UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA POLITÉCNICA

MARIA CAROLINA TIBURCIO DIAS BELOTTI

**Simulação da dinâmica de multidões baseada no modelo de forças
sociais**

**São Paulo
2020**

MARIA CAROLINA TIBURCIO DIAS BELOTTI

**Simulação da dinâmica de multidões baseada no modelo de forças
sociais**

Versão Corrigida

Dissertação apresentada à Escola Politécnica
da Universidade de São Paulo para obtenção
do título de Mestre em Ciências

Área de concentração: Engenharia Mecânica

Orientador: Prof. Dr. Flavius Portella Ribas
Martins

São Paulo
2020

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 4 de dezembro de 2020

Assinatura do autor:

Maria Belotti

Assinatura do orientador:

[Assinatura]

Catálogo-na-publicação

Maria Carolina, Belotti

Simulação da dinâmica de multidões baseada no modelo de forças sociais /
B. Maria Carolina, F. . . P. R. Martins -- versão corr. -- São Paulo, 2020.
64 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São
Paulo. Departamento de Engenharia Mecânica.

1.Aglomerção de pessoas(comportamento; Simulação 2.Circulação de
pedestre (modelagem) 3.Dinamica não linear 4.Sistemas complexos
I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de
Engenharia Mecânica II.t. IV.Martins, Flavious Portella Ribas

Resumo

A modelagem do comportamento e da dinâmica de pedestres tem se beneficiado dos recentes avanços na capacidade de processamento de grandes quantidades de dados e de simulação de cenários complexos. Estes modelos permitem a prevenção de acidentes em aglomerações e evacuações, e adquirem ainda maior importância no cenário atual, em que a perspectiva de novas pandemias introduz o desafio de controlar o fluxo de pessoas dentro de estádios de esporte, estações de metrô e trem, e em outros espaços urbanos. Neste trabalho, investigamos as diferentes estratégias de modelagem de dinâmica de pedestres em situações de aglomeração, e selecionamos o modelo de forças sociais, proposto por Helbing e Molnar em 1995, como o centro de nossa pesquisa. Desenvolvemos uma implementação deste modelo em Python 3.8 utilizando conceitos de modelagem baseada em agentes e programação orientada a objetos, e testamos a nossa implementação em diversos cenários propostos na literatura. Em particular, comparamos dados de experimentos realizados por [Feliciani e Nishinari \(2016\)](#) com o que obtivemos em simulações, concluindo que o modelo é capaz de reproduzir a dinâmica esperada, porém que se faz necessário um trabalho mais avançado de calibração de seus diversos parâmetros.

Palavras-chave: forças sociais, modelagem de pedestres, sistemas complexos, auto-organização, dinâmica não-linear, comportamentos coletivos

Abstract

Pedestrian behavior and dynamics modeling has greatly benefited from recent advances in our ability to process large amounts of data and to simulate complex scenarios. These models allow us to prevent accidents in crowded events and to plan safer evacuations. The importance of this area of study has recently been renewed in the current global scenario, when the prospect of new emerging pandemics introduces the challenge of controlling the flow of people inside shopping malls, subway and train stations, and in other urban spaces. In this work, we have investigated the different strategies used for modeling pedestrian dynamics in crowded situations, and have selected the model of social forces, proposed by Helbing and Molnar in 1995, as the center of our research. We developed an implementation of this model in Python 3.8 using agent-based modeling concepts and object-oriented programming, and tested our implementation in several scenarios proposed in the literature. In particular, we compared data from experiments carried out by Feliciani and Nishinari in 2016, with what we obtained in simulations, concluding that the model is capable of reproducing the expected dynamics, but that more advanced work on the calibration of its various parameters is necessary.

Keywords: social forces, crowd behavior modeling, complex systems, self-organization, non-linear dynamics, collective behavior

Lista de ilustrações

Figura 1 – Elipse de influência de cada agente β	21
Figura 2 – Diagrama de classes da implementação do modelo de forças sociais. . .	27
Figura 3 – Variação da força de relaxamento e da velocidade em um agente livre com velocidade inicial nula e velocidade desejada 1.34 m.s^{-1}	30
Figura 4 – Variação de trajetória após desvio angular em relação à direção desejada.	30
Figura 5 – Análise de sensibilidade ao parâmetro τ , com $V_0 = 2,1 \text{ m}^2.\text{s}^{-2}$. Os valores das variáveis dos dois agentes são iguais, porém em sentidos opostos, por isso optamos por representar apenas o que obtemos para o agente da esquerda.	31
Figura 6 – Encontro entre dois agentes para diferentes valores de V_0	33
Figura 7 – Encontro entre dois agentes para diferentes valores de Δt	34
Figura 8 – Campos de forças de repulsão em relação às bordas em dois cenários de simulação.	35
Figura 9 – Trajetórias e velocidades de um agente passando por uma porta para diferentes valores de U_0	36
Figura 10 – Situação-base: fluxo de saída de pedestres com $V_0 = 2.1\text{m}^2.\text{s}^{-2}$ (os eixos representam posições em metros)	38
Figura 11 – Padrão emergente: formação de vias de fluxo unidirecional em corredores com $V_0 = 2.1\text{m}^2.\text{s}^{-2}$ (os eixos representam posições em metros)	40
Figura 12 – Padrão emergente: formação de vias de fluxo unidirecional em corredores com $V_0 = 21\text{m}^2.\text{s}^{-2}$ (os eixos representam posições em metros)	41
Figura 13 – Diagrama do corredor onde foram realizados os experimentos	42
Figura 14 – Posições iniciais dos indivíduos em cada um dos quatro experimentos .	43
Figura 15 – Exemplo de simulação do cenário unidirecional 6/0	44
Figura 16 – Exemplo de simulação do cenário 5/1	45
Figura 17 – Exemplo de simulação do cenário 4/2	46
Figura 18 – Exemplo de simulação do cenário unidirecional 3/3	47
Figura 19 – Diagrama da distribuição de pedestres pelo ambiente nos instantes que definem o início de cada fase do fenômeno de formação de vias	48
Figura 20 – Comparação do tempo de cruzamento dos agentes artificiais e dos pedestres	51
Figura 21 – Valor médio da componente x da velocidade em módulo dos agentes em cada um dos cenários, agrupado por grupo	52
Figura 22 – Comparação dos resultados do modelo com dados experimentais	53
Figura 23 – Valor médio da componente y da velocidade em módulo dos agentes em cada um dos cenários, agrupado por grupo	54
Figura 24 – Comparação dos resultados do modelo com dados experimentais	55

Lista de símbolos

v_{α}^0	Velocidade desejada do agente α
$\vec{e}_{\alpha}$	Direção desejada do agente α
τ_{α}	Tempo de relaxamento
$V_{\alpha\beta}^0$	Magnitude máxima da repulsão entre os agentes α e β
σ	Decaimento da repulsão entre agentes
$U_{\alpha B}^0$	Magnitude máxima da repulsão entre o agente α a borda B
R	Decaimento da repulsão em relação às bordas
Δt	Horizonte de tempo em que os agentes tentam antever e desviar dos seus vizinhos.
c	Fator de suavização de elementos fora do ângulo de visão
2ϕ	Ângulo de visão
v_{α}^{max}	Velocidade máxima do agente α
$\vec{F}_{\alpha}^0$	Força de relaxamento que atua sobre o pedestre α
$\vec{f}_{\alpha\beta}$	Força de repulsão do pedestre α em relação ao β
$\vec{F}_{\alpha\beta}$	Força de repulsão do pedestre α em relação ao β com atenuação devida ao ângulo de visão
$\vec{f}_{\alpha i}$	Força de atração entre o pedestre α e um elemento i do ambiente
$\vec{F}_{\alpha B}$	Força de repulsão do pedestre α em relação a uma borda B
$\vec{F}_{\alpha}(t)$	Força resultante atuando sobre o pedestre α
$r_{\alpha}(\vec{t})$	Posição do pedestre α

Sumário

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Objetivos	16
2	REVISÃO DE LITERATURA	17
2.1	Contextualização Teórica	17
2.2	Fundamentos Conceituais para o Estudo de Multidões	17
2.3	O Modelo de Forças Sociais	19
2.3.1	Força de Relaxamento - $\vec{F}_\alpha^0(v_\alpha^\rightarrow, v_\alpha^0 e_\alpha^\rightarrow)$	20
2.3.2	Forças de Repulsão entre Agentes - $\vec{f}_{\alpha\beta}(r_{\alpha\beta}^\rightarrow)$	21
2.3.3	Forças de Atração entre Pedestres - $\vec{f}_{\alpha i}$	22
2.3.4	Campo de Visão	22
2.3.5	Forças de Repulsão em Relação às Bordas - $\vec{F}_{\alpha B}(r_{\alpha B}^\rightarrow)$	22
2.3.6	Formulação Final do Modelo	23
3	MATERIAIS E MÉTODOS	25
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	29
4.1	Verificação do Modelo	29
4.1.1	Força de Relaxamento	29
4.1.2	Força de Repulsão entre Agentes	32
4.1.3	Força de Repulsão em Relação às Bordas	35
4.1.4	Simulações com mais Agentes	37
4.2	Comparação com Resultados Experimentais	42
5	CONCLUSÃO	57
5.1	Direções Futuras de Pesquisa	58
	REFERÊNCIAS	61

1 Introdução

Multidões humanas por si só são objeto de estudo interessante pois, dependendo de certas características ainda pouco compreendidas, podem ser importantes forças de mobilização social e política, como em protestos e manifestações, ou trazem consigo tragédias como a morte de 21 pessoas durante o festival de música eletrônica Love Parade em julho de 2010 ([HELBING; MUKERJI, 2012](#)).

No início deste projeto, em 2018, modelos de simulação de multidões eram utilizados principalmente no planejamento de grandes infraestruturas urbanas, como estádios de futebol e estações de metrô, com o fim de viabilizar o fluxo intenso de pessoas. À época, estes modelos também eram reconhecidos pela sua capacidade de simular evacuações emergenciais, de forma a evitar óbitos causados pela aglomeração de pessoas em saídas de emergência, por exemplo, e garantindo condições mínimas de segurança.

Um último uso bastante disseminado até então dos conhecimentos resultantes do estudo de multidões era a reprodução computacional de acidentes cuja causa direta é a alta densidade de pessoas. Existem inúmeros exemplos de tragédias como estas, principalmente em festas de rua, e em peregrinações religiosas (para exemplos, ver ??) e [Helbing e Mukerji \(2012\)](#)). Nestas situações, a multidão torna-se tão densa que as vítimas vêm a óbito por asfixia mecânica indireta resultante de compressão torácica (ver [Gill e Landi \(2004\)](#)). O uso de simulações de aglomerações pode servir, nestes casos, para amparar decisões judiciais, demonstrando as falhas de planejamento que conduziram ao acidente.

Em 2020, nosso tema de pesquisa adquiriu nova importância, devido à emergência e à disseminação em escala global da COVID-19. Atualmente, compreender a movimentação de multidões tornou-se parte de uma linha de questionamento maior sobre a maneira como a mobilidade urbana e a própria lógica de ocupação humana do espaço podem influenciar o padrão espacial de disseminação de doenças emergentes.

As doenças transmissíveis novas, ou emergentes, se disseminam de formas que desafiam os modelos epidemiológicos clássicos, nos quais costuma-se partir da hipótese de que as populações são homogêneas e de que a probabilidade de encontro entre os indivíduos é constante. Estas premissas são satisfatórias quando o número de infectados, suscetíveis e recuperados é grande, porém isso não costuma acontecer em doenças emergentes ou surtos ([BRAUER, 2008](#)). Para compreender e prevenir a disseminação destas doenças, se faz necessário o uso de modelos complexos que sejam capazes de incorporar maior heterogeneidade individual e diferenças de mobilidade humana (para uma revisão destas novas técnicas, ver ([KEELING; EAMES, 2005](#))).

Em 16 de março de 2020, a publicação do nono relatório do Imperial College

London por [Ferguson et al. \(2020\)](#) iniciou um movimento global de implementação de medidas de controle não farmacológico da COVID-19 que envolviam principalmente o distanciamento social e a redução da circulação de pessoas, para limitar a ocupação de leitos de UTI e garantir assistência médica a um número maior de doentes. A imposição destas medidas trouxe à tona as dificuldades práticas e éticas de impedir a proximidade entre as pessoas, principalmente no contexto urbano, de forma que, passado o primeiro momento de aumento exponencial do número de casos, pelo menos em países da Europa e da Ásia, surge naturalmente a pergunta: quais movimentos de pessoas são essenciais para a retomada das atividades econômicas? Como retomar os ciclos diários de mobilidade urbana sem causar novos avanços da doença?

Tendo em vista este novo cenário, nosso objetivo inicial de estudar a dinâmica de multidões de seres humanos adquire renovada importância. Além dos riscos já conhecidos associados a situações de alta de densidade de pessoas, cabe também refletir sobre em que grau estas aglomerações podem favorecer a disseminação de doenças como a COVID-19, e de que maneira seria possível agir para mitigar este problema.

O restante deste trabalho está dividido da seguinte maneira: na seção 2, descrevemos o problema da dinâmica de multidões dentro do contexto mais geral de estudo de comportamentos coletivos, e detalhamos o modelo de forças sociais, que utilizaremos neste trabalho. A seguir, em 3, descrevemos a nossa implementação do modelo. Por fim, em 4, comentamos sobre o processo de verificação da implementação e de comparação com dados experimentais.

1.1 Objetivos

Nossos objetivos com este projeto são:

1. Investigar as diferentes estratégias de modelagem do comportamento de multidões de seres humanos descritas na literatura.
2. Implementar o modelo de forças sociais conforme descrito em [Helbing \(2012\)](#).
3. Analisar e discutir os resultados obtidos utilizando a implementação do modelo
4. Comparar dados experimentais com resultados de simulações, estudando o fenômeno de emergência de vias de sentidos contrários em corredores com fluxo bidirecional de pedestres.

2 Revisão de Literatura

2.1 Contextualização Teórica

Desde a década de 70, diversas estratégias de modelagem foram empregadas na tentativa de reproduzir os fenômenos observados no deslocamento de multidões de seres humanos, principalmente com o objetivo de simular aglomerações virtuais para controlar o fluxo de pessoas em grandes eventos, planejar obras de infraestrutura de transporte urbano utilizando simuladores como o [Legion \(2019\)](#), e para garantir a segurança operacional em evacuações emergenciais (como em [Helbing, Johansson e Al-Abideen \(2007\)](#)).

Paralelamente a isso, nas ciências biológicas, houve um avanço imenso no conhecimento sobre insetos sociais e evolução do comportamento social sintetizado por [Wilson \(1971\)](#), que resultou em novas reflexões e teorias sobre a formação de agregações de animais, como em [Hamilton \(1971\)](#). A partir da década de oitenta, talvez por causa da possibilidade de construir simulações computacionais mais sofisticadas, três trabalhos, [Vicsek et al. \(1995\)](#), [Aoki \(1982\)](#) e [Reynolds \(1987\)](#), inauguraram um esforço de modelagem e reprodução da dinâmica observada em grupos coesos de animais, como estorninhos (*Sturnus vulgaris*) e diversas espécies de peixes.

Nas últimas duas décadas, estas duas linhas de pesquisa tão distantes tem se reunido no estudo do que é chamado de comportamento coletivo ([SUMPTER, 2010](#)). Esta área de investigação procura explorar comparativamente os padrões que emergem da organização social em diversas espécies tentando estabelecer diferenças e similaridades dentro de um contexto evolutivo, levando em consideração as possibilidades cognitivas e comportamentais dos diferentes tipos de organismos. Dentro deste contexto, a modelagem de multidões de seres humanos vem recebendo novos tratamentos, como o desenvolvido por ([BICHO et al., 2012](#)), inspirado em modelos de colonização espacial utilizados para estudo de padrões de venação em plantas.

2.2 Fundamentos Conceituais para o Estudo de Multidões

Nesta seção, definiremos melhor qual é o problema de estudo propriamente dito, tentando dar-lhe escala temporal e espacial. Em seguida, comentaremos brevemente sobre algumas das estratégias empregadas para abordar a modelagem de multidões de humanos e, por fim, descreveremos mais detalhadamente o modelo que optamos por estudar neste trabalho.

É ainda incerto quantos indivíduos são necessários para compor o que se chama

de "multidão", assim como é difícil definir exatamente em que situações um cardume de peixes, ou um bando de aves, forma um todo coeso. É claro que pode ser chamada de multidão a aglomeração que se forma em Meca durante a Hajj, ou mesmo a que se observa em estações de metrô e de trem na cidade de São Paulo, porém o que dizer de situações intermediárias, de menor densidade, em que os indivíduos podem se mover com maior liberdade?

Estas perguntas ainda não possuem respostas, porém parece haver um consenso na literatura de que o comportamento coletivo possui duas características: primeiro, as ações de cada indivíduo dentro do grupo são dominadas pela influência dos demais, como afirmam [Vicsek e Zafeiris \(2012\)](#). Segundo, costuma-se observar que os padrões globais observados em um coletivo de organismos em deslocamento formam-se espontaneamente, sem controle central explícito. A este fenômeno se dá o nome de *emergência*. Nestes casos, costuma-se dizer que ocorre auto-organização, e os estados futuros do sistema não podem ser previstos apenas pela extrapolação da dinâmica individual de cada partícula ([CAMAZINE et al., 2014](#)).

Os fenômenos que estudaremos, além disso, ocorrem em escala temporal curta, geralmente de minutos ou horas, e em espaço restrito. Com o fim de reduzir o número de parâmetros de estudo na fase de desenvolvimento, costuma-se trabalhar com configurações espaciais simples, como corredores, esquinas, ou salas fechadas, porém as aplicações em larga escala deste tipo de modelo já são capazes de lidar com cenários complexos, inclusive aplicados a infraestruturas desenhadas em CAD.

Geralmente as estratégias utilizadas para modelagem de comportamento de multidões são divididas em três categorias, de acordo com a escala a ser estudada. Os modelos macroscópicos tentam reproduzir os padrões observados em multidões considerando que estas aglomerações formam um conjunto contínuo, e utilizam mecânica dos fluidos para analisar as variações de densidade e fluxo em diferentes cenários. O principal exemplo deste tipo de abordagem foi desenvolvido por [Hughes \(2002\)](#).

Uma outra estratégia comum é a chamada "mesoscópica", em que cada pedestre é identificado como uma unidade capaz de mover-se no espaço de forma estocástica. São utilizadas, neste contexto, ferramentas matemáticas derivadas da teoria cinética de gases para descrever os padrões globais resultantes das interações entre os pedestres, como feito por [Henderson \(1971\)](#). A população é considerada homogênea, e a velocidade e a posição de cada indivíduo são independentes das dos demais, hipóteses estas que nem sempre são coerentes com a realidade.

A abordagem mais empregada hoje em dia para modelagem de multidões é a microscópica. Neste tipo de modelo, os pedestres são entidades capazes de mover-se de maneira autônoma por um ambiente virtual de acordo com regras pré-determinadas que podem ser definidas de diversas maneiras. [Burstedde et al. \(2001\)](#), por exemplo, utilizam

autômatos celulares para simular o comportamento de evacuação de uma sala em condições de visibilidade reduzida, em que pedestres tendem a seguir uns aos outros, enquanto [Batty, Desyllas e Duxbury \(2003\)](#) implementaram um algoritmo de aprendizagem espacial em um sistema com diversos tipos de agentes que se deslocam em uma festa de rua.

A principal vantagem da abordagem microscópica é a possibilidade de considerar a heterogeneidade de agentes e de padrões de comportamento na construção do modelo. Esta versatilidade permite a incorporação de aspectos cognitivos e comportamentais às simulações, tais como a existência de grupos familiares, ou a diferenciação de grupos étnico-culturais, tornando-as mais realistas. Um interessante exemplo de aplicação deste tipo complexo de modelo é a reconstrução histórica em um ambiente de realidade virtual, feita por [Shao e Terzopoulos \(2007\)](#), de uma estação de trem demolida em 1963.

A escolha da técnica utilizada na construção do modelo fica a cargo do pesquisador e deve ser justificada pela natureza do problema a ser investigado. De um modo geral, considera-se que, apesar de multidões humanas serem sistemas discretos, nem sempre é computacionalmente viável considerá-las como tal, de forma que modelos microscópicos possuem limitações na simulação de grandes aglomerações. Por outro lado, o uso de uma abordagem macroscópica recebe críticas pelo fato de multidões não satisfazerem as hipóteses necessárias para serem consideradas como fluidos. Por último, a analogia entre pedestres e moléculas de um gás nem sempre é apropriada pois o número de pedestres em uma multidão é infinitamente menor do que o número de moléculas em um gás ([BELLOMO; PICCOLI; TOSIN, 2012](#)).

2.3 O Modelo de Forças Sociais

O modelo de forças sociais resulta da formalização matemática da idéia de que, em algumas situações específicas, as motivações que produzem comportamentos podem ser representadas por forças. Esta formalização foi proposta inicialmente por [Helbing e Molnár \(1995\)](#) e tornou-se um dos modelos mais utilizados desde então para modelagem do comportamento de multidões. Anos depois da publicação original, em [Helbing \(2012\)](#), foram introduzidas modificações na formulação original, mantendo, porém, a sua estrutura fundamental. Neste trabalho, adotamos os parâmetros e a notação da publicação original, de 1995, porém incorporamos as modificações mais recentes, de 2012, que produzem resultados mais realistas.

Neste modelo, cada indivíduo é considerado como uma partícula de massa m_α (em geral, considerada de valor unitário), sob a ação de uma força resultante $\vec{F}_\alpha(t)$ que representa a sua *motivação para a ação*, e é produzida pelas suas interações com o ambiente e com os demais agentes do sistema. O modelo também prevê a existência de flutuações aleatórias, que representam eventuais variações do comportamento individual dos agentes

ou ações que resultam de decisões não automáticas. Desta forma, se $\vec{v}_\alpha(t)$ é a velocidade do pedestre, então pode-se descrever a força que determina seu movimento pela seguinte equação:

$$\begin{cases} m_\alpha \frac{d\vec{v}_\alpha}{dt} = \vec{F}_\alpha(t) + \text{flutuações} \\ \frac{d\vec{r}_\alpha}{dt} = \vec{v}_\alpha(t) \end{cases} \quad (2.1)$$

Para obtermos a trajetória de cada pedestre, portanto, precisamos encontrar as forças que, somadas, resultam em $\vec{F}_\alpha(t)$. Estas forças são agrupadas em quatro categorias: (i) força de relaxamento, que descreve o processo de manobra do agente na direção desejada, conforme seu objetivo pessoal, (ii) forças de repulsão entre agentes do sistema, assumindo que indivíduos preferem manter-se a alguma distância uns dos outros, (iii) forças de repulsão em relação às bordas e objetos do ambiente, e (iv) forças de atração entre agentes, causadas pela formação de grupos familiares, por exemplo. A seguir, descreveremos como obter cada uma destas forças.

2.3.1 Força de Relaxamento - $\vec{F}_\alpha^0(\vec{v}_\alpha, v_\alpha^0 \vec{e}_\alpha)$

Cada pedestre deseja atingir uma certa posição, $\vec{r}_\alpha^0$ utilizando a rota mais curta, que pode ser aproximada por um polígono de arestas: $\vec{r}_\alpha^1, \vec{r}_\alpha^2, \dots, \vec{r}_\alpha^n \doteq \vec{r}_\alpha^0$. Se $\vec{r}_\alpha(t)$ é a posição do pedestre no instante t , e $\vec{r}_\alpha^k$ é o próximo ponto a ser alcançado na rota ideal, sua direção preferida de movimento será dada por:

$$\vec{e}_\alpha(t) \doteq \frac{\vec{r}_\alpha^k - \vec{r}_\alpha(t)}{\|\vec{r}_\alpha^k - \vec{r}_\alpha(t)\|} \quad (2.2)$$

O agente, portanto, se não estivesse sob nenhuma outra influência, mover-se-ia com a velocidade desejada, de módulo v_α^0 , na direção $\vec{e}_\alpha(t)$. Acontece, porém, que a interação com os demais elementos do sistema provoca alterações nesta velocidade desejada, de maneira que o agente precisa sempre redirecionar sua trajetória, o que é feito com tempo de relaxamento τ_α . Este processo de adaptação é descrito pela *força de relaxamento* da seguinte maneira:

$$\vec{F}_\alpha^0(\vec{v}_\alpha, v_\alpha^0 \vec{e}_\alpha) := \frac{1}{\tau_\alpha} (v_\alpha^0 \vec{e}_\alpha - \vec{v}_\alpha) \quad (2.3)$$

Esta força é proporcional à variação da velocidade vetorial real do agente, $\vec{v}_\alpha$, em relação à velocidade desejada dada por v_α^0 , ou seja, quanto maior a variação, maior a força de correção. O parâmetro τ_α determina a agressividade deste processo de adaptação.

2.3.2 Forças de Repulsão entre Agentes - $f_{\alpha\beta}(\vec{r}_{\alpha\beta})$

Para reproduzir o que acontece na interação entre os agentes, o modelo assume que os indivíduos possuem uma tendência a se repelir conforme se aproximam. Dado um outro agente β , é definida uma força $f_{\alpha\beta}$ que varia conforme a distância $r_{\alpha\beta}$ entre os dois agentes. Esta força é calculada por:

$$f_{\alpha\beta}(\vec{r}_{\alpha\beta}) := -\nabla_{\vec{r}_{\alpha\beta}} V_{\alpha\beta}[b(\vec{r}_{\alpha\beta})] \quad (2.4)$$

em que o potencial $V_{\alpha\beta}[b(\vec{r}_{\alpha\beta})]$ pode, a princípio, ser qualquer função monotonicamente decrescente. Os autores utilizam em suas simulações a exponencial a seguir, em que $V_{\alpha\beta}^0$ e σ são constantes obtidas empiricamente:

$$V_{\alpha\beta}(b) = V_{\alpha\beta}^0 e^{\frac{-b}{\sigma}} \quad (2.5)$$

A definição da função $b(\vec{r}_{\alpha\beta})$, que determina o espaço de influência do agente α , tem como objetivo simular a maneira como, ao caminhar, o pedestre não só mantém uma certa distância de outros agentes, mas também evita a mesma posição que os agentes ao seu redor ocuparão no instante seguinte. Desta forma, a função $b(\vec{r}_{\alpha\beta})$ será o semi-eixo menor de uma elipse de distância focal $(\vec{v}_\beta - \vec{v}_\alpha)\Delta t$, em que um dos focos é a posição do agente β , e o outro é a posição que o agente β ocuparia depois de um tempo Δt (ver Figura 1), de maneira que a função é dada por:

$$2b := \sqrt{(\|\vec{r}_{\beta\alpha}\| + \|\vec{r}_{\beta\alpha} - (\vec{v}_\beta - \vec{v}_\alpha)\Delta t\|)^2 - (\|\vec{v}_\beta - \vec{v}_\alpha\|\Delta t)^2} \quad (2.6)$$

Figura 1 – Elipse de influência de cada agente β .

2.3.3 Forças de Atração entre Pedestres - $\vec{f}_{\alpha i}$

De maneira semelhante ao que foi feito acima, é possível que os pedestres sejam atraídos por outros agentes, ou por elementos fixos no ambiente (uma tabela de horários de vôos, por exemplo). Esta força de atração, $\vec{f}_{\alpha i}$, pode ser modelada por um potencial monotonicamente crescente, $W_{\alpha i}(\|\vec{r}_{\alpha i}\|, t)$, em que $\vec{r}_{\alpha i} = \vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_i$, e temos:

$$\vec{f}_{\alpha i} := -\nabla_{\vec{r}_{\alpha i}} W_{\alpha i}(\|\vec{r}_{\alpha i}\|, t) \quad (2.7)$$

Observe que esta força, ao contrário da força de repulsão entre agentes, não descreve uma característica intrínseca à maneira como cada agente se comporta, mas sim um cenário específico em que há um elemento atrativo no ambiente.

2.3.4 Campo de Visão

Durante a deambulação, somos mais influenciados por elementos que estão dentro do nosso campo de visão. Isto é incorporado no modelo apenas nas forças de repulsão e de atração descritas até agora. Forças geradas por objetos que estão atrás do agente focal são suavizadas por um fator c , com $0 < c < 1$, de modo que sua influência sobre o movimento é menor. Para isso, sendo 2ϕ o ângulo de visão de cada indivíduo, introduzimos a seguinte função auxiliar:

$$w(\vec{e}, \vec{f}) := \begin{cases} 1 & \text{se } \vec{e} \cdot \vec{f} \geq \|\vec{f}\| \cos \phi \\ c & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.8)$$

Desta maneira, a força final de repulsão existente entre os pedestres α e β é:

$$\vec{F}_{\alpha\beta}(\vec{e}_{\alpha}, \vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_{\beta}) := w(\vec{e}_{\alpha}, -\vec{f}_{\alpha\beta}) \vec{f}_{\alpha\beta}(\vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_{\beta}) \quad (2.9)$$

E, analogamente, a força de atração entre pedestres e outros elementos do ambiente é dada por:

$$\vec{F}_{\alpha i}(\vec{e}_{\alpha}, \vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_i, t) := w(\vec{e}_{\alpha}, \vec{f}_{\alpha i}) \vec{f}_{\alpha i}(\vec{r}_{\alpha} - \vec{r}_i, t) \quad (2.10)$$

2.3.5 Forças de Repulsão em Relação às Bordas - $\vec{F}_{\alpha B}(r_{\alpha B})$

Assumindo que os pedestres procuram evitar aproximar-se das bordas, e que esta força de repulsão é proporcional à distância entre o agente α e objeto B , podemos escrevê-la da seguinte maneira:

$$\vec{F}_{\alpha B}(r_{\alpha B}) := -\nabla_{\vec{r}_{\alpha B}} U_{\alpha B}(\|\vec{r}_{\alpha B}\|) \quad (2.11)$$

Neste caso, da mesma forma que a força de repulsão entre agentes, o potencial $U_{\alpha B}$ será dado por uma exponencial decrescente: $U_{\alpha B}(\|\vec{r}_{\alpha B}\|) = U_{\alpha B}^0 e^{-\frac{\|\vec{r}_{\alpha B}\|}{R}}$, em que $U_{\alpha B}^0$ e R são constantes determinadas empiricamente.

2.3.6 Formulação Final do Modelo

Com o que foi posto até aqui e assumindo que a soma de todas as forças que atuam sobre um agente é a sua força resultante, podemos escrever:

$$\begin{cases} \vec{F}_\alpha(t) := \vec{F}_\alpha^0 + \sum_{\beta} \vec{F}_{\alpha\beta} + \sum_B \vec{F}_{\alpha B} + \sum_i \vec{F}_{\alpha i} \\ \frac{d\vec{w}_\alpha}{dt} = \vec{F}_\alpha(t) + \text{flutuações} \\ \frac{d\vec{r}_\alpha}{dt} = \vec{v}_\alpha(t) \end{cases} \quad (2.12)$$

A resultante $\vec{F}_\alpha(t)$ é a *força social* que age sobre o pedestre α e representa a sua *motivação para a ação*.

O último ajuste necessário no modelo é estabelecer um limite para a velocidade de cada agente. Isso deve ser feito para manter o realismo da simulação, impedindo, assim, velocidades irreais de deslocamento. Para isso, define-se a velocidade real $\vec{v}_\alpha(t)$, como sendo a velocidade $\vec{w}_\alpha(t)$ obtida acima, porém limitada por uma constante v_α^{max} da seguinte maneira:

$$\frac{d\vec{r}_\alpha}{dt} = \vec{v}_\alpha(t) := \vec{w}_\alpha(t) g\left(\frac{v_\alpha^{max}}{\|\vec{w}_\alpha(t)\|}\right) \quad (2.13)$$

Em que a função $g\left(\frac{v_\alpha^{max}}{\|\vec{w}_\alpha(t)\|}\right)$ é dada por:

$$g\left(\frac{v_\alpha^{max}}{\|\vec{w}_\alpha(t)\|}\right) := \begin{cases} 1 & \text{se } \|\vec{w}_\alpha(t)\| \leq v_\alpha^{max} \\ \frac{v_\alpha^{max}}{\|\vec{w}_\alpha(t)\|} & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.14)$$

Parâmetro	Símbolo	Valor	Unidade
Velocidade desejada	v_{α}^0	$\sim N(1.34, 0.0676)$	$m.s^{-1}$
Direção desejada	$\vec{e}_{\alpha}$	Variável	-
Tempo de relaxamento	τ_{α}	0.5	s
Magnitude máxima da repulsão entre agentes	$V_{\alpha\beta}^0$	2.1	$m^2.s^{-2}$
Decaimento da repulsão entre agentes	σ	0.3	m
Magnitude máxima da repulsão às bordas	$U_{\alpha B}^0$	10	$m^2.s^{-2}$
Decaimento da repulsão às bordas	R	0.2	m
Capacidade de antever a posição dos vizinhos	Δt	2	s
Fator de suavização do campo de visão	c	0.5	-
Ângulo de visão	2ϕ	3.49	rad
Velocidade máxima	v_{α}^{max}	$1.3 v_{\alpha}^0$	$m.s^{-1}$

Tabela 1 – Lista de parâmetros utilizados no modelo de forças sociais.

Na tabela 1 acima, listamos todos os parâmetros que o modelo recebe como entrada e os respectivos valores utilizados nas simulações do artigo de 1995.

3 Materiais e Métodos

Nesta primeira fase do projeto, implementamos o modelo de forças sociais conforme descrito por [Helbing \(2012\)](#), e resumido na seção [2.3](#). Todo o código que desenvolvemos ao longo deste projeto está disponível em [Belotti \(2020\)](#). A implementação foi feita em Python 3.8.4rc1 utilizamos as seguintes bibliotecas:

- `Pandas` (v.1.0.3), para manipulação da base de dados,
- `Numpy` (v.1.17.4) para tratamento de vetores e álgebra linear e cálculo de gradiente,
- `matplotlib` v(3.1.2) para construção das visualizações,
- `multiprocessing` (interna) para processamento paralelo dos testes de sensibilidade.

Escolhemos a linguagem Python para a implementação principalmente porque a solução de problemas nesta linguagem é facilitada pela ampla comunidade de desenvolvedores e pelo fato de que a maior parte das bibliotecas disponíveis são de código aberto, de maneira que é possível verificar diretamente o funcionamento de qualquer algoritmo das bibliotecas listadas acima. Algumas outras alternativas utilizadas na literatura para este problema são C++ e Julia.

Uma segunda vantagem do uso de Python, neste caso, é a sua estrutura orientada a objetos. Com isso, é possível criar tipos abstratos de dados chamados de *classes*, que possuem características bem definidas, os "atributos", e regras de comportamento, ou "métodos". Este paradigma de programação é muito utilizado para implementação de modelos baseados em agentes, em que deseja-se definir grupos de objetos com estrutura essencialmente similar. Neste caso, diz-se que os objetos de determinada classe são *instâncias* daquela classe, e *herdam* sua estrutura geral. As classes, atributos e métodos do nosso sistema estão representadas na [Figura 2](#).

Utilizando esta nomenclatura, o sistema foi implementado de maneira que cada pedestre é uma instância de uma classe *Agente* capaz de se deslocar pelo ambiente sob a ação de uma força resultante. Cada objeto de tipo *Agente* possui os seguintes atributos:

- `desired_speed`: velocidade desejada em módulo, definida na inicialização de cada agente;
- `max_speed`: módulo da velocidade máxima permitida àquele agente, definida em função da velocidade desejada;

- **position**: posição atual do agente no plano cartesiano, variável a cada iteração do modelo;
- **desired_direction**: direção desejada de movimentação, que pode ser definida tanto na inicialização do agente, como a cada iteração em função de uma posição desejada;
- **resultant**: força resultante na iteração atual;
- **track**: histórico de posições, forças e velocidade do agente em todas as iterações do modelo;
- **uid**: identificador único de cada instância, obtido na inicialização dos agentes;
- **turn**: variável booleana que define se o agente inicia sua trajetória em uma direção diferente da direção desejada;
- **adapt**: variável booleana que determina se o agente calcula a sua direção desejada a partir de uma posição escolhida pelo programador, ou se a direção desejada é fixa;
- **from_zero**: variável booleana que faz a velocidade inicial do agente ser nula;
- **status**: variável booleana que indica se o pedestre está ativo, ou seja, se ainda não atingiu a sua posição desejada.

Os objetos da classe *Agente* possuem dois métodos principais, um para calcular a força de repulsão em relação às bordas, e outro que obtém o potencial $V_{\alpha\beta}$. Além disso, esta classe tem um método auxiliar que obtém o gradiente de um potencial definido em $\mathbb{R}^2$ utilizando o método numérico implementado em *Numpy*.

As bordas do ambiente são instâncias de uma segunda classe, chamada *Borda*, com atributos **Qx** e **Qy** - ambos vetores de mesma dimensão - que armazenam as coordenadas de cada borda do ambiente no eixo x e no eixo y . Da maneira como estão implementadas, as bordas são sempre retas no plano construídas a partir de seus valores extremos, (x_{min}, y_{min}) , (x_{max}, y_{max}) , fornecidos pelo usuário em um arquivo de entrada.

Os objetos de tipo *Agente* e do tipo *Borda* são instanciados por uma classe principal que organiza a execução do modelo propriamente dito. Esta classe cria e armazena uma lista de agentes e uma lista de bordas como atributos. Seus dois principais métodos são **evaluate()** e **move()**. O primeiro é responsável por iterar por todos os agentes, calcular e armazenar a força resultante das interações com o ambiente e com os vizinhos próximos, enquanto o segundo executa a movimentação dos agentes no ambiente conforme a força calculada. Isso foi feito desta maneira para garantir que, a cada iteração, os agentes se movam ao mesmo tempo.

Todas as variáveis vetoriais são definidas como vetores em *Numpy* para que operações como produto interno, soma, e multiplicação por escalar em $\mathbb{R}^2$ sejam escritas de maneira

Figura 2 – Diagrama de classes da implementação do modelo de forças sociais.

natural. Ao final de cada iteração, são armazenadas as forças que agem sobre cada agente, além de sua velocidade e sua posição. O arquivo resultante é um `csv` que tem 14 colunas e $N \times M$ linhas, em que N é o número de agentes e M é o número de incrementos no tempo.

Todas as constantes do modelo são definidas em um módulo de configuração que é importado no início da execução. Teoricamente, para corresponder melhor à realidade, as diversas constantes do modelo, como $V_{\alpha\beta}^0$, $U_{\alpha\beta}^0$ e τ_α , seriam diferentes para cada pedestre, porém a complexidade adicional resultante do aumento de parâmetros tornaria as análises iniciais do comportamento deste modelo inviáveis, por isso optamos por lidar com agentes mais homogêneos neste momento. A partir de agora, chamaremos $V_{\alpha\beta}^0$ de V_0 , $U_{\alpha\beta}^0$ de U_0 , e τ_α apenas de τ .

A cada iteração, o programa percorre todos os objetos de classe *Agente* e, para cada um deles, itera novamente sobre todos os seus vizinhos, calculando a força de repulsão entre cada par de indivíduos conforme apresentado na secção 2.3.2. O gradiente do potencial de repulsão $V_{\alpha\beta}[b(r_{\alpha\beta})]$ é calculado analiticamente utilizando principalmente a regra da cadeia, o que resulta em:

$$\begin{aligned}
 \vec{f}_{\alpha\beta}(r_{\alpha\beta}) &:= -\nabla_{r_{\alpha\beta}} V_{\alpha\beta}[b(r_{\alpha\beta})] = \\
 &= V_{\alpha\beta}^0 \frac{\|\vec{r}_{\alpha\beta}\| + \|\vec{r}_{\alpha\beta} - (\vec{v}_\beta - \vec{v}_\alpha)\Delta t\|}{4b_{\alpha\beta}} \left(\frac{\vec{r}_{\alpha\beta}}{\|\vec{r}_{\alpha\beta}\|} + \frac{\vec{r}_{\alpha\beta} - (\vec{v}_\beta - \vec{v}_\alpha)\Delta t}{\|\vec{r}_{\alpha\beta} - (\vec{v}_\beta - \vec{v}_\alpha)\Delta t\|} \right) e^{\frac{-b}{\sigma}} \quad (3.1)
 \end{aligned}$$

A seguir, o simulador avalia a força de repulsão em relação às bordas e paredes do ambiente, percorrendo, para cada agente, todos os objetos de tipo *Borda*, e calculando o gradiente do potencial de repulsão descrito na secção 2.3.

Após somar as forças de repulsão em relação aos vizinhos e em relação às bordas, o simulador resolve o sistema de equações diferenciais descrito na equação 2.12 utilizando o método de Euler, com `delta_t` igual a 0.01s.

A execução do modelo como descrita acima funciona apenas para simulação de poucos agentes. Conforme a população aumenta, o custo computacional se torna mais alto, e o simulador pode demorar para chegar a uma solução. Para resolver isso, uma alternativa é impôr um limiar d que determina uma distância mínima a partir do qual os componentes do sistema interagem. A escolha deste valor deve ser informada pelos parâmetros σ , R e Δt , que determinam quando os potenciais de repulsão se tornam próximos o bastante de zero.

Para os demais parâmetros utilizamos os mesmos valores do artigo de Helbing e Molnár (1995). Na tabela 2, listamos os parâmetros, os nomes que escolhemos para representá-los na implementação, seus respectivos símbolos conforme Helbing e Molnár (1995), e os valores utilizados para as simulações.

Parâmetro	Símbolo	Nome da Variável	Valor	Unidade
Incremento numérico no tempo	dt	<code>delta_t</code>	0,01	s
Incremento numérico em $\mathbb{R}^2$	$\partial x, \partial y$	<code>DS</code>	0,01	m
Tempo de relaxamento	τ	<code>TAU</code>	0,5	s
Tamanho do ambiente	X, Y	<code>X, Y</code>	20	m
Ângulo de visão	ϕ	<code>PHI</code>	1,74	rad
Atenuação de interações fora do ângulo de visão	c	<code>C</code>	0,5	-
Capacidade de previsão da posição futura dos vizinhos	Δt	<code>Rt</code>	2	s
Limiar de distância para área de influência	d	<code>DIST_THRESH</code>	1	m
Magnitude máxima do potencial entre dois agentes	V_0	<code>V_ZERO</code>	2,1	$m^2 s^{-2}$
Magnitude máxima do potencial entre agente e borda	U_0	<code>U_ZERO</code>	10	$m^2 s^{-2}$
Taxa de decaimento do potencial entre dois agentes	σ	<code>SIGMA</code>	0,3	m
Taxa de decaimento do potencial entre agente e borda	R	<code>R</code>	0,2	m
Fator de multiplicação para obter v_α^{max}	v	<code>MAX</code>	1,3	-

Tabela 2 – Lista de parâmetros do modelo e os respectivos valores adotados.

É importante ressaltar que o modelo de forças sociais não resolve o problema de encontrar caminhos ótimos dentro de um ambiente com obstáculos (problema chamado de *path finding* em inglês). O que está sendo estudado, neste caso, é como agentes que sabem *a priori* o caminho que desejam seguir reagem a estímulos externos que os desviam desta trajetória desejada. Assume-se que o caminho desejado é de alguma forma recebido como entrada do sistema.

Nossa implementação é capaz de fazer isso de duas maneiras diferentes: é possível fornecer como entrada uma direção desejada para cada agente, e esta será constante ao longo de toda a simulação, ou o usuário fornece uma posição desejada, e a cada iteração a direção desejada será o versor existente entre a posição desejada e a posição atual. Esta mudança da direção desejada a cada iteração adiciona maior complexidade ao sistema.

4 Resultados e Discussão

4.1 Verificação do Modelo

Nesta seção, descreveremos os resultados de testes preliminares que realizamos com o modelo de forças sociais, com o intuito de verificar se a nossa implementação era capaz de reproduzir os fenômenos conforme foram descritos na literatura.

A primeira dificuldade que encontramos foi a necessidade de visualizar a complexidade do sistema de maneira apropriada. Para casos simples, como os que apresentaremos a seguir, foi possível construir gráficos que retratassem a evolução temporal das variáveis, porém com o aumento do número de agentes, torna-se mais difícil visualizar e analisar os comportamentos observados. Para isso, podem ser utilizadas, por exemplo, métricas macroscópicas do sistema, como a densidade, a velocidade e o fluxo de pedestres, da forma sugerida em [Vanumu, Rao e Tiwari \(2017\)](#) ou em [Johansson \(2013\)](#).

4.1.1 Força de Relaxamento

O parâmetro τ determina a maneira como o pedestre responde a desvios de sua velocidade real em relação à sua velocidade desejada. Em [Johansson et al. \(2014\)](#), são mencionadas três situações nas quais a influência de τ sobre os agentes pode ser isolada e analisada:

- Situação (1): considere um pedestre em movimento livre - sem a influência de obstáculos ou de outros agentes - cuja velocidade real em módulo é diferente da velocidade desejada. Neste caso, será necessário acelerar ou desacelerar. Para diferentes valores de τ , simulamos este cenário na Figura 3. Observe que quanto menor o valor do parâmetro, mais radical é a adaptação. Neste caso, a variação da velocidade se dá apenas em módulo, sem alteração na direção.

Figura 3 – Variação da força de relaxamento e da velocidade em um agente livre com velocidade inicial nula e velocidade desejada 1.34 m.s^{-1} .

- Situação (2): ainda considerando um pedestre em movimento livre, suponha que este sofra um desvio angular de 90° da sua direção de movimento, distanciando-se da direção desejada. Este cenário está representado na figura 4 para diversos valores de τ . Os agentes começam seu movimento na direção $\vec{e}_\alpha^0$ e precisam corrigir sua trajetória até voltar à direção desejada. Implementamos esta situação tanto utilizando uma posição desejada fixa, e calculando a direção desejada a cada iteração, como fixando a direção desejada ao longo de toda a simulação.

Figura 4 – Variação de trajetória após desvio angular em relação à direção desejada.

- Situação (3): suponha que dois pedestres caminham um em direção ao outro. A partir de um certo ponto, passa a atuar sobre os agentes a força de repulsão, que será tanto maior quanto maior o valor de V_0 . Os pedestres, então, corrigirão sua velocidade, e esta correção será influenciada por τ . Este cenário está representado na Figura 5 para $V_0 = 2,1 m^2.s^{-2}$, em que o movimento se dá no sentido do eixo y. Nota-se que a força de repulsão age não apenas em mesma direção e sentido contrário ao movimento, mas também na direção horizontal, causando o desvio lateral entre os agentes.

Figura 5 – Análise de sensibilidade ao parâmetro τ , com $V_0 = 2,1 m^2.s^{-2}$. Os valores das variáveis dos dois agentes são iguais, porém em sentidos opostos, por isso optamos por representar apenas o que obtemos para o agente da esquerda.

4.1.2 Força de Repulsão entre Agentes

Na situação (3) apresentada anteriormente, utilizamos o valor de V_0 proposto no artigo de 1995 (ver tabela 1), porém existe ainda alguma discussão na literatura sobre a magnitude tanto da força de repulsão entre agentes, como da força de repulsão em relação às bordas. Em 1971, 66 pessoas morreram no Estádio Ibrox, em Glasgow, esmagadas pela aglomeração de pessoas em uma arquibancada. Nesta ocasião, grades de ferro foram deformadas pela multidão, sugerindo que a pressão exercida pelas pessoas sobre as grades seria de mais de 4.450 N.m^{-2} (ELLIOTT; FISCHBACHER-SMITH, 1993). Este fato foi utilizado por Helbing, Farkas e Vicsek (2000), para sugerir valores da ordem de $10^3 \text{ m}^2.\text{s}^{-2}$ para V_0 e U_0 .

Por outro lado, em calibração experimental realizada por Johansson et al. (2008) e Ma et al. (2010), os valores propostos para V_0 eram mais próximos de $2,1 \text{ m}^2.\text{s}^{-2}$, mesmo em situações de maior densidade. Estes valores baixos sugerem uma pergunta: como explicar a alta pressão resultante da ação de um pedestre sobre a grade, se a repulsão máxima em relação a cada um dos outros pedestres não ultrapassa 2.1 N ? Para reproduzir a pressão mencionada acima, assumindo que cada pessoa exerça toda a sua força sobre um metro quadrado de grade, um pedestre teria que sofrer repulsão máxima unidirecional em relação a 2120 outros indivíduos.

Em nosso estudo deste modelo, observamos que a força de repulsão entre os agentes com $V_0 = 2.1 \text{ m}^2.\text{s}^{-2}$ produz uma mudança de apenas alguns centímetros na trajetória de dois agentes andando um em direção ao outro, o que pode não ser coerente com a realidade em algumas situações. Este comportamento está representado na Figura 6. As cores diferentes de cada linha representam valores distintos de V_0 . A variação do parâmetro realmente provoca mudanças na intensidade de repulsão, como esperado, e vemos que talvez valores mais altos para este parâmetro produzam alterações mais realistas.

Além desta dificuldade de determinar a magnitude da força de repulsão real entre agentes, ainda há dúvidas quanto à forma e à definição desta força. Como o modelo de forças sociais não incorpora explicitamente o comportamento de evitamento de colisões, é possível que, em algumas situações, ocorram sobreposições, especialmente se V_0 for baixo. Também notamos este fenômeno em nossa implementação. Este problema foi apontado brevemente em Köster, Treml e Gödel (2013) e mais detalhado em Zanlungo, Ikeda e Kanda (2011).

Figura 6 – Encontro entre dois agentes para diferentes valores de V_0 .

Cabe aqui também um comentário sobre o efeito do parâmetro Δt , que representa a capacidade de um agente de antever a movimentação dos pedestres vizinhos. Este parâmetro influencia não apenas o distanciamento entre pedestres, mas também o formato da trajetória de cada um deles. Na Figura 7, representamos o encontro entre dois pedestres simulados com três valores diferentes de Δt .

Figura 7 – Encontro entre dois agentes para diferentes valores de Δt

4.1.3 Força de Repulsão em Relação às Bordas

No que se refere à repulsão em relação às bordas, nosso modelo foi capaz de reproduzir o comportamento descrito em [Helbing e Molnár \(1995\)](#) e em [Helbing \(2012\)](#). Na Figura 8 mostramos a planta de dois cenários de simulação e o campo de forças que age sobre o agente em cada situação. Nosso cenário principal de teste foi um corredor dividido por uma parede com um vão de passagem. Os agentes são programados para mover-se em direção à parede. Nesta situação, o modelo prevê que os pedestres se comportem como deficientes visuais tateando as paredes até encontrar a passagem e, de fato, foi este o comportamento que observamos.

Figura 8 – Campos de forças de repulsão em relação às bordas em dois cenários de simulação.

Para avaliar a sensibilidade deste comportamento a diferentes valores de U_0 , realizamos as simulações representadas na Figura 9. Para valores menores, próximos do proposto originalmente, os pedestres foram capazes de encontrar a porta com facilidade, mantendo a distância em relação à parede. Se o parâmetro U_0 é aumentado, os agentes ficam presos na região da porta, pois a força de repulsão produzida pelo obstáculo e a força que os move na direção desejada entram em equilíbrio.

Figura 9 – Trajetórias e velocidades de um agente passando por uma porta para diferentes valores de U_0 .

4.1.4 Simulações com mais Agentes

A validação empírica dos modelos de simulação do comportamento de pedestres ainda é tema de alguma discussão na literatura. Apesar dos avanços recentes em visão computacional e rastreamento de objetos, a obtenção sistemática de dados reais sobre multidões, principalmente em situações de alta densidade, é ainda frequentemente inviável, e muitos autores optam por uma abordagem qualitativa, em que testa-se a capacidade dos modelos de reproduzir padrões gerais de comportamento observados em situações reais.

Embora este tipo de validação seja amplamente empregado na literatura, ele é geralmente utilizado com cautela. Existem inúmeros modelos matemáticos capazes de reproduzir padrões específicos observados empiricamente, porém sabemos que é possível que nenhum deles represente a realidade. Por causa disso, na última década foram realizados esforços de revisão e consolidação de técnicas e conceitos gerais para o estudo da modelagem de multidões, com o fim de criar um paradigma teórico comum entre os autores (ver exemplos em (BELLOMO; PICCOLI; TOSIN, 2012), (DUIVES; DAAMEN; HOOGENDOORN, 2013), (HELBING, 2012)).

Com o objetivo de sistematizar este tipo de análise qualitativa, Duives, Daamen e Hoogendoorn (2013) estabeleceram uma taxonomia de situações-base que os modelos devem ser capazes de reproduzir, e consolidaram o conhecimento sobre os padrões de auto-organização observados em multidões de pedestres. Segundo estes autores, o modelo de forças sociais, da maneira como foi publicado em Helbing e Molnár (1995), consegue reproduzir todas as situações-base, e foi capaz de criar parte dos padrões emergentes sugeridos.

Com a nossa implementação, de fato é possível reproduzir a maioria das situações-base, inclusive em sistemas com muitos agentes. A execução de uma simulação de 3500 iterações com 54 agentes demora cerca de 30 minutos em um processador Intel(R) Core i7-6500U @2.5GHz, porém este tempo varia conforme a complexidade do cenário. Da maneira como está implementado, nosso programa é capaz de processar diversas simulações em paralelo, porém os procedimentos de uma única simulação ainda precisam ser executados de maneira serial.

Para concluir a verificação da implementação propriamente dita, coletamos dados sobre dois cenários. Primeiro, simulamos um grupo de agentes caminhando em um corredor que possui uma porta central. Os pedestres iniciam sua trajetória em posições regularmente espaçadas na extremidade esquerda do cenário, e o módulo da sua velocidade tem distribuição igual à do artigo original, ou seja, uma normal com média $\mu = 1.34$ e desvio padrão $\sqrt{\sigma} = 0.26$. O objetivo dos agentes é alcançar um ponto que está após a porta, de forma que sua direção desejada se adapta ao longo do trajeto. O resultado está representada na Figura 10.

$$V_0 = 2.1 \text{ m}^2.\text{s}^{-2} \text{ e } U_0 = 10 \text{ m}^2.\text{s}^{-2}$$

Figura 10 – Situação-base: fluxo de saída de pedestres com $V_0 = 2.1 \text{ m}^2.\text{s}^{-2}$ (os eixos representam posições em metros)

Por último reproduzimos o exemplo mais citado dentre os padrões de comportamento emergente observados em aglomerações de pedestres: a formação de vias internas de fluxo unidirecional, em situações nas quais dois conjuntos de pedestres caminham com direções desejadas paralelas e de sentidos contrários. Este padrão se forma sem coordenação central, resultando apenas da interação de repulsão entre os agentes. Simulamos uma situação com vinte pedestres. Neste caso, a direção desejada é fixa e horizontal ao longo de toda a simulação. Quando os agentes chegam a uma das extremidades verticais do corredor, eles são transportados para a outra, simulando condições de contorno periódicas. O módulo da velocidade de cada agente é igual ao descrito acima, e os indivíduos iniciam sua trajetória em posições regularmente espaçadas em $x = 0$ ou $x = 10$.

Neste caso, realizamos testes com alguns valores de V_0 e, conforme o esperado, o número de vias aumenta a medida que este parâmetro é maior. Nas Figuras 11 e 12, mostramos este resultado. Observe que, quando $V_0 = 2.1m^2.s^{-2}$, ao encontro do que foi obtido no artigo original, a formação de vias é tão sutil que talvez seja inexistente, isto é, há poucos deslocamentos verticais dos agentes, que continuam miscigenados. Por outro lado, com $V_0 = 21m^2.s^{-2}$ formaram-se quatro vias internas de fluxo unidirecional.

$$V_0 = 2.1 \text{ m}^2.\text{s}^{-2} \text{ e } U_0 = 10 \text{ m}^2.\text{s}^{-2}$$

Figura 11 – Padrão emergente: formação de vias de fluxo unidirecional em corredores com $V_0 = 2.1 \text{ m}^2.\text{s}^{-2}$ (os eixos representam posições em metros)

$$V_0 = 21 \text{ m}^2.\text{s}^{-2} \text{ e } U_0 = 10 \text{ m}^2.\text{s}^{-2}$$

Figura 12 – Padrão emergente: formação de vias de fluxo unidirecional em corredores com $V_0 = 21 \text{ m}^2.\text{s}^{-2}$ (os eixos representam posições em metros)

4.2 Comparação com Resultados Experimentais

Ao final da última secção, descrevemos brevemente o padrão de auto-organização que emerge em situações de fluxo bidirecional em corredores. Este fenômeno recebe muita atenção na literatura por ser um importante exemplo de como mudanças locais na dinâmica individual dos agentes podem resultar espontaneamente em padrões complexos capazes de melhorar a eficiência de deslocamento do grupo inteiro. Por causa disso, foram realizadas algumas tentativas de reprodução deste cenários em condições controladas. No restante deste trabalho, discutiremos a capacidade deste modelo, da maneira como foi implementado, de reproduzir as observações obtidas empiricamente.

Para isso, nos concentramos nos experimentos realizados por [Feliciani e Nishinari \(2016\)](#), que foi selecionado devido à riqueza de detalhes tanto no projeto experimental, como na análise dos resultados. Os experimentos foram realizados em um corredor de 3 metros de largura por 38 m de comprimento (as dimensões detalhadas estão representadas no esquema da Figura 13). Os 54 pedestres foram divididos em duas áreas de espera em extremidades opostas, e instruídos a caminhar naturalmente.

Figura 13 – Diagrama do corredor onde foram realizados os experimentos

Um dos objetivos do experimentos era verificar como a variação da proporção de pedestres em cada grupo influenciava o processo de formação de vias. Com este fim, os autores definiram quatro configurações iniciais listadas a seguir e representadas na Figura 14 e reproduziram cada uma delas quatro vezes. O código de cada configuração representa a proporção de pedestres em cada grupo. Chamaremos de "Grupo Maior" o grupo que caminha da esquerda para a direita, e de "Grupo Menor", o grupo que caminha em sentido contrário.

- Fluxo 6/0: os 54 pedestres começam seu deslocamento na região de espera à esquerda, com o objetivo de atingir a extremidade oposta do corredor.
- Fluxo 5/1: 45 pedestres começam seu deslocamento na região à esquerda, e 9 o fazem na região à direita.
- Fluxo 4/2: 36 pedestres começam seu deslocamento na região à esquerda, e 18 o fazem na região à direita.

- Fluxo 3/3: 27 pedestres começam seu deslocamento na região à esquerda, e 27 o fazem na região à direita.

Figura 14 – Posições iniciais dos indivíduos em cada um dos quatro experimentos

O experimento foi cuidadosamente filmado e as trajetórias foram obtidas a partir dos vídeos utilizando o software PEDTRACK ([MALINOVSKIY; WU; WANG, 2008](#)). No nosso caso, reproduzimos computacionalmente cada um dos cenários descritos, respeitando inclusive as posições iniciais de cada indivíduo, e as trajetórias resultantes são a saída do modelo descrito anteriormente. Nas Figuras 15, 16, 17 e 18, representamos, para uma repetição do experimento, um exemplo de cada configuração inicial e das trajetórias realizadas pelos pedestres. O raio de cada indivíduo é proporcional à sua velocidade naquele instante. Nestas figuras, fica clara a formação de subvias de fluxo unidirecional dentro da aglomeração.

Figura 15 – Exemplo de simulação do cenário unidirecional 6/0

Figura 16 – Exemplo de simulação do cenário 5/1

Figura 17 – Exemplo de simulação do cenário 4/2

Figura 18 – Exemplo de simulação do cenário unidirecional 3/3

Uma importante estratégia de análise utilizada pelos autores foi a divisão do fenômeno de formação de vias em fases. De início, na Fase 1, tudo se passa como se os pedestres se movimentassem em dois fluxos unidirecionais separados. Em um segundo momento, na Fase 2, quando os primeiros indivíduos de cada grupo se cruzam, inicia-se a formação das vias de fluxo unidirecional dentro do corredor. A formação das vias se completa, na Fase 3, quando, de ambos os lados do cenário experimental, existem indivíduos saindo da área de mensuração. A dissolução das vias ocorre a partir do instante em que o último pedestre de qualquer um dos grupos cruza com o primeiro indivíduo do grupo contrário (Fase 4). A partir de então, os grupos voltam a se mover de maneira independente (Fase 5). Para uma visualização dos instantes que determinam o início e o fim de cada uma destas etapas, ver a Figura 19.

Figura 19 – Diagrama da distribuição de pedestres pelo ambiente nos instantes que definem o início de cada fase do fenômeno de formação de vias

Neste momento, para garantir a reprodutibilidade de nossas análises, consideramos importante comentar sobre a maneira como construímos a nossa base de dados. O simulador produz um arquivo de saída em que cada linha contém posições, velocidades, e forças sociais que agem sobre cada agente, a cada iteração do modelo. Em nossos experimentos, fizemos quatro simulações de cada um dos quatro cenários de 54 agentes, sendo que cada simulação tem 3500 iterações. O arquivo resultante tem $54 \times 3500 \times 16$ linhas e 19 colunas. A esta base de dados, em pós-processamento, adicionamos outras quatro novas colunas contendo a fase, o grupo, o número identificador da simulação e o cenário simulado. Esta base de dados completa foi publicada em [Belotti e Martins \(2020\)](#).

Para determinar os instantes inicial e final de cada fase, utilizamos as seguintes regras:

- $t_0 = 0$: Instante em que o primeiro pedestre entra na área de mensuração.
 - Ocorre quando a posição x máxima dos agentes do grupo maior é maior do que 14 m **ou** quando a posição x mínima dos agentes do grupo menor é menor do que 24 m.
- t_1 : Instante em que acontece o primeiro cruzamento entre pedestres.
 - Ocorre quando a posição x máxima do grupo maior é **maior** do que a posição x mínima do grupo menor.
- t_2 : Instante em que agentes começam a sair da área de mensuração de ambos os lados.
 - Ocorre quando a posição x máxima do grupo maior é maior do que 24 m **e** a posição x mínima do outro grupo é menor do que 14 m.
- t_3 : Instante em que o último pedestre de qualquer um dos grupos sai da área de mensuração.
 - Ocorre quando a posição x mínima do grupo maior é maior do que 14 m **ou** quando a posição máxima do grupo menor é menor do que 24 m.
- t_4 : Instante em que ocorre o cruzamento dos últimos dois pedestres.
 - Ocorre quando a posição x mínima do grupo maior é maior do que a posição x máxima do grupo menor.
- t_5 : Instante em que o último pedestre sai da área de mensuração.
 - Ocorre quando a posição x mínima do grupo maior é maior do que 24 m, **ou** quando a posição x máxima do grupo menor é menor do que 14 m.

Com esta base de dados, pudemos reproduzir parte das análises realizadas por Feliciani e Nishinari (2016) e comparamos os resultados das simulações com os que foram obtidos experimentalmente. Esta comparação permite a melhor compreensão das limitações da nossa implementação do modelo, e pode informar direções futuras de pesquisa e desenvolvimento.

De início, analisamos o tempo médio de cruzamento da região de mensuração. Na tabela 3, representamos os valores obtidos no experimento e no modelo. Observamos que os agentes artificiais demoraram mais tempo para realizar o cruzamento, e houve entre eles menor variação desta métrica. Esta última característica será encontrada com frequência nas análises a seguir. A diferença entre o tempo de cruzamento no modelo e nos experimentos varia em torno de 1,15 segundos. Na Figura 20, representamos os valores da tabela de forma gráfica para comparação visual.

Grupo Completo				
Cenário	Experimento		Modelo	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
6/0	7,273	0,319	8,50	0,35
5/1	7,309	0,561	8,43	0,34
4/2	7,266	0,580	8,40	0,35
3/3	7,326	0,592	8,40	0,38
Grupo Maior				
Cenário	Experimento		Modelo	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
6/0	7,273	0,319	8,50	0,34
5/1	7,398	0,465	8,47	0,27
4/2	7,365	0,573	8,49	0,40
3/3	7,488	0,613	8,48	0,22
Grupo Menor				
Cenário	Experimento		Modelo	
	Média	Desvio Padrão	Média	Desvio Padrão
6/0	-	-	-	-
5/1	6,870	0,768	8,22	0,85
4/2	7,070	0,549	8,21	0,37
3/3	7,164	0,525	8,32	0,57

Tabela 3 – Médias e desvios padrões do tempo de cruzamento

Figura 20 – Comparação do tempo de cruzamento dos agentes artificiais e dos pedestres

Um outro aspecto importante do comportamento dos pedestres é a sua velocidade. Na Figura 21, representamos a média da componente horizontal da velocidade em módulo a cada iteração. Observamos que as variações deste resultado são pequenas, se comparadas aos amplos desvios padrões obtidos. De modo geral, este padrão também foi observado nos dados obtidos experimentalmente, como veremos mais adiante. Nesta figura, a queda rápida inicial, presente em todos os cenários, se dá devido ao fato de que agentes próximos às paredes do corredor sofrem uma forte repulsão inicial, e são empurrados para o centro. O grupo se adapta a esta nova configuração e assume uma velocidade horizontal média que se mantém até que o cruzamento dos grupos termine.

Observamos também que, indo ao encontro dos resultados experimentais, a velocidade do grupo maior é geralmente menor do que a velocidade do grupo menor. Isso ocorre devido ao fato de que o grupo maior é mais denso, o que limita a capacidade de deslocamento dos indivíduos. No cenário balanceado, em que os dois grupos tem a mesma densidade, este padrão é menos acentuado, conforme o esperado.

Figura 21 – Valor médio da componente x da velocidade em módulo dos agentes em cada um dos cenários, agrupado por grupo

Nas Figuras 22a e 22b, podemos comparar os valores médios e os desvios padrões obtidos no modelo e nos experimentos. Nota-se que o desvio padrão é geralmente menor nos resultados do modelo, sugerindo que existe menor variação entre os agentes. Com efeito, em nossa implementação, o único parâmetro que introduz variação entre os indivíduos é a velocidade desejada, que segue uma distribuição normal. Todos os outros parâmetros são

fixos para todos os indivíduos, o que explicaria esta falta de variação observada nas duas métricas analisadas, quando comparadas aos resultados experimentais.

Notamos também que a velocidade horizontal média do modelo parece ser menor do que a obtida experimentalmente. Sugerimos que isso acontece pois é necessário realizar melhor calibração dos parâmetros τ_α e $V_0^{\alpha\beta}$, que determinam a magnitude das forças que agem sobre os pedestres. Ressaltamos, porém, a complexidade da tarefa de calibrar estes parâmetros e, simultaneamente, introduzir variação entre eles para cada pedestre. Para isso, faz-se necessária a realização de um grande número de experimentos com coleta detalhada de dados sobre cada trajetória.

Figura 22 – Comparação dos resultados do modelo com dados experimentais

Os padrões obtidos na análise da componente y da velocidade são igualmente interessantes. Na Figura 23, representamos o valor médio da velocidade lateral dos agentes artificiais a cada iteração e o seu desvio padrão. Notamos que, após a acomodação dos agentes próximos às bordas, que resulta no pico inicial, esta velocidade sofre aumento entre t_1 e t_3 , que corresponde ao período de formação das subvias de fluxo unidirecional. Entre t_3 e t_4 , na maior parte dos casos, há um último aumento, seguido de decréscimo, sugerindo que os pedestres estabilizam suas subvias preferenciais e reduzem a sua mobilidade lateral. Observamos que os resultados obtidos nos cenários em que há contrafluxo são bastante diferentes do que vemos no fluxo unidirecional simples (Cenário 6/0).

A comparação com os resultados obtidos no modelo sugere novamente que os dados experimentais possuem maior variação de comportamento entre os agentes, como está representado na Figura 24b. Observamos também que no início das simulações, a mudança

Figura 23 – Valor médio da componente y da velocidade em módulo dos agentes em cada um dos cenários, agrupado por grupo

de posição dos agentes que estão próximos às bordas eleva as velocidades médias do grupo na Fase 1 (ver Figura 22b), tornando-as maiores do que os valores experimentais, porém em todas as outras fases a velocidade média do modelo foi menor do que a experimental.

Além disso, observamos a ocorrência de um padrão que se repete em todos os gráficos dos cenários 4/2 e 3/3: na Fase 3, há um aumento da velocidade y média no modelo, enquanto que nos resultados do experimento, ocorre uma diminuição desta variável. Durante a Fase 3, há pedestres saindo da área de mensuração em ambos os lados do corredor. Neste momento, o aumento da velocidade de deslocamento lateral indica que os indivíduos ainda estão se adaptando à presença de outros agentes, como comentamos anteriormente. Por outro lado, os dados experimentais sugerem que esta adaptação ocorre antes, e que neste momento há menos deslocamento lateral.

Nossa análise sugere que apesar de os valores experimentais serem próximos dos obtidos nas simulações, existem aspectos fundamentais que devem ser examinados no futuro. Pedestres reais apresentam alta variabilidade entre si, ao passo que, no modelo, eles são caracterizados utilizando parâmetros determinísticos. Nossos resultados sugerem que esta pode ser uma importante fonte de discrepância entre o cenário real e as simulações.

Adicionamos também que a magnitude das forças do modelo parece ser menor do que a que se observaria na realidade, o que está de acordo com a discussão levantada na literatura e comentada em 4.1.2. Por último, sugerimos também que, conforme o que

Figura 24 – Comparação dos resultados do modelo com dados experimentais

comentamos anteriormente, é possível que o formato dos agentes influencie profundamente a dinâmica de deslocamento em corredores, e talvez seja necessário estudar as alterações recentes ao modelo que incorporem este fator, como por exemplo o que foi feito em [Zanlungo, Ikeda e Kanda \(2011\)](#).

5 Conclusão

Nosso primeiro objetivo com esta dissertação era analisar o estado da arte em modelagem da dinâmica de pedestres. Nosso percurso pela literatura sobre o tema sugere fortemente que novas idéias surgirão da fusão de trabalhos realizados em biologia e em engenharia. Conforme descrevemos em nossa revisão, esta abordagem interdisciplinar do movimento coletivo cria espaço para a construção de uma base conceitual robusta capaz de descrever estes comportamentos compartilhados por diversas espécies, e que tem fortes vínculos com habilidades cognitivas e comportamentais que os organismos desenvolvem como adaptações a pressões ambientais.

Dentro deste referencial teórico, definimos a terminologia e as limitações espaciais e temporais do nosso problema. A seguir, realizamos uma breve revisão das estratégias de modelagem propriamente ditas, e descrevemos mais detalhadamente o modelo de forças sociais, de [Helbing e Molnár \(1995\)](#), com as modificações introduzidas em [Helbing \(2012\)](#). Escolhemos este modelo como o centro de nossa pesquisa não apenas pela sua ampla utilização comercial, mas também pelo fato de ele ser discutido na literatura como uma estratégia que talvez permita a reconstrução computacional de grupos de agentes em qualquer espécie ou nível de organização biológica.

Depois desta jornada inicial pela literatura, realizamos a implementação do modelo de forças sociais utilizando a linguagem Python, que possui estrutura orientada a objetos e, por isso, facilita o desenvolvimento de sistemas de simulação baseados em agentes. Grande parte do tempo dedicado a este projeto foi utilizado para escrever e documentar o código e para aplicar técnicas de verificação de modelos com o objetivo de garantir que nosso programa se comportava conforme o esperado. Os detalhes deste processo foram expostos nesta dissertação para tornar possível que, no futuro, todas as etapas sejam reproduzidas por qualquer outro pesquisador.

A última etapa de nosso trabalho foi a comparação qualitativa dos padrões obtidos computacionalmente com dados experimentais descritos em [Feliciani e Nishinari \(2016\)](#). Concluimos que um importante obstáculo ao desenvolvimento e ao aprimoramento deste modelo, é o fato de que os parâmetros e suas variações em uma população são difíceis de estimar, o que impede, neste momento, uma validação experimental mais minuciosa. Esta dificuldade é frequentemente comentada na literatura, porém raramente demonstrada, como fizemos nesta dissertação.

Como exemplo do problema mencionado acima, citamos o parâmetro $V_{\alpha\beta}^0$, que determina a magnitude da força de repulsão entre agentes. Para estimar uma distribuição de valores possíveis deste parâmetro, teríamos que medir a força social que um pedestre

realiza para se distanciar de outro indivíduo afim de evitar colisões, porém como fazê-lo? Seria possível separar a força de repulsão, que representa a motivação para a ação, das demais forças que agem sobre um pedestre durante a marcha? Ademais, não seria possível que este parâmetro sofresse variações inclusive para um mesmo pedestre, conforme suas impressões do ambiente mudem?

Concluimos esta reflexão mencionando que apesar de o modelo não reproduzir exatamente o que foi observado experimentalmente, há que se levar em conta que, para muitas aplicações, ele é fiel o bastante à realidade, e só isso já justificaria a sua utilização comercial. Apesar de ter se tornado um chavão em modelagem matemática, retomamos aqui a citação a [Box \(1976\)](#): “Todos os modelos estão errados, porém alguns deles são úteis.”

5.1 Direções Futuras de Pesquisa

Para finalizar este trabalho, julgamos pertinente um comentário sobre o futuro da pesquisa em comportamentos coletivos e simulação da dinâmica de pedestres. O principal desafio que encontramos neste projeto é a dificuldade de obtenção de dados experimentais que permitam a validação dos diversos modelos que vêm sendo desenvolvidos desde 1970. Mesmo que fôssemos capazes de obter conjuntos de trajetórias, só isso talvez não seja o bastante, devido à natureza não-linear do sistema dinâmico estudado.

Nos próximos anos, contudo, este problema poderá ser enfrentado utilizando as recentes inovações tecnológicas que permitem coleta de grandes quantidades de dados com alta precisão. Recentemente, o desenvolvimento de softwares como o DeepLabCut, que permitem o rastreamento de indivíduos no ambiente, vêm se tornando mais versáteis e flexíveis, sendo capazes de coletar trajetórias em situações cada vez mais variadas ([MATHIS et al., 2018](#)). Utilizando técnicas de processamento de sinais e inteligência artificial, estes softwares podem ser associados a outros instrumentos, como acelerômetros e oxímetros, para obter novos conhecimentos sobre o comportamento tanto de humanos como de animais.

Em trabalho publicado este ano, por exemplo, [Li et al. \(2020\)](#), demonstram como novas colaborações em engenharia e biologia podem trazer imensos avanços em nosso conhecimento sobre socialibilidade, tomada de decisões e cognição. Na publicação mencionada, os autores utilizam peixes robóticos capazes de bio-mimetismo para coletar dados sobre o gasto energético de peixes nadando solitariamente e em conjunto. O artigo demonstra que o nado coletivo e sincronizado é energeticamente mais eficiente, o que explicaria o sucesso evolutivo da formação de aglomerações. Este tipo de abordagem pode trazer novas idéias para o desenvolvimento tanto de modelos como de experimentos sobre a dinâmica de pedestres.

Sugerimos também a leitura do artigo de [Lavergne et al. \(2019\)](#), que utiliza um modelo de nanopartículas ativas capazes de variar a sua velocidade conforme sua percepção visual do ambiente e das posições de outras partículas ao seu redor. Com este modelo, os autores exploram o papel da percepção visual na emergência de comportamentos coletivos, e procuram compreender quais são as regras mínimas de interação capazes de produzir os padrões coletivos já conhecidos. Se descobrirmos quais são estas regras primordiais de formação, poderemos direcionar nosso esforço de modelagem para a reprodução computacional destes fenômenos.

Por último, ressaltamos aqui o potencial das densas redes de comunicação formadas entre seres humanos nos últimos trinta anos. Com dados coletados a respeito da maneira como interagimos na internet, é possível o estudo de comportamentos coletivos em diversas escalas espaço-temporais. Estas pesquisas têm revelado descobertas interessantes a respeito da relação entre a sociabilidade humana e a nossa capacidade de tomar decisões. Já existem inúmeros exemplos de reflexões e pesquisas nesta linha, porém deixamos aqui como exemplo o artigo publicado ainda este ano por [Jayles et al. \(2020\)](#).

Os trabalhos citados podem parecer distantes de nosso tema, porém abrem caminho em direção à compreensão dos mecanismos responsáveis por determinar como o sistema nervoso utiliza informação do ambiente para modular a nossa marcha em situações de aglomeração. Com este conhecimento, quem sabe no futuro poderemos desenvolver modelos que sejam capazes de reproduzir a diversidade e a complexidade do comportamento social.

Referências

- AOKI, I. A simulation study on the schooling mechanism in fish. **Bulletin of the Japanese Society of Scientific Fisheries**, v. 48, n. 8, p. 1081–1088, 1982. ISSN 1349998X.
- BATTY, M.; DESYLLAS, J.; DUXBURY, E. The discrete dynamics of small-scale spatial events: agent-based models of mobility in carnivals and street parades. **International Journal of Geographical Information Science**, Taylor & Francis, v. 17, n. 7, p. 673–697, 2003. Disponível em: <<https://doi.org/10.1080/1365881031000135474>>.
- BELLOMO, N.; PICCOLI, B.; TOSIN, A. Modelling crowd dynamics from a complex system viewpoint. **Mathematical Models and Methods in Applied Sciences**, v. 22, n. supp02, p. 1230004–1 a 1340004–29, 2012. ISSN 0218-2025. Disponível em: <<http://www.worldscientific.com/doi/abs/10.1142/S0218202512300049>>.
- BELOTTI, M. C. T. D. **Implementation of the social forces model**. [S.l.]: GitLab, 2020. <<https://gitlab.com/mariabelotti/social-forces-model>>.
- BELOTTI, M. C. T. D.; MARTINS, F. P. R. **Results of the social forces model for crowd simulation**. figshare, 2020. Disponível em: <https://figshare.com/articles/dataset/Results_of_the_social_forces_model_for_crowd_simulation/13210646/1>.
- BICHO, A. D. L. et al. Simulating crowds based on a space colonization algorithm. **Computers and Graphics (Pergamon)**, v. 36, n. 2, p. 70–79, 2012. ISSN 00978493.
- BOX, G. E. P. Science and statistics. **Journal of the American Statistical Association**, Taylor & Francis, v. 71, n. 356, p. 791–799, 1976. Disponível em: <<https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01621459.1976.10480949>>.
- BRAUER, F. An introduction to networks in epidemic modeling. In: _____. **Mathematical Epidemiology**. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2008. p. 133–146. ISBN 978-3-540-78911-6. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-3-540-78911-6_4>.
- BURSTEDDE, C. et al. Simulation of pedestrian dynamics using a two-dimensional cellular automaton. **Physica A: Statistical Mechanics and its Applications**, v. 295, n. 3, p. 507 – 525, 2001. ISSN 0378-4371. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378437101001418>>.
- CAMAZINE, S. et al. **Self-Organization in Biological Systems**. Princeton, New Jersey: Princeton University Press, 2014.
- DUIVES, D. C.; DAAMEN, W.; HOOGENDOORN, S. P. State-of-the-art crowd motion simulation models. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, v. 37, p. 193 – 209, 2013. ISSN 0968-090X. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X13000351>>.
- ELLIOTT, D.; FISCHBACHER-SMITH, D. Football stadia disasters in the united kingdom: Learning from tragedy? **Organization & Environment - ORGAN ENVIRON**, v. 7, p. 205–229, 09 1993.

FELICIANI, C.; NISHINARI, K. Empirical analysis of the lane formation process in bidirectional pedestrian flow. **Phys. Rev. E**, American Physical Society, v. 94, p. 032304, Sep 2016. Disponível em: <<https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.94.032304>>.

FERGUSON, N. et al. Report 9: Impact of non-pharmaceutical interventions (npis) to reduce covid19 mortality and healthcare demand. Imperial College London, 2020. Disponível em: <<http://spiral.imperial.ac.uk/handle/10044/1/77482>>.

GILL, J. R.; LANDI, K. Traumatic asphyxial deaths due to an uncontrolled crowd. **The American Journal of Forensic Medicine and Pathology**, Ovid Technologies (Wolters Kluwer Health), v. 25, n. 4, p. 358–361, dez. 2004. Disponível em: <<https://doi.org/10.1097/01.paf.0000147316.62883.8b>>.

HAMILTON, W. D. Geometry for the selfish herd. **Journal of Theoretical Biology**, v. 31, n. 2, p. 295–311, 1971. ISSN 10958541.

HELBING, D. Social self-organization. In: _____. Berlin: Springer, 2012. cap. Self-organization in pedestrian crowds, p. 71–100.

HELBING, D.; FARKAS, I.; VICSEK, T. Simulating dynamical features of escape panic. **Nature**, v. 407, n. September, p. 487–490, 2000. ISSN 0028-0836.

HELBING, D.; JOHANSSON, A.; AL-ABIDEEN, H. Z. Dynamics of crowd disasters: an empirical study. **Physical Review E - Statistical, Nonlinear, and Soft Matter Physics**, v. 75, n. 4, p. 1–7, 2007. ISSN 15393755.

HELBING, D.; MOLNÁR, P. Social force model for pedestrian dynamics. **Physical Review E**, v. 51, n. 5, p. 4282–4286, 1995. ISSN 1063651X.

HELBING, D.; MUKERJI, P. Crowd disasters as systemic failures: analysis of the love parade disaster. **EPJ Data Science**, v. 1, n. 7, p. 1–40, 2012. ISSN 21931127. Disponível em: <<http://www.epjdatascience.com/content/1/1/7https://epjdatascience.springeropen.com/articles/10.1140/epjds7>>.

HENDERSON, L. F. The statistics of crowd fluids. **Nature**, v. 229, p. 381–383, 1971.

HUGHES, R. L. A continuum theory for the flow of pedestrians. **Transportation Research Part B: Methodological**, v. 36, n. 6, p. 507–535, 2002. ISSN 01912615.

JAYLES, B. et al. Collective information processing in human phase separation. **Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences**, v. 375, n. 1807, p. 20190801, 2020. Disponível em: <<https://royalsocietypublishing.org/doi/abs/10.1098/rstb.2019.0801>>.

JOHANSSON, A. et al. From crowd dynamics to crowd safety: a video-based analysis. **Advances in Complex Systems**, v. 11, n. 4, p. 497–527, 2008. ISSN 0219-5259. Disponível em: <<http://arxiv.org/abs/0810.4590>>.

JOHANSSON, F. **Microscopic Modeling and Simulation of Pedestrian Traffic**. 2013. 119 p. (Linköping Studies in Science and Technology. Thesis, 1629).

JOHANSSON, F. et al. The many roles of the relaxation time parameter in force based models of pedestrian dynamics. **Transportation Research Procedia**, v. 2, p. 300 – 308, 2014. ISSN 2352-1465. The Conference on Pedestrian and Evacuation Dynamics 2014 (PED 2014), 22-24 October 2014, Delft, The Netherlands. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352146514000933>.

KEELING, M. J.; EAMES, K. T. Networks and epidemic models. **Journal of The Royal Society Interface**, v. 2, n. 4, p. 295–307, 2005. Disponível em: <https://royalsocietypublishing.org/doi/abs/10.1098/rsif.2005.0051>.

KÖSTER, G.; TREML, F.; GÖDEL, M. Avoiding numerical pitfalls in social force models. **Phys. Rev. E**, American Physical Society, v. 87, p. 063305, Jun 2013. Disponível em: <https://link.aps.org/doi/10.1103/PhysRevE.87.063305>.

LAVERGNE, F. A. et al. Group formation and cohesion of active particles with visual perception-dependent motility. **Science**, American Association for the Advancement of Science, v. 364, n. 6435, p. 70–74, 2019. ISSN 0036-8075. Disponível em: <https://science.sciencemag.org/content/364/6435/70>.

LEGION: Improving infrastructure for people. Exton, Pensilvânia: Bentley Systems, Inc., 2019. Consultoria em infra-estrutura.

LI, L. et al. Vortex phase matching as a strategy for schooling in robots and in fish. **Nature Communications**, Springer Science and Business Media LLC, v. 11, n. 1, out. 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s41467-020-19086-0>.

MA, J. et al. Experimental study on microscopic moving characteristics of pedestrians in built corridor based on digital image processing. **Building and Environment**, Elsevier BV, v. 45, n. 10, p. 2160–2169, out. 2010. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2010.03.015>.

MALINOVSKIY, Y.; WU, Y.-J.; WANG, Y. Video-based monitoring of pedestrian movements at signalized intersections. **Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board**, SAGE Publications, v. 2073, n. 1, p. 11–17, jan. 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.3141/2073-02>.

MATHIS, A. et al. DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learning. **Nature Neuroscience**, Springer Science and Business Media LLC, v. 21, n. 9, p. 1281–1289, ago. 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s41593-018-0209-y>.

OWAIDAH, A. et al. Review of modelling and simulating crowds at mass gathering events: Hajj as a case study. **Journal of Artificial Societies and Social Simulation**, Journal of Artificial Societies and Social Simulation, v. 22, n. 2, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.18564/jasss.3997>.

REYNOLDS, C. W. Flocks, herds and schools: A distributed behavioral model. In: **Proceedings of the 14th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques**. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 1987. (SIGGRAPH '87), p. 25–34. ISBN 0897912276. Disponível em: <https://doi.org/10.1145/37401.37406>.

SHAO, W.; TERZOPOULOS, D. Autonomous pedestrians. **Graphical Models**, v. 69, n. 5, p. 246 – 274, 2007. ISSN 1524-0703. Special Issue on SCA 2005. Disponível em: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1524070307000252>.

SUMPTER, D. J. T. **Collective Animal Behavior**. 1. ed. Princeton: Princeton University Press, 2010. ISBN 0691148430.

VANUMU, L. D.; RAO, K. R.; TIWARI, G. Fundamental diagrams of pedestrian flow characteristics: A review. **European Transport Research Review**, Springer Science and Business Media LLC, v. 9, n. 4, set. 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12544-017-0264-6>.

VICSEK, T. et al. Novel Type of Phase Transistion in a System of Self-Driven Particles. **Physical Review Letters**, v. 75, n. 6, p. 1226–1229, 1995. ISSN 00098981.

VICSEK, T.; ZAFEIRIS, A. Collective motion. **Physics Reports**, v. 517, n. 3-4, p. 71–140, 2012. ISSN 03701573.

WILSON, E. D. **The Insect Societies**. 1. ed. Cambridge: the Belknap Press of Harvard University Press, 1971.

ZANLUNGO, F.; IKEDA, T.; KANDA, T. Social force model with explicit collision prediction. **EPL (Europhysics Letters)**, IOP Publishing, v. 93, n. 6, p. 68005, mar. 2011. Disponível em: <https://doi.org/10.1209/0295-5075/93/68005>.