

Modelo de Transmissão da Dengue por Simulação Multi-Agentes

Emily Brito de Oliveira^{1,a}, Carlos Victor Dantas Araújo^{2,a}, Fábio Luiz Usberti^{3,a}, Laura Silva de Assis^{4,b}, Celso Cavellucci^{5,a}

^aInstituto de Computação, Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP), Av. Albert Einstein, 1251, Cidade Universitária, Campinas, 13083-852, São Paulo, Brasil

^bCentro Federal de Educação Tecnológica do Rio de Janeiro (CEFET/RJ), Av. Maracanã, 229, Maracanã, Rio de Janeiro, 20271-110, Rio de Janeiro, Brasil

¹e2911111@dac.unicamp.br, ²carlosvdaraujo@gmail.com,

³fusberti@ic.unicamp.br, ⁴laura.assis@cefet-rj.br,

⁵celsocv@ic.unicamp.br

RESUMO

Este trabalho descreve uma Simulação Multi-Agentes (MABS) para modelar a transmissão da dengue em áreas urbanas. A simulação integra dados geoespaciais para posicionar agentes e utiliza teoria compartimental para definir seus estados epidemiológicos. São realizados experimentos para avaliar a sensibilidade do modelo no município de Alto Santo (Ceará, Brasil), variando parâmetros como taxa de mortalidade e oviposição dos mosquitos, número de criadouros e estratégias de nebulização. Os resultados evidenciam que intervenções contínuas de controle vetorial são eficazes na redução do número de casos. A ferramenta desenvolvida se mostra promissora para apoiar decisões em cidades de pequeno e médio porte, otimizando a alocação de recursos e a eficácia das ações de controle.

PALAVRAS CHAVE. Simulação, Dengue, Arboviroses, Sistemas de Apoio à Tomada de Decisão.

Simulação, PO na Área de Saúde.

ABSTRACT

This work describes a Multi-Agent-Based Simulation (MABS) for modeling dengue transmission in urban areas. The simulation integrates geospatial data to locate agents and uses compartmental theory to define their epidemiological states. Experiments are conducted to assess the model's sensitivity in the municipality of Alto Santo (Ceará, Brazil), varying parameters such as mosquito mortality and oviposition rates, number of breeding sites, and fogging strategies. The results show that continuous vector control interventions are effective in reducing the number of cases. The developed tool proves to be promising in supporting decision-making in small and medium-sized cities by optimizing resource allocation and the effectiveness of control actions.

KEYWORDS. Simulation, Dengue, Arboviruses, Decision Support Systems.

Simulation, OR in Health.

1. Introdução

A dengue é uma doença viral responsável por milhões de casos no mundo todos os anos. A transmissão ocorre através de picadas de mosquitos fêmea do gênero *Aedes*. Há quatro sorotipos da doença – DENV-1, DENV-2, DENV-3 e DENV-4 –, todos circulantes no Brasil. A infecção por um sorotipo não oferece imunidade a outro e ainda aumenta o risco de desenvolver formas mais graves da doença caso haja nova infecção. Tais fatores adicionam grande complexidade à dengue, tornando-a um sério desafio aos órgãos de saúde pública [Ministério da Saúde, 2025].

Atualmente, a doença é endêmica em mais de 100 países, sendo mais frequente em regiões tropicais e subtropicais, onde o calor e a umidade tornam propensa a reprodução dos mosquitos. Desse modo, as Américas, o Sudeste Asiático e o Pacífico Ocidental são as regiões mais afetadas. Dados da Organização Pan-Americana da Saúde (OPAS) apontam que, em 2024, o Brasil registrou mais de 10 milhões de casos de dengue, concentrando 78,62% dos casos globais e 92,10% dos casos da América do Sul [PAHO/WHO, 2024]. Até a 12ª semana epidemiológica de 2025, o Brasil registrou 1.361.043 casos, representando cerca de 89% dos casos da América Latina. Destes, 501.665 casos foram confirmados em laboratório, 677 foram classificados como severos e 377 resultaram em óbito. A Figura 1 ilustra a evolução dos casos de dengue global, na América do Sul e no Brasil desde 1980.

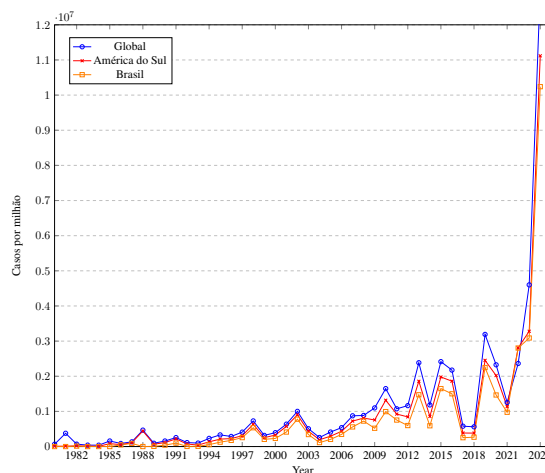


Figura 1: Casos de dengue entre 1980 e 2024 [PAHO/WHO, 2024].

Ainda não é conhecido um tratamento específico para a dengue, e, embora já existam vacinas desenvolvidas para a doença, estas ainda não estão disponíveis de forma abrangente para toda a população. Desse modo, a forma de combate mais eficaz é a eliminação do mosquito *Aedes aegypti*. De acordo com as diretrizes da OMS para a prevenção e controle da dengue [World Health Organization, 2009], o controle vetorial pode ser realizado de duas formas principais: eliminando criadouros e erradicando mosquitos em diferentes fases de desenvolvimento (larval e adulta). O controle químico é o método mais comum, ocorrendo, em geral, através da aplicação de inseticidas em áreas de risco por veículos nebulizadores ou por agentes treinados. Além de reduzir a população do mosquito, medidas de prevenção podem ser adotadas para reduzir as chances de contato humano-vetor e também de reprodução. A instalação de telas em janelas e portas, utilização de repelentes e mosquiteiros e a eliminação ou proteção de recipientes que podem acumular água são exemplos dessas medidas. No Brasil, essas ações costumam ser direcionadas por agentes comunitários de saúde, que visitam as residências de uma região para identificar criadouros e orientar a população sobre práticas de prevenção.

Há um grande potencial para pesquisas voltadas ao combate à dengue [World Health Organization, 2009], especialmente no desenvolvimento de modelos que reproduzem a dinâmica de transmissão da doença. Fatores como condições climáticas, estrutura populacional e comportamento vetorial podem ser incorporados nesse modelos para prever de forma mais assertiva a progressão da doença a curto prazo, auxiliando no planejamento de intervenções e na alocação eficiente de recursos. Sistemas de visualização e análise de dados são fundamentais para a gestão da saúde pública, pois permitem identificar padrões da doença e apoiar a tomada de decisão de forma mais rápida e precisa. A implementação dessas ferramentas reduziria os desafios enfrentados pelas autoridades locais ao interpretar grandes volumes de dados epidemiológicos e formular estratégias eficazes de prevenção e controle. A Pesquisa Operacional fornece ferramentas muito úteis para o desenvolvimento de sistemas computacionais dessa natureza, como programação matemática, otimização e simulação.

Simulação Multi-Agentes vêm ganhando destaque em diversas áreas devido à sua capacidade de representar a complexidade e a dinâmica de sistemas reais [Siebers e Aickelin, 2008; Ballet et al., 2020]. O presente trabalho descreve uma simulação multi-agentes para modelar a disseminação da dengue em áreas urbanas. A metodologia empregada utiliza dados geoespaciais do OpenStreetMap (OSM) para modelar o espaço geográfico de uma área urbana, e aplica uma série de experimentos para verificar o comportamento da simulação sob diferentes cenários. Os resultados indicam que a simulação tem potencial para auxiliar estratégias de controle vetorial pelos órgãos públicos, permitindo a avaliação e visualização de múltiplos cenários endêmicos para uma área de estudo sob diferentes estratégias de intervenção.

O trabalho está organizado da seguinte forma: a Seção 2 apresenta diferentes trabalhos que desenvolveram simulações no contexto da dengue. A Seção 3 descreve em detalhes a simulação baseada em multi-agente utilizada neste trabalho. A Seção 4 apresenta os experimentos computacionais realizados e interpretações dos resultados obtidos. Por fim, a Seção 5 resume o trabalho desenvolvido e aponta perspectivas de trabalhos futuros.

2. Trabalhos relacionados

Esta seção descreve diversos trabalhos que apresentam abordagens de Simulação Multi-Agentes (MABS) aplicadas ao contexto da dengue. Tais métodos têm em comum o objetivo de explorar a dinâmica de propagação da doença, incorporando fatores biológicos, ambientais e geográficos, além de diferentes estratégias de combate e controle vetorial.

O trabalho de Almeida et al. [2010] apresenta uma simulação baseada em agentes para analisar como o tamanho da população de *Aedes aegypti* muda quando são aplicadas algumas ações de controle. Os autores focaram em explorar duas estratégias principais: o efeito da densidade e do posicionamento de armadilhas, e o impacto da limitação da disponibilidade de sangue. Os experimentos computacionais, utilizando dados reais de Belo Horizonte (Minas Gerais, Brasil), mostram que armadilhas bem posicionadas podem ser eficazes na redução da população de mosquitos, especialmente se estiverem próximas aos criadouros. Além disso, os autores destacam que restringir o acesso dos mosquitos ao sangue humano reduz significativamente a produção de ovos e, portanto, o crescimento populacional.

Já Chao et al. [2012] investigaram o impacto de diferentes estratégias de vacinação utilizando um MABS em uma região semi-rural da Tailândia. A simulação incorpora fatores como distribuição etária da população e mobilidade, além da dinâmica sazonal da população de mosquitos. O modelo também diferencia os quatro sorotipos do vírus da dengue e considera suas interações imunológicas. Os resultados indicam que priorizar a vacinação infantil, expandindo posteriormente para adultos, pode reduzir significativamente a transmissão local e o número de casos da doença.

Maneerat e Daudé [2016] desenvolveram o modelo MOMA, um MABS que simula a

dinâmica populacional do *Aedes aegypti* em ambientes urbanos. A simulação integra dados geográficos, variáveis meteorológicas e características da topologia urbana para explorar como o uso do solo, a densidade populacional e a distribuição dos criadouros influenciam o comportamento dos mosquitos. Os experimentos foram baseados em dados da região de Delhi, na Índia, e os resultados confirmam uma série de hipóteses: a configuração urbana afeta diretamente a distância de voo dos mosquitos, altas temperaturas aceleram seu desenvolvimento, a umidade aumenta sua sobrevivência, a chuva amplia a disponibilidade de criadouros e a luz solar regula seus padrões de atividade.

De forma semelhante, Escudero et al. [2023] combinaram um modelo baseado em agentes com equações diferenciais ordinárias (EDOs) para simular a disseminação de doenças arbovirais em Bello, na Colômbia, considerando características geoespaciais como temperatura e mobilidade humana. Assim como no modelo MOMA, os resultados mostraram que temperaturas elevadas aceleram a taxa de transmissão e revelam picos distintos de infecção para dengue, zika e chikungunya. Por outro lado, em temperaturas mais baixas, o tempo de incubação do vírus nos mosquitos é consideravelmente prolongado, limitando significativamente a propagação da doença.

Philippon et al. [2016] utilizaram uma simulação baseada em agentes para investigar o papel das atividades comerciais na propagação da dengue na região do Corredor Econômico Leste-Oeste, no Sudeste Asiático. Para avaliar essa hipótese de forma mais precisa, a simulação incorporou mobilidade econômica, dados climáticos e diferentes políticas de controle. Os resultados experimentais indicam uma correlação significativa, sugerindo que o aumento da mobilidade devido ao comércio pode acelerar surtos da doença na ausência de políticas de controle adequadas.

Por fim, da Silva Rodrigues et al. [2020] propuseram uma abordagem MABS mais simples, com foco na influência da mobilidade humana e nas interações entre mosquitos e pessoas, em um ambiente geográfico simulado. Para validar a capacidade preditiva do modelo de simulação, os autores compararam seus resultados com os de um modelo clássico baseado em EDOs. Os resultados indicam que ambos os modelos apresentam comportamentos epidêmicos globais semelhantes, sugerindo que a simulação é capaz de reproduzir as tendências gerais observadas na abordagem determinística. Nos experimentos realizados, a variação no número inicial de mosquitos infectados mostrou que taxas mais altas de infecção inicial resultam em surtos mais abrangentes, enquanto níveis mais baixos, aliados à mobilidade humana restrita, limitam significativamente a transmissão.

A Simulação Multi-Agentes proposta neste trabalho se diferencia dos métodos existentes na literatura ao integrar dados geográficos, posicionar agentes da simulação em bairros da cidade e considerar o ciclo de vida do *Aedes aegypti*, com as fases aquática e adulta, e suas taxas de natalidade e mortalidade. O objetivo da simulação é projetar cenários futuros de curto e médio prazo, auxiliando as cidades a otimizar a alocação de recursos para prevenir e mitigar temporadas epidêmicas.

3. Descrição da metodologia

A Simulação Multi-Agentes (do inglês, *Multi-Agent Based Simulation* - MABS) tem se destacado em diferentes áreas por sua capacidade de representar a dinâmica de sistemas complexos encontrados no mundo real [Siebers e Aickelin, 2008]. Um sistema baseado em agentes é composto por um conjunto de indivíduos (agentes) e pelas relações existentes entre eles. Cada agente tem comportamento e capacidade de tomar decisões com base em regras pré-definidas, além da possibilidade de interação com outros indivíduos. Um MABS permite compreender de forma mais aprofundada como comportamentos individuais e fatores ambientais tornam a dinâmica de um sistema complexa. Além disso, esse sistema oferece bastante flexibilidade, podendo ser facilmente modificado e estendido sem grandes alterações no sistema como um todo [Garro et al., 2024].

Modelos epidemiológicos são ferramentas matemáticas utilizadas para representar e compreender a propagação de doenças em uma população. Entre as abordagens mais tradicionais, destaca-se a teoria compartimental, que divide os indivíduos em compartimentos conforme seu estado de saúde e descreve a dinâmica de transição entre esses estados por meio de equações diferenciais ordinárias [Brauer, 2008; Amaku et al., 2014]. O fluxo entre compartimentos segue a ordem definida pelas letras do modelo. Por exemplo, no modelo SEIR, os indivíduos começam no estado suscetível (S), tornam-se expostos (E), depois infectados (I), e por fim, recuperados (R). As transições entre estados não são obrigatórias e dependem de parâmetros do modelo, que buscam refletir, da forma mais realista possível, as características da doença. Esse tipo de modelagem é especialmente útil para análises em nível populacional, mas também pode ser integrado a outras abordagens mais detalhadas, como os modelos baseados em agentes, nos quais cada agente pode seguir uma lógica compartimental individual. A escolha do modelo mais adequado depende, principalmente, das particularidades da doença em estudo.

Neste trabalho foi adotado um modelo compartimental do tipo SIR para os agentes humanos e SEI para os mosquitos. Indivíduos que nunca foram expostos ao vírus são classificados como suscetíveis (S). Caso sejam infectados, mas ainda não apresentem sintomas ou capacidade de transmissão, passam para o estado exposto (E). Se atingirem o estado infectado (I), os indivíduos começam a manifestar sintomas e tornam-se capazes de transmitir o vírus. Por fim, no estado recuperado (R), são considerados curados e imunes a novas infecções. As transições dos estados de suscetível para exposto ou infectado ocorrem com base nas interações entre agentes de espécies distintas — por exemplo, quando um humano suscetível é picado por um mosquito infectado.

3.1. Ciclos

A execução da simulação é baseada em ciclos, de modo que cada ciclo corresponde a um período de 12 horas onde todos os agentes executam ações específicas. Por padrão, as simulações iniciam às 05h30 da manhã. Desse modo, cada ciclo inicia às 05h30 ou 17h30. Essa definição de horários permite dividir a população humana entre os locais de trabalho e de moradia, tornando a simulação mais realista. Além disso, aproximadamente nesses horários ocorre a inversão térmica, períodos de maior atividade dos mosquitos.

3.2. Agentes

Foram modelados quatro tipos de agentes que podem interagir entre si durante o curso da simulação: (i) mosquito, (ii) humano, (iii) ovo e (iv) criadouro. Os agentes ovo e mosquito representam o *Aedes aegypti* nas fases aquática e adulta, respectivamente. O tamanho das populações de humanos e criadouros não muda ao longo da simulação, enquanto novos indivíduos de mosquitos e ovos surgem com certa probabilidade a cada ciclo. O agente criadouro representa um ponto no mapa onde mosquitos depositam ovos, que posteriormente evoluem para adultos. Vale destacar que não é considerada a transmissão de mosquitos para os ovos nos criadouros, de modo que mosquitos que evoluem para a fase adulta sempre iniciam como suscetíveis. Cada agente possui seu próprio conjunto de atributos e ações, descritos em detalhes nas próximas subseções. A Figura 2 apresenta um fluxograma simplificado das interações entre os agentes na simulação.

3.2.1. Humanos

Os agentes humanos alternam diariamente entre seus locais de trabalho e residência, definidos aleatoriamente em dois bairros distintos do mapa. A movimentação ocorre a cada ciclo da simulação, sendo determinada por horários individuais de início e término da jornada: cada agente inicia o deslocamento para o local de trabalho entre 5h e 8h da manhã e retorna para casa entre 16h e 19h. A transição de um humano do estado suscetível para o infectado ocorre mediante interação com mosquitos infectados. Quanto maior o número de mosquitos infectados nas proximidades, maior é a probabilidade de infecção. Considerando n_I como o número de mosquitos infectados

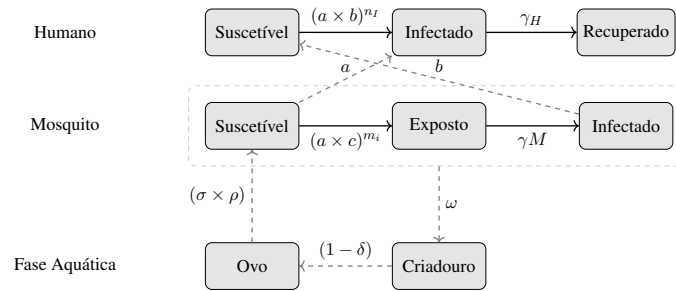


Figura 2: Fluxograma da interação entre os agentes.

a até 1 metro de distância, a como a taxa média de picadas por dia e b como a probabilidade de infecção após a picada, define-se $(a \times b)$ como a probabilidade de infecção em uma única interação. Dessa forma, a probabilidade de um agente humano passar do estado suscetível para infectado é dada por $1 - (1 - a \times b)^{n_I}$. A transição do estado infectado para o recuperado em um certo dia depende do parâmetro γ_H , que define a taxa de recuperação diária dos humanos.

3.2.2. Mosquitos

Cada mosquito é associado a um criadouro específico, o qual limita o seu deslocamento. A posição inicial do mosquito é um ponto aleatório dentro de um círculo com raio de 100 metros centrado no criadouro associado. A cada ciclo, a chance de o mosquito se movimentar é determinada pelo parâmetro β . Caso se mova, a nova posição é escolhida aleatoriamente dentro do mesmo raio de 100 metros ao redor do criadouro associado. O comportamento de oviposição dos mosquitos depende de diversos fatores, como o número de criadouros próximos (em um raio de até 1 metro), a taxa de oviposição (ϕ) e a capacidade biótica do mosquito (ω). A cada ciclo, cada mosquito seleciona aleatoriamente um criadouro próximo e, com base na probabilidade ϕ , pode depositar uma quantidade aleatória de ovos variando entre 1 e ω . A transição do estado suscetível para o estado exposto ocorre quando o mosquito interage com humanos infectados. Essa probabilidade aumenta conforme cresce o número de pessoas infectadas próximas. Considerando a como a taxa média de picadas por dia, c como a probabilidade de infecção do mosquito após uma picada, e m_I como o número de humanos infectados nas proximidades, a chance de um mosquito ser exposto ao vírus é dada por $1 - (1 - a \times c)^{m_I}$. Após a fase de exposição, os mosquitos podem progredir para o estado infectado, com a transição sendo regida pelo parâmetro γ_M . Além disso, os mosquitos podem morrer em qualquer estado e a qualquer momento, com probabilidade de mortalidade diária definida pelo parâmetro μ .

3.2.3. Criadouros

Cada criadouro é posicionado aleatoriamente dentro de um quarteirão do mapa no início da simulação, representando um possível local de deposição de ovos pelos mosquitos. Quando um mosquito realiza a oviposição em um criadouro, essa ação gera um novo agente do tipo ovo, que fica associado ao criadouro onde foi depositado. Essa associação é importante, pois define posteriormente o raio de movimentação do mosquito adulto que surgirá da eclosão desse ovo.

3.2.4. Ovos

Os ovos estão sempre localizados dentro dos criadouros onde foram depositados. A transição da fase aquática para a fase adulta ocorre com base em dois parâmetros: a taxa de maturação (σ) e a taxa de sucesso de eclosão (ρ), sendo a probabilidade de mudança de fase determinada pelo produto $\sigma \times \rho$. Durante o período aquático, os ovos também estão sujeitos à morte, cuja probabilidade é definida pela taxa de mortalidade δ .

3.3. Parâmetros

A Tabela 1 apresenta a descrição dos parâmetros da simulação citados nas descrições dos agentes, bem como os valores escolhidos para cada um deles. Os valores são baseados principalmente nos estudos de da Silva Rodrigues et al. [2020] e Dwivedi et al. [2022]. Os parâmetros que possuem valor “-” são ajustados para cada região geográfica a qual a simulação é aplicada, e são definidos nos experimentos descritos na próxima seção.

Tabela 1: Parâmetros da simulação.

Parâmetro	Descrição	Valor
γ_H	Taxa de recuperação de humanos por dia	0.146
a	Taxa diária de picadas	0.168
b	Fração de picadas infecciosas	0.600
β	Probabilidade de movimento do mosquito	0.8
γ_M	Taxa de latência do mosquito por dia	0.143
c	Suscetibilidade do mosquito à dengue	0.526
ρ	Percentual de ovos que geram mosquitos fêmeas	0.125
ϕ	Taxa diária de oviposição	0.020
ω	Capacidade de biótica do mosquito	3.000
δ	Taxa diária de mortalidade na fase aquática	0.066
σ	Taxa diária de maturação dos mosquitos	0.100
μ	Taxa diária de mortalidade dos mosquitos adultos	0.010
M_h	Quantidade de mosquitos por humano	-
M_I	Percentual de mosquitos inicialmente infectados	-
H_0	Tamanho da população humana	-
H_I	Percentual de humanos inicialmente infectados	-
BS	Quantidade de criadouros	-
NB	Percentual de quarteirões nebulizados	-

4. Experimentos computacionais

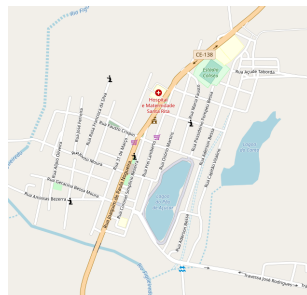
Nesta seção são descritos os experimentos computacionais realizados no simulador desenvolvido. A simulação foi implementada na plataforma GAMA¹ [Taillandier et al., 2019], uma ferramenta projetada especificamente para simulações baseadas em agentes. Foi utilizada a versão 1.9.2 do GAMA, e a versão 1.9.3 da biblioteca Python OSMnx para extração de mapas de regiões geográficas do OpenStreetMap (OSM). O código está disponível publicamente no Github².

Em todos os experimentos foram utilizados os dados geográficos da cidade Alto Santo (Ceará, Brasil), extraídos do OSM. A partir da importação desses dados no GAMA, os agentes podem ser instanciados e posicionados. A Figura 3a exibe o mapa de Alto Santo no OSM, enquanto a Figura 3b mostra sua representação no GAMA com os agentes instanciados. Nessa figura, mosquitos e humanos são representados por pontos amarelos e vermelhos, indicando agentes suscetíveis e infectados, respectivamente, enquanto criadouros são representados por pontos azuis. A população humana foi fixada em 9.000 habitantes, dos quais 10% estão inicialmente infectados. A escolha do tamanho da população inicial foi baseada na estimativa do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) para a população da área urbana de Alto Santo. A população inicial de mosquitos segue uma proporção de 0.5 mosquito por habitante, resultando em 4.500 indivíduos, dos quais 10% também estão inicialmente infectados. Com exceção do terceiro experimento, o número de criadouros é fixo em 50.

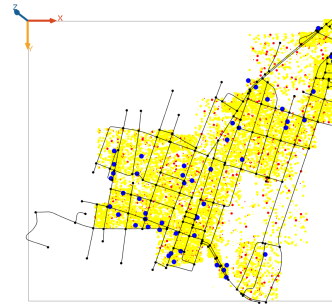
O objetivo principal dos experimentos realizados foi avaliar a sensibilidade dos resultados da simulação aos seus parâmetros. Para isso, foram realizados seis experimentos, cada um focando na variação de um parâmetro específico: (1) taxa de mortalidade dos mosquitos, (2) taxa de

¹<https://gama-platform.org/>

²<https://github.com/cvaraujo/dengue-mabs-simulation>



(a) Alto Santo no OSM.



(b) Alto Santo no GAMA.

Figura 3: Cidade de Alto Santo no OSM e no GAMA.

oviposição dos mosquitos, (3) quantidade de criadouros, (4) nebulização aleatória de bairros, (5) percentual de bairros nebulizados e (6) distribuição geográfica dos agentes. A Tabela 2 resume esses parâmetros e os respectivos conjuntos de valores testados. Para cada simulação, o parâmetro em análise é variado enquanto todos os demais são fixos nos valores apresentados na Tabela 1. Cada simulação é executada por seis semanas, iniciando em uma data predefinida. Como a simulação é não determinística, foram rodadas 5 execuções para cada configuração de parâmetro. Os gráficos resultantes exibem a média do número de casos ao longo das cinco execuções da simulação para cada semana.

Tabela 2: Parâmetros explorados nos experimentos.

Experimento	Parâmetro	Domínio
1	Taxa de mortalidade (μ)	{0.01, 0.02, 0.04, 0.08, 0.16}
2	Taxa de oviposição (ϕ)	{0.02, 0.04, 0.08, 0.16, 0.32}
3	Criadouros (BS)	{10, 20, 30, 40, 50}
4	Nebulização de bairros	{True, False}
5	Proporção de bairros nebulizados (NB)	{5%, 25%, 50%, 75%, 100%}
6	Distribuição dos agentes	Aleatória e uniforme

Experimento 1 – taxa de mortalidade dos mosquitos. Nesse experimento variou-se o parâmetro relacionado à taxa de mortalidade dos mosquitos, μ . Esperava-se que, ao aumentar a probabilidade de um mosquito morrer, fosse simulado um cenário em que medidas de controle vetorial são aplicadas frequentemente por toda a cidade, mantendo uma alta taxa de mortalidade dos mosquitos. Os resultados são apresentados na Figura 4. Observa-se que as curvas pouco se distinguem ao fim da primeira semana, quando ocorre o pico de casos. Nas semanas seguintes, $\mu = 0.01$ e $\mu = 0.02$ apresentam curvas bastante semelhantes, notavelmente acima das curvas $\mu = 0.08$ e $\mu = 0.16$. Esses resultados confirmam nossa hipótese de que o aumento da taxa de mortalidade dos mosquitos é capaz de reduzir, em algum nível, o número de casos de dengue.

Experimento 2 – taxa de oviposição dos mosquitos. Esse experimento concentrou-se na variação da taxa de oviposição dos mosquitos, ϕ . A ideia é simular cenários em que os mosquitos estão se reproduzindo mais e verificar como a curva de contaminação é influenciada por esse fator. A Figura 5 apresenta os resultados obtidos. Assim como no experimento anterior, as curvas pouco diferem no pico de notificações, muito embora seja possível observar uma pequena diferença entre a quantidade de casos em $\phi = 0.02$ e $\phi = 0.32$, comportamento que se mantém nas semanas seguintes. Por outro

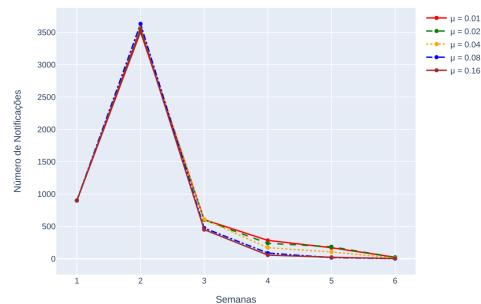


Figura 4: Experimento 1 – variação da taxa de mortalidade adulta μ .

lado, as curvas dos valores intermediários $\phi = 0.04$, $\phi = 0.08$ e $\phi = 0.16$ diferem muito pouco entre si. Dessa forma, a propagação da doença não parece ser tão sensível à taxa de oviposição dos mosquitos, de modo que sua variação influencia muito pouco no aumento dos casos na maioria das semanas. No entanto, os resultados sugerem que manter uma baixa taxa de oviposição pode resultar em curvas endêmicas com picos menores.

Experimento 3 – número de criadouros. Nesse experimento é explorado o efeito da variação no número de criadouros, BS , na propagação da doença. Para minimizar a influência da aleatoriedade e garantir uma melhor interpretação dos resultados, manteve-se fixa a semente aleatória utilizada na simulação em todas as execuções deste experimento. Isso garante que a distribuição espacial de pessoas, mosquitos e criadouros seja consistente. Os resultados são apresentados na Figura 6. Observamos que as diferenças entre a maioria das curvas não são substanciais, já que $BS = 40$, $BS = 30$ e $BS = 20$ exibem tendências muito semelhantes. No entanto, a curva correspondente a $BS = 10$ é visivelmente menor em comparação com $BS = 50$, indicando uma redução nos casos de dengue. Isso sugere que apenas diminuir o número de criadouros pode não ser altamente eficaz, pois os mosquitos continuarão se reproduzindo enquanto houver criadouros alternativos disponíveis.

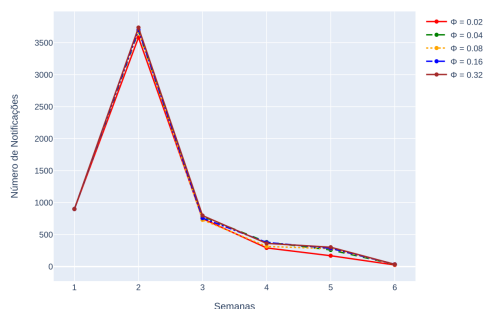


Figura 5: Experimento 2 – variação da taxa de oviposição ϕ .

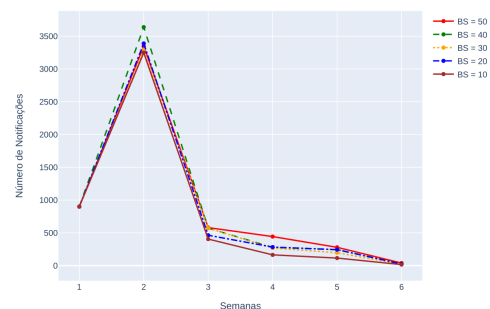


Figura 6: Experimento 3 – variação da quantidade de criadouros.

Experimento 4 – nebulização estática. Nesse experimento é simulada uma ação de contenção na qual mosquitos em determinados bairros da cidade são eliminados, por exemplo, por meio de veículos nebulizadores. A Figura 7 apresenta os resultados para o experimento 4. Nele foram considerados dois cenários: (i) nenhuma intervenção é aplicada, e a simulação é executada com os valores padrão dos parâmetros, apresentados na Tabela 1, e (ii) a cada ciclo a partir da primeira semana, cinco bairros aleatórios são selecionados, e todos os mosquitos dentro deles são removidos.

Observa-se uma diferença clara entre as duas curvas, mostrando que a eliminação consistente de mosquitos leva a uma redução contínua dos casos reportados, chegando eventualmente a zero casos na última semana.

Experimento 5 – nebulização dinâmica. Nesse experimento é avaliado o impacto da quantidade de quarteirões nebulizados na evolução da propagação (Figura 8). Diferentemente do Experimento 4, a nebulização é realizada sempre no primeiro dia da semana, em uma proporção de blocos escolhida aleatoriamente. A análise do gráfico atende à expectativa de que quanto maior a quantidade de blocos nebulizados maior é a redução das notificações. Embora no pico esse parâmetro pareça não ter influência, dado que $NB = 5\%$, $NB = 50\%$ e $NB = 100\%$ têm quantidade de notificações muito próximas, as diferenças entre as curvas é melhor visualizada nas semanas seguintes. Vale destacar a proximidade entre as curvas $NB = 50\%$, $NB = 75\%$ e $NB = 100\%$ a partir da semana 3. Esse comportamento sugere não ser necessário nebulizar toda a cidade para reduzir consideravelmente os casos, de modo que uma aplicação estratégica da nebulização pode retornar resultados suficientes bons a um custo menor.

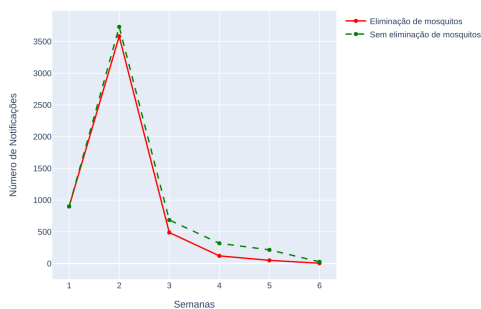


Figura 7: Experimento 4 – nebulização estática.

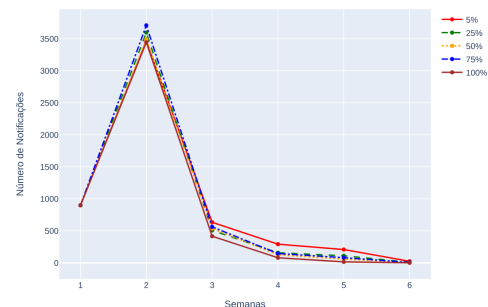


Figura 8: Experimento 5 – nebulização dinâmica.

Experimento 6 – distribuição geográfica de agentes. Nesse experimento, o objetivo foi verificar a influência do posicionamento geográfico dos agentes na curva de contaminação. Para isso, a simulação foi executada 100 vezes com sementes aleatórias distintas sem variar nenhum parâmetro. Desse modo, em cada execução, os agentes foram distribuídos no espaço geográfico de maneiras diferentes pelo GAMA. A Figura 9 mostra a curva média de evolução das notificações nas 100 amostras. Em cada ponto do gráfico é exibido, além da média, o *boxplot* referente às notificações na semana. A análise da distância entre os valores máximo, mínimo e médio sugere que o posicionamento dos agentes é, de certa forma, influente na propagação da doença, sobretudo na semana do pico. De fato, se a quantidade de pessoas infectadas já é muito grande e os criadouros estão posicionados nas regiões mais populosas da cidade, há uma probabilidade maior de novas pessoas serem infectadas e, conseqüentemente, haver uma quantidade muito grande de casos.

Para validar essa hipótese, verificou-se o posicionamento geográfico dos agentes no início da segunda semana de simulação nas execuções de valor máximo e mínimo da Figura 9. A Figura 10 exibe a visualização do estado das simulações nesses dois casos. Os círculos laranjas representam os humanos suscetíveis, os círculos vermelhos representam humanos infectados, e os quadrados azuis identificam criadouros. A disposição dos agentes humanos é bastante semelhante nas duas figuras, de forma que as regiões mais populosas e as menos habitadas aparentam ser as mesmas. O posicionamento dos criadouros, por outro lado, aparenta ser mais concentrado na região central da cidade

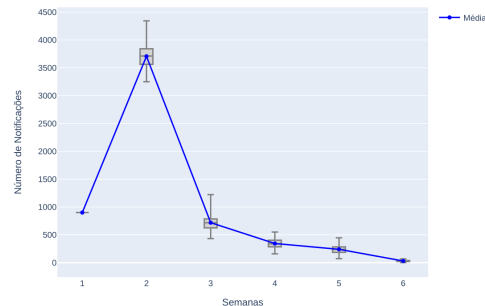


Figura 9: Evolução das notificações em 100 amostras aleatórias.

na Figura 10a, por vezes com alguns criadouros muito próximos um do outro. Já na Figura 10b, há mais criadouros nas regiões extremas e menos habitadas da cidade, e menos ocorrências de aglomerados. Esse cenário pode ser um fator de grande contribuição para a diferença de mais de mil casos entre eles, dado que quão mais espalhados estão os criadouros na cidade, maior é o alcance de pessoas e mosquitos.

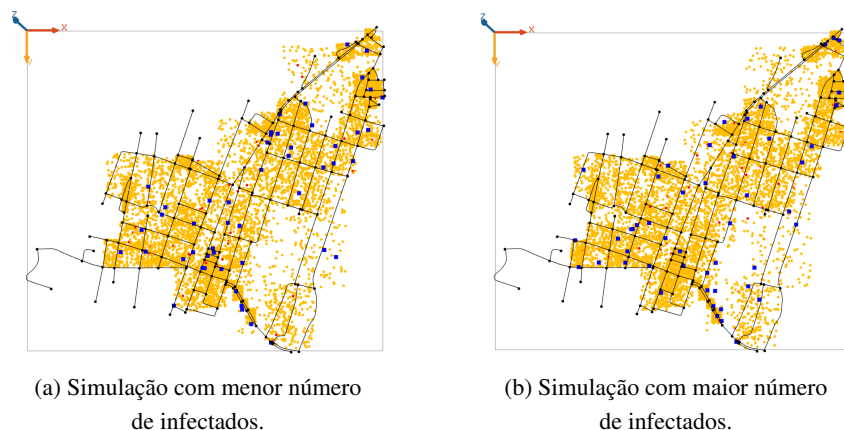


Figura 10: Estados das simulações na segunda semana do experimento de distribuição aleatória.

5. Comentários finais

Este trabalho investigou um modelo de Simulação Multi-Agentes (MABS) aplicada ao contexto da propagação da dengue. Quatro agentes distintos são representados na simulação — humanos, mosquitos, ovos e criadouros — e a teoria compartimental é utilizada para definir estados epidemiológicos e transições entre esses estados. Os experimentos computacionais foram situados na cidade de Alto Santo (Ceará, Brasil) com o uso de dados geoespaciais extraídos do OpenStreetMap. Nesse contexto, foram realizadas análises de sensibilidade dos resultados da simulação a diferentes parâmetros, como taxa de mortalidade, de oviposição dos mosquitos, número de criadouros, e estratégia de nebulização.

Os resultados mostraram que aumentar a mortalidade vetorial reduz consideravelmente os casos de dengue semanais, enquanto a simples diminuição de criadouros produz efeito mais brando. A análise de 100 amostras de distribuição espacial confirmou ainda a relevância do posicionamento dos criadouros na intensidade da propagação da doença, especialmente em um cenário epidêmico. Tais resultados sugerem que o modelo captura com certo grau de fidelidade a dinâmica de propagação da dengue, demonstrando potencial para servir como ferramenta de apoio à decisão, de modo a orientar ações mais eficazes de controle vetorial.

Como trabalhos futuros, pretende-se investigar em maior profundidade e abrangência os parâmetros da simulação, de modo a melhor compreender como cada um deles influencia nas curvas de contaminação. Também espera-se aprimorar a simulação incorporando ações de controle mais robustas e fidedignas. Imagina-se poder implementar ações como eliminação de criadouros e posicionamento de armadilhas contra o *Aedes aegypti*, e verificar o impacto da sua aplicação conjunta. Ainda, espera-se obter dados históricos de notificação da dengue de cidades de médio e grande porte para validação do poder de predição da simulação, comparando seus resultados com os dados reais.

Referências

- Amaku, M., Azevedo, F., Burattini, M., Coutinho, F., Fernandez Lopez, L., e Massad, E. (2014). Interpretations and pitfalls in modelling vector-transmitted infections. *Epidemiology and infection*, 143:1–13.
- Ballet, P., Rivière, J., Pothe, A., Theron, M., Pichavant, K., Abautret, F., Fronville, A., e Rodin, V. (2020). *Modelling and Simulating Complex Systems in Biology: Introducing NetBioDyn – A Pedagogical and Intuitive Agent-Based Software*, p. 898–929.
- Brauer, F. (2008). *Compartmental Models in Epidemiology*, p. 19–79. Springer Berlin Heidelberg.
- Chao, D. L., Halstead, S. B., Halloran, M. E., e Longini, I. M. (2012). Controlling dengue with vaccines in thailand. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 6:e1876. ISSN 1935-2735.
- da Silva Rodrigues, L., Mamedio Oliveira, S. G., Fernandez Lopez, L., e Sichman, J. S. (2020). Agent based simulation of the dengue virus propagation. In Paolucci, M., Sichman, J. S., e Verhagen, H., editors, *Multi-Agent-Based Simulation XX*, p. 100–111, Cham. Springer International Publishing. ISBN 978-3-030-60843-9.
- de Almeida, S. J., Ferreira, R. P. M., Álvaro E. Eiras, Obermayr, R. P., e Geier, M. (2010). Multi-agent modeling and simulation of an aedes aegypti mosquito population. *Environmental Modelling Software*, 25:1490–1507. ISSN 13648152.
- Dwivedi, A., Keval, R., e Khajanchi, S. (2022). Modeling optimal vaccination strategy for dengue epidemic model: a case study of india. *Physica Scripta*, 97:1–21.
- Escudero, P., Franco, M., Uribe, M. S., Álvarez, S., e Mateus, R. (2023). Using a hybrid abms to study the propagation of vector-borne diseases in an urban area with heterogenous geospatial conditions. In *2023 Winter Simulation Conference (WSC)*, p. 3142–3153. IEEE. ISBN 979-8-3503-6966-3. URL <https://ieeexplore.ieee.org/document/10407951/>.
- Garro, A., Falcone, A., Baldoni, M., Baroglio, C., Bergenti, F., Mariani, S., Omicini, A., e Vizzari, G. (2024). *Intelligent Agents: Multi-Agent Systems*. Elsevier.
- Maneerat, S. e Daudé, E. (2016). A spatial agent-based simulation model of the dengue vector aedes aegypti to explore its population dynamics in urban areas. *Ecological Modelling*, 333:66–78. ISSN 0304-3800.
- Ministério da Saúde (2025). Dengue: entenda o que são os sorotipos da doença e por que o tipo 3 é o que mais preocupa atualmente no brasil. <https://www.gov.br/saude/pt-br/assuntos/noticias/2025/janeiro/dengue-entenda-o-que-sao-os-sorotipos-da-doenca-e-porque-o-tipo-3-e-o-que-mais-preocupa>. Accessed: 2025-04-25.
- PAHO/WHO (2024). Dengue. <https://www3.paho.org/data/index.php/en/mnu-topics/indicadores-dengue-en.html>. Accessed: 2025-04-03.
- Philippon, D., Choisy, M., Drogoul, A., Gaudou, B., Marilleau, N., Taillandier, P., e Truong, C. Q. (2016). Exploring trade and health policies influence on Dengue spread with an Agent-Based Model. In *17th International Workshop on Multi-Agent-Based Simulation (MABS 2016) at AAMAS 2016*, number 10399, p. pp. 111–127, Singapore, Singapore. Springer, Cham.
- Siebers, P.-O. e Aickelin, U. (2008). Introduction to multi-agent simulation. *SSRN Electronic Journal*. ISSN 1556-5068. URL <http://www.ssrn.com/abstract=2827970>.
- Taillandier, P., Gaudou, B., Grignard, A., Huynh, Q.-N., Marilleau, N., Caillou, P., Philippon, D., e Drogoul, A. (2019). Building, composing and experimenting complex spatial models with the gama platform. *GeoInformatica*, 23(2): 299–322.
- World Health Organization (2009). *Dengue: guidelines for diagnosis, treatment, prevention and control*. World Health Organization.