osaragi precisa realizar uma análise numérica para minimizar as funções de estresse e também sua solução é apenas acurada quando o tempo de iteração aproxima-se de zero.

## 2.5 Conclusões

Apesar de nos últimos anos os modelos contínuos serem bem sucedidos em modelar dinâmica de pedestres, em especial o Modelo de Forças Sociais, outros modelos possuem características e vantagens diversas.

Como visto na seção 2.4.3.1 os autômatos celulares são especialmente úteis para simulações de alto desempenho. Além disso, segundo (SCHADSCHNEIDER, 2002b), uma situação realista raramente pode ser descrita apenas por uma abordagem determinística, pois eventos pequenos podem levar a resultados e comportamentos bastante diversos devido a complexidade das interações envolvidas. Uma descrição estocástica é uma abordagem simples e elegante para simular um comportamento complexo.

Sistemas multiagentes (Seção 2.3) permitem que cada pedestre seja modelado individualmente e não de maneira uniforme como ocorre em modelos baseados em autômatos celulares e modelos contínuos. Essa é uma boa abordagem para ser acrescentada a um modelo de dinâmica de pedestres, pois as diferentes características provenientes da individualização dos pedestres podem originar resultados macroscópicos diferentes.

As observações acima e a Seção 2.4 comparam os modelos e mostram pontos a serem melhorados e modificações que podem ser realizados. Desta maneira, mostra-se que existe espaço para o desenvolvimento de novos modelos e abordagens.

Em especial há espaço para melhorias no modelo de Schadschneider e colaboradores. O modelo baseado em autômato celular proposto por Schadschneider tem um bom desempenho aliado com uma boa simulação da dinâmica de pedestres. Entretanto, este modelo considera apenas efeitos atrativos, efeitos repulsivos podem ser adicionados para melhorar a representação da dinâmica de pedestres. Além disto, caracterizar individualmente os pedestres, como os modelos baseados em sistemas multiagentes podem originar resultados macroscópicos diferentes.

### 3 ABORDAGEM MULTIAGENTES WALKER

A abordagem *Walker* é uma abordagem multiagentes para o modelo de Schadschneider para dinâmica de pedestres (BURSTEDDE; et al, 2002; KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002; SCHADSCHNEIDER, 2002b). A abordagem foi desenvolvida de maneira a representar o fluxo e interações de pedestre de maneira a ter a seguinte propriedade: A abordagem deve imitar pedestres reais. Eles devem ser de diversos tipos e deve ser possível mudar suas características e quantidades para modelar melhor a situação sendo investigada. A abordagem deve ser facilmente extensível para uma descrições mais detalhadas de comportamento se necessário.

A Seção 3.1 apresenta as questões e princípios levantados no projeto da abordagem. As seções seguintes explicam as regras e os conceitos da abordagem, bem como suas vantagens e limitações.

#### 3.1 Princípios para a criação da abordagem

A abordagem *Walker* é baseada no modelo de autônomo celular apresentado na Seção 2.2 e nos artigos (BURSTEDDE; et al, 2002; KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002; SCHADSCHNEIDER, 2002b). O modelo desenvolvido por Schadschneider e colaboradores foi escolhido como base pelas seguintes razões:

- É um modelo baseado em **autômato celular**. Segundo Chowdhury os modelos discretos possuem vantagens em relação a modelos contínuos. Os autores afirmam em (CHOWDHURY; NISHINARI; SCHADSCHNEIDER, 2004) que uma vantagem dos modelos contínuos é que todas as ferramentas para tratamento diferencial e integral de equações estão disponíveis. Entretanto, as equações diferenciais são freqüentemente muito complicadas para que se obtenha uma solução analítica. Logo as soluções numéricas dessas equações requerem discretização no tempo e espaço. Como as soluções baseadas em autômatos celulares são discretas elas poderiam ser utilizadas desde o início. Além disso, devido a alta velocidade das simulações baseadas em autômatos celulares é possível explorar um conjunto muito mais amplo de possibilidades do que nos tradicionais métodos baseados em equações diferenciais.
- É um modelo **estocástico**. Segundo (SCHADSCHNEIDER, 2002b) uma situação realista raramente pode ser descrita de uma maneira determinística, pois eventos ligeiramente diferentes podem levar a comportamentos bastante diversos devido a complexidade das interações envolvidas. Isso fica claro no problema do movimento de pedestres, aonde por exemplo, no caso de pingo o comportamento das pessoas parece imprevisível. Entretanto, em situações normais de movimentação de pedestres,

um componente estocástico na dinâmica pode levar a uma descrição mais acurada do fenômeno já que normalmente não se tem uma descrição completa sobre o estado do sistema e suas dinâmicas.

- É um **modelo microscópico**. Segundo (SHNERB; et al, 2000), muitos sistemas na química, biologia, finanças e ciências sociais apresentam características emergentes que não são fáceis de prever a partir das interações elementares de seus componentes individuais. No passado, o comportamento macroscópico de tais sistemas eram modelados, assumindo que a dinâmica coletiva dos componentes pode ser descrita por equações sobre distribuições de densidade espacialmente contínuas. No entanto, o comportamento individual dos componentes do sistema é crucial para explicar o comportamento macroscópico, como exemplificado pelo autor no seu trabalho.
- É um modelo comprovadamente capaz de simular características da **dinâmica de pedestres**. Tais como formação de filas e evacuação de salas. Como visto na Seção 2.4.

Entretanto este modelo, também como visto na Seção 2.4 e Seção 2.5, possui características que podem ser melhoradas. Desta forma, desenvolveu-se uma nova abordagem para o modelo. Foram adicionados efeitos Repulsivos, pedestres com velocidades diferentes e pedestres com comportamentos individuais.

Além disto, o modelo foi alterado para ser um sistema multiagentes. A simulação é modelada ao nível de pedestres individuais, pois acredita-se que se o comportamento dos indivíduos for modelado adequadamente e a distribuição apropriada de tipos de pedestres for utilizada, o comportamento emergente da simulação representará adequadamente a dinâmica de pedestres. Além disso, ao trabalhar no nível individual é possível analisar a diferença entre diversos tipos de pedestres. Por estes motivos uma abordagem de sistemas multiagentes permite uma melhor descrição das características individuais e uma implementação mais clara do que uma abordagem baseada em autômatos celulares.

O Capítulo 5 apresenta diversos cenários de evacuação de salas. A evacuação de geometrias complexas de salas e edifícios também é possível. Nas seções a seguir são explicados os conceitos da abordagem, sua flexibilidade e contribuições.

## 3.2 Conceitos da Abordagem

O espaço é discretizado em células. Cada célula representa  $40 \times 40 \text{ cm}^2$  e cada passo de simulação representa 1 segundo. Além disso, a abordagem é baseada nos conceitos: Matriz de Preferências (Seção 3.3), Campos (Seção 3.4), Coeficientes de Sensibilidade (Seção 3.5), Velocidade (Seção 3.6), Coeficiente de Obstrução (Seção 3.7), Probabilidade de Transição (Seção 3.8) e Resolução de Colisões (Seção 3.9). Finalmente a Seção 3.11 apresenta como os conceitos acima são utilizados na definição dos agentes, quais são seus atributos e como eles se comunicam. As contribuições são: a adição de diferentes velocidades para os pedestres, campo de repulsão e coeficiente de obstrução em situações de pânico.

### 3.3 Matriz de Preferências

Cada pedestre  $\Omega$  tem uma matriz  $M^\Omega$  de preferências (figura 3.1) que representa a probabilidade de movimento do pedestre:  $\{M_{i-1,j}^\Omega; M_{i,j-1}^\Omega; M_{i,j}^\Omega; M_{i,j+1}^\Omega; M_{i+1,j}^\Omega\}$ . Sendo que  $M_{i,j}^\Omega$  representa a probabilidade do pedestre  $\Omega$  manter a posição atual. A matriz de preferências é dada a cada passo da simulação.

A matriz de preferências é uma maneira flexível de modelar as preferências de movimento do pedestre. Em situações mais simples a matriz pode ser dada no começo da simulação e se manter estática. De outra maneira, em cenários mais complexos, a matriz pode ser calculada a cada passo da simulação, por exemplo, através de algoritmos de determinação de rotas.

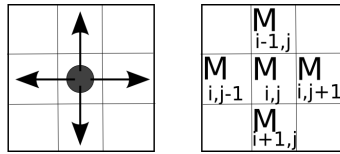


Figura 3.1: Matriz de Preferências

### 3.4 Campos

No Capítulo 1 viu-se que para reproduzir fenômenos coletivos de auto-organização da dinâmica de pedestres é necessário introduzir interações de longa distância e de curta distância. Em alguns modelos essas interações são representadas utilizando a idéia de *Forças Sociais* como em (HELBING; MOLNÁR, 1995), ou por *geração de rota e forças repulsivas* como em (GIPPS; MARKSJÖ, 1985), ou através de *estresse mental* como em (OSARAGI, 2004).

Na abordagem proposta, evita-se modelar interações de longa distância explicitamente. Ao invés disso é introduzido o conceito de *campo*. Através dos *campos dinâmico, estático e repulsivo* é possível resolver as interações entre os pedestres e a geometria do local de uma maneira unificada e simples.

#### 3.4.1 Campo Estático

O campo estático modela regiões do espaço que tem um efeito atrativo maior, como por exemplo saídas. Quanto maior o campo estático, maior o efeito atrativo. Ele não muda durante o tempo, nem com o movimento dos pedestres. Em cenários aonde não deseje-se ter influência do ambiente sobre os pedestres, ou quando não existe áreas atrativas, o campo estático pode ser completamente zero. O valor para o campo estático  $S_{i,j} \in [0, \infty[$  é calculado como em (KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002). Ou seja, o campo estático tem um valor máximo nas células de saídas. Ele decresce com a distância e é zero para a célula mais distante da porta. A Figura 3.2(a) representada uma sala e a Figura 3.2(b) representa seu campo estático. O valor de  $S_{i,j}$  na célula  $(i, j)$  é:

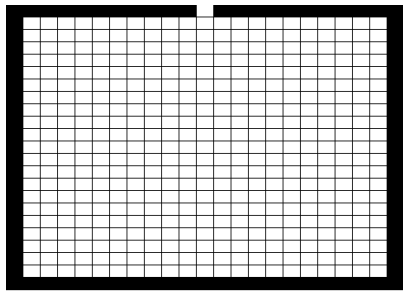
$$S_{i,j} = MD - DIST_{i,j} \quad (3.1)$$

com:

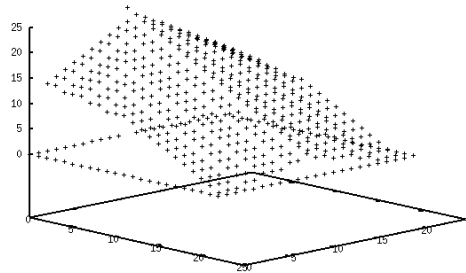
- $MD$ : Distância máxima de qualquer célula até a porta.

- $DIST_{i,j}$ : menor distância da célula  $(i, j)$  até a porta mais próxima  $(i_T, j_T) \in \{(i_{T1}, j_{T1}), \dots, (i_{Tk}, j_{Tk})\}$ .

Esta é apenas uma maneira possível para calcular o campo estático. Outro método é descrito em (NISHINARI; et al, 2004).



(a) Sala 23 X 23 células



(b) Gráfico do campo estático

Figura 3.2: Sala e representação gráfica do campo estático

### 3.4.2 Campo Repulsivo

Um pedestre sente-se desconfortável ao aproximar-se de uma pessoa estranha. Este efeito repulsivo faz com que uma pessoa mantenha certa distância de outros pedestres. O modelo original de Schadschneider e colaboradores (BURSTEDDE; et al, 2002; KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002; SCHADSCHNEIDER, 2002b) não representa efeitos repulsivos. O campo repulsivo é a colaboração deste trabalho para modelar iterações repulsivas de curta distância entre pedestres.

Cada pedestre gera um campo repulsivo individual como o mostrado na figura 3.3. O valor do campo repulsivo individual tem seu valor máximo em E1 e em geral obedece a relação  $E1 > E2$ . O campo repulsivo total  $E_{ij}$  é o somatório dos campos repulsivos individuais sobre todo a grade e tem o seguinte domínio,  $E_{ij} \in [0, \infty[$ .

E2	E2	E2	E2	E2
E2	E1	E1	E1	E2
E2	E1	●	E1	E2
E2	E1	E1	E1	E2
E2	E2	E2	E2	E2

Figura 3.3: Campo Repulsivo individual

### 3.4.3 Campo Dinâmico

O campo dinâmico representa de maneira simplificada as interações de longa distância entre os pedestres. Além disso a abordagem permite a existência de mais de um campo dinâmico. Isto possibilita a representação de diversos cenários. Por exemplo: em um cenário com dois grupos de pedestres caminhando em direções opostas, cada grupo interage com seu próprio campo dinâmico.

O valor do campo dinâmico ( $D_{ij} = 0$ ) é zero para todas as células  $(i, j)$  do grade em  $t = 0$ . Sempre que um pedestre movimenta-se de uma célula  $(i, j)$  para uma das células vizinhas o campo dinâmico da célula  $(i, j)$  é aumentado em um:  $D_{ij} = D_{ij} + 1$ . Além disso, o campo dinâmico é dependente do tempo. Ele possui um parâmetro de difusão  $\alpha \in [0, 1]$  e um parâmetro de decaimento  $\delta \in [0, 1]$ . A difusão significa o alargamento da trilha deixada pelo pedestre, ela é necessária porque os pedestres não seguem exatamente o mesmo caminho dos outros. E o decaimento implica que a trilha virtual tem um tempo de vida finito. Algoritmo 1 representa o decaimento e o Algoritmo 2 representa o processo de difusão para a célula  $(i, j)$ .

---

**Algorithm 1** Decaimento
 

---

```

for K=0 to  $D_{ij}$  do
  if random[0,1] <  $\delta$  then
     $D_{ij} \leftarrow D_{ij} - 1$ 
  end if
end for

```

---



---

**Algorithm 2** Difusão
 

---

**Require:**  $(i_n, j_n)$  é escolhido aleatoriamente entre as células vizinhas de  $(i, j)$ .

```

for K=0 to  $D_{ij}$  do
  if random[0,1] <  $\alpha$  then
     $D_{ij} \leftarrow D_{ij} - 1$ 
     $D_{i_n j_n} \leftarrow D_{i_n j_n} + 1$ 
  end if
end for

```

---

Com:

$$(i_n, j_n) \in \left\{ \begin{array}{l} (i-1, j-1), (i-1, j), \\ (i-1, j+1), (i, j-1), \\ (i, j+1), (i+1, j-1), \\ (i+1, j), (i+1, j+1) \end{array} \right\}$$

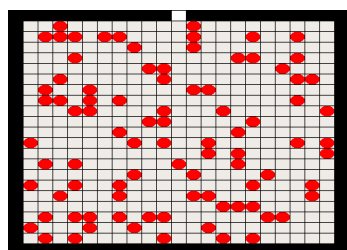
A Figura 3.4(a) representa uma sala 23 X 23 células com 88 pedestres. Os Gráficos de 3.4(b) à 3.4(f) representa a evolução do campo dinâmico até o final da simulação. Note como no começo da simulação o campo dinâmico é distribuído por toda sala e no final ele concentra-se na região próximo a saída.

### 3.5 Coeficientes de sensibilidade

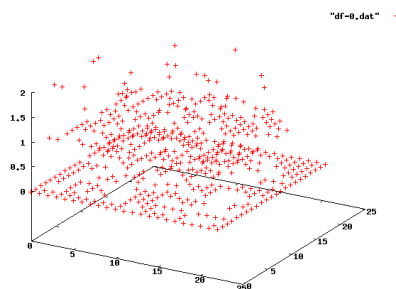
Os coeficientes  $K_s$ ,  $K_d$  foram definidos em (KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002), já o coeficiente  $K_r$  foi definido neste trabalho. Cada indivíduo em uma multi-dão reage diferentemente as interações de longa distância (*campo dinâmico*), as de curta distância (*campo repulsivo*) e a geometria do ambiente (*campo estático*). A abordagem não caracteriza os pedestres uniformemente, mas sim, da-lhes características individuais através dos coeficientes de sensibilidade. Desta maneira, para cada um dos campos existe um coeficiente de sensibilidade:

1.  $K_s \in [0, \infty[$ , coeficiente de sensibilidade para o campo estático, representa o conhecimento da geometria.

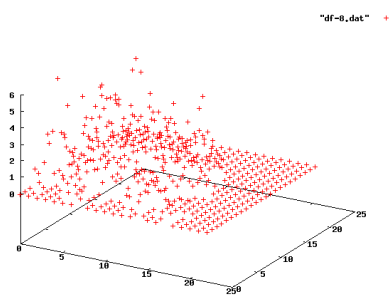




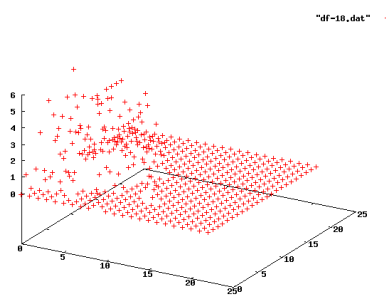
(a) Sala 23 X 23 células



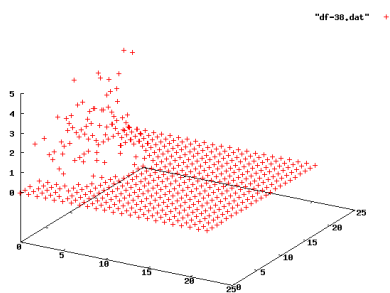
(b) Gráfico do campo dinâmico t=0



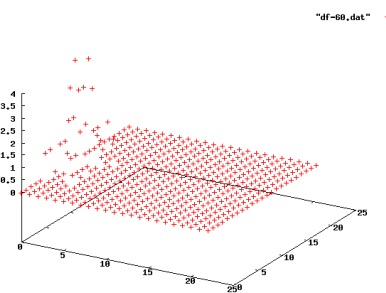
(c) Gráfico do campo dinâmico t=8



(d) Gráfico do campo dinâmico t=18



(e) Gráfico do campo dinâmico t=38



(f) Gráfico do campo dinâmico t=60

Figura 3.4: Sala e representação gráfica do campo dinâmico

2.  $K_d \in [0, \infty[$ , coeficiente de sensibilidade para o campo dinâmico, representa o comportamento de grupo.
3.  $K_r \in [0, \infty[$ , coeficiente de sensibilidade para o campo repulsivo, representa o comportamento de evitar pedestres.

Através dos coeficientes de sensibilidade é possível modelar diferentes características, como comportamento de grupo, conhecimento sobre a geometria do ambiente e comportamento de evitar obstáculos. Por exemplo, um valor alto de  $K_s$  implica em um movimento em direção à saída através do menor caminho possível. Para valores baixos de  $K_s$  o pedestre realiza um movimento mais aleatório e acha a saída apenas ao acaso. Este comportamento encontrado em valores baixos de  $K_s$  é importante para simulações de ambientes escuros, tais como salas cheias de fumaça, aonde o pedestre não tem conhecimento da localização das saídas.

O coeficiente  $K_d$  controla o comportamento de grupo. Um valor alto de  $K_d$  implica em um forte comportamento de grupo, tal qual o observado em situações de pânico.

O coeficiente  $K_r$  controla o comportamento de evitar pedestres. Um valor alto de  $K_r$  implica no pedestre evitar ativamente outros pedestres. Tanto o  $K_r$  quanto o campo repulsivo são contribuições para modelar as interações repulsivas de curta distância entre pedestres que não consta no modelo original.

Os coeficientes de sensibilidade permitem modelar pedestres individualmente. Dessa maneira é possível simular cenários com pedestres de diferentes tipos. Além disso, o Capítulo 5 tem resultados de experimentos que analisam como os diferentes coeficientes afetam as simulações.

### 3.6 Velocidade

Nesta abordagem os pedestres tem velocidades diferentes. A Seção 3.10 explica como as diferentes velocidades são tratadas nas regras de atualização. Entretanto, diferentemente do modelo de Adler e Blue (ADLER J. L.; BLUE, 2000), a velocidade do pedestre e sua distribuição de probabilidade são baseados em dados empíricos do trabalho de Henderson e Lyons (HENDERSON; LYONS, 1972) (Maiores informações na Seção 5.1, Capítulo 5).

### 3.7 Coeficiente de Obstrução

Durante uma situação de pânico objetos que normalmente obstruem a passagem tornam-se transponíveis. Cadeiras, assentos de auditório e outros objetos menores são exemplos comuns. Outros modelos estudados no Capítulo 2 não consideram este efeito durante as simulações de pânico.

Para representar essa situação introduziu-se o coeficiente de obstrução  $T_{ij} \in [0, 1]$ . Um obstáculo é totalmente intransponível se  $T_{ij} = 1$ , para valores decrescentes de  $T_{ij}$  é cada vez mais fácil pular um obstáculo. Desta maneira, o coeficiente de obstrução representa a dificuldade de pular ou passar sobre um obstáculo em uma situação de pânico.

Infelizmente não houve tempo para implementação e validação deste parâmetro. Um protótipo foi desenvolvido (Capítulo 4) em SeSAM (ambiente para simulação de sistemas multiagentes) e um experimento com a evacuação de um auditório com as cadeiras com um coeficiente de obstrução  $T_{i,j} = 0,9$  foi realizada. Esta contribuição parece promissora e interessante de adicionar-se a abordagem. Entretanto mais experimentos são

necessários.

### 3.8 Probabilidade de Transição

Como visto na Seção 3.3 cada pedestre tem cinco possibilidades de movimento (Figura 3.1). A probabilidade de transição  $P_{ij}$  na direção  $(i, j)$  para o pedestre  $\Omega$  depende agora de:

1. O valor da matriz de preferências  $M_{ij}^{\Omega}$  que contém informação sobre a rota do pedestre  $\Omega$  (Seção 3.3).
2. O valor  $D_{ij}$  do *campo dinâmico* da célula  $(i, j)$  (Seção 3.4.3).
3. O valor do coeficiente de sensibilidade  $K_d^{\Omega}$  para o pedestre  $\Omega$  (Seção 3.5).
4. O valor  $S_{ij}$  do *campo estático* da célula  $(i, j)$  (Seção 3.4.1).
5. O valor do coeficiente de sensibilidade  $K_s^{\Omega}$  para o pedestre  $\Omega$  (Seção 3.5).
6. O valor  $R_{ij}$  do *campo repulsivo* da célula  $(i, j)$  (Seção 3.4.2).
7. O valor do coeficiente de sensibilidade  $K_r^{\Omega}$  para o pedestre  $\Omega$  (Seção 3.5).
8. A ocupação  $n_{ij}$  da célula  $(i, j)$ .  $n_{ij} = 0$  quando a célula está vazia e 1 caso contrário.
9. O coeficiente de obstrução  $T_{ij}$  da célula  $(i, j)$  (Seção 3.7).

Com estas contribuições é possível calcular os seguintes valores de transição não normalizados para a situação normal:

$$VN_{ij} = \frac{M_{ij} \cdot (1 - n_{ij}) \cdot \exp(K_d \cdot D_{ij}) \cdot \exp(K_s \cdot S_{ij})}{\exp(K_r \cdot R_{ij})} \quad (3.2)$$

A partir dos valores de transição não normalizados  $VN_{ij}$  é possível definir o fator de normalização  $N$ :

$$N = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 VN_{ij} \quad (3.3)$$

Finalmente é possível calcular a probabilidade de transição para situações normais:

$$P_{ij} = \frac{VN_{ij}}{N} \quad (3.4)$$

Em uma situação de pânico os valores de transição não normalizados são calculados da seguinte maneira:

$$VP_{ij} = \frac{M_{ij} \cdot (1 - n_{ij}) \cdot \exp(K_d \cdot D_{ij}) \cdot \exp(K_s \cdot S_{ij}) \cdot (1 - T_{ij})}{\exp(K_r \cdot R_{ij})} \quad (3.5)$$

A partir dos valores de transição não normalizados  $VP_{ij}$  é possível definir o fator de normalização  $N$ :

$$N = \sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^3 VP_{ij} \quad (3.6)$$

Finalmente é possível calcular a probabilidade de transição para situações de pânico:

$$P_{ij} = \frac{VP_{ij}}{N} \quad (3.7)$$

Essas equações (Equação 3.2, 3.3, 3.4, 3.5, 3.6 e 3.7) são modificações das formulas propostas em (BURSTEDDE; et al, 2002; SCHADSCHNEIDER, 2002b) e incluem:

- O campo repulsivo e o coeficiente de sensibilidade ao campo repulsivo  $exp(K_r \cdot R_{ij})$  para representar a interação repulsiva entre os pedestres como visto na Seção 3.4.2.
- O coeficiente de obstrução  $T_{ij}$  para cenários de pânico como visto na Seção 3.7.

### 3.9 Colisões

Uma colisão ocorre quando dois ou mais pedestres escolhem se movimentar para uma mesma célula (Figura 3.5). O conflito é resolvido com uma roleta, de acordo com as probabilidades relativas que cada pedestre escolheu a célula alvo.

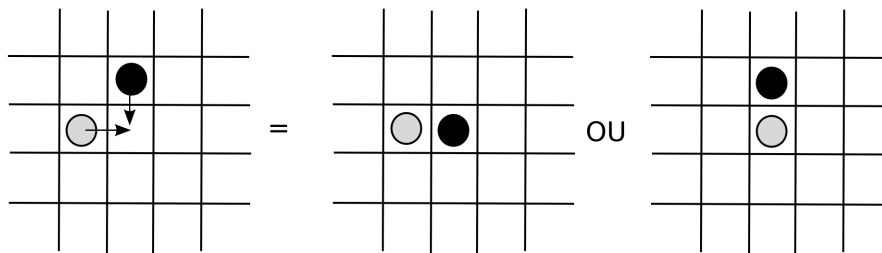


Figura 3.5: Colisão

### 3.10 Regras de Atualização

A seguir é apresentado um algoritmo (Algoritmo 3) para as regras de atualização do movimento dos pedestres. A cada passo de iteração da simulação corresponde a uma execução deste algoritmo.

---

#### Algorithm 3 atualização

---

Atualize o campo dinâmico (Algoritmo 1 e 2).

**while** Existem pedestres que não se movimentaram o número de células correspondentes a sua velocidade **do**

**for** Cada pedestre que não se movimentou o numero de células correspondentes a sua velocidade **do**

    Calcule as probabilidades de transição (Seção 3.8).

    Escolha uma célula para se mover baseado nas probabilidades de transição.

**end for**

  Resolva as eventuais colisões (Seção 3.9).

  Cada pedestre se movimenta uma célula.

**end while**

---

As velocidades diferentes são tratadas nas regras de atualização da seguinte maneira: Cada pedestre move-se uma célula, então todos os conflitos são resolvidos. Este ciclo

repete-se até os pedestres terem movimentado-se um número de células igual a sua velocidade.

Uma crítica a essa regra de atualização é que durante um passo de simulação as pessoas lentas começam a se movimentar junto com as rápidas, mas depois elas param e as com velocidades maiores continuam a movimentar-se. Desta maneira, os pedestres não tem uma velocidade igualmente distribuída durante toda o passo de iteração.

### 3.11 Agentes

Esta seção descreve como os conceitos da abordagem *Walker* são utilizados na definição dos agentes, quais são seus atributos e como eles se comunicam. Cada agente representa um pedestre e seus atributos são os descritos na Tabela 3.1.

O comportamento de cada pedestre é definido pelos seus coeficientes  $K_s$ ,  $K_d$ ,  $K_r$  (Seção 3.5) e pela sua matriz de preferências  $M^\Omega$  (Seção 3.3). O coeficiente  $K_s$  representa seu conhecimento do ambiente,  $K_d$  representa seu comportamento de grupo,  $K_r$  representa sua tendência de evitar colisão com outros pedestres e  $M^\Omega$  representa a preferência de direção de movimento do pedestre.

Tabela 3.1: Atributos dos agentes

Atributo	Descrição
$M^\Omega$	Matriz de preferência
$K_s$	Coefficiente de sensibilidade para o campo estático.
$K_d$	Coefficiente de sensibilidade para o campo dinâmico.
$K_r$	Coefficiente de sensibilidade para o campo repulsivo.
$Vel$	Velocidade média do pedestre ( <i>células / iteração</i> ).

Os agentes comunicam-se entre si de maneira indireta, através da trilha virtual criada no campo dinâmico (Seção 3.4.3). Além disto, cada gente sente o ambiente através do campo estático ao seu redor (Seção 3.4.1), do coeficiente de obstrução  $T_{ij}$  (Seção 3.7) e da ocupação das células ao redor  $n_{ij}$  (Seção 3.8).

### 3.12 Saídas e entradas

As salas e geometrias simuladas precisam de entradas e saídas para os pedestres. Os dois conceitos a seguir cumprem a função de permitir a entrada e saída de pedestres da simulação:

**Saída:** Representa uma saída da simulação. São as portas e portões por onde os pedestres deixam as salas e edifícios. É implementada pela classe *Sink* (Capítulo 4)

**Entrada:** Representa as entradas no sistema. São as portas e portões por onde os pedestres entram nas salas e edifícios. É implementada pela classe *Source* (Capítulo 4)

## 4 IMPLEMENTAÇÃO DA ABORDAGEM WALKER

Desenvolveu-se dois protótipos da abordagem *Walker* descrito no Capítulo 3. O primeiro protótipo foi desenvolvido em SeSAM, um ambiente de simulação de sistemas multiagentes. Este primeiro protótipo serviu para implementar rapidamente as idéias da abordagem e verificar seus conceitos. Entretanto o desempenho deste protótipo era muito baixo e as simulações demoravam muito tempo para serem executadas.

Desta maneira, desenvolveu-se um segundo protótipo em C++. Este segundo protótipo possui um desempenho melhor, permitindo validar a abordagem proposta e realizar diversos experimentos (Capítulo 5), assim como criar um ambiente para simulação de dinâmica de pedestres baseado na abordagem *Walker*. A seguir vamos descrever a implementação e interface deste segundo protótipo.

O protótipo é composto por um simulador, um visualizador e um editor de cenários. O editor de cenários permite a criação de diferentes geometrias de ambientes, colocação de entradas e saídas para pedestres e configurar os parâmetros dos pedestres. O simulador implementa as regras do modelo. E o visualizador permite uma visualização em 2D da simulação.

No desenvolvimento do protótipo utilizou-se a linguagem C++, a biblioteca de rotinas para computação numérica e científica *GNU Scientific Library (GSL)*, a biblioteca *GNU Multiple Precision Arithmetic Library (GMP)* para aritmética de precisão e o parser XML *TinyXml*.

Este capítulo apresenta a interface completa do Walker e suas funcionalidades na Seção 4.1. Detalhes da implementação são apresentados na Seção 4.2. Diagramas UML e descrição das classes e métodos são encontrados no Apêndice A.

### 4.1 Interface do protótipo

A interface é constituída de aplicativo com seis abas. A Figura 4.2(a) apresenta uma visão geral do protótipo. Na parte superior da tela estão as funcionalidades das abas, já a parte inferior representa graficamente o ambiente sendo simulado ou editado. O menu *walker* possui apenas um item para finalizar o aplicativo. As seções a seguir explicam o funcionamento do protótipo em detalhes.

#### 4.1.1 Editor e Configurações

O editor de cenários (Figura 4.1(a)) possui diversas funcionalidades:

**New Scene:** cria um novo cenário.

**Save Scene:** salva o cenário.

**Draw, Erase, Line, Rectangle:** permitem incluir de maneira simples as paredes do cenário.

**sink:** adiciona uma saída a simulação (Seção 3.12). Os objetos da classe *sink* são as portas e portões por onde os pedestres deixam as salas e edifícios. A classe *sink* é explicada em detalhes na Seção 4.2.

**source:** adiciona uma entrada na simulação (Seção 3.12). Os objetos *source* são as portas e portões por onde os pedestres entram nas salas e edifícios. A classe *source* é explicada em detalhes na Seção 4.2.

**pedestrian:** adiciona um pedestre a simulação

**Rand Ped Add:** adiciona o número de pedestre do tipo escolhido em posições aleatórias no cenário.

As classes *sink*, *source* e *pedestrian* são explicadas em detalhes na Seção 4.2. As seguintes configurações da simulação (Figura 4.1(b)) podem ser ajustadas.

**Maximum iteration:** número máximo de iterações a ser simulado.

**Visualization Delay:** número de milissegundos que cada *frame* da visualização é apresentado.

**Evacuation File:** especifica o arquivo que guarda o tempo de evacuação da simulação (Capítulo 5).

**Escape File:** especifica o arquivo que armazena as estatísticas correspondentes a probabilidade de escape (Capítulo 5).

**Flow File:** especifica o arquivo que armazena as estatísticas de fluxo de pedestres (Capítulo 5).

**Output File:** especifica o arquivo de saída da simulação.

#### 4.1.2 Simulador e Visualizador

O simulador (Figura 4.2(a)) possui três funcionalidades:

**Load Scene:** especifica o arquivo com o cenário a ser simulado.

**Sim File:** especifica o arquivo de saída da simulação.

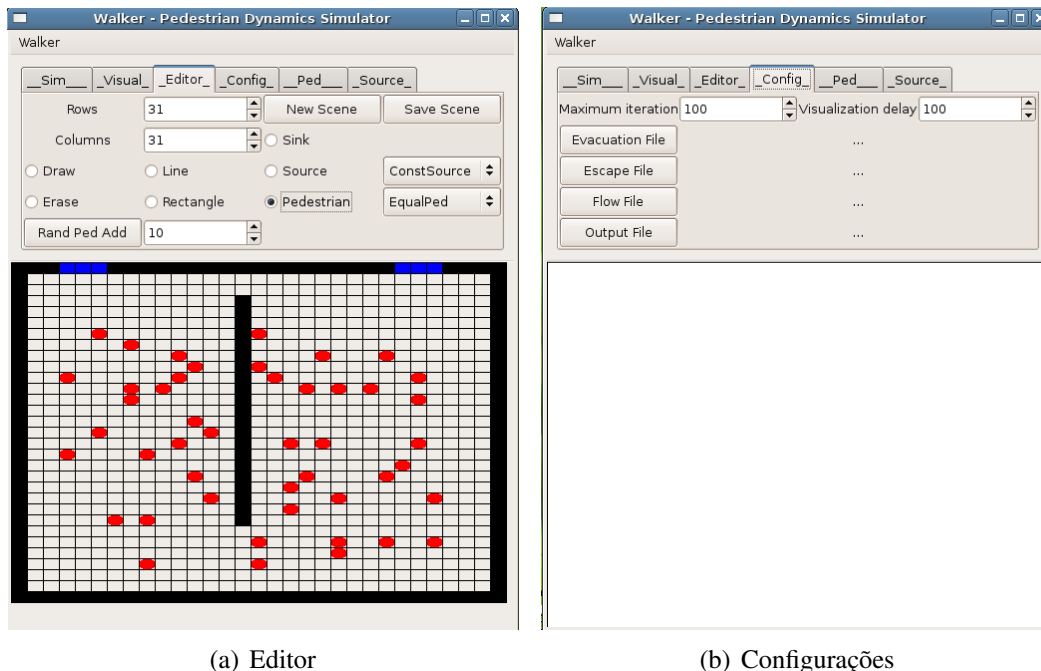
**Start Sim:** inicia a simulação.

O visualizador (Figura 4.2(b)) possui três funcionalidades:

**Load:** especifica o arquivo de simulação a ser visualizado

**Start:** inicia a visualização.

**Stop:** termina a visualização.



(a) Editor

(b) Configurações

Figura 4.1: Protótipo, editor e configurações

### 4.1.3 Configurações: Pedestrian e Source

A configuração das classes *pedestrian* e *source* são representadas na Figura 4.3. A descrição detalhada das classes *source* e *pedestrian* encontram-se na Seção 4.2 e no Apêndice A. A Figura 4.3 representa o editor de configurações de pedestres (Figura 4.3(a)) e do *source* (Figura 4.3(b)). A configuração de pedestres (Figura 4.3(a)) possui as seguintes funcionalidades:

**$K_s, K_d, K_r$ :** configura os coeficientes de sensibilidade (Seção 3.5).

**Group:** configura o identificador do campo dinâmico utilizado pelo pedestre (Seção 3.4.3). Os grupos de pedestres são definidos pelo usuário e cada grupo de pedestre utiliza seu próprio campo dinâmico na probabilidade de transição (Seção 3.8) e atualização do campo dinâmico (Seção 3.4.3).

**statGroup:** configura o grupo que o pedestre pertence para fins de estatísticas a respeito de probabilidade de escape de pedestres (Capítulo 5). Cada grupo de estatística tem sua probabilidade de escape calculada separadamente.

A configuração do *source* possui as seguintes funcionalidades:

**Probability:** configura a a probabilidade de criação do pedestre.

## 4.2 Estruturas de Implementação

Esta seção descreve conceitos dos agentes e as regras do modelo abordados na implementação do modelo. A seguir apresenta-se uma breve descrição das classes. Uma descrição das classes e seus métodos é detalhada no Apêndice A.

**Field:** A classe *Field* representa uma matriz de números reais.





(a) Simulador

(b) Visualizador

Figura 4.2: Protótipo, simulador e visualizador

**Blueprint:** A classe *Blueprint* é uma classe abstrata que representa uma mapa do ambiente. Pode ser utilizado pela classe *Pedestrian* para o cálculo de rotas.

**Plant:** A classe *Plant* representa um mapa do ambiente, a posição de todos os pedestres, saídas (*sinks*) e entradas (*sources*). Esta classe implementa a classe abstrata *Blueprint* e herda a classe *Field*.

**DynamicField:** A classe *DynamicField* implementa o conceito de campo dinâmico explicado na Seção 3.4.3. Esta classe herda a classe *Field*.

**RepulsionField:** A classe *RepulsionField* implementa o conceito de campo repulsivo explicado na Seção 3.4.2. Esta classe herda a classe *Field*.

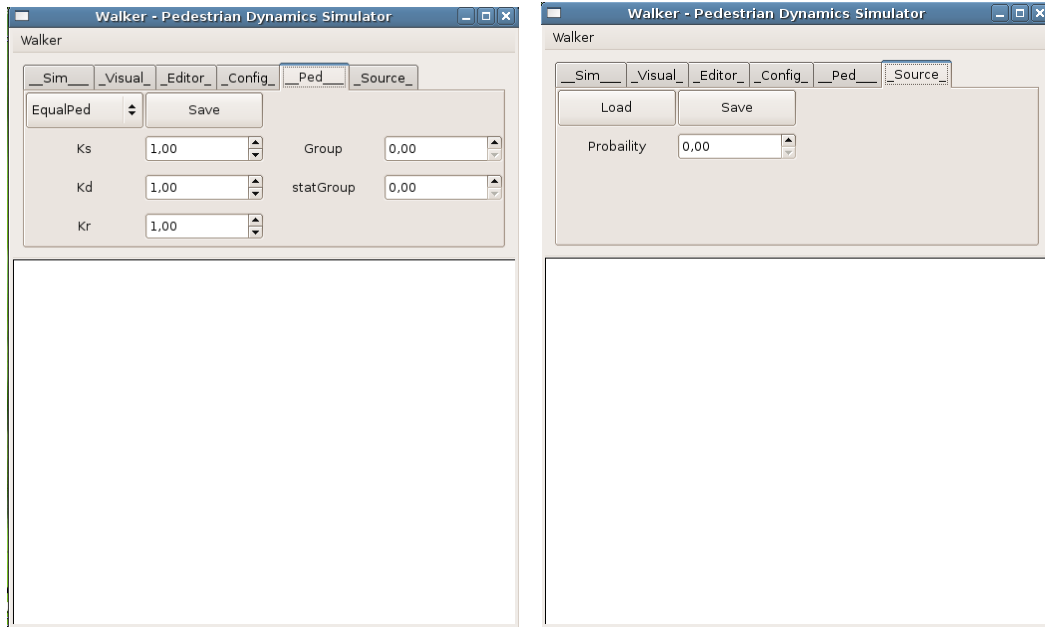
**StaticField:** A classe *StaticField* representa o campo estático descrito na Seção 3.4.1. Esta classe herda a classe *Field*.

**Sink:** Esta classe representa uma saída da simulação (Seção 3.12). São as portas e portões por onde os pedestres deixam as salas e edifícios.

**Logging:** Esta classe realiza o sistema de log da do simulador.

**Source:** Esta classe representa as entradas no sistema (Seção 3.12). São as portas e portões por onde os pedestres entram nas salas e edifícios. Os pedestres tem uma probabilidade de serem criados. Essa probabilidade é configura pelos métodos da classe. Caso seja necessário criar sources com distribuições de probabilidades mais complexas está classe deve ser estendida.

**Pedestrian:** Esta classe abstrata representa os pedestres na simulação, seus coeficientes de sensibilidade (Seção 3.5), matriz de preferências (Seção 3.3) e velocidade (Seção 3.6). Cada pedestre com um tipo de matriz de preferências deve implementar os métodos desta classe abstrata.



(a) Configurações dos pedestres

(b) Configurações

Figura 4.3: Configurações de pedestres e sources

**EqualPed:** Esta classe representa os pedestres com a seguinte matriz de preferências (Tabela 4.1) e velocidade 1 célula por iteração.

Tabela 4.1: Matriz de preferências

	0.2	
0.2	0.2	0.2
	0.2	

**GenderPed:** Esta classe representa os pedestres com a seguinte matriz de preferências (Tabela A.1) e velocidade dependendo do sexo do pedestre (Seção 3.6). Cada pedestre tem 50% de chance de ser homem e 50% de ser mulher. Isto é determinado aleatoriamente durante a criação do objeto.

**Sim:** Esta classe representa o simulador e implementa as regras de probabilidades de transição (Seção 3.8).

## 5 SIMULAÇÕES E RESULTADOS

Este Capítulo apresenta as simulações e resultados dos experimentos realizados, ao todo são abordados 18 experimentos. A validação da abordagem com dados de trajetórias, fluxos e velocidades reais de pedestres não é possível devido a escassez e a dificuldade de obter estes dados. A Seção 5.1 descreve como estimou-se as velocidades dos pedestres. A Seção 5.2 descreve as métricas utilizadas para análise da abordagem. A Seção 5.3 apresenta experimentos que replicam experimentos realizados por outros autores. A Seção 5.4 apresenta diversos experimentos que verificam como os parâmetros da abordagem influenciam as simulações. Além disso, a Seção 5.5 apresenta diversos experimentos mais gerais sobre como diversos fatores afetam a dinâmica de pedestres. Por fim, a Seção 5.6 apresenta uma conclusão sobre as contribuições e resultados dos experimentos.

### 5.1 Velocidade

Nesta abordagem, os pedestres tem velocidades diferentes. Entretanto, diferentemente do modelo de Adler e Blue (ADLER J. L.; BLUE, 2000), a velocidade do pedestre e sua distribuição de probabilidade são baseados em dados empíricos do trabalho de Henderson e Lyons (HENDERSON; LYONS, 1972). Neste trabalho os autores mostram a diferença entre as velocidades do homem e da mulher enquanto caminham em um experimento de travessia de faixa de pedestres.

Apesar do experimento de travessia de faixa de pedestres e o de evacuação de salas serem diferentes, utilizou-se a idéia de que homens e mulheres tem velocidades diferentes. Primeiro gerou-se uma distribuição Gaussiana (Tabela 5.1) para determinar a velocidade do pedestre baseado no seu sexo, a seguir, a velocidade em *metros / segundos* é transformada em *células / iteração*.

Tabela 5.1: Distribuição de probabilidade da velocidade

Gênero	Média	Variância
homem	1,62 $ms^{-1}$	0,22
mulher	1,38 $ms^{-1}$	0,17

### 5.2 Métricas utilizadas

Métricas são ferramentas importantes para captar o comportamento microscópico do sistema. As métricas utilizadas para o estudo e análise da abordagem são: tempo de evacuação, probabilidade de escape e fluxo de pedestres. A seguir cada uma delas é

descrita:

**Tempo de evacuação:** é quanto tempo demora até o ambiente ser evacuado totalmente.

**Probabilidade de escape:** é a probabilidade de um dado pedestre deixar a sala no tempo  $t$  (Equação 5.1).

$$P(t) = 1 - \frac{n(t)}{n(t=0)} \quad (5.1)$$

Com  $n(t)$  sendo o número de pedestres na sala no tempo  $t$ .

**Fluxo de pedestres** é o fluxo de pedestres por segundo através das saídas.

### 5.3 Experimentos de validação

Nos experimentos a seguir (Tabela 5.2), repetimos o experimento de Kirchner e Schadschneider em (KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002) para validação da abordagem. O experimento é a evacuação de uma sala com  $25.2 m^2$ , ou  $63 \times 63$  células, com uma porta no meio de uma parede (Figura 5.1(a)). Todos os 1116 pedestres são distribuídos aleatoriamente e cada passo de iteração corresponde a 0,3 segundos. Os dados do experimento original são retirados de (KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002). Foi feita uma coleta dos dados de 0 à 10 em passos de 0,25 da Figura 5.1(b).

Tabela 5.2: Parâmetros da simulação para Experimento 1, 2 e 3

Parâmetros	Experimento 1	Experimento 2	Experimento 3
$K_s$	10	1	0,4
$K_d$	variando de 0 à 10 em passos de 0,25		
$K_r$	0		
$\alpha$	0,3		
$\delta$	0,3		
$E1$	0		
$E2$	0		
Velocidade	1 célula / iteração		
Tamanho da sala	63 X 63 células		
Tamanho da porta	1 célula		

A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3 e os parâmetros da simulação são como na Tabela 5.2. A abordagem proposta possui diferenças e parâmetros extras do que o modelo de Schadschneider e colaboradores. Entretanto, com os parâmetros configuradas como na Tabela 5.2, a abordagem proposta possui exatamente o mesmo comportamento que o modelo de Schadschneider, pois as equações de probabilidade de transição (Seção 3.8) dos dois modelos tornam-se iguais tais parâmetros.

Tabela 5.3: Matriz de Preferências

0	0,2	0
0,2	0,2	0,2
0	0,2	0

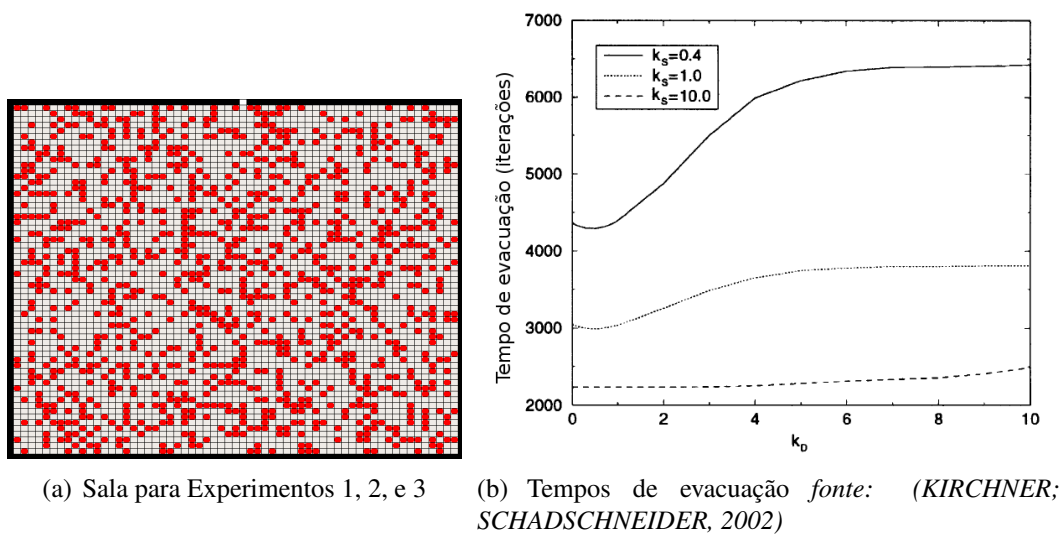


Figura 5.1: Experimento original

Por tratar-se de modelos estocásticos, é difícil obter os mesmos valores para as curvas. Entretanto, apesar de terem sido realizados apenas 16 simulações para cada ponto do gráfico, e não as 500 realizadas no experimento original, é possível observar nas Figuras 5.2, 5.3, 5.4 que o comportamento possui uma tendência parecida com o do modelo original.

Os tempos de evacuação para o Experimento 1 da Tabela 5.2 são representados na Figura 5.2. Os valores obtidos no experimento apresentam a mesma tendência do experimento original. Um comportamento quase determinístico para valores de  $K_d$  menores que 3 e um aumento nos tempos de evacuação quando  $K_d$  é maior que 5.

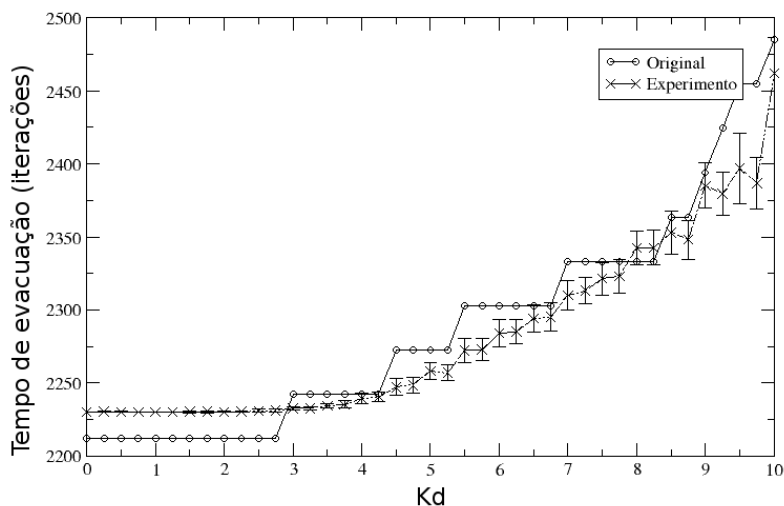


Figura 5.2: Tempo de evacuação para Experimento 1

Os tempos de evacuação para o Experimento 2 da Tabela 5.2 são representados na Figura 5.3. Os valores obtidos no experimento apresentam uma boa aproximação dos resultados do experimento original, principalmente para valores de  $K_d$  menores que 4. Para valores maiores que 4 os tempos de evacuação tendem a assumir um valor maior que o do experimento original.

Os tempos de evacuação para o Experimento 3 da Tabela 5.2 são representados na

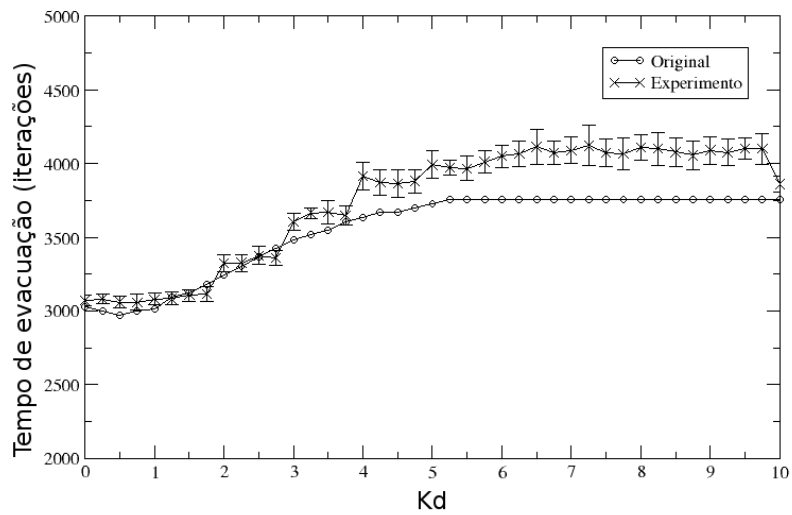


Figura 5.3: Tempos de evacuação para Experimento 2

Figura 5.4. Neste experimento, aonde a influência do  $K_s$  é pequena, obteve-se melhores aproximações para valores de  $K_d$  maiores que 5.

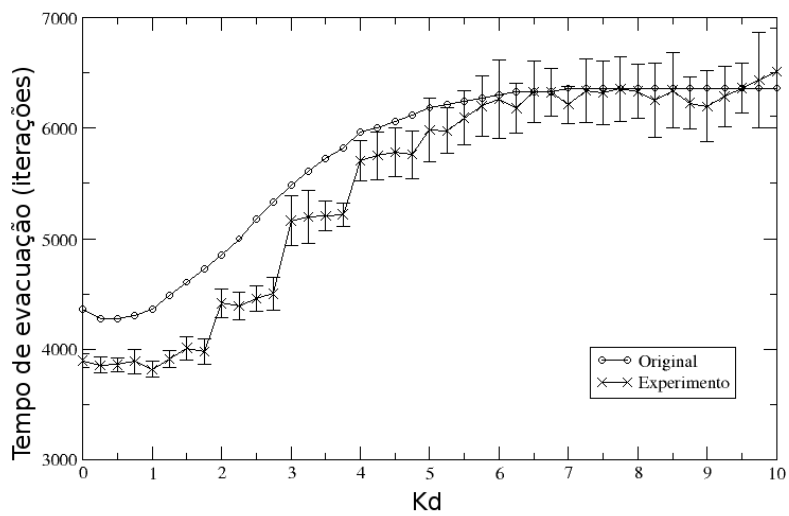


Figura 5.4: Tempos de evacuação para Experimento 3

## 5.4 Experimentos de análise de parâmetros

As Seções a seguir apresentam experimentos para validação dos parâmetros da abordagem. A Seção 5.4.1 e a Seção 5.4.2 apresentam a análise do parâmetro  $E1$  e  $E2$  do campo repulsivo. As Seções 5.4.3, 5.4.4 e 5.4.5 apresentam a análise dos coeficientes de sensibilidade  $K_r$ ,  $K_s$  e  $K_d$ . Por fim, as Seções 5.4.6 e 5.4.7 apresentam a análise do parâmetro de decaimento e difusão do campo dinâmico.

### 5.4.1 Análise do parâmetro E1 do Campo Repulsivo

Neste experimento realizam-se experimentos para verificar a influência do parâmetro  $E1$  do campo repulsivo (Seção 3.4.2) nos tempos de evacuação e probabilidade de escape. A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3 e os parâmetros da simulação são como na Tabela 5.4. Os coeficientes  $K_s$  e  $K_d$  possuem valores de maneira a estarem no *regime ótimo ou cooperativo*. Conforme (KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002), (KIRCHNER; NISHINARI; SCHADSCHNEIDER, 2003) pedestres no regime ótimo tem uma combinação de conhecimento da geometria do ambiente ( $K_s$ ) e comportamento de grupo ( $K_d$ ) que minimiza os tempos de evacuação. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. O valor de  $E2$  do campo repulsivo,  $E2 = 0$ , é escolhido de maneira a não influenciar na simulação e o valor  $K_r = 1$  permite observar claramente o efeito de  $E1$  sem ampliá-lo. O parâmetro de difusão do campo dinâmico  $\alpha = 0,3$  permite a formação de trilhas virtuais um pouco dispersas e o parâmetro de decaimento do campo dinâmico  $\delta = 0,3$  permite trilhas com uma duração limitada. O parâmetro  $E1$  varia de 0 à 2 em passos de 0,1 e são realizados realizados 32 repetições para cada ponto.

Tabela 5.4: Parâmetros da simulação para Experimento 4

Parâmetros	Experimento 4
$K_s$	1,3
$K_d$	0,5
$K_r$	1
$\alpha$	0,3
$\delta$	0,3
$E1$	variável de 0 a 2 em passos de 0,1
$E2$	0
Iteração	cada iteração representa 1 segundo
Tamanho da sala	23 X 23 células
Tamanho da porta	1 célula
Densidade de pedestres	0,3 pedestre / célula

Na Figura 5.5 são representados os tempos de evacuação do Experimento 4 e na Figura 5.6 são representados as probabilidades de escape. Neste experimento é possível observar que um aumento do valor do parâmetro  $E1$  corresponde a um aumento no tempo de evacuação e de sua variância (Figura 5.5). Além de uma diminuição da probabilidade de escape (Figura 5.6).

A explicação para os resultados da Figura 5.5 e 5.6 é que um aumento no parâmetro  $E1$  resulta em um aumento do campo repulsivo, fazendo com que os pedestres evitem mais ativamente a vizinhança de outros pedestres. Este comportamento, algumas vezes resulta em tempos de evacuação menor, e algumas vezes em tempos de evacuação maior. Isto

resulta em um aumento na variância dos tempos de evacuação, mas na média há um aumento na dificuldade de evacuação do ambiente.

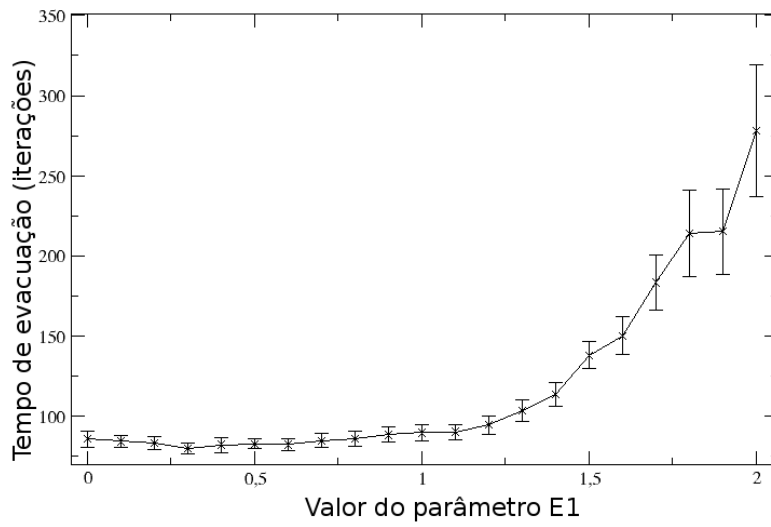


Figura 5.5: Tempo de evacuação para Experimento 4

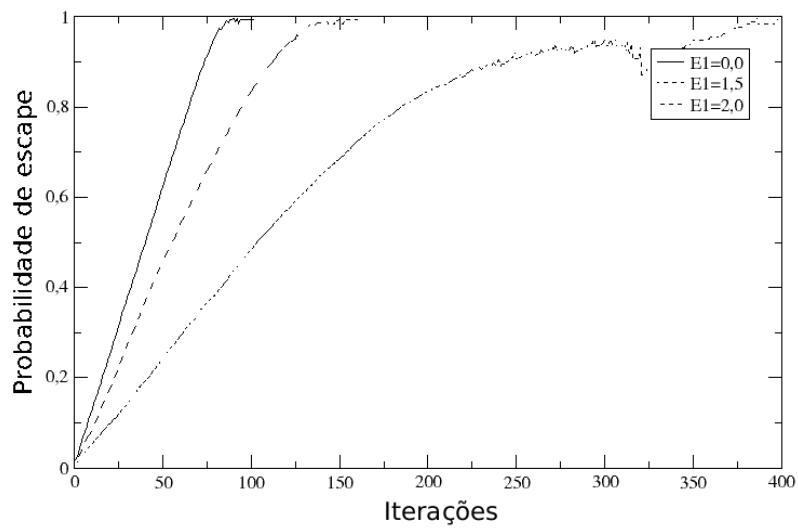


Figura 5.6: Probabilidade de escape para Experimento 4



### 5.4.2 Análise do parâmetro $E2$ do Campo Repulsivo

Neste experimento realizam-se experimentos para verificar a influência do parâmetro  $E2$  do campo repulsivo (Seção 3.4.2) nos tempos de evacuação e probabilidade de escape. A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3 e os parâmetros da simulação são como na Tabela 5.5. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. Os coeficientes  $K_s$  e  $K_d$  possuem valores de maneira a estarem no *regime ótimo* (como na Seção 5.4.1). O valor de  $E1 = 0$  é escolhido de maneira a não influenciar na simulação e o valor  $K_r = 1$  permite observar o efeito de  $E2$  claramente sem ampliá-lo. O parâmetro de difusão do campo dinâmico  $\alpha = 0,3$  permite a formação de trilhas virtuais um pouco dispersas e o parâmetro de decaimento do campo dinâmico  $\delta = 0,3$  permite trilhas com uma duração limitada. O parâmetro  $E2$  varia de 0 à 2 em passos de 0,1 e são realizados 32 repetições para cada ponto.

Tabela 5.5: Parâmetros da simulação para Experimento 5

Parâmetros	Experimento 5
$K_s$	1,3
$K_d$	0,5
$K_r$	1
$\alpha$	0,3
$\delta$	0,3
$E1$	0
$E2$	variando de 0 à 2 em passos de 0,1
Iteração	cada iteração representa 1 segundo
Tamanho da sala	23 X 23 células
Tamanho da porta	1 célula
Densidade de pedestres	0,3 pedestre / célula

Assim como o parâmetro  $E1$ , um aumento no valor do parâmetro  $E2$  resulta em um aumento no tempo de evacuação (Figura 5.7) e piora nas probabilidades de escape (Figura 5.8). A explicação para os resultados da Figura 5.7 e 5.8 é que um aumento no parâmetro  $E2$  resulta em um aumento do campo repulsivo, fazendo com que os pedestres evitem mais ativamente a vizinhança de outros pedestres. Este comportamento, algumas vezes resulta em tempos de evacuação menor, e algumas vezes em tempos de evacuação maior. Isto resulta em um aumento na variância dos tempos de evacuação, mas na média há um aumento na dificuldade de evacuação do ambiente. Entretanto a intensidade das modificações causadas pelo parâmetro  $E2$  são maiores do que o  $E1$  para valores maiores que 0,5 (vide Figura 5.9).

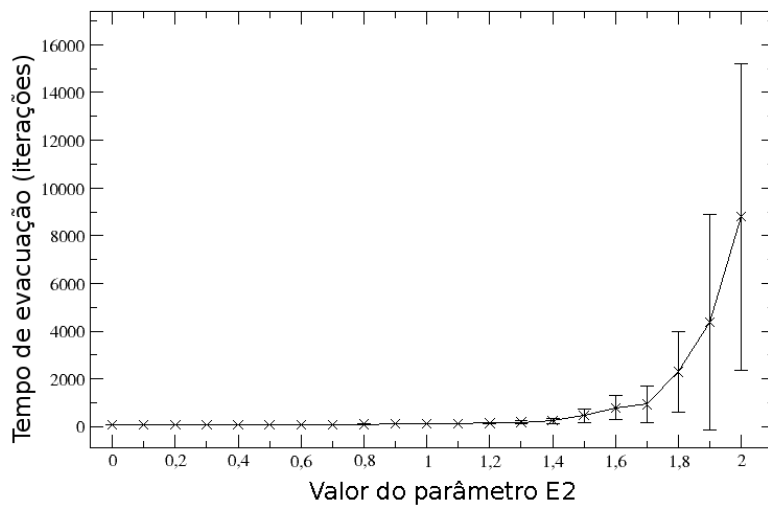


Figura 5.7: Tempo de evacuação para Experimento 5

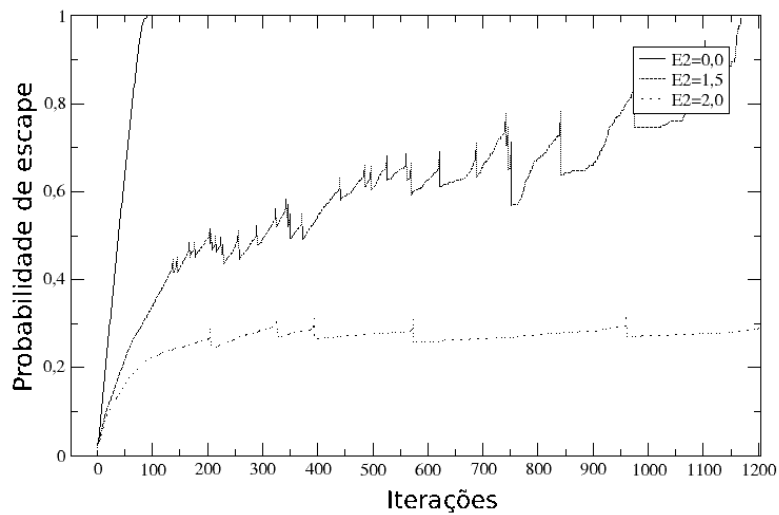


Figura 5.8: Probabilidade de escape para Experimento 5

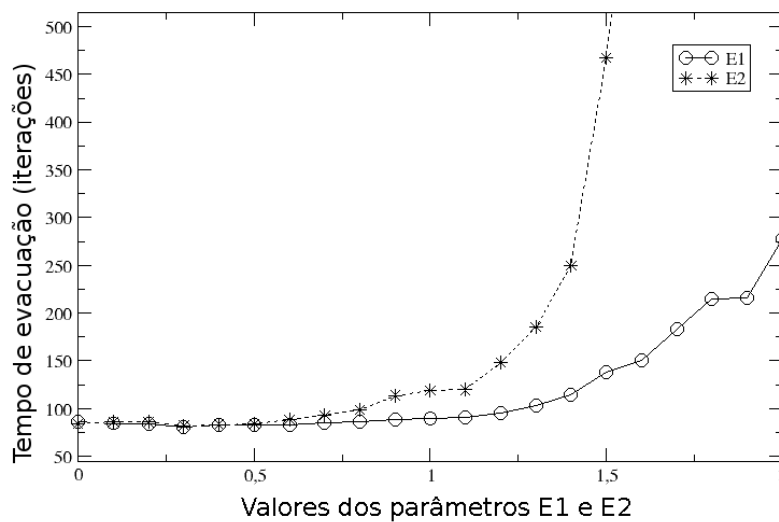


Figura 5.9: Comparação dos tempos de evacuação para parâmetros E1 e E2

### 5.4.3 Análise do Coeficiente de Sensibilidade $K_r$

Neste experimento realizam-se experimentos para verificar a influência do parâmetro  $K_r$  (Seção 3.5) nos tempos de evacuação e probabilidade de escape. A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3 e os parâmetros da simulação são como na Tabela 5.6. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. Os coeficientes  $K_s$  e  $K_d$  possuem valores de maneira a estarem no *regime ótimo* (como na Seção 5.4.1). Os valores dos parâmetros  $E1 = 1$  e  $E2 = 0,5$  são escolhidos de maneira a observar melhor a influência de  $K_r$  conforme este aumenta seu valor. O parâmetro de difusão do campo dinâmico  $\alpha = 0,3$  permite a formação de trilhas virtuais um pouco dispersas e o parâmetro de decaimento do campo dinâmico  $\delta = 0,3$  permite trilhas com uma duração limitada. O parâmetro  $K_r$  varia de 0 à 5 em passos de 0,25 e são realizados 16 repetições para cada ponto.

Tabela 5.6: Parâmetros da simulação para Experimento 6

Parâmetros	Experimento 6
$K_s$	1,3
$K_d$	0,5
$K_r$	variando de 0 à 5 em passos de 0,25
$\alpha$	0,3
$\delta$	0,3
$E1$	1
$E2$	0,5
Iteração	cada iteração representa 1 segundo
Tamanho da sala	23 X 23 células
Tamanho da porta	1 célula
Densidade de pedestres	0,3 pedestre / célula

O Gráfico de tempo de evacuação (Figura 5.10) indica que um aumento no valor do parâmetro  $K_r$  resulta em maiores tempos de evacuação. O Gráfico de probabilidade de escape (Figura 5.11) indica que um aumento no valor de  $K_r$  resulta em uma diminuição na probabilidade de escape.

A explicação para os resultado da Figura 5.10 e 5.11 é que um aumento no parâmetro  $K_r$  resulta um aumento na relevância das informações do campo repulsivo, fazendo com que os pedestres evitem mais ativamente a vizinhança de outros pedestres. Este comportamento, algumas vezes resulta em tempos de evacuação menor, e algumas vezes em tempos de evacuação maior. Isto resulta em um aumento na variância dos tempos de evacuação, mas na média há um aumento na dificultando de evacuação do ambiente.

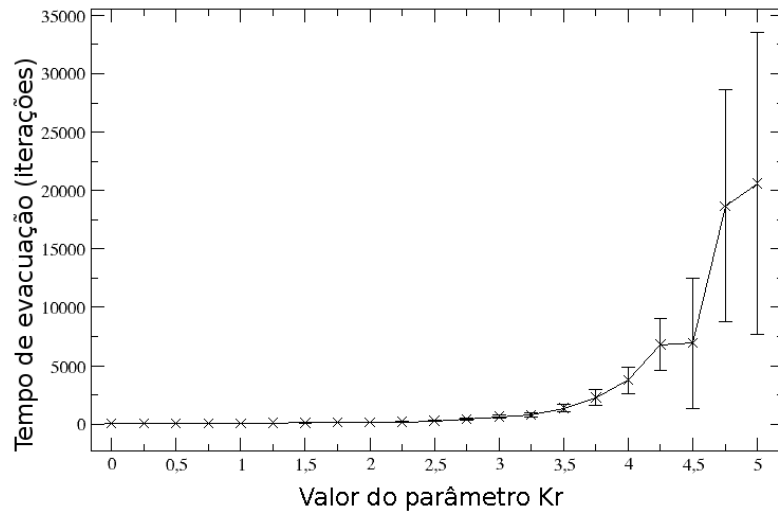


Figura 5.10: Tempo de evacuação para Experimento 6

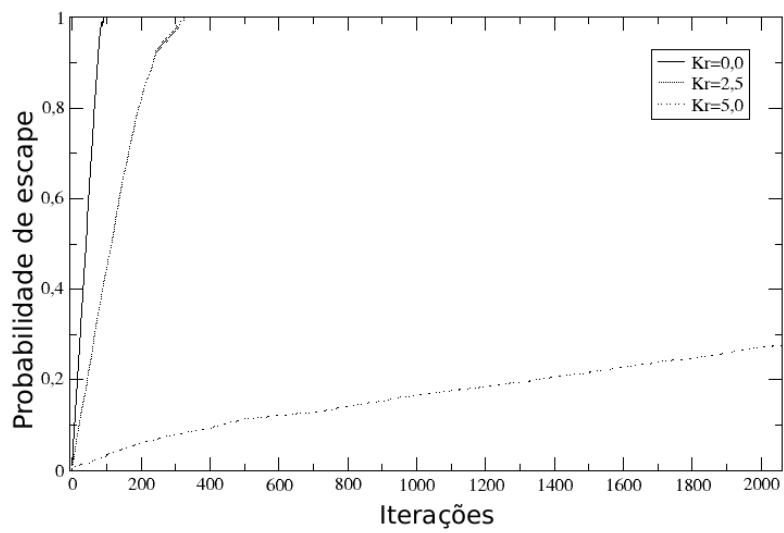


Figura 5.11: Probabilidade de Escape para Experimento 6

#### 5.4.4 Análise do Coeficiente de Sensibilidade $K_s$

Neste experimento realizam-se experimentos para verificar a influência do parâmetro  $K_s$  (Seção 3.5) nos tempos de evacuação e probabilidade de escape. A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3 e os parâmetros da simulação são como na Tabela 5.7. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. O valor de  $K_d = 4$  é permite observar a influência do parâmetro  $K_s$  desde quando ele é menor que  $K_d$  até quando ele assume valores maiores que  $K_d = 4$ . Os parâmetros do campo repulsivo  $E1 = 1$  e  $E2 = 0,5$  minimizam os tempos de evacuação. O parâmetro de difusão do campo dinâmico  $\alpha = 0,3$  permite a formação de trilhas virtuais um pouco dispersas e o parâmetro de decaimento do campo dinâmico  $\delta = 0,3$  permite trilhas com uma duração limitada. O parâmetro  $K_s$  varia de 0 à 10 em passos de 0,25 e são realizados 16 repetições para cada ponto.

Tabela 5.7: Parâmetros da simulação para Experimento 7

Parâmetros	Experimento 7
$K_s$	variando de 0 à 10 em passos de 0,25
$K_d$	4
$K_r$	1
$\alpha$	0,3
$\delta$	0,3
$E1$	1
$E2$	0,5
Iteração	cada iteração representa 1 segundo
Tamanho da sala	23 X 23 células
Tamanho da porta	1 célula
Densidade de pedestres	0,3 pedestre / célula

Para valores pequenos de  $K_s$  os tempos de evacuação são altos, pois  $K_d$  é alto. Entretanto, acima de um determinado valor de  $K_s$  (próximo a  $K_s = 2,5$ ) os tempos de evacuação variam pouco com o aumento do  $K_s$ , como pode ser visto na Figura 5.12. A probabilidade de escape (Figura 5.13) aumenta com o aumento do valor de  $K_s$ . Entretanto, acima de um determinado valor (próximo a  $K_s = 2,5$ ) o parâmetro  $K_s$  exerce pouca influência. Como é possível ver na Figura 5.13 a probabilidade de escape para  $K_s = 2,5$  é muito próximo de  $K_s = 10$ .

Conforme o  $K_s$  aumenta, torna-se mais fácil encontrar a saída, os tempos de evacuação diminuem e a probabilidade de escape aumenta. Entretanto acima de um determinado valor (no caso  $K_s = 2,5$ ) aumentos no  $K_s$  deixam de ter influência. É como se um nível de saturação fosse atingido. Neste nível a influência do  $K_s$  é tão maior do que a dos outros fatores, que aumentos sucessivos no  $K_s$  surtem um efeito muito pequeno ou nulo.

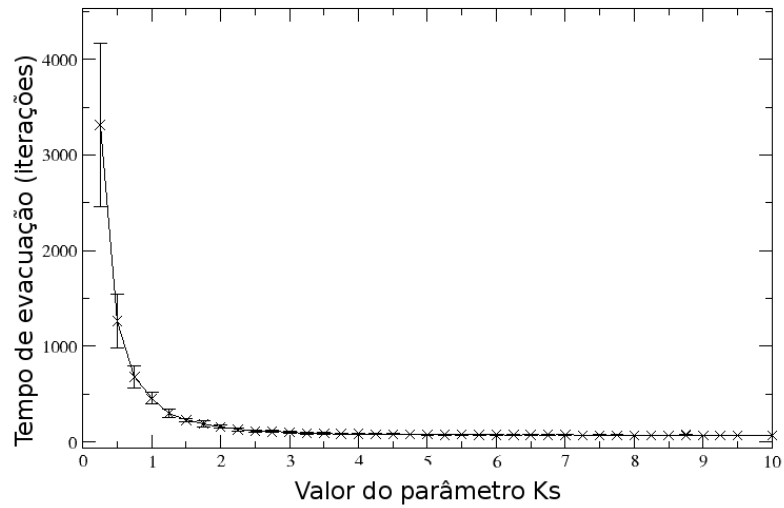


Figura 5.12: Tempo de evacuação para Experimento 7

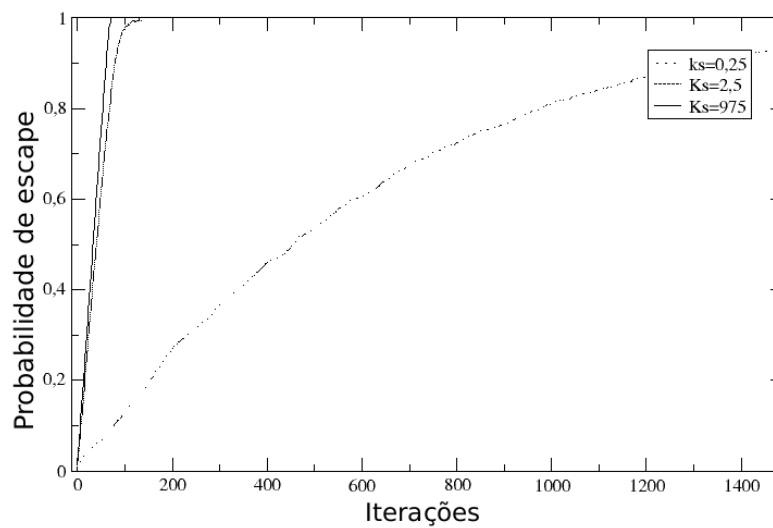


Figura 5.13: Probabilidade de escape para Experimento 7

### 5.4.5 Análise do Coeficiente de Sensibilidade $K_d$

Neste experimento realizam-se experimentos para verificar a influência do parâmetro  $K_d$  (Seção 3.5) nos tempos de evacuação e no fluxo de pedestres. A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3 e os parâmetros da simulação são como na Tabela 5.8. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. Os parâmetros do campo repulsivo  $E1 = 1$  e  $E2 = 0,5$  minimizam os tempos de evacuação. O parâmetro de difusão do campo dinâmico  $\alpha = 0,3$  permite a formação de trilhas virtuais um pouco dispersas e o parâmetro de decaimento do campo dinâmico  $\delta = 0,3$  permite trilhas com uma duração limitada. O parâmetro  $K_d$  varia de 0 à 10 em passos de 0,25 e são realizados 16 repetições para cada ponto.

Tabela 5.8: Parâmetros da simulação para Experimento 8

Parâmetros	Experimento 8
$K_s$	1,3
$K_d$	variando de 0 à 10 em passos de 0,25
$K_r$	1
$\alpha$	0,3
$\delta$	0,3
$E1$	1
$E2$	0,5
Iteração	cada iteração representa 1 segundo
Tamanho da sala	23 X 23 células
Tamanho da porta	1 célula
Densidade de pedestres	0,3 pedestre / célula

O aumento do valor de  $K_d$  leva a um aumento nos tempos de evacuação (Figura 5.14) e do fluxo de pedestres (Figura 5.15). Além disto, acima de um limite (próximo a  $K_d = 6$ ) a influência do aumento do  $K_d$  parece diminuir, pois pode observar-se na Figura 5.15 que a curva do fluxo de pedestres para  $K_d = 6$  é próxima da curva  $K_d = 10$ . É como se um nível de saturação fosse atingido. Neste nível a influência do  $K_d$  é tão maior do que a dos outros fatores, que aumentos sucessivos no  $K_d$  surtem um efeito muito pequeno.

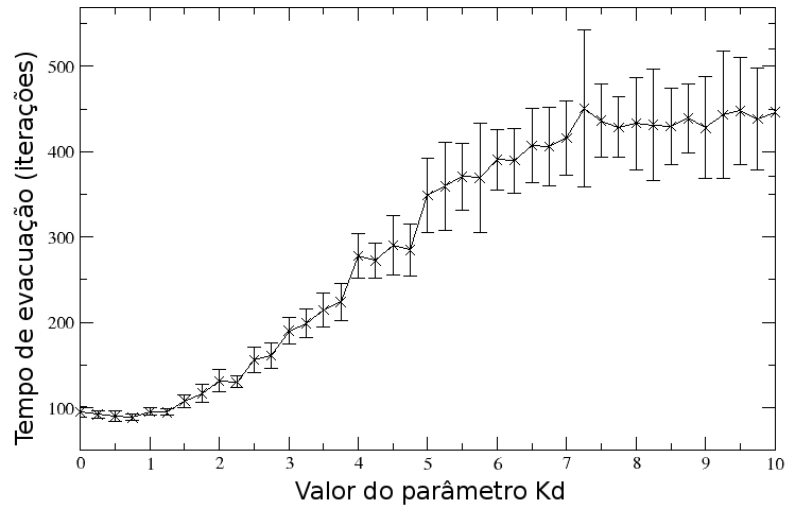


Figura 5.14: Tempo de evacuação para Experimento 8

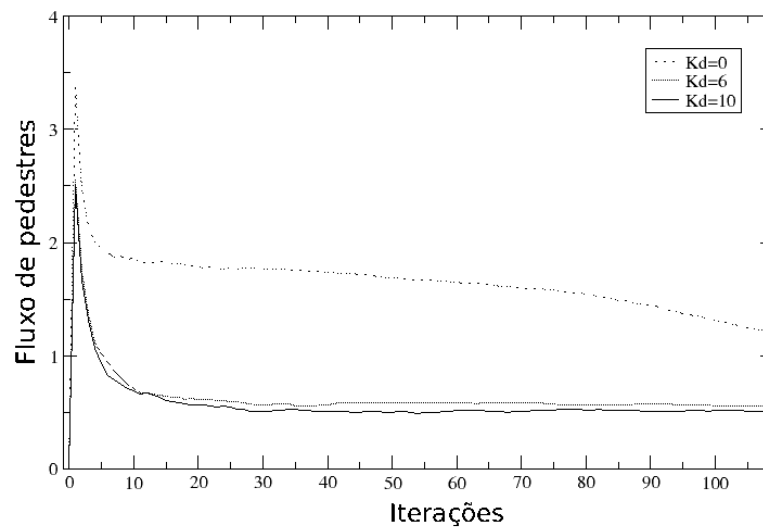


Figura 5.15: Fluxo de pedestres para Experimento 8



### 5.4.6 Análise do parâmetro de decaimento do Campo Dinâmico

Nestes experimentos realizam-se experimentos para verificar a influência do parâmetro de decaimento  $\delta$  (Seção 3.4.3) nos tempos de evacuação. No Experimento 9 (Tabela 5.9) analisa a influência do parâmetro de decaimento em um experimento aonde os pedestres possuem os coeficientes  $K_s$  e  $K_d$  de maneira a estarem no *regime ótimo* (como na Seção 5.4.1). O Experimento 10 (Tabela 5.9) analisa a influência do parâmetro de decaimento em um experimento de *regime desordenado*. Conforme (KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002), (KIRCHNER; NISHINARI; SCHADSCHNEIDER, 2003) pedestres no regime desordenado não tem conhecimento correto sobre a saída ( $K_s = 0,5$ ) e tendem a seguir uns aos outros ( $K_d=1$ ). A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. Os parâmetros do campo repulsivo  $K_r = 1$ ,  $E1 = 1$  e  $E2 = 0,5$  minimizam os tempos de evacuação. O parâmetro  $\delta$  varia de 0% (0) à 100% (1) em passos de 10% (0,1) e são realizados 32 repetições para cada ponto.

Tabela 5.9: Parâmetros da simulação para Experimento 9

Parâmetros	Experimento 9	Experimento 10
$K_s$	1,3	0,5
$K_d$	0,5	1
$K_r$	1	
$\alpha$	0,3	
$\delta$	variando de 0 à 1 em passos de 0,1	
$E1$	1	
$E2$	0,5	
Iteração	cada iteração representa 1 segundo	
Tamanho da sala	23 X 23 células	
Tamanho da porta	1 célula	
Densidade de pedestres	0,3 pedestre / célula	

No Experimento 9, a Figura 5.16 mostra que os tempos de evacuação aumenta ligeiramente com o aumento do parâmetro de decaimento  $\delta$ . Este gráfico mostra que o campo dinâmico tem relativa importância para minimizar o tempo de evacuação no Experimento 9, pois quanto maior o parâmetro de decaimento menor é a influência do campo dinâmico nos pedestres

No Experimento 10, a Figura 5.17 mostra que os tempos de evacuação diminuem com o aumento do parâmetro de decaimento  $\delta$ . Isto ocorre pois o aumento na taxa de decaimento diminui a influência do campo dinâmico sobre os pedestres. Desta maneira eles se orientam mais através do campo estático e encontram a saída mais facilmente.

O Experimento 9 e 10 mostram que o parâmetro de decaimento  $\delta$  tem influência diferentes nos dois regimes. No regime ótimo (Experimento 9) o aumento do parâmetro de decaimento resulta em um ligeiro aumento nos tempos de evacuação (Figura 5.16), enquanto no regime desordenado (Experimento 10) o aumento do parâmetro de decaimento resulta em uma diminuição dos tempos de evacuação (Figura 5.17).

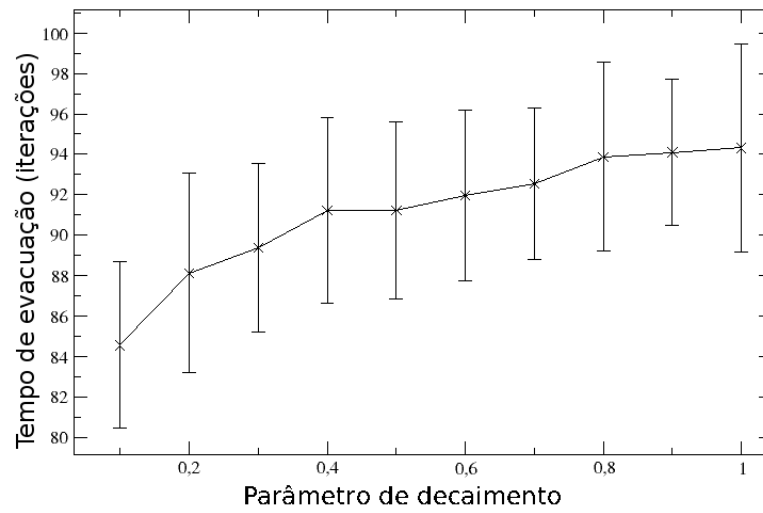


Figura 5.16: Tempo de evacuação para Experimento 9

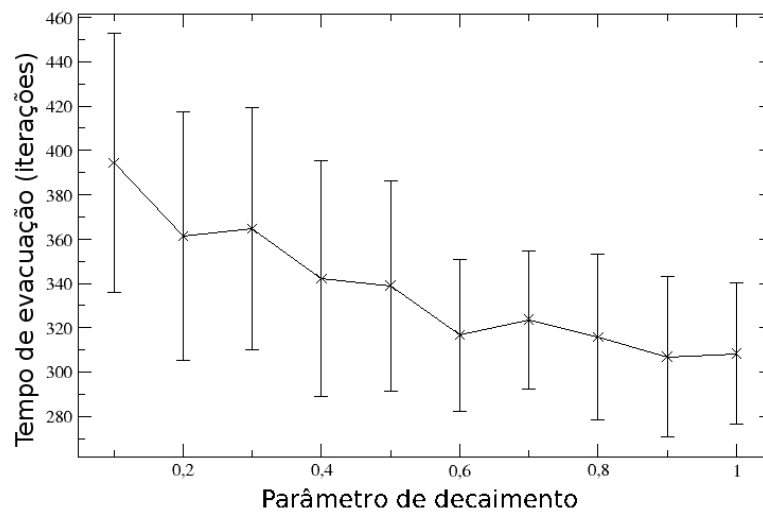


Figura 5.17: Tempo de evacuação para Experimento 10

### 5.4.7 Análise do parâmetro de difusão do Campo Dinâmico

Nestes experimentos realizam-se experimentos para verificar a influência do parâmetro de difusão  $\alpha$  (Seção 3.4.3) nos tempos de evacuação. No Experimento 11 (Tabela 5.10) analisa a influência do parâmetro de difusão em um experimento aonde os pedestres possuem coeficientes no regime *ótimo* (como na Seção 5.4.1). O Experimento 12 (Tabela 5.10) analisa a influência do parâmetro de difusão em um experimento aonde os pedestres possuem coeficientes no regime *desordenado* (como na Seção 5.4.6). Pedestres no regime desordenado não tem conhecimento correto sobre a saída ( $K_s = 0,5$ ) e tendem a seguir uns aos outros ( $K_d=1$ ). A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3. Os parâmetros do campo repulsivo  $K_r = 1$ ,  $E1 = 1$  e  $E2 = 0,5$  minimizam os tempos de evacuação. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. Para cada ponto do gráfico foram realizadas 32 repetições.

Tabela 5.10: Parâmetros da simulação para Experimento 11

Parâmetros	Experimento 11	Experimento 12
$K_s$	1,3	0,5
$K_d$	0,5	1
$K_r$	1	
$\alpha$	variando de 0 à 1 em passos de 0,1	
$\delta$	0,3	
$E1$	1	
$E2$	0,5	
Iteração	cada iteração representa 1 segundo	
Tamanho da sala	23 X 23 células	
Tamanho da porta	1 célula	
Densidade de pedestres	0,3 pedestre / célula	

No Experimento 11, a Figura 5.18 mostra que conforme aumenta os valores do parâmetro de difusão os tempos de evacuação diminuem levemente. O aumento da taxa de difusão destrói as trilhas deixadas pelos pedestres e tira a relevância da informação do campo dinâmico. Isto aumenta apenas um pouco a relevância das informações do campo estático e resulta em uma leve diminuição nos tempos de evacuação, já que os pedestres neste experimento já são fortemente orientados pelo campo estático.

No Experimento 12, a Figura 5.19 mostra que um aumento no valor do parâmetro de difusão resulta em uma diminuição nos tempos de evacuação. No regime desordenado os pedestres possuem pouco conhecimento sobre a localização da saída (são pouco influenciados pelo campo estático) e tendem a seguir uns aos outros (são muito influenciados pelo campo dinâmico), como uma alta taxa de difusão dispersa as trilhas deixadas por outros pedestres a influência do campo dinâmico diminui. Desta maneira a influência do campo estático aumenta resultando em uma diminuição dos tempos de evacuação.

O Experimento 11 e 12 mostram que o parâmetro de difusão  $\alpha$  tem influência diferentes nos dois regimes. No regime ótimo (Experimento 11) o aumento do parâmetro de decaimento resulta em uma leve diminuição nos tempos de evacuação (Figura 5.18), enquanto no regime desordenado (Experimento 12) o aumento do parâmetro de decaimento resulta em uma diminuição considerável dos tempos de evacuação (Figura 5.19).

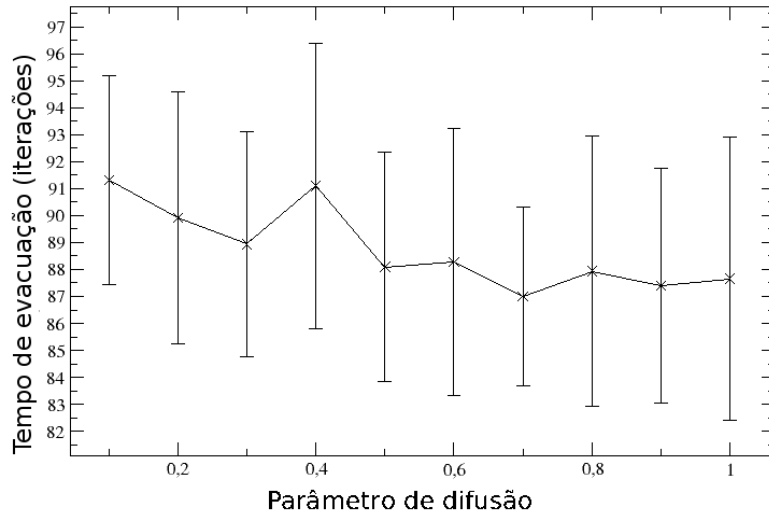


Figura 5.18: Tempo de evacuação para Experimento 11

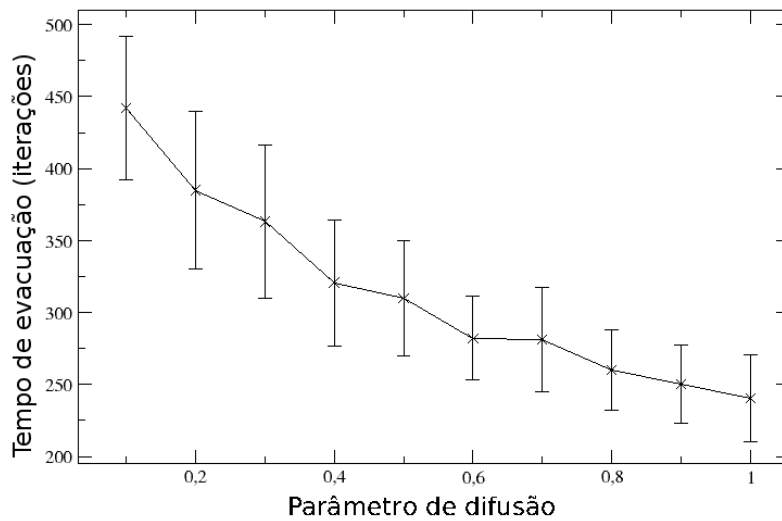


Figura 5.19: Tempo de evacuação para Experimento 12

## 5.5 Experimentos de Dinâmica de Pedestres

A Seção 5.5.1 apresenta a evacuação de uma sala variando o tamanho da porta. A Seção 5.5.2 apresenta um experimento que estuda como grupos diferentes de pedestres influenciam o comportamento macroscópico do sistema. A Seção 5.5.3 apresenta a evacuação de uma sala variando o tamanho da sala. A Seção 5.5.4 apresenta a evacuação de uma sala variando a densidade de pedestres na sala. A Seção 5.5.5 apresenta um experimento de formação de filas em um corredor. Finalmente a Seção 5.5.6 apresenta a evacuação de um auditório com pedestres em pânico.

### 5.5.1 Variando o tamanho da porta

Neste experimento deseja-se observar influência do tamanho da porta no comportamento macroscópico do sistema. A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3, os parâmetros da simulação são como na Tabela 5.11 e o tamanho da porta varia de 1 à 21 células. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. Os coeficientes  $K_s$  e  $K_d$  possuem valores de maneira a estarem no *regime ótimo* (como na Seção 5.4.1). O coeficiente  $K_d = 1$  e os parâmetros do campo repulsivo  $E1 = 0,6$  e  $E2 = 0,2$  minimizam os tempos de evacuação e permitem uma melhor observação da influência do tamanho da porta. O parâmetro de difusão  $\alpha = 0,05$  e o parâmetro de decaimento  $\delta = 0,15$  permitem a existência de trilhas mais bem definidas e com uma duração maior.

Tabela 5.11: Parâmetros da simulação para Experimento 13

Parâmetros	Experimento 13
$K_s$	1,3
$K_d$	0,5
$K_r$	1
$\alpha$	0,05
$\delta$	0,15
$E1$	0,6
$E2$	0,2
Iteração	cada iteração representa 1 segundo
Tamanho da sala	23 X 23 células
Tamanho da porta	variando de 1 à 21
Densidade de pedestres	0,3 pedestre / célula

A Figura 5.20 apresenta a influência da porta nos tempos de evacuação. O aumento do tamanho leva a uma diminuição dos tempos de evacuação. Entretanto acima de um limite (próximo ao tamanho da porta igual a 8) o aumento do tamanho da porta tem pouca influência nos tempos de evacuação em situações como a deste experimento. A Figura 5.21 apresenta a influência da porta na probabilidade de escape. Como pode-se ver a curva da probabilidade de escape para tamanho da porta igual a 8 é muito próxima a curva para tamanho da porta igual a 21. Isto corrobora a afirmação anterior sobre o limite da influência da porta na simulação.

O aumento do tamanho da porta resulta em um aumento no fluxo de pedestre, como pode ser visto na Figura 5.22. Um resultado diferente em (PEREZ; et al, 2002) mostra que o fluxo de pedestre diminui para um tamanho da porta maior que 1 e menor que 4 células devido a conflitos próximo a porta de saída. O resultado apresentado na Figura 5.22 difere

do encontrado em (PEREZ; et al, 2002) pois a abordagem apresentado neste trabalho não representa conflitos perto da porta de saída.

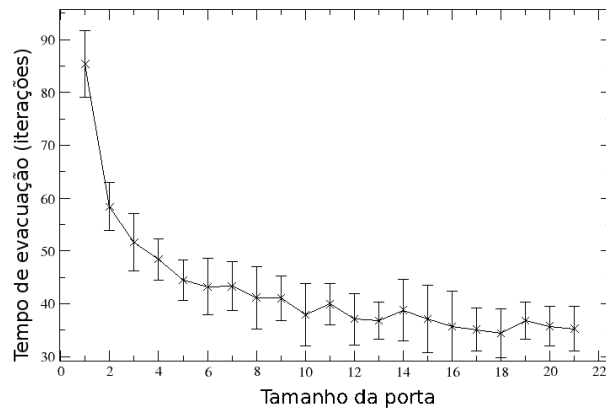


Figura 5.20: Tempo de evacuação para Experimento 13

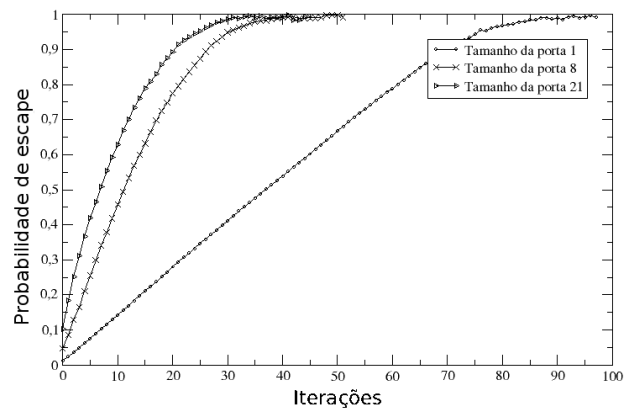


Figura 5.21: Probabilidade de escape para Experimento 13

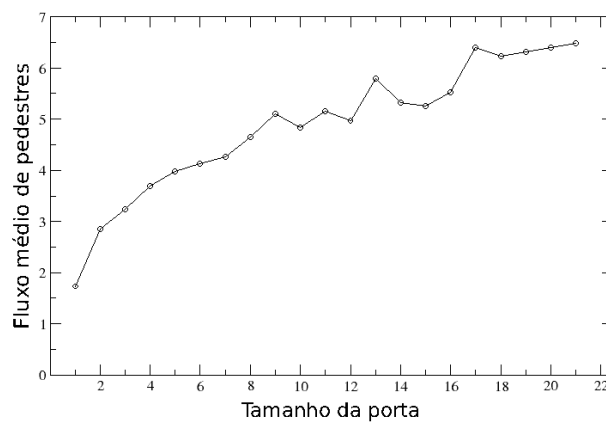


Figura 5.22: Fluxo médio de Pedestres para Experimento 13

### 5.5.2 Variando a população

Este experimento tem o objetivo de verificar como diferentes grupos de pedestres interferem no comportamento do sistema. Existem dois grupo de pedestres, um no regime ótimo ( $K_s = 1,3$  e  $K_d = 0,5$ ), como na Seção 5.4.1, e outro no regime desordenado, como na Seção 5.4.6. No regime desordenado os pedestres não tem conhecimento correto sobre a saída e tendem a seguir uns aos outros ( $K_s = 0,2$  e  $K_d = 1$ ). A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3 e os parâmetros da simulação são como na Tabela 5.12. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. Os parâmetros do campo repulsivo  $K_r = 1$ ,  $E1 = 1$  e  $E2 = 0,5$  minimizam os tempos de evacuação. O parâmetro de difusão  $\alpha = 0,05$  e o parâmetro de decaimento  $\delta = 0,15$  permitem a existência de trilhas mais bem definidas e com uma duração maior. Analisou-se os tempos de evacuação (Figura 5.23), a probabilidade de escape para pedestres no regime ótimo e regime desordenado (Figura 5.24), fluxo de pedestres (Figura 5.25) e probabilidade de escape para homens e mulheres (Figura 5.26).

Tabela 5.12: Parâmetros da simulação para Experimento 14

<b>Experimento 14</b>		
<b>Parâmetros</b>	<b>Regime ótimo</b>	<b>Regime normal</b>
$K_s$	1,3	0,2
$K_d$	0,5	1
$K_r$	1	
$\alpha$	0,05	
$\delta$	0,15	
$E1$	0,6	
$E2$	0,2	
Iteração	cada iteração representa 1 segundo	
Tamanho da sala	23 X 23 células	
Tamanho da porta	3	
Densidade de pedestres	0,3 pedestre / célula	

Para diferentes taxas da população no regime ótimo os tempos de evacuação são parecidos (Figura 5.23). Apenas há uma diminuição no tempo de evacuação quando a taxa da população no regime ótimo é maior que 90%. Isto ocorre devido a diferentes probabilidades de escape para pedestres no regime ótimo e no regime desordenado (Figura 5.24). Os pedestres no regime desordenado tem uma menor probabilidade de escape e são responsáveis pelos grandes tempos de evacuação.

A Figura 5.25 apresenta o fluxo de pedestres. Para diferentes porcentagens da população no regime ótimo (10%, 50%) o fluxo de pedestres é diferente do fluxo de pedestres da população homogênea (100%).

A Figura 5.26 apresenta as probabilidades de escape para homens e mulheres. Nos experimentos, para cada porcentagem da população no regime ótimo a probabilidade de escape das mulheres é menor do que a dos homens. A Figura 5.26 apresenta esta diferença para uma porcentagem da população no regime ótimo de 100%.

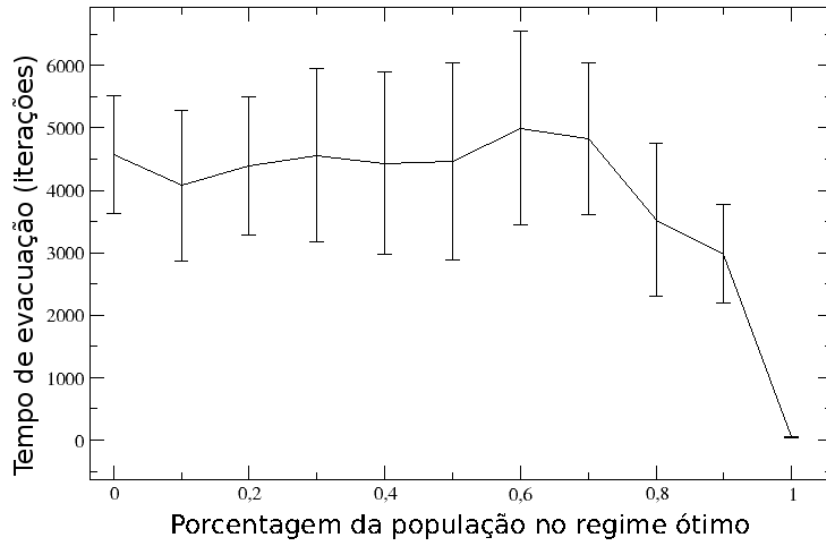


Figura 5.23: Tempo de evacuação para Experimento 14

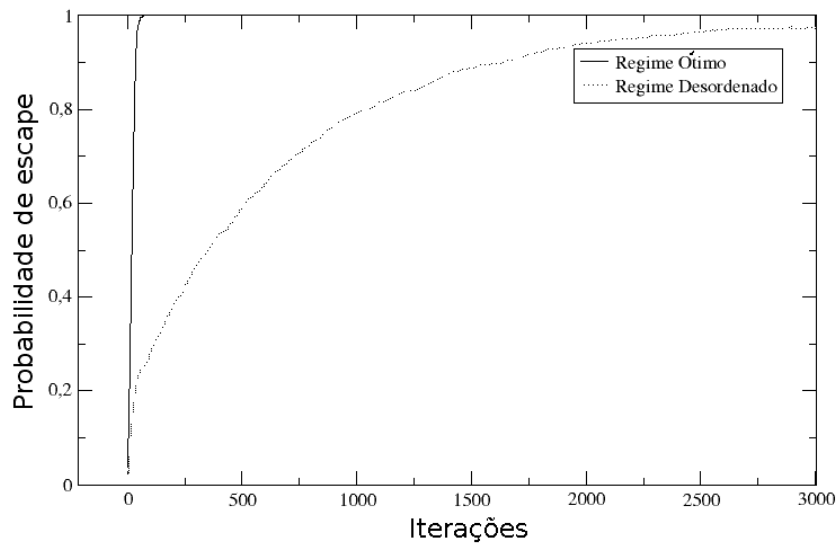


Figura 5.24: Probabilidade de escape para Experimento 14



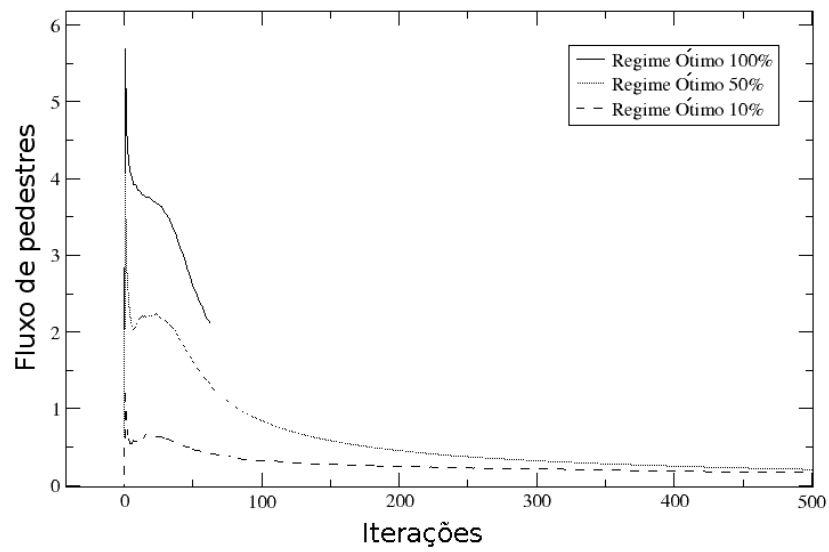


Figura 5.25: Fluxo de pedestres para Experimento 14

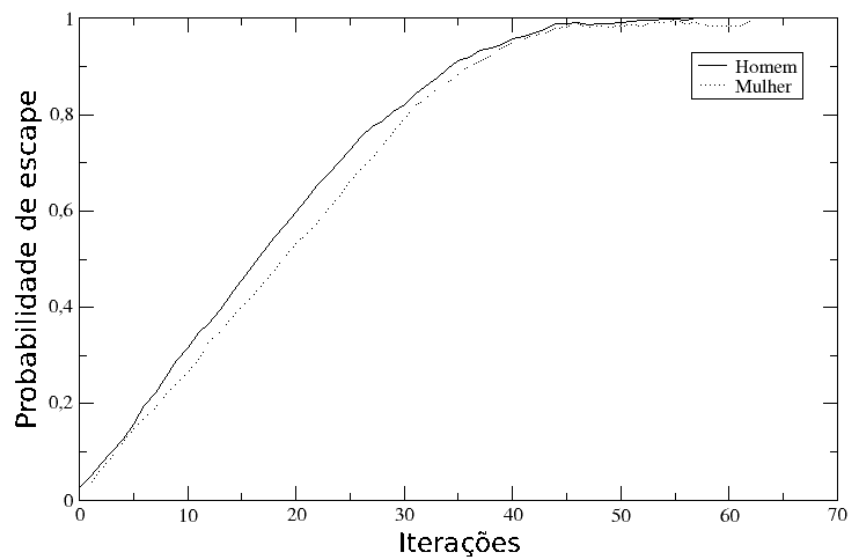


Figura 5.26: Probabilidade de escape para população de homens de mulheres no Experimento 14

### 5.5.3 Variando o tamanho da sala, o tamanho da porta e o número de pedestres

Neste experimento deseja-se observar a influência do tamanho do sistema nos tempos de evacuação, probabilidade de escape e fluxo de pedestres. O tamanho da sala, tamanho da porta e número de pedestres variam, mas a densidade de pedestres dentro da sala mantêm-se constante (Tabela 5.13). Para cada sala repetiu-se o experimento 16 vezes. A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3 e os parâmetros da simulação são como na Tabela 5.14. Os coeficientes  $K_s$  e  $K_d$  possuem valores de maneira a estarem no *regime ótimo* (como na Seção 5.4.1). O coeficiente  $K_d = 1$  e os parâmetros do campo repulsivo  $E1 = 1$  e  $E2 = 0,5$  minimizam os tempos de evacuação e permitem uma melhor observação da influência do tamanho da sala, tamanho da porta e número de pedestres. O parâmetro de difusão do campo dinâmico  $\alpha = 0,3$  permite a formação de trilhas virtuais um pouco dispersas e o parâmetro de decaimento do campo dinâmico  $\delta = 0,3$  permite trilhas com uma duração limitada. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres.

Tabela 5.13: Diversas salas simuladas no Experimento 15.

Fator de escala	Grade	Tamanho da porta	Número de pedestres	Densidade de pedestres
1	11 X 11	1	30	0,3
2	22 X 22	2	132	0,3
3	33 X 33	3	307	0,3
4	44 X 44	4	580	0,3
5	55 X 55	5	874	0,3
6	66 X 66	6	1306	0,3
7	77 X 77	7	1778	0,3
8	88 X 88	8	2323	0,3
9	99 X 99	9	2940	0,3
10	110 X 110	10	3564	0,3

Tabela 5.14: Parâmetros da simulação para Experimento 15

Parâmetros	Experimento 15
$K_s$	1,3
$K_d$	0,5
$K_r$	1
$\alpha$	0,3
$\delta$	0,3
$E1$	1
$E2$	0,5
Iteração	cada iteração representa 1 segundo

A Figura 5.27 mostra os tempos de evacuação X fator de escala. O fator de escala (primeira coluna da Tabela 5.13) é o multiplicador que se aplica ao tamanho da grade e ao tamanho da porta para determinar o tamanho do sistema. Por exemplo: um fator de escala 4 significa que a sala vai ter um grade de tamanho  $44 \times 44$  e uma porta de tamanho  $1 \times 4 = 4$ . O número de pedestres é calculado a partir da área da sala para que a densidade seja sempre 0,3. Como é possível observar na Figura 5.27 o aumento do tamanho do

sistema leva a um aumento muito próximo do linear nos tempos de evacuação das salas. A probabilidade de escape (Figura 5.28) diminui com o aumento do tamanho das salas. Da mesma maneira diminui o fluxo de pedestres (Figura 5.29).

É possível ver na Figura 5.29 que o fluxo de pedestres possui um pico logo no começo da simulação, depois ele tende a diminuir e se estabilizar. Isto ocorre, pois no começo o caminho até a porta está livre, os pedestres seguem rapidamente até a saída e o fluxo de pedestres aumenta. Entretanto, logo um engarrafamento forma-se em torno da porta e os pedestres começam a obstruir-se uns aos outros. Esse engarrafamento causa uma diminuição no fluxo de pedestres até um nível estável.

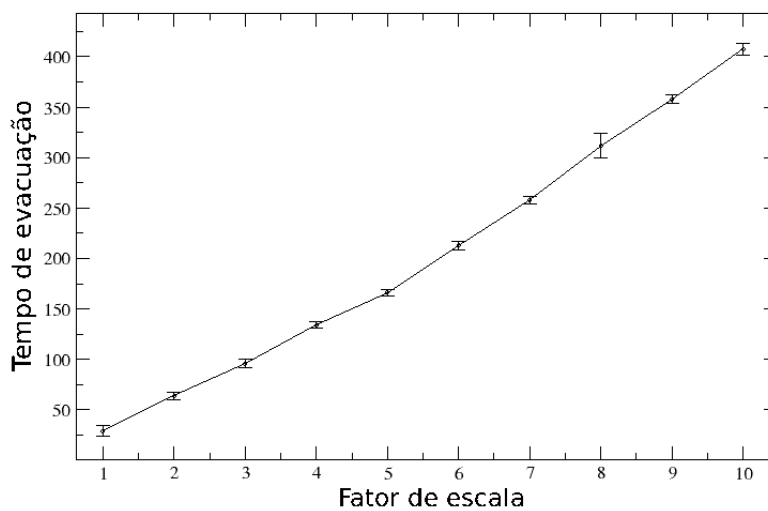


Figura 5.27: Tempo de evacuação para Experimento 15

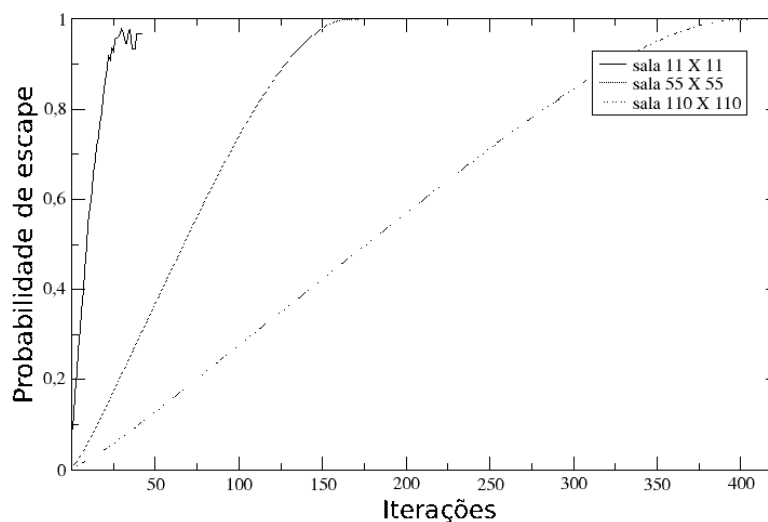


Figura 5.28: Probabilidade de escape para Experimento 15

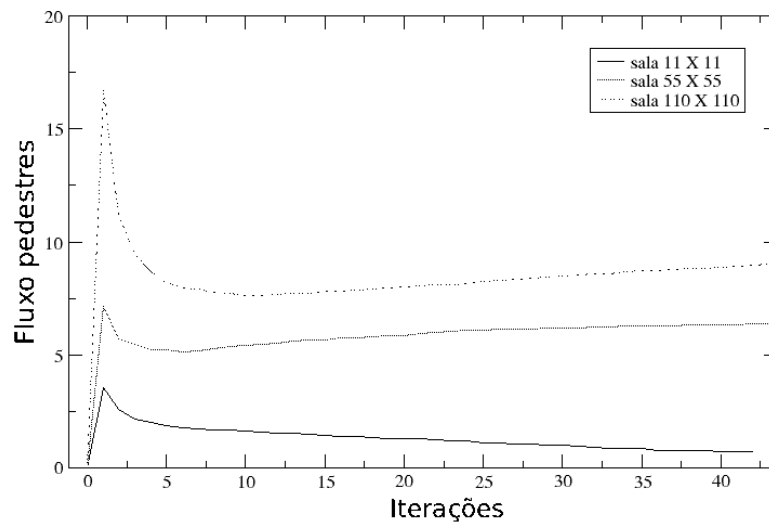


Figura 5.29: Fluxo de pedestres para Experimento 15

### 5.5.4 Variando a Densidade

Neste experimento deseja-se observar a influência da densidade de pedestres nos tempos de evacuação, probabilidade de escape e fluxo de pedestres de uma sala de 110 X 110 células. A matriz de preferências dos pedestres é representada na Tabela 5.3 e os parâmetros da simulação são como na Tabela 5.15. Os coeficientes  $K_s$  e  $K_d$  possuem valores de maneira a estarem no *regime ótimo* (como na Seção 5.4.1). O coeficiente  $K_d = 1$  e os parâmetros do campo repulsivo  $E1 = 1$  e  $E2 = 0,5$  minimizam os tempos de evacuação e permitem uma melhor observação da influência da variação da densidade. O parâmetro de difusão do campo dinâmico  $\alpha = 0,3$  permite a formação de trilhas virtuais um pouco dispersas e o parâmetro de decaimento do campo dinâmico  $\delta = 0,3$  permite trilhas com uma duração limitada. Realizou-se experimentos com densidades 0,1 (1188 pedestres), 0,2 (2376 pedestres), 0,3 (3564 pedestres), 0,4 (4752 pedestres) e 0,5 (5940 pedestres). A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. Para cada sala repetiu-se o experimento 16 vezes.

Tabela 5.15: Parâmetros da simulação para Experimento 16

Parâmetros	Experimento 16
$K_s$	1,3
$K_d$	0,5
$K_r$	1
$\alpha$	0,3
$\delta$	0,3
$E1$	1
$E2$	0,5
Tamanho da sala	110 X 110 células
Tamanho da porta	10

A Figura 5.30 mostra que um aumento na densidade leva a um aumento aproximadamente linear nos tempos de evacuação da sala. A probabilidade de escape (Figura 5.31) diminui com o aumento da densidade de pedestres. Finalmente o fluxo de pedestres (Figura 5.32) aumenta com o aumento da densidade e uma escala semi-logarítmica do fluxo é apresentada na Figura 5.33.

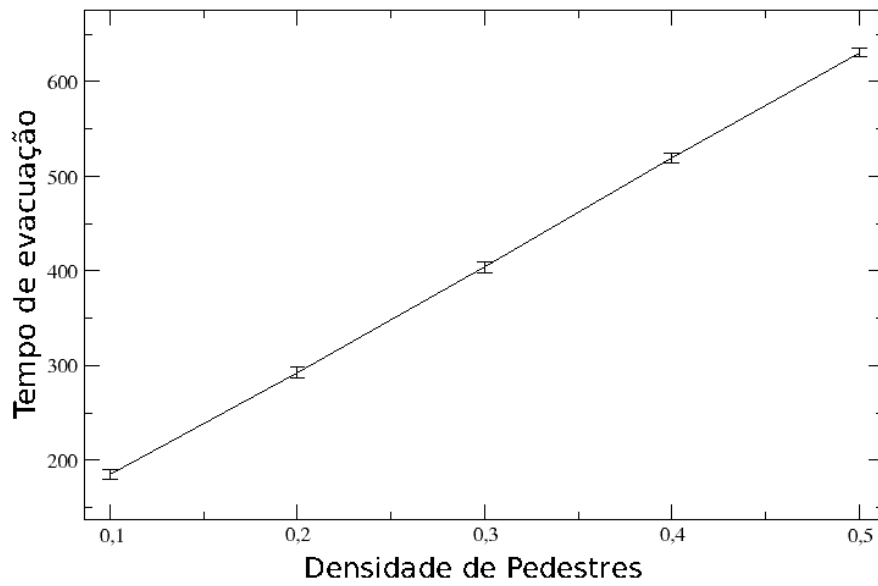


Figura 5.30: Tempo de evacuação para Experimento 16

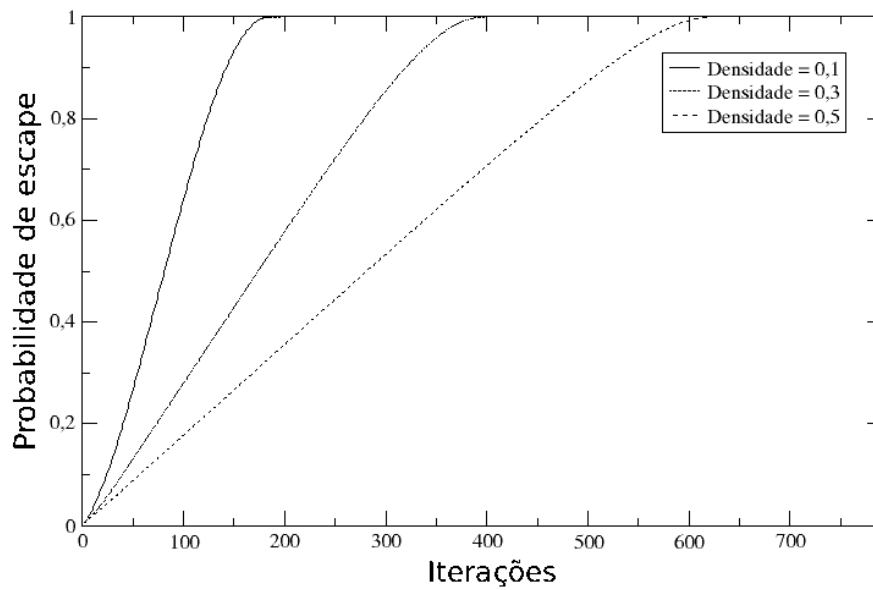


Figura 5.31: Probabilidade de escape para Experimento 16

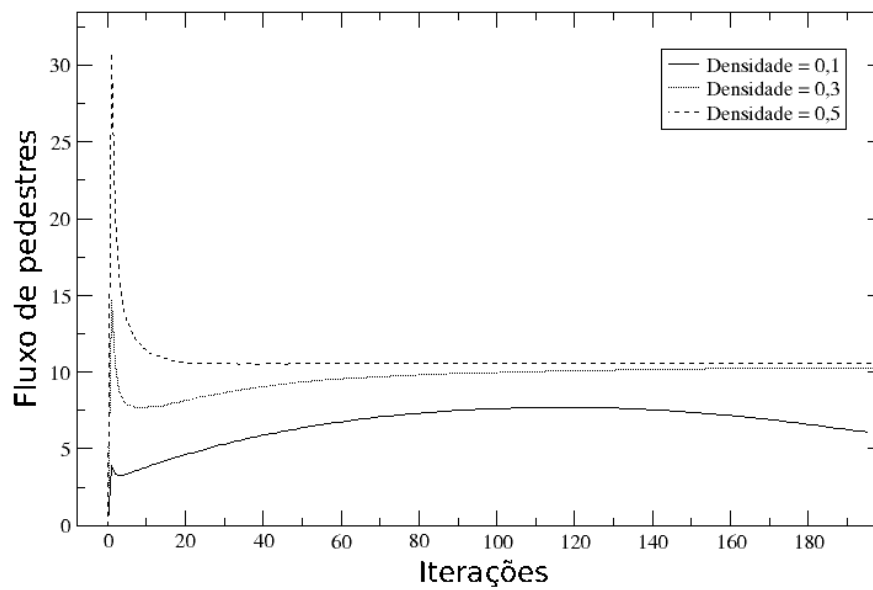


Figura 5.32: Fluxo de pedestres para Experimento 16

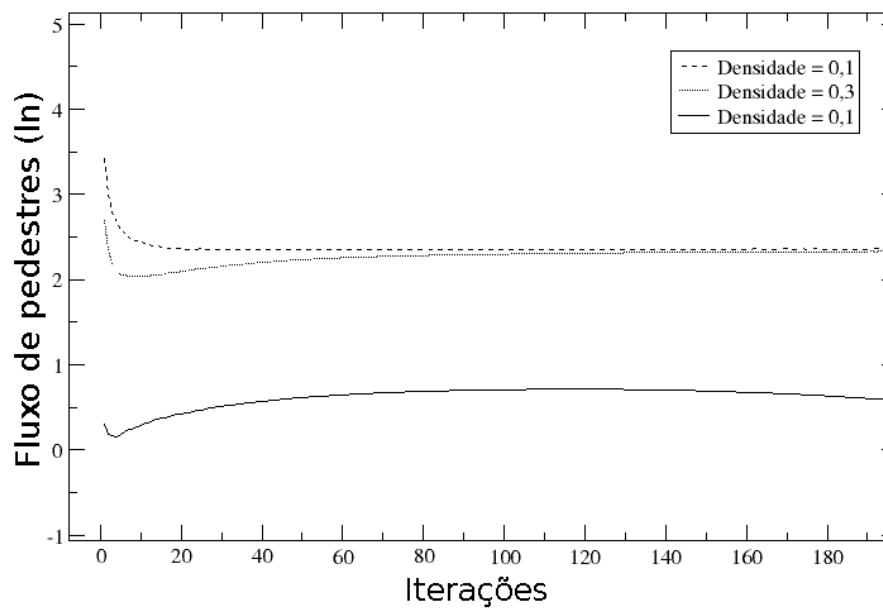


Figura 5.33: Fluxo de pedestres em escala logarítmica para Experimento 16

### 5.5.5 Formação de Filas

Este experimento objetiva mostrar a formação de filas em um corredor (30X15 células) com 65 pedestres. Ao contrário dos outros experimentos este experimento foi simulado em um protótipo desenvolvido em SeSAm (Capítulo 4). A Tabela 5.16 apresenta a configuração dos parâmetros para este experimento. A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres. Não há campo estático, pois não existe uma saída. Os Coeficientes são escolhidos da seguinte maneira:  $K_s = 0$  pois não há campo estático;  $K_d = 1$  pois permite os pedestres seguirem as trilhas dos outros pedestres originando filas;  $K_r = 1$ ,  $E1 = 0,6$ ,  $E2 = 0,2$  permitem um leve efeito de repulsão entre os pedestres. O parâmetro de difusão  $\alpha = 0,05$  e o parâmetro de decaimento  $\delta = 0,15$  permitem a existência de trilhas mais bem definidas e com uma duração maior. Condições periódicas são estabelecidas nas bordas para a formação das filas, ou seja, o corredor é toroidal. Desta maneira as filas não são destruídas por pedestres entrando em posições aleatórias, esta mesma abordagem é adotada por (HELBING; MOLNÁR, 1995) e (BURSTEDDE; et al, 2001).

Tabela 5.16: Parâmetros da simulação para Experimento 17

Parâmetros	Experimento 17
$K_s$	0
$K_d$	1
$K_r$	1
$\alpha$	0,05
$\delta$	0,15
$E1$	0,6
$E2$	0,2
Iteração	cada iteração representa 1 segundo
Tamanho do corredor	30 X 15 células

Os resultados dos experimentos são apresentados na Figura 5.34. Durante o tempo inicial os pedestres estão aleatoriamente distribuídos e não há formação de filas (Figuras 5.34(a)). Após algum tempo de simulação a formação de filas pode ser claramente observada nas Figuras 5.34(b), 5.34(c) e 5.34(d). O tamanho das filas e suas posições não são um resultado da configuração espacial inicial dos pedestres, mas sim resultado das interações entre pedestres. Apesar da Figura 5.34(e) não apresentar claramente a formação de filas, é possível observar que o fluxo de pedestres é mais organizado que durante o tempo inicial (Figura 5.34(a)).



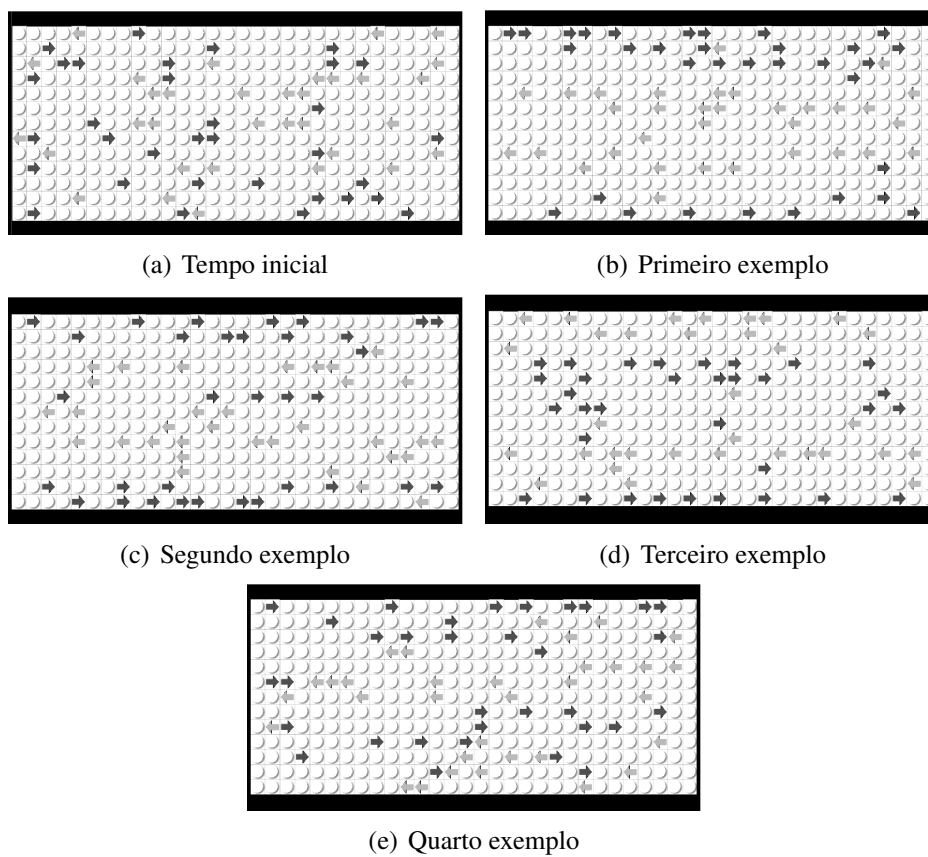


Figura 5.34: Formação de filas, Experimento 17

### 5.5.6 Evacuação de auditório

Este experimento é a evacuação de um auditório, 27 X 43 células, em uma situação de pânico. O objetivo deste experimento é testar o coeficiente de obstrução (Seção 3.7) e a probabilidade de transição em uma situação de pânico (Seção 3.8, Equação 3.7). Ao contrário dos outros experimentos este experimento foi simulado em um protótipo desenvolvido em SeSAM (Capítulo 4).

As cadeiras do auditório têm um coeficiente de obstrução  $T_{i,j} = 0,9$  (Seção 3.7). No tempo  $t = 0$  há 237 indivíduos distribuídos nas cadeiras do auditório (Figura 5.35(a)). Pedestres estão em pânico após o anúncio que precisam evacuar o auditório rapidamente. Pedestres em pânico tem um forte comportamento de grupo ( $K_s = 0,8$ ,  $K_d = 2$ ,  $K_r = 1$ ,  $E1 = 0.6$  e  $E2 = 0.3$ ). O parâmetro de difusão  $\alpha = 0,05$  e o parâmetro de decaimento  $\delta = 0,15$  permitem a existência de trilhas mais bem definidas e com uma duração maior. Os parâmetros da simulação são apresentados na Tabela 5.17 A velocidade dos pedestres é como descrita na Seção 5.1 e a população é formada por 50% homens e 50% mulheres.

Tabela 5.17: Parâmetros da simulação para Experimento 18

Parâmetros	Experimento 18
$K_s$	0,8
$K_d$	2
$K_r$	1
$\alpha$	0,05
$\delta$	0,15
$E1$	0,6
$E2$	0,2
Iteração	cada iteração representa 1 segundo
Tamanho do auditório	27 X 43 células
Tamanho da porta	3

A Figura 5.35 mostra a evacuação do auditório durante três fases, no início (Figura 5.35(a)), meio da evacuação (Figura 5.35(b)) e perto do fim da evacuação (Figura 5.35(c)). Nas últimas duas figuras (Figuras 5.35(b) e 5.35(c)) é possível ver pedestres caminhando sobre as cadeiras do auditório.

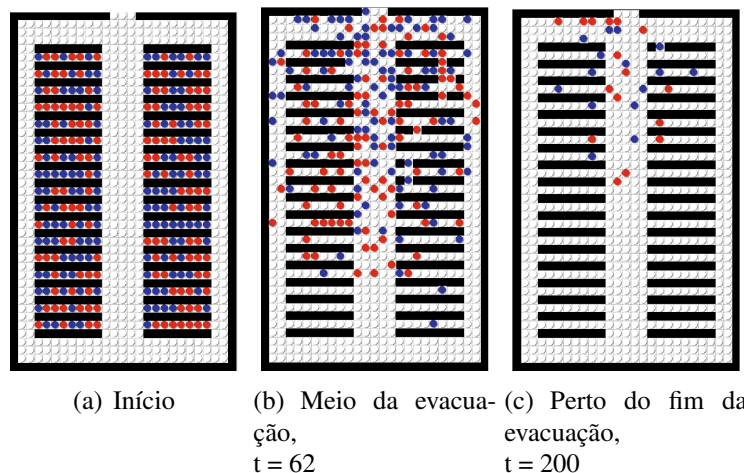


Figura 5.35: Evacuação do auditório

O fluxo de pedestres (Figura 5.36) aumenta até um máximo quando o tempo é próximo a 125 iterações e começa a decrescer quando o tempo é próximo a 150 segundos. Isto ocorre pois não existem pedestres suficientes dentro do auditório para manter o fluxo de pedestres alto. O fato da probabilidade de escape (Figura 5.37) ser próxima a 0,7 no tempo 125 segundos indicam que a maioria dos pedestres já deixou o auditório e corrobora a afirmação anterior.

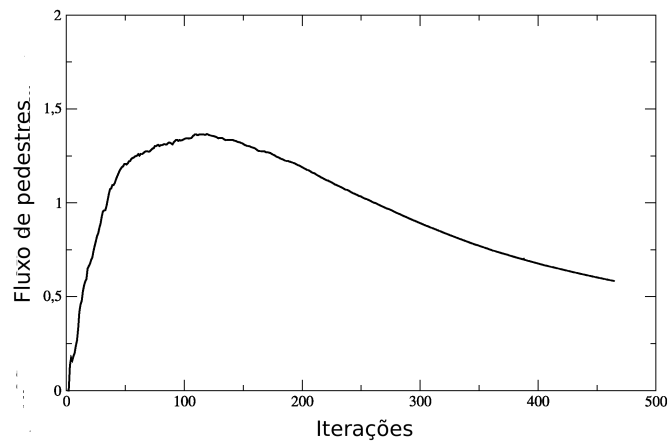


Figura 5.36: Fluxo de pedestres para Experimento 18

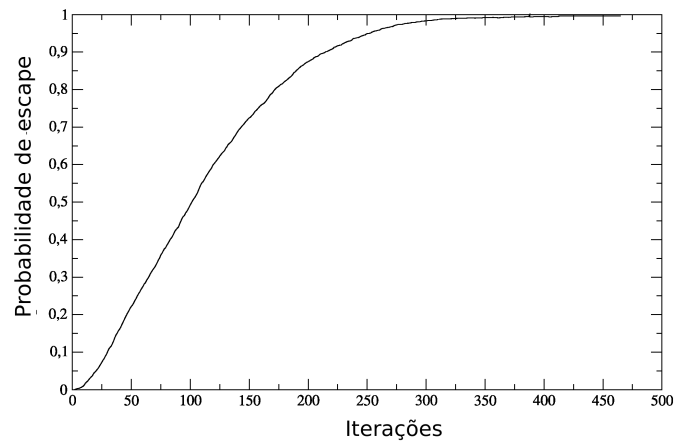


Figura 5.37: Probabilidade de escape para Experimento 18

## 5.6 Conclusão dos experimentos

Para analisar e validar a abordagem *Walker* realizou-se 18 experimentos. Foram realizados três experimentos comparando os resultados obtidos com os resultados de outro modelo (Seção 5.3). Os experimentos de validação (Experimentos 1, 2 e 3) indicam que a abordagem possui as mesmas tendências e um comportamento aproximado do demonstrado por outro modelo.

Estudou-se os parâmetros da abordagem e mediu-se a influência destes na simulação (Seção 5.4.1 até 5.4.7). Os experimentos de análise dos parâmetros da abordagem explicitam através de diversos gráficos como o comportamento do sistema é afetado pelas diversas variações dos parâmetros.

A influência do tamanho da porta na evacuação de uma sala foi demonstrada na Seção 5.5.1. O experimento mostra que neste cenário, a influência do tamanho da porta tem um limite, acima deste limite o tamanho da porta influencia pouco nos tempos de evacuação.

Os resultados do experimento com diferentes porcentagem da população no regime ótimo (Seção 5.5.2) indicam que uma população homogênea e uma população heterogênea de pedestres resultam em comportamentos macroscópicos diferentes. As análises indicam que grupos de pedestres com características diversas possuem probabilidades de escape diferentes e contribuem de maneira diferentes no comportamento macroscópico do sistema.

Os experimentos que medem a influência do tamanho da sala, porta e número de pedestres (Seção 5.5.3) e da densidade de pedestres (Seção 5.5.4) mostram que um aumento nestes fatores levam a aumentos nos tempos de evacuação e diminuição da probabilidade de escape.

A capacidade de formação de filas em corredores é demonstrada na Seção 5.5.5 e a evacuação de um auditório em situação de pânico na Seção 5.5.6.

Com este conjunto de experimento buscou-se validar a abordagem, verificar a influência da variação dos seus parâmetros e por fim, investigar algumas situações da dinâmica de pedestres.

## 6 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

O estudo do estado da arte da dinâmica de pedestres permitiu descobrir a existência de espaço para a criação de novos modelos e abordagens capazes de simular diversos tipos de situações, com um bom desempenho e comprometidos com uma descrição acurada da dinâmica de pedestres. O objetivo deste trabalho foi o desenvolvimento de uma abordagem (Abordagem *Walker*, Capítulo 3) e protótipo de ambiente para simulação da dinâmica de pedestres baseado em sistemas multiagentes (Capítulo 4).

*Walker* é um abordagem baseado no modelo proposto por Schadschneider descrito na Seção 2.2 e nos artigos (BURSTEDDE; et al, 2002; KIRCHNER; SCHADSCHNEIDER, 2002; SCHADSCHNEIDER, 2002b). O modelo base foi escolhido (detalhes no Capítulo 3) pois é um modelo baseado em autômato celular, estocástico, microscópico, comprovadamente capaz de simular características da dinâmica de pedestres.

Entretanto este modelo, também como visto na Seção 2.4, possui características que podem ser melhoradas. Principalmente o fato de que em modelos contínuos e autômatos celulares, todos os pedestres são modelados uniformemente, desconsiderando-se as diferenças entre os pedestres. Desta maneira adotou-se uma abordagem de sistemas multiagentes para a abordagem *Walker*, que permite uma melhor descrição das características individuais e uma implementação mais clara do que uma abordagem baseada em autômatos celulares.

A abordagem *Walker* representa diversas características de pedestres: sexo, velocidade, conhecimento da geometria, comportamento de grupo e comportamento de evitar obstáculos. Além disto, a abordagem inclui diferentes distribuições de velocidades baseado no sexo dos pedestres, adição de comportamento de evitar obstáculos através do campo repulsivo, comportamento individual baseado nos coeficientes de sensibilidade e coeficiente de obstrução em cenários de pânico.

Para analisar e validar a abordagem *Walker* realizou-se 18 experimentos. Foram realizados experimentos comparando os resultados obtidos com os resultados de outro modelo (Seção 5.3). Estes experimentos indicam que a abordagem possui as mesmas tendências e um comportamento aproximado do demonstrado por outro modelo.

Estudou-se os parâmetros da abordagem e mediu-se a influência destes na simulação (Seção 5.4.1 até 5.4.7). Os experimentos de análise dos parâmetros da abordagem explicitam através de diversos gráficos como o comportamento do sistema é afetado pelos diversas variações dos parâmetros.

A influência do tamanho da porta na evacuação de uma sala foi demonstrada na Seção 5.5.1. O experimento mostra que neste cenário, acima de um limite o tamanho da porta influencia pouco nos tempos de evacuação.

Os resultados do experimento com diferentes porcentagem da população no regime ótimo (Seção 5.5.2) indicam que uma população homogênea e uma população hetero-

gêna de pedestres resultam em comportamentos macroscópicos diferentes. As análises indicam que grupos de pedestres com características diversas possuem probabilidades de escape diferentes e contribuem de maneira diferentes no comportamento macroscópico do sistema.

Os experimentos que medem a influência do tamanho da sala, porta e número de pedestres (Seção 5.5.3) e da densidade de pedestres (Seção 5.5.4) mostram que um aumento nestes fatores levam a aumentos nos tempos de evacuação e diminuição da probabilidade de escape.

A capacidade de formação de filas em corredores é demonstrada na Seção 5.5.5 e a evacuação de um auditório em situação de pânico na Seção 5.5.6.

As contribuições deste trabalho são: adição de efeitos repulsivos (campo repulsivo descrito na Seção 3.4.2, coeficiente de sensibilidade para o campo repulsivo descrito na Seção 3.5), coeficiente de obstrução para simular objetos transponíveis em situações de pânico (Seção 3.7), pedestres com diferentes velocidades (Seção 3.6) baseados no sexo (Seção 5.1), uma abordagem multiagentes para dinâmica de pedestres que permite pedestres com comportamentos individuais através dos coeficientes de sensibilidade (Seção 3.5 e 3.11), e a implementação de um protótipo da abordagem *Walker* (Capítulo 4). Além dos experimentos descritos na Seção 5.

Trabalhos futuros que podem ser realizados para aprimorar a abordagem e o protótipo incluem: implementar o coeficiente de obstrução no protótipo (Seção 3.7), alteração da abordagem para suportar uma grade hexagonal, validar a distribuição de velocidade para homens e mulheres para diferentes cenários, criar simulações com pedestres de mais diversas características.

Em uma grade hexagonal os pedestres possuem seis graus de liberdade ao invés de quadro de uma grade quadrada. A obtenção de dados sobre a distribuição de velocidade de homens e mulheres é importante para validar as simulações. Finalmente, simulações com mais de dois grupos de pedestres são importantes para analisar como a dinâmica de pedestres é afetada por pedestres com diferentes características.

## REFERÊNCIAS

- ADLER, J. L.; BLUE, V. J. Toward the Design of Intelligent Traveller Information Systems. **Transportation Research Part C**, [S.l.], v.6, p.157–172, 1998.
- ADLER J. L.; BLUE, V. J. Cellular Automata Model Of Emergent Collective Bi-Directional Pedestrian Dynamics. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON ARTIFICIAL LIFE 7, 2000, Portland. **Proceedings...** Cambridge: MIT, 2000. p.437–445.
- ADLER, J. L.; BLUE, V. J. Flow Capacities from Cellular Automata Modeling of Proportional Splits of Pedestrian by Direction. In: SCHRECKENBERG, M.; SARMA, S. D. (Ed.). **Pedestrian and Evacuation Dynamics**. Berlin: Springer, 2002. p.115–121.
- BAK, P. **How Nature Works, The science of self-organized criticality**. New York: Springer-Verlag, 1996.
- BURSTEDDE, A.; et al. Cellular Automaton Approach to Pedestrian Dynamics – Applications. In: SCHRECKENBERG, M.; SARMA, S. D. (Ed.). **Pedestrian and Evacuation Dynamics**. Berlin: Springer, 2002. p.87–97.
- BURSTEDDE, C.; et al. Simulation of pedestrian dynamics using a two-dimensional cellular automaton. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [S.l.], v.295, p.507–525, June 2001.
- CHOWDHURY, D.; NISHINARI, K.; SCHADSCHNEIDER, A. Self-organized patterns and traffic flow in Colonies of organisms: from bacteria and social insects to vertebrates. **Phase Transitions: A Multinational Journal**, [S.l.], v.77, n.5-7, p.601–624, May - June 2004.
- COUZIN, I. D.; FRANKS, N. R. Self-organized lane formation and optimized traffic flow in army ants. **Proceedings Royal Society B**, [S.l.], v.270, n.1511, p.139–146, Jan. 2003.
- GIPPS, P. G.; MARKSJÖ, B. A micro-simulation model for pedestrian flows. **Mathematics and Computers in Simulation**, [S.l.], v.27, p.95–105, Apr. 1985.
- HELBING, D.; et al. Active Walker Model for the Formation of Human and Animal Trail Systems. **Physical Review E**, [S.l.], v.56, n.3, p.2527–2539, Sept. 1997.
- HELBING, D.; et al. Self-organizing pedestrian movement. **Environment and Planning B: Planning and Design**, [S.l.], v.28, p.361–383, May 2001.
- HELBING, D.; FARKAS, I.; VICSEK, T. Simulating dynamical features of escape panic. **Nature**, [S.l.], v.407, n.6803, p.487–490, 2000.

HELBING, D.; FARKAS, I.; VICSEK, T. Simulation of Pedestrian Crowds in Normal and Evacuation Situations. In: SCHRECKENBERG, M.; SARMA, S. D. (Ed.). **Pedestrian and Evacuation Dynamics**. Berlin: Springer, 2002. p.21–58.

HELBING, D.; MOLNÁR, P. Social force model for pedestrian dynamics. **Phys. Rev. E**, [S.l.], v.51, n.5, p.4282–4286, 1995.

HENDERSON, L. F.; LYONS, D. J. Sexual differences in human crowd motion. **Nature**, [S.l.], v.240, p.353–355, 1972.

KIRCHNER, A.; NISHINARI, K.; SCHADSCHNEIDER, A. Friction effects and clogging in a cellular automaton model for pedestrian dynamics. **Physical Review E**, [S.l.], v.67, n.5, May 2003.

KIRCHNER, A.; SCHADSCHNEIDER, A. Simulation of evacuation processes using a bionics-inspired cellular automaton model for pedestrian dynamics. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, [S.l.], v.312, p.260–276, Sept. 2002.

NISHINARI, K.; et al. Extended floor field CA model for evacuation dynamics. **IEICE Transactions on Information and Systems**, [S.l.], v.E87-D, n.1, p.726–732, Mar. 2004.

OSARAGI, T. Modeling of Pedestrian Behavior and Its Applications to Spatial Evaluation. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON AUTONOMOUS AGENTS AND MULTIAGENT SYSTEMS, 2004. **Proceedings...** [S.l.: s.n.], 2004. p.836–843.

PEREZ, G. J.; et al. Streaming, disruptive interference and power-law behavior in the exit dynamics of confined pedestrians. **Physica A**, [S.l.], v.312, n.3–4, p.609–918, Sept 2002.

SCHADSCHNEIDER, A. Traffic flow: a statistical physics point of view. **Physica A**, [S.l.], v.313, n.1–2, p.153–187, Oct. 2002.

SCHADSCHNEIDER, A. Cellular Automaton Approach to Pedestrian Dynamics – Theory. In: SCHRECKENBERG, M.; SARMA, S. D. (Ed.). **Pedestrian and Evacuation Dynamics**. Berlin: Springer, 2002. p.75–85.

SCHRECKENBERG, M.; SHARMA, S. D. **Pedestrian and Evacuation Dynamics**. Berlin: Springer, 2002.

SHNERB, N. M.; et al. The importance of being discrete: life always wins on the surface. **Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America**, [S.l.], v.97, n.19, p.10322–10324, Sept. 2000.



## APÊNDICE A DETALHES DE IMPLEMENTAÇÃO

Este Apêndice descreve em detalhes as classes e métodos do protótipo Walker. Apresenta-se os diagramas UML das principais classes do protótipo. A Figura A.1 representa as diversas classes do sistema e o relacionamento entre elas. A classe Sim é a classe principal que agrega todas as outras classes.

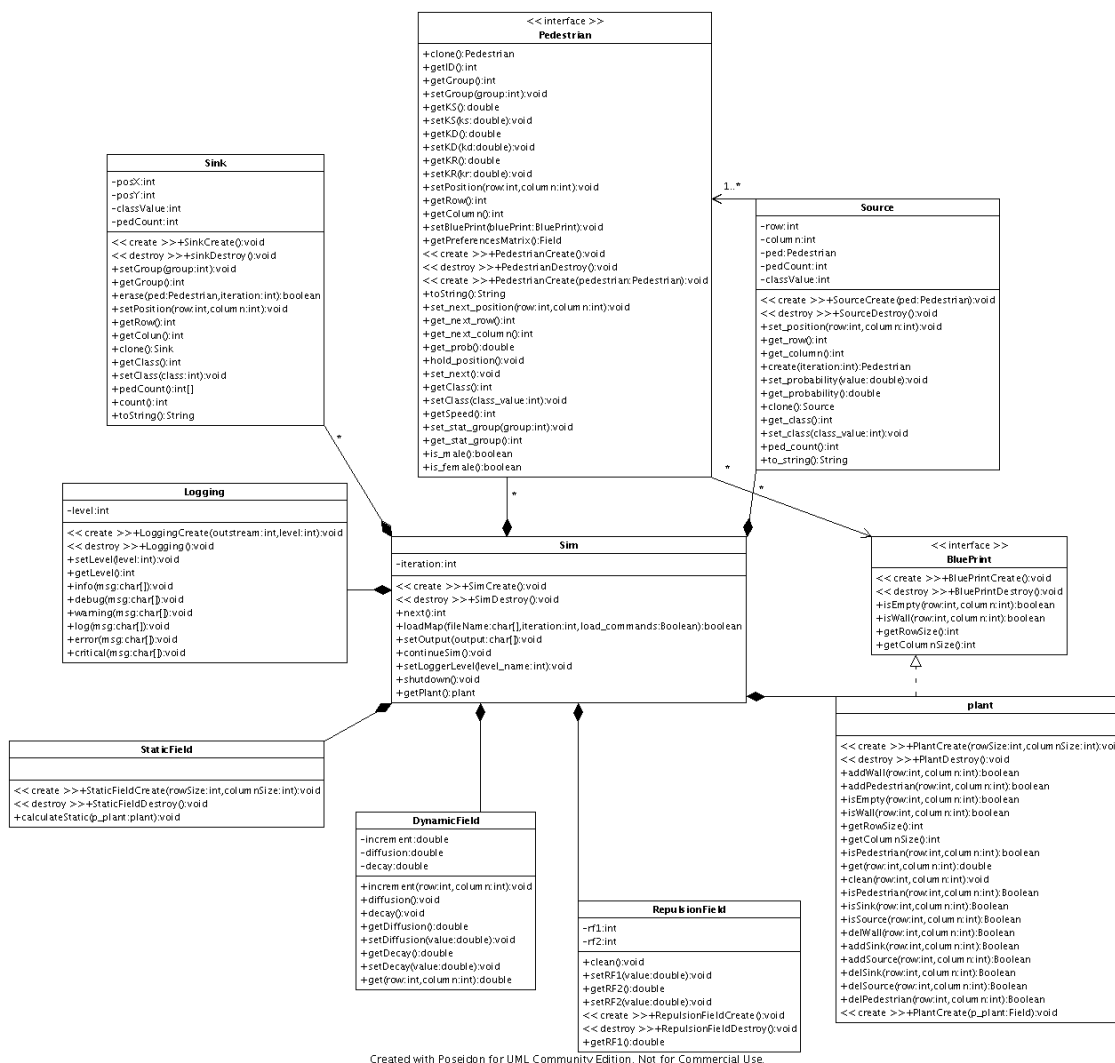


Figura A.1: Diagrama

**Field:** A classe *Field* representa uma matriz de números reais. O diagrama UML da

Figura A.2 representa o diagrama de generalização da classe *Field*. A seguir os métodos são descritos.

**Field(row,column)** - constrói a matriz de números reais com um número de linhas igual a *row* e um número de colunas igual a *column* inicializada com valores zero.

**Field(Field)** - faz uma cópia de um outro objeto da classe *Field*.

~**Field()** destrutor.

**get(row,column)** - retorna o valor da matriz na posição (*row,column*). Se a posição especificada estiver fora dos limites da matriz o valor zero é retornado.

**set(row,column,value)** - atribui o valor *value* para a posição (*row,column*) da matriz.

**getRowSize()** - retorna o número de linhas da matriz.

**getColumnSize()** - retorna o número de colunas da matriz.

**Blueprint:** A classe *Blueprint* é uma classe abstrata que representa uma mapa do ambiente. Pode ser utilizado pela classe *Pedestrian* para o cálculo de rotas. A seguir os métodos são descritos.

**Blueprint()** - construtor.

~**Blueprint()** - destrutor.

**isEmpty(row,column)** - retorna verdadeiro se a posição (*row,column*) não possui obstáculo (paredes, objetos).

**getRowSize()** - retorna o número de linhas que o mapa possui.

**getColumnSize()** - retorna o número de colunas que o mapa possui.

**isWall(row,column)** - retorna verdadeiro caso a posição (*row,column*) é uma parede.

**Plant:** A classe *Plant* representa um mapa do ambiente, a posição de todos os pedestres, saídas (classe *sinks*) e entradas (classe *sources*). Essa classe implementa a classe abstrata *Blueprint* e herda a classe *Field*. A seguir os métodos são descritos.

**Plant(row,column)** - constrói um mapa com o número de linhas e colunas especificado.

**Plant(Plant)** - constrói um mapa a partir de outro já existente.

**Plant ()** - destrutor.

**getRowSize()** - retorna o número de linhas que o mapa possui.

**getColumnSize()** - retorna o número de colunas que o mapa possui.

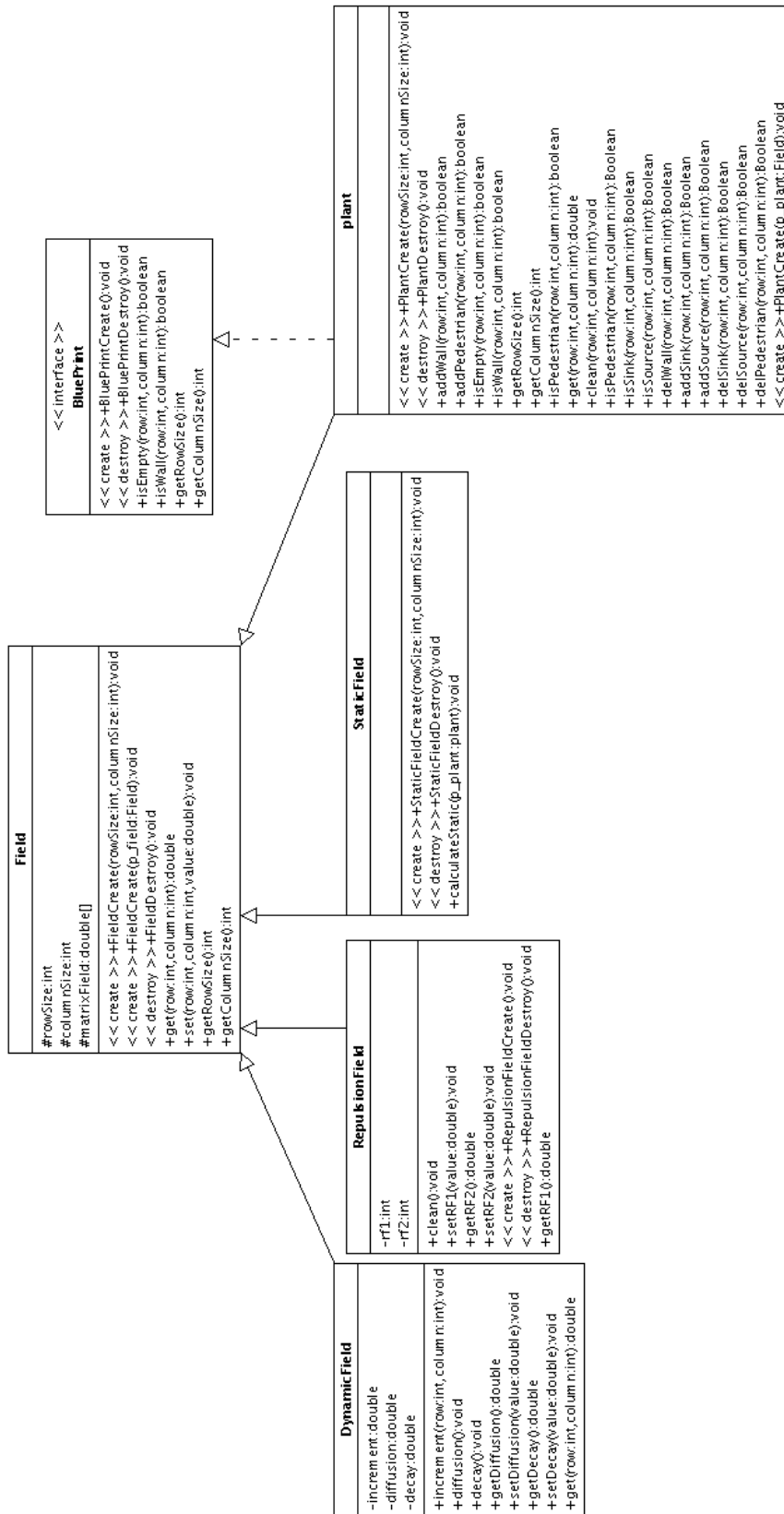
**clean(row, column)** - torna a posição (*row,column*) vazia.

**addWall(row, column)** - adiciona uma parede na posição (*row,column*).

**delWall(row, column)** - apaga uma parede na posição (*row,column*).

**addPedestrian(row, column)** - adiciona um pedestre na posição (*row,column*).

**delPedestrian(row, column)** - apaga um pedestre na posição (*row,column*).



Created with Poseidon for UML Community Edition. Not for Commercial Use.

Figura A.2: Diagrama de classe - generalização da classe Field

**isEmpty(row, column)** - retorna verdadeiro se a posição (*row, column*) está vazia.

**isWall(row, column)** - retorna verdadeiro se a posição (*row, column*) está ocupada por uma parede.

**isPedestrian(row, column)** - retorna verdadeiro se a posição (*row, column*) está ocupada por um pedestre.

**isSink(row, column)** - retorna verdadeiro se a posição (*row, column*) está ocupada por uma saída (objeto da classe *sink*).

**isSource(row, column)** - retorna verdadeiro se a posição (*row, column*) está ocupada por uma entrada (objeto da classe *source*).

**addSink(row, column)** - adiciona uma saída (objeto da classe *sink*) na posição (*row, column*).

**delSink(row, column)** - apaga uma saída (objeto da classe *sink*) na posição (*row, column*).

**addSource(row, column)** - adiciona uma entrada (objeto da classe *source*) na posição (*row, column*).

**delSource(row, column)** - apaga uma entrada (objeto da classe *source*) na posição (*row, column*).

**DynamicField:** A classe *DynamicField* implementa o conceito de campo dinâmico explicado na Seção 3.4.3. Esta classe herda a classe *Field*. A seguir os métodos são descritos.

**DynamicField( row, columnun)** - constrói um campo dinâmico com o número de linhas e colunas especificado.

**~DynamicField()** - destrutor.

**increment( row, column)** - incrementa o campo dinâmico na posição (*row, column*).

**diffusion()** - aplica o algoritmo de difusão (Seção 3.4.3, Algoritmo 2) em todo o campo.

**decay()** - aplica o algoritmo de decaimento (Seção 3.4.3, Algoritmo 1) em todo campo.

**setDiffusion(value)** - configura a probabilidade de difusão.

**getDiffusuion()** - retorna a probabilidade de difusão.

**setDecay(value)** - configura a probabilidade de decaimento.

**getDecay()** - retorna a probabilidade de decaimento.

**getRowSize()** - retorna o número de linhas do campo dinâmico.

**getColumnSize()** - retorna o número de colunas do campo dinâmico.

**get( row, column)** - retorna o valor do campo dinâmico na posição (*row, column*).

**RepulsionField:** A class *RepulsionField* implementa o conceito de campo repulsivo explicado na Seção 3.4.2. Esta classe herda a classe *Field*. A seguir os métodos são descritos.

**Repulsionfiel(row, column)** - constrói um campo repulsivo com o número de linhas e colunas especificado.

~**RepulsionField()** - destrutor.

**get(row, column)** - retorna o valor do campo repulsivo na posição (*row, column*).

**setRF1()** - configura o valor da constante E1 do campo repulsivo.

**getRF1()** - retorna o valor da constante E1 do campo repulsivo.

**setRF2(value)** - configura o valor da constante E2 do campo repulsivo.

**getRF2()** - retorna o valor da constante E2 do campo repulsivo.

**clean()** - configura todas as células do campo com o valor zero.

**getRowSize()** - retorna o número de linhas do campo repulsivo.

**getColumnSize()** - retorna o número de colunas do campo repulsivo.

**calc(Plant)** - calcula o campo repulsivo (Seção 3.4.2) a partir de um mapa com as posições dos pedestres (Classe *Plant*).

**StaticField:** A class *StaticField* representa o campo estático descrito na Seção 3.4.1. Esta classe herda a classe *Field*.

**StaticField(row, column)** - constrói um campo estático com o número de linhas e colunas especificado.

~**StaticField()** - destrutor.

**calculateStatic(Plant)** calcula o campo estático (Seção 3.4.1) a partir de um mapa (classe *Plant*) com a posição das paredes e das saídas.

**Sink:** O diagrama UML da Figura A.3(a) representa a classe *Sink*. Esta classe representa uma saída da simulação. São as portas e portões por onde os pedestres deixam as salas e edifícios. A seguir os métodos da classe são descritos.

**Sink()** - constrói uma *Sink*.

**Sink(Sink )** - constrói um *Sink* a partir de outro existente.

**Sink()** - destrutor.

**erase(Pedestrian , iteration)** - retorna verdadeiro se o objeto *Pedestrian* deve ser removido da simulação no passo de simulação *iteration*.

**clone()** - retorna uma cópia do *Sink*.

**setPosition(row, column)** - configura a posição do *Sink* para (*row, column*).

**getRow()** - retorna a linha ocupada pelo *Sink*.

**getColumn()** - retorna a coluna ocupada pelo *Sink*.

**getClass()** - retorna o identificador da classe do *Sink*.

**setClass(class)** - configura o identificador da classe do *Sink*.

**pedCount()** - retorna quantos pedestres saíram por este *Sink*.

**count()** - retorna quantos pedestres saíram por qualquer *Sink*.

**toString()** - retorna uma descrição textual da classe.

**Logging:** O diagrama UML da Figura A.3(c) representa a classe *Logging*. Esta classe realiza o sistema de log da do simulador. A seguir os métodos da classe são descritos.

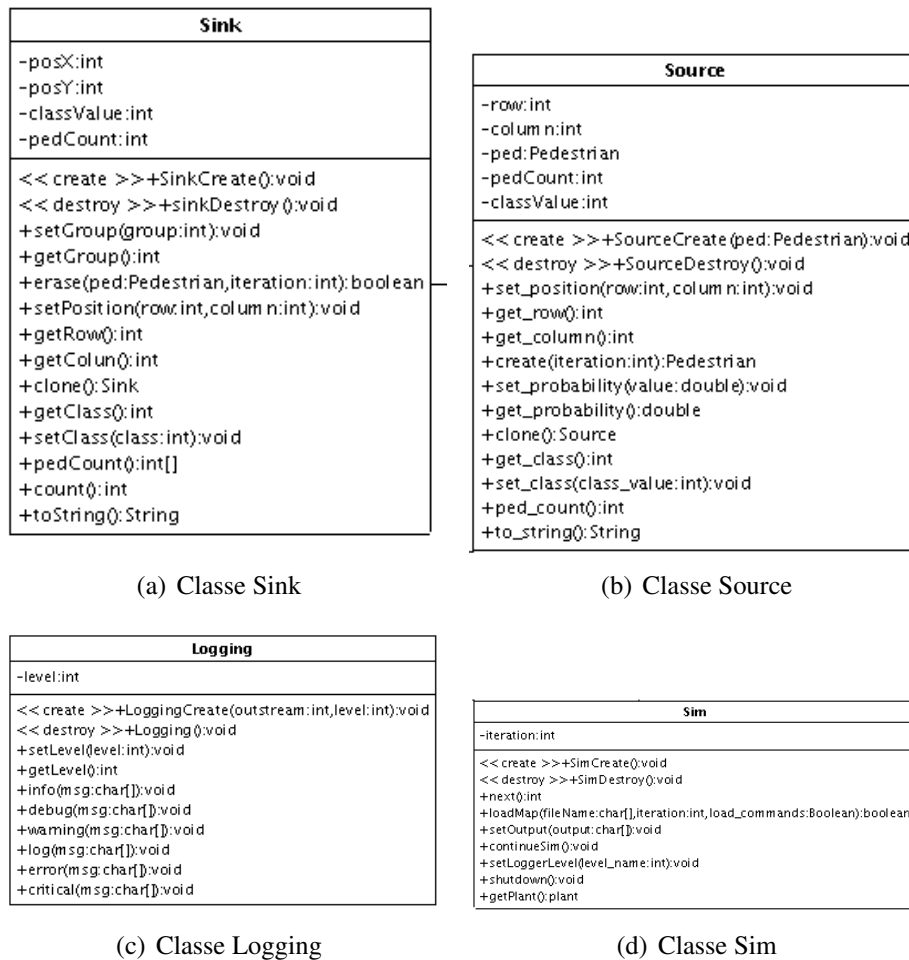


Figura A.3: Principais classes

**Logging( file, level)** - constrói um log no arquivo de nome *file* que imprimira informações apenas com o nível de prioridade maior ou igual que *level*. Os níveis de prioridade, do maior para o menor, são: *critical*, *error*, *log*, *warning*, *info*, *debug*.

**Logging()** - destrutor.

**setLevel( levelName)** - configura o nível de prioridade do log para *levelName*. Apenas informações com o nível de prioridade maior ou igual que *levelName* serão impressas.

**getLevel()** - retorna o nível de prioridade do log.

**debug( string )** - imprime a mensagem *string* com prioridade *debug*.

**info( string )** - imprime a mensagem *string* com prioridade *info*.

**warning( string )** - imprime a mensagem *string* com prioridade *warning*.

**log( string )** - imprime a mensagem *string* com prioridade *log*.

**error( string )** - imprime a mensagem *string* com prioridade *error*.

**critical( string )** - imprime a mensagem *string* com prioridade *critical*.

**shutdown()** - fecha o arquivo de log.

**Source:** O diagrama UML da Figura A.3(b) representa a classe *Source*. Esta classe representa as entradas no sistema. São as portas e portões por onde os pedestres entram nas salas e edifícios. Os pedestres tem uma probabilidade de serem criados. Essa probabilidade é configura pelos métodos da classe. Caso seja necessário criar *Sources* com distribuições de probabilidades mais complexas está classe deve ser estendida. A seguir os métodos da classe são descritos.

**Source( Pedestrian )** - constrói um *Source*. O objeto *Pedestrian* criado pelo *source* é passado como parâmetro para o construtor.

**~Source()** - destrutor.

**create( iteration )** - retorna um ponteiro para um Pedestre caso seja possível criar um pedestre durante o passo de simulação *iteration*, caso contrário retorna um ponteiro *NULL*.

**set\_position( row, column )** - configura a posição do *Source* como sendo (*row*,*column*).

**get\_row()** - retorna a linha ocupado pelo *Source*.

**get\_column()** - retorna a coluna ocupado pelo *Source*.

**clone()** - retorna uma cópia do *Source*.

**get\_class()** - retorna o identificador da classe do *Source*.

**set\_class( class\_value )** - configura o identificador da classe do *Source*.

**ped\_count()** - retorna o número de pedestres criados até o momento pelo *Source*.

**to\_string()** - retorna uma descrição textual da classe.

**set\_probability( prob )** - configura a probabilidade de criação do pedestre como sendo *prob*.

**get\_probability()** - retorna a probabilidade de criação do pedestre.

**Pedestrian:** O diagrama UML da Figura A.4 representa a classe *Pedestrian* e seu diagrama de generalização. Esta classe abstrata representa os pedestres na simulação, seus coeficientes de sensibilidade (Seção 3.5), matriz de preferências (Seção 3.3) e velocidade (Seção 3.6). Cada pedestre com um tipo de matriz de preferências deve implementar os métodos desta classe abstrata. A seguir os métodos da classe são descritos.

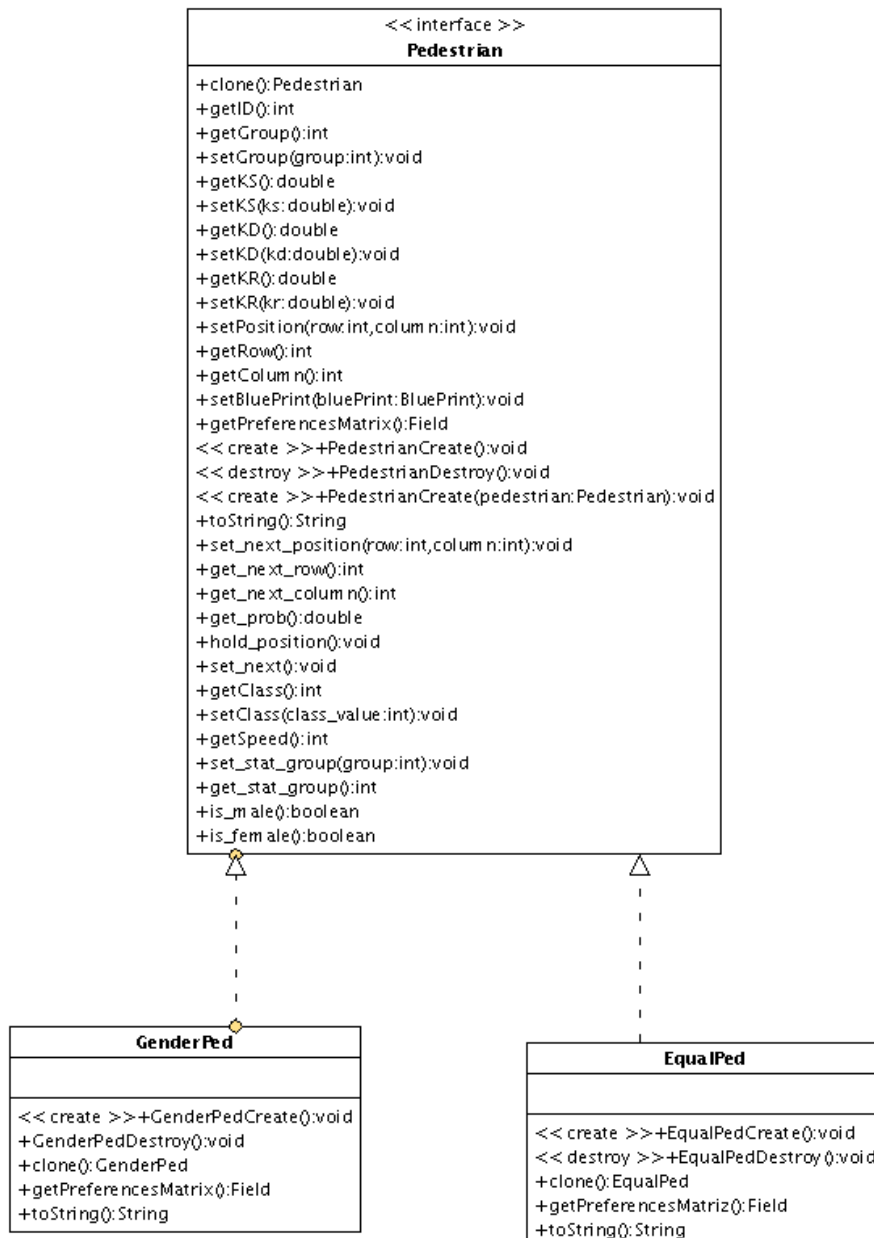


Figura A.4: Diagrama de generalização da classe *Pedestrian*

**Pedestrian()** - constrói um pedestre.

**Pedestrian( Pedestrian )** - constrói um pedestre a partir de outro existente.

**~Pedestrian()** - destrutor.

**clone()** - faz uma cópia do pedestre.



- toString()** - retorna uma representação textual da classe.
- getID()** - retorna um identificador único do objeto.
- getGroup()** - retorna o identificador do campo dinâmico do pedestre.
- setGroup( group\_id )** - configura o identificador do campo dinâmico do pedestre.
- getKS()** - retorna o coeficiente de sensibilidade  $K_s$  do pedestre (Seção 3.5).
- setKS( value )** - configura o coeficiente de sensibilidade  $K_s$  do pedestre (Seção 3.5).
- getKD()** - retorna o coeficiente de sensibilidade  $K_d$  do pedestre (Seção 3.5).
- setKD( value )** - configura o coeficiente de sensibilidade  $K_d$  do pedestre (Seção 3.5).
- getKR()** - retorna o coeficiente de sensibilidade  $K_r$  do pedestre (Seção 3.5).
- setKR( value )** - configura o coeficiente de sensibilidade  $K_r$  do pedestre (Seção 3.5).
- preferencesMatrix()** - retorna a matriz de preferência do pedestre (Seção 3.3).
- setPosition( row, column )** - configura a posição do pedestre para  $(row, column)$ .
- set\_next\_position( row, column, prob )** - configura a decisão do próximo movimento do pedestre como sendo  $(row, column)$  com probabilidade  $prob$ .
- getRow()** - retorna a linha ocupada pelo pedestre.
- get\_next\_row()** - retorna a posição da linha escolhida pra ser ocupada pelo pedestre no próximo passo.
- get\_next\_column()** - retorna a posição da coluna escolhida pra ser ocupada pelo pedestre no próximo passo.
- get\_prob()** - retorna a probabilidade de ocupar a próxima posição escolhida pelo pedestre.
- hold\_position()** - o pedestre mantém a posição atual.
- set\_next()** - o pedestre executa o movimento e atualiza sua posição atual.
- getColumn()** - retorna a coluna ocupada pelo pedestre.
- setBlueprint( Blueprint )** - configura o mapa (Classe *Blueprint*) utilizado pelo pedestre. O pedestre *pode* utilizar a classe *Blueprint* como mapa para gerar rotas. Apesar de nenhum pedestre implementar esta funcionalidade de geração de rotas, ela é possível. Isto foi previsto durante o projeto do simulador para facilitar melhorias futuras.
- getClass()** - retorna o identificador da classe *Pedestrian*.
- setClass( int )** - configura o identificador da classe *Pedestrian*.
- getSpeed()** - retorna a velocidade do pedestre em células por iteração.
- set\_stat\_group( PedGroupID )** - retorna a qual grupo o pedestre pertence. Este grupo é somente para avaliação de dados estatísticos de grupos de pedestres.
- get\_stat\_group()** - configura a qual grupo o pedestre pertence. Este grupo é somente para avaliação de dados estatísticos de grupos de pedestres.
- is\_male()** - retorna verdadeiro caso o pedestre seja homem. Função para dados estatísticos.
- is\_female()** - retorna verdadeiro caso o pedestre seja mulher. Função para dados estatísticos.

**EqualPed:** O diagrama UML da Figura A.4 representa a classe *EqualPed*. Esta classe representa os pedestres com a seguinte matriz de preferências (Tabela A.1) e velocidade 1 célula por iteração. A seguir os métodos da classe são descritos.

Tabela A.1: Matriz de preferências

	0.2	
0.2	0.2	0.2
	0.2	

**EqualPed()** - constrói um pedestre.

**EqualPed( ped )**- constrói uma cópia do pedestrian *ped*.

**~EqualPed()**- destrutor.

**clone()**- retorna uma cópia do objeto.

**preferencesMatrix()**- retorna a matriz de preferência do pedestre (Seção 3.3).

**toString()**- retorna uma representação textual da classe.

**GenderPed:** O diagrama UML da Figura A.4 representa a classe *GenderPed*. Esta classe representa os pedestres com a seguinte matriz de preferências (Tabela A.1) e velocidade dependendo do sexo do pedestre (Seção 3.6). Cada pedestre tem 50% de chance de ser homem e 50% de ser mulher. Isto é determinado aleatoriamente durante a criação do objeto. A seguir os métodos da classe são descritos.

**GenderPed()** - constrói um pedestre.

**GenderPed( ped )** - constrói uma cópia do pedestrian *ped*.

**~GenderPed()** - destrutor.

**clone()** - retorna uma cópia do objeto.

**preferencesMatrix()** - retorna a matriz de preferência do pedestre (Seção 3.3).

**toString()** - retorna uma representação textual da classe.

**is\_male()** - retorna verdadeiro caso o pedestre seja homem. Função para dados estatísticos.

**is\_female()** - retorna verdadeiro caso o pedestre seja mulher. Função para dados estatísticos.

**Sim:** O diagrama UML da Figura A.3(d) representa a classe *Sim*. Esta classe representa o simulador e implementa as regras de probabilidades de transição (Seção 3.8). A seguir os métodos da classe são descritos.

**Sim()** - constrói um simulador.

**~Sim()** - destrutor.

**next()** - executa um passo de simulação e retorna a interação atual.

**continueSim()** - continua executando a simulação até não restar nenhum pedestre no cenário.

**loadMap( file, iteration, loadCommands )** - carrega do arquivo XML *file* da interação *iteration*. Caso o parâmetro *loadCommands* seja verdadeiro carrega os comandos contidos no arquivo.

**setLoggerLevel( levelName )** - configura o nível de informação do logger do simulador para *levelName* (veja classe Logging).

**shutdown()** - finaliza o simulador.

**setOutputFile( file )** - configura o arquivo de saída do simulador.

**getPlant()** - retorna uma classe *Plant* com as posições das classes *Pedestrian*, *Sink* e *Source*.