

Universidade Federal de Ouro Preto

Programa de Pós-Graduação em Ecologia de Biomas Tropicais

Orientador: Tiago Garcia de Senna Carneiro

Co-orientador: Cláudia Torres Codeço

Dissertação de Mestrado:

***“Modelos Dinâmicos Integrados para
Simulação da Ecologia do vetor *Aedes
aegypti*”***

Raquel Martins Lana

Agosto de 2009

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

***“Modelos Dinâmicos Integrados para Simulação da
Ecologia do vetor Aedes aegypti”***

Dissertação de Mestrado apresentada ao Departamento de Ciências Biológicas do Instituto de Ciências Exatas e Biológicas da Universidade Federal de Ouro Preto como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Ecologia de Biomas Tropicais.

Banca Examinadora

Orientador: Tiago Garcia de Senna Carneiro

Antônio Miguel Monteiro

Sérvio Pontes Ribeiro

Ouro Preto

28 de agosto de 2009

*Dedico esse trabalho a todos que
contribuíram para que ele acontecesse,
principalmente ao TerraLab.*

“Junte-se aos bons, e será um deles.”

“Tenho apenas duas mãos e o sentimento do mundo”

Carlos Drummond de Andrade

Agradecimentos

Dois anos passam rápido demais! Mas esses dois anos trabalhando no TerraLab certamente valeram por toda uma vida de aprendizado, seja técnico e científico, quanto de vivência. A primeira pessoa que quero agradecer é o professor Doutor Tiago Garcia de Senna Carneiro, orientador e amigo. Soube a hora certa de tudo: de colocar no colo e me acalmar, de “esmagar” meu cérebro e me fazer sair do lab parecendo uma barata tonta e de me fazer rir e cantar aquelas “ musiquinhas” pelo laboratório...para mim, sempre será um exemplo de orientador e de como se deve tratar as pessoas. E uma frase sua, levo comigo: “Trabalhar é fácil, divertir é fácil, difícil é fazer os dois juntos”. Acho que eu soube entender essa frase e trabalhei quando tive que trabalhar, mas parei um pouco para relaxar também! Até isso você me ensinou.

Muitas pessoas cooperaram para que esse mestrado acontecesse: minha co-orientadora Cláudia Torres Codeço, que mesmo a distância nos guiou, pessoal do INPE, Antônio Miguel Monteiro, Eduardo Camargo e Liliam Cesar de Castro Medeiros, obrigada pelas opiniões e constante ajuda.

A Fiocruz/RJ que nos forneceu dados e sua equipe: Cláudia T. Codeço, Mônica Avelar, Nildimar A. Honório.

Ao projeto SAUDAVEL que reúne grandes pesquisadores com a motivação de procurar respostas para a Saúde Pública do nosso país.

Ao professor Ricardo Tavares e Romuel Figueiredo Machado da Universidade Federal de Ouro Preto pela colaboração e resoluções de dúvidas.

Aos meus amigos sempre dispostos a me escutar e discutir sobre tudo: Alexandre Gontijo Bahia, Flávio Siqueira, Francisco.. e todo o pessoal da primeira turma do mestrado em Ecologia de Biomas Tropicais da UFOP.

Amigos do TerraLab: Antônio, Leandro, Rodrigo (Markito- administrador do meu coração!!!), Thiago França e principalmente ao Raian (Nanico) que se tornou um dos meus poucos, mas grandes amigos que conquistei em Ouro Preto. Aos novos integrantes do TerraLab: Igor, Thiago, Marcus, Rodolfo, Paloma, Matheus e Larissa, saibam valorizar esse laboratório, pois está sendo construído com muito trabalho e dedicação.

As amigas da República Doce Mistura, principalmente Fernanda, Camila, Débora, Ana Tereza, Juliane e Taíz, companheiras desses dois anos e aos amigos da República Senzala e Bastilha, sem vocês Ouro Preto não teria graça!

Ao Jonas e a república Vaticano pelo companheirismo de muitos anos!

Aos meus pais Marcos Antônio Lana e Maria das Dores Lage Martins Lana e minha irmã, Débora, sempre me incentivando a seguir o melhor caminho e escolher a hora certa de buscar um sonho! Vocês são tudo na minha vida, as pessoas mais importantes, sempre!

À Universidade Federal de Ouro Preto pela oportunidade e ao Programa de Pós Graduação em Ecologia de Biomas Tropicais.

À Deus, fonte de boas energias e paz!

Sumário

1. Capítulo: Introdução	1
2. Capítulo: Conceitos Básicos.....	1
2.1. Aspectos gerais sobre a Dengue no mundo	1
2.2. Ferramentas computacionais aplicadas ao estudo de Dengue.....	4
2.3. Modelos de dinâmica populacional de <i>Aedes aegypti</i>	6
2.4. Modelos de dispersão da doença.....	7
2.5. TerraME	9
3. Capítulo: Objetivos.....	11
3.1. Objetivos Gerais.....	11
3.2. Objetivos Específicos.....	11
3.3. Hipóteses:.....	12
4. Capítulo: Justificativa.....	14
5. Capítulo: Simulação da dinâmica populacional do vetor <i>Aedes aegypti</i> na cidade do Rio de Janeiro, RJ	16
5.1. Introdução	16
5.2. Materiais e métodos	17
5.2.1. Área de estudo:.....	17
5.2.2. Desenho Amostral:.....	18
5.2.3. Dados	19
5.2.4. Modelo básico para o ciclo de vida do <i>Aedes aegypti</i>	19
5.2.5. Softwares utilizados nesse trabalho	21
5.2.6. Abordagem utilizada para construção, calibração e validação do modelo.....	22
5.3. Resultados	24
5.3.1. O modelo de oviposição dinâmica	25
5.3.2. Variáveis climáticas: a influência da temperatura.....	27
5.3.3. Variáveis ambientais: a disponibilidade de criadouros.....	28

5.3.4.	Análise de Sensibilidade e Calibração	30
5.3.5.	Validação.....	33
5.4.	Discussão	33
5.5.	Conclusão	36
6.	Capítulo: Um modelo espacialmente-explicito para dinâmica populacional do <i>Aedes aegypti</i>	38
6.1.	Introdução	38
6.2.	Materiais e Métodos.....	39
6.2.3.	Abordagem utilizada para construção e avaliação do modelo	40
6.3.	Resultados	41
6.3.1.	Um banco de dados geográficos para o estudo da Dengue em Higienópolis.....	41
6.3.2.	Estimativa da densidade de criadouros por setores censitários.....	42
6.3.3.	Estimativa da densidade de criadouros na escala dos lotes.....	44
6.3.4.	Um modelo espacialmente-explicito para o ciclo de vida do <i>Aedes aegypti</i>	47
7.	Capítulo: Conclusão	54
8.	Referências Bibliográficas.....	56
	Anexo I	63
	Anexo II.....	69

Lista de Figuras

Figura 1: Dengue no mundo entre o ano de 2000 e 2007.....	2
Figura 2: Infestação do <i>Aedes aegypti</i> no Brasil no ano de 2006.....	3
Figura 3: Incidência de casos de dengue em 2008 no Brasil.....	5
Figura 4: Localização do Bairro de Higienópolis (vermelho) dentro do município do Rio de Janeiro.....	18
Figura 5: Bairro de Higienópolis dividido em setores censitários e visto de satélite.....	18
Figura 6: Amostras localizadas no Bairro de Higienópolis.....	19
Figura 7: Representação gráfica do modelo de ciclo de vida do <i>Aedes aegypti</i>	20
Figura 8: Pontos amostrais separados para calibração (verde) e validação (preto).....	22
Figura 9: Média de oviposição semanal para amostras utilizadas na calibração e na validação.....	23
Figura 10: Equilíbrio dinâmico da população de ovos.....	25
Figura 11: Ajuste de uma função quadrática entre a taxa de oviposição de cada fêmea com a temperatura.....	27
Figura 12: Taxas de desenvolvimento para o ciclo de vida do <i>Aedes aegypti</i> em função da temperatura em Kelvin.....	28
Figura 13: Taxas de desenvolvimento em função do tempo em semanas. A temperatura foi translada através da divisão pela temperatura máxima amostrada.....	29
Figura 14: Ovos depositados simulados e amostrados em função do tempo comparado com a temperatura escalada cinco vezes.....	31
Figura 15: Comportamento das populações de mosquito nos estágios de ovos, larvas, pupas e adultos em função do tempo em semanas.....	32
Figura 16: Comparação entre população de ovos e adultos com a temperatura multiplicada por 10.....	32
Figura 17: Comparação entre a oviposição simulada e oviposição observada para etapa de validação.....	33
Figura 18: A área de estudo compreende os setores censitários do bairro de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ, que possuem dois ou mais pontos amostrais em seu interior.....	39
Figura 19: Comparação entre a Capacidade Suporte e número médio de ovos por região.....	42

Figura 20: Curva de ajuste linear da capacidade de suporte por setor censitário versus o nº médio de ovos depositados por semana, para nove setores censitários do bairro de Higienópolis.	43
Figura 21: Análise de resíduos da regressão apresentada na figura 20.	44
Figura 22: Estimador Kernel com o atributo (Y_i) associado.....	45
Figura 23: Funcionamento da estimativa dada por um Kernel.....	46
Figura 24: Passos para geração de um Kernel. Fonte: INPE.....	46
Figura 25: Mapa de densidade média de densidade de ovos. Quatro focos de identificam a possível localização das concentrações espaciais de criadouros.	47
Figura 26: Algoritmo utilizado para distribuir espacialmente a população de ovos estimada pelo modelo dinâmico do ciclo de vida o <i>Aedes aegypti</i>	48
Figura 27: Comparação entre os mapas de dados observados e mapas estimados pelo modelo para semanas de verão	50
Figura 28: Comparação entre os mapas de dados observados e mapas estimados pelo modelo para semanas de inverno.....	51

Lista de Tabelas

Tabela 1: Taxas de desenvolvimento do ciclo de vida do <i>Aedes aegypti</i>	21
Tabela 2: Faixa de temperatura e taxa de oviposição.....	26
Tabela 3: Coeficientes para o modelo enzimático de desenvolvimento.....	27
Tabela 4: Comparação entre a média de oviposição geral e a capacidade de suporte de cada região	42

Lista de Equações

Equação 1	20
Equação 2	20
Equação 3	20
Equação 4	20
Equação 5	26
Equação 6	27
Equação 7	29
Equação 8	30

Anexos

Anexo I.....64

Anexo II.....70

Resumo

A dinâmica populacional e dispersão do mosquito vetor do vírus Dengue, o *Aedes aegypti*, tem sido a motivação de muitos estudos (Ferreira e Yang, 2003a; Otero *et al.*, 2006 e 2008; Cirino e Silva, 2004; Smith *et al.*, 2004). O uso de modelos computacionais para simulação desses processos é de grande importância para Saúde Pública, uma vez que possibilita avaliar áreas de risco de transmissão do Dengue. O Rio de Janeiro, RJ, tem enfrentado fortes epidemias de dengue, sendo a mais grave em 2008 (Lourenço-de-Oliveira, 2008). Com o objetivo de entender a ecologia do *Aedes aegypti* este trabalho propõe um novo modelo espacialmente-explícito para simular a dinâmica populacional desse vetor. O modelo considera a influência de variáveis climáticas e ambientais e permite a construção de estimativas a respeito da quantidade mínima de criadouros existentes na região de Higienópolis, de forma a sustentar a taxa de oviposição amostrada ao longo do tempo (número de ovos/semana). Foram utilizadas amostras semanais de medidas de oviposição para alguns setores censitários do bairro, coletadas no período de setembro de 2006 a março de 2008 por equipes da Fundação Oswaldo Cruz (FIOCRUZ) (Honório *et al.*, 2009). Medidas semanais de temperatura foram coletadas a partir da Estação Meteorológica do Galeão, Rio de Janeiro, RJ. O modelo desenvolvido foi integrado a um banco de dados geográficos também desenvolvido neste trabalho, de forma a permitir seu uso para a identificação de locais de maior concentração de criadouros e, assim, direcionar ações de controle. O modelo desenvolvido tem suas bases no modelo confeccionado por Ferreira e Yang (2003a) e em algumas melhorias propostas por Otero *et al.* (2006). Outras melhorias são contribuições originais deste esforço como a determinação de uma relação quadrática entre a estatística de oviposição e a temperatura ambiente, o modelo para inibição da oviposição pela excessiva densidade de larvas, e a metodologia para estimação da densidade de criadouros a partir de medidas de oviposição. O modelo proposto foi implementado no ambiente de modelagem TerraME (Carneiro, 2006), posteriormente, calibrado e validado para o bairro de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ. Algumas diretrizes para trabalhos futuros são apontadas como aprimoramentos para o modelo proposto.

1. Capítulo: Introdução

A dinâmica populacional e dispersão do mosquito vetor do Dengue, o *Aedes aegypti*, tem sido a motivação de muitos estudos (Ferreira e Yang, 2003a; Otero *et al.*, 2006 e 2008; Cirino e Silva, 2004; Smith *et al.*, 2004), uma vez que o controle dessa população é a forma viável, no momento, de conter o avanço da doença, já que não existe vacina para sua prevenção. A dinâmica temporal faz parte de praticamente todos os estudos envolvendo o *Aedes aegypti*, entretanto, ferramentas próprias para estudos da dinâmica espacial em busca de tendências, localização de regiões de risco, correlação de variáveis do meio físico com casos de doenças ainda estão em desenvolvimento.

O Rio de Janeiro tem enfrentado fortes epidemias de dengue, sendo a mais grave delas em 2008 (Lourenço-de-Oliveira, 2008). Como um esforço para entender mais a respeito da dengue e da ecologia de seus vetores nesse município, ao longo do período de setembro de 2006 a março de 2008 equipes da Fundação Oswaldo Cruz (FIOCRUZ) coletaram amostras semanais de dados que permitiram determinar o índice de infestação de *Aedes aegypti* no Bairro de Higienópolis (Honório *et al.*, 2009), um bairro que possui boas condições de infra-estrutura, mas que apresenta alto índice de infestação.

Até este trabalho tais dados e suas análises não haviam sido utilizados para a construção de modelos computacionais dinâmicos, integrados a Sistemas de Informação Geográfica (SIG), que permitissem simular com realismo o comportamento das populações locais de *Aedes aegypti*. Modelos dessa natureza são de grande utilidade para a definição de políticas públicas e de ações de controle, uma vez que cenários simulados podem ser utilizados para avaliar a eficácia, o impacto de ações de controles alternativos e direcionar os controles (Otero *et al.*, 2008; Ferreira e Yang, 2003a; Focks *et al.*, 1993a e 1993b). Não menos importante, tais modelos também podem ajudar a entender como variáveis bióticas (Watts *et al.*, 1987; Schreiber, 2001; Ferreira & Yang, 2003) e abióticas (Massad *et al.*, 2003; Smith *et al.*, 2004; Coutinho *et al.*, 2004; Favier *et al.*, 2005) influenciam a dinâmica das populações e a dispersão da doença.

Este trabalho objetiva o desenvolvimento de um modelo dinâmico para a ecologia do *Aedes aegypti* que considere a influência de variáveis climáticas e que permita a construção de estimativas a respeito da quantidade mínima de criadouros existentes na região de Higienópolis de forma a sustentar a taxa de oviposição amostrada ao longo do tempo (número de ovos/semana). Calibrá-lo e validá-lo. Apesar

de a literatura demonstrar a grande influência exercida por variáveis climáticas sobre as populações de mosquitos, como temperatura e umidade, é consenso que a disponibilidade de criadouro é um dos principais fatores de controle das populações de *Aedes aegypti* (Donálisio e Glasser, 2001; Otero *et al.*, 2008 e 2006; Focks *et al.*, 1993a e 1993b). A ausência de criadouros pode levar uma população estabelecida à extinção, um número elevado de criadouros pode levar a explosões populacionais. A remoção de criadouros é reconhecidamente a forma mais eficiente de controle dessas populações (Ferreira e Yang, 2003a; Otero *et al.*, 2008), logicamente, se essa ação for de fato executada por todos em qualquer estação do ano e se os criadouros locais forem em sua maioria artificiais.

Também é objetivo desse trabalho avaliar como a adição de complexidade ao modelo resulta em melhor reprodução da realidade observada. Por fim, espacializar o modelo que melhor reproduz o comportamento observado, como o objetivo de apontar os locais de maior concentração de criadouros. Um modelo com essas capacidades, ao estimar a quantidade de criadouros e apontar as regiões de maior concentração desses, serviria como ferramenta direcionadora dos esforços das equipes de combate da dengue e controle do vetor.

O modelo desenvolvido tem suas bases no modelo confeccionado por Ferreira e Yang (2003a), e algumas melhorias baseadas em Otero *et al.* (2006) um último melhoramento resultante da relação quadrática entre oviposição e temperatura, que foi inferida a partir dos dados observados. Assim, as populações de *Aedes aegypti* são simuladas em seus quatro diferentes estágios de desenvolvimento: ovo, larva, pupa e adulto. Ao contrário de Ferreira e Yang (2003a) que define a capacidade de suporte de um criadouro em termos da população de ovos, a população de larva passa a estabelecer a capacidade de suporte de um criadouro por meio de uma retroalimentação negativa que previne o crescimento das populações do sistema de forma exponencial. Estes fatos permitem o uso do modelo na avaliação de diferentes formas de controle da dengue como, por exemplo, a remoção mecânica de criadouros, o uso de larvicidas e o uso de adulticidas.

Os dados de oviposição utilizados neste trabalho foram coletados semanalmente em ovitrampas (Fay and Eliason 1966; Reiter *et al.*, 1991; Honório *et al.* 2003; Honório *et al.*, 2009) e os dados de temperatura através da Estação Meteorológica do Galeão (GeoRio-<http://www.rio.rj.gov.br/georio/alerta/tempo>).

O processo de espacialização do modelo dinâmico foi realizado através da análise espacial por mapas de Kernel (Bailey e Gatrell, 1995) para dados amostrais, que mostrou um padrão de alocação de densidade de ovos na série temporal observada. Encontrado esse padrão, um modelo que estima os locais de maior densidade de criadouro foi construído utilizando o objeto Trajectory (Carneiro *et al.*, 2008) do ambiente de modelagem TerraME (seção 2.5). Essa ferramenta direcionou a alocação dos ovos de acordo com as áreas de maior intensidade indicadas pelo estimador de Kernel. O software TerraView (www.dpi.inpe.br/terraview) foi utilizado para visualização do banco de dados e confecção dos mapas de Kernel.

O trabalho é dividido em nove capítulos. O capítulo seguinte apresenta os conceitos básicos e o referencial bibliográfico para este trabalho, enquanto os capítulos 3 e 4, os objetivos gerais e específicos e a justificativa respectivamente. O capítulo 5 apresenta o modelo dinâmico desenvolvido neste trabalho e o capítulo 6 se refere ao modelo espacial em detalhes. O capítulo 7 apresenta a conclusão geral do trabalho e o último capítulo, as referências bibliográficas.

2. Capítulo: Conceitos Básicos

Este capítulo descreve a atual situação da Dengue no Brasil e no Mundo, descreve o uso de ferramentas computacionais para o estudo dessa doença e introduz os principais modelos computacionais desenvolvidos com esse propósito. Ao final do capítulo, uma breve seção descreve o ambiente de modelagem TerraME utilizado neste trabalho.

2.1. Aspectos gerais sobre a Dengue no mundo

O vírus dengue é transmitido pelo mosquito *Aedes aegypti* e destaca-se no cenário mundial como uma doença de crescente importância epidemiológica (WHO, 1998 e 2002). Estima-se 50 a 100 milhões de casos de dengue no mundo (Gubler, 1997; Rigáu-Perez *et al.*, 1998). Segundo a Fundação Nacional de Saúde (2001), os primeiros relatos históricos sobre a dengue no mundo, mencionam a Ilha de Java, em 1779. O *Aedes aegypti* é característico do meio urbano, se instalando onde as condições atendam os seus quesitos ecológicos mínimos (Consoli e Lourenço-de-Oliveira, 1994; Silva, 2003). No mundo atual, a distribuição de casos de dengue está por toda faixa tropical e se expande cada vez mais para as faixas subtropicais (FUNASA, 2001) (figura 1)), onde seu vetor *Aedes aegypti* , característico do meio urbano, encontra condições que atendam os seus quesitos ecológicos mínimos (Consoli e Lourenço-de-Oliveira, 1994; Silva, 2003). Crovello e Hacker em 1972 já afirmava que o mosquito podia ser considerado um vetor de importância circuntropical, transmitindo febre amarela e dengue.

No Brasil, há registros de epidemias de dengue desde 1923 sem confirmação laboratorial. Somente em 1982 que começaram os testes (FUNASA, 2001). O *Aedes aegypti* já foi erradicado do território brasileiro em 1958. A partir de 1986, a dengue foi novamente reintroduzida no país, levando a várias epidemias, em 1986, 1991, 2001 e 2008. Apesar do intenso esforço de controle vetorial, a doença continua endêmica no país (Teixeira e Barreto, 1996; Teixeira *et al.*, 2002).

O *A.aegypti.*, principal vetor do vírus Dengue, está presente em todos os Estados brasileiros e a infestação do *Aedes albopictus* (potencial vetor de dengue) cresce no país, fato que preocupa o Ministério da Saúde (Ministério da Saúde, 2005). Essa outra espécie de *Aedes* não é responsável pelas epidemias recorrentes no Brasil, mas tem potencial para contribuir (Schatzmayer 2000; Castro *et al.* 2004; Ríos-Velásquez *et al.*,

2007), uma vez que é uma espécie mais silvestre, podendo alocar outros espaços ainda não atingidos por epidemias.

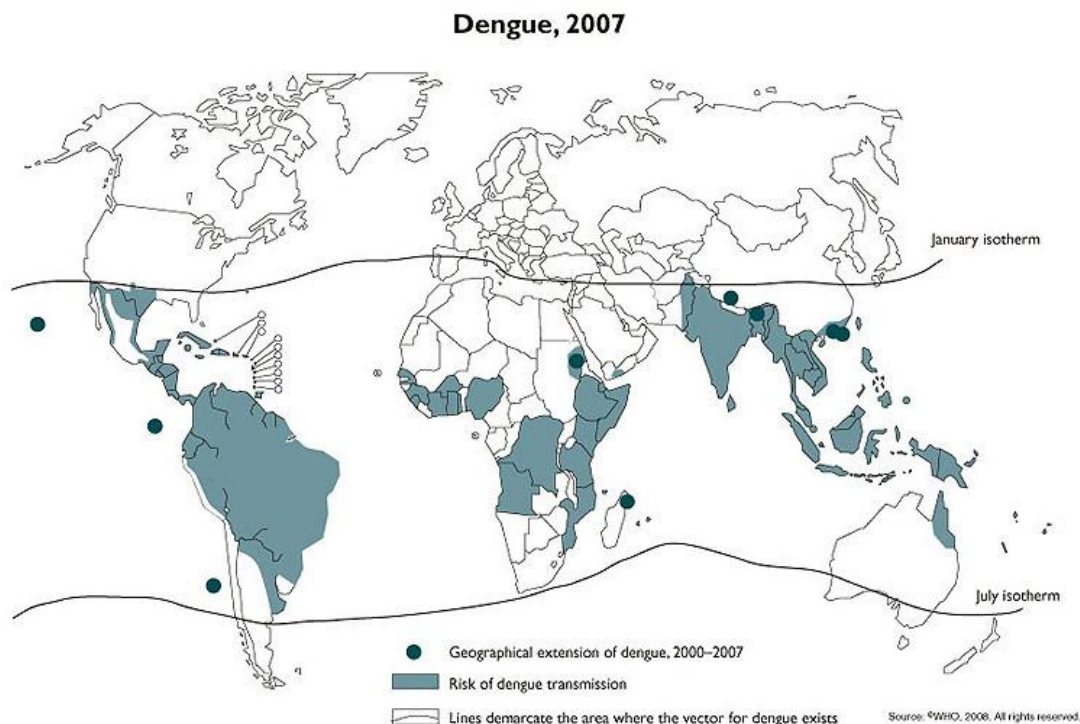


Figura 1: Dengue no mundo entre o ano de 2000 e 2007. Fonte: WHO 2008 (Acessado: http://www.dengue.org.br/dengue_mapas.htm)

No ano de 2008, o Rio de Janeiro registrou a maior epidemia de sua história (Lourenço-de-Oliveira, 2008), com 316287 casos da doença registrados e 174 mortes (SESDEC/RJ - Secretaria de Defesa Civil do Rio de Janeiro, 2008, <http://www.saude.rj.gov.br/Docs/Acoes/dengue/Relatorio.htm>).

A infraestrutura das cidades tem grande influência no estabelecimento de epidemias de Dengue e muito dos problemas estruturais são causados por ocupações indevidas do espaço o que contribui para potencializar a disseminação da doença. Fatos da história do Brasil corroboram essa afirmativa. O êxodo rural agravado em meados dos anos 60 nos países de terceiro mundo provocou um crescimento desenfreado nas metrópoles e algumas cidades médias. Isso aumentou o número de habitações precárias, conseqüentemente mudando a paisagem urbana. Além das péssimas condições de saneamento básico e problemas com a coleta de lixo que contribuem para o aumento de criadouros do principal mosquito vetor (Tauil, 2001 *apud* Gubler, 1997; Silva, 2003).

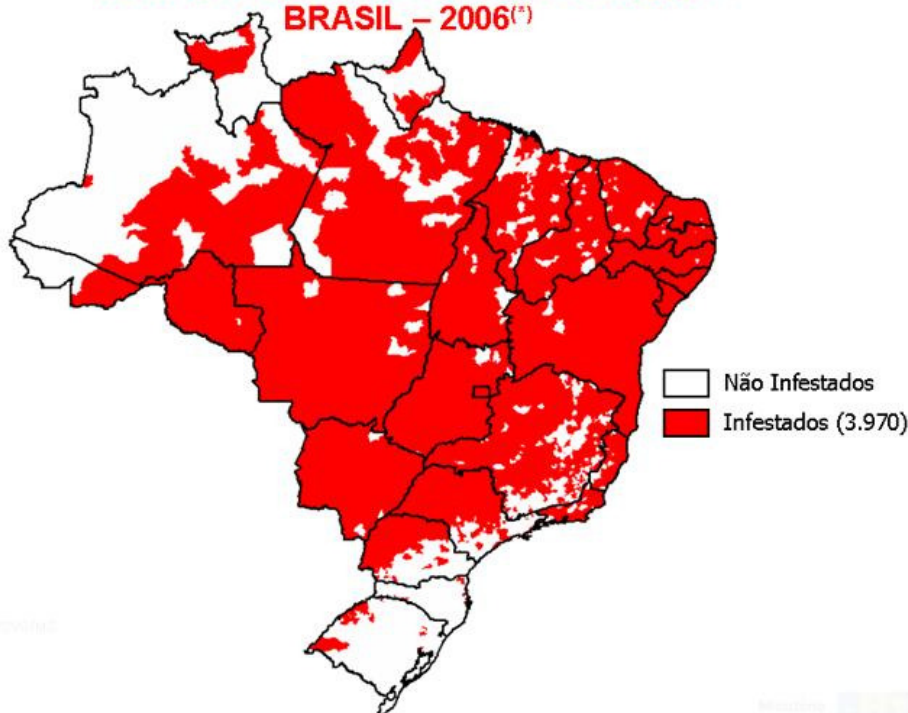
**Municípios Infestados por *Aedes aegypti*
BRASIL – 2006^(*)**

Figura 2: Infestação do *Aedes aegypti* no Brasil no ano de 2006. Fonte: Secretaria de Vigilância em Saúde (Acessado: http://www.dengue.org.br/dengue_mapas.htm)

O setor industrial também tem sua parcela de culpa, uma vez que, no contexto atual, há uma grande produção de recipientes descartáveis, que ainda não tem um final estabelecido, como plásticos, vasilhas, vasos de flores e pneus (Tauil, 2001 *apud* Gubler, 1997; Honório e Oliveira, 2001). Cemitérios, oficinas e caixas d'água são importantes criadouros também (Forattini e Brito, 2003, Donalísio e Glasser, 2002) e considerados focos potenciais. Na natureza, ovos, larvas e pupas encontram-se em folhas de bromélias, orquídeas, ocos de árvores, escavações em rochas e bambu (Chiaravalloti, 1997; Macoris *et al.*, 1997; Donalísio e Glasser, 2002).

A eficiente associação do mosquito vetor com a espécie humana foi determinante para o sucesso da proliferação da dengue. O comportamento arisco, juntamente com o padrão da fêmea de atacar várias pessoas antes de ovipor garantem uma rápida dispersão da doença entre os hospedeiros humanos (Consoli e Lourenço-de-Oliveira, 1994). Para aumentar as preocupações, o mosquito vem se adaptando a condições adversas. Já foram encontrados mosquitos em altitudes elevadas, larvas em águas poluídas, além de registros de epidemias em estações secas (Donalísio e Glasser, 2002; Ferreira, 2004; Forattini e Brito, 2003; Herrera-Basto *et al.*, 1992).

2.2. Ferramentas computacionais aplicadas ao estudo de Dengue: SIG e Modelagem Computacional (histórico desse uso, vantagens e limitações)

A aplicação de técnicas e métodos computacionais em ciências como a Ecologia, Epidemiologia e Geologia iniciou na metade do século passado. Sistemas de Informação Geográfica (SIG) (Câmara *et al.*, 1996; Câmara *et al.*, 2004) vêm sendo utilizados para armazenar, recuperar, visualizar e analisar informações a respeito de fenômenos que ocorrem no espaço geográfico (Tassinari *et al.* 2004; Paula e Deppe, 2005) e evolução de epidemias (Tran e Raffy , 2005). O uso de recursos computacionais para tais estudos permitem que volumes de dados, que não poderiam ser processados pela mente humana, possam ser considerados simultaneamente para a produção de prognósticos a respeito do estado futuro de um determinado fenômeno que se desenvolve no espaço e no tempo.

O uso de SIG para estudos em Saúde Pública até o final da década de 90 era uma prática limitada. Os SIGs eram utilizados simplesmente como uma ferramenta visual quando ocorria algum surto ou outro evento epidêmico (Ximenes *et al.*, 1999). A partir de então, pesquisadores aprimoraram o seu uso aplicando e direcionando a sua utilização de acordo com as necessidades dos problemas abordados. Na Saúde Pública, SIGs são utilizados principalmente como uma ferramenta para espacialização de dados epidemiológicos (Muller *et al.*, 2002). Este fato permitiu que os trabalhos fossem realizados em larga escala, para a avaliação da dinâmica de populações e para identificar motivos que justificassem o padrão espacial de uma determinada doença (Carvalho e Santos, 2005; Ministério da Saúde, 2006). No Brasil, o Projeto GeoSIST do Rio Grande do Sul, se propôs a monitorar a saúde de trabalhadores pela espacialização dos dados a respeito da saúde dos indivíduos sobre os mapas do Estado (Bogorny *et al.*, 2002). Um SIG também foi utilizado na rotina de controle de dengue em Campinas, SP. Os casos de dengue foram mapeados (georreferenciados) e de acordo com os focos da doença, realizou-se o controle químico e mecânico facilitando as ações de controle implantadas na região (Lima *et al.*, 2006). Tran e Raffy (2006) construíram um modelo de difusão de insetos que relata a dinâmica espaço-temporal do vetor e do hospedeiro da dengue, utilizando dados de sensoriamento remoto, possibilitando um bom entendimento do mecanismo de dispersão da doença.

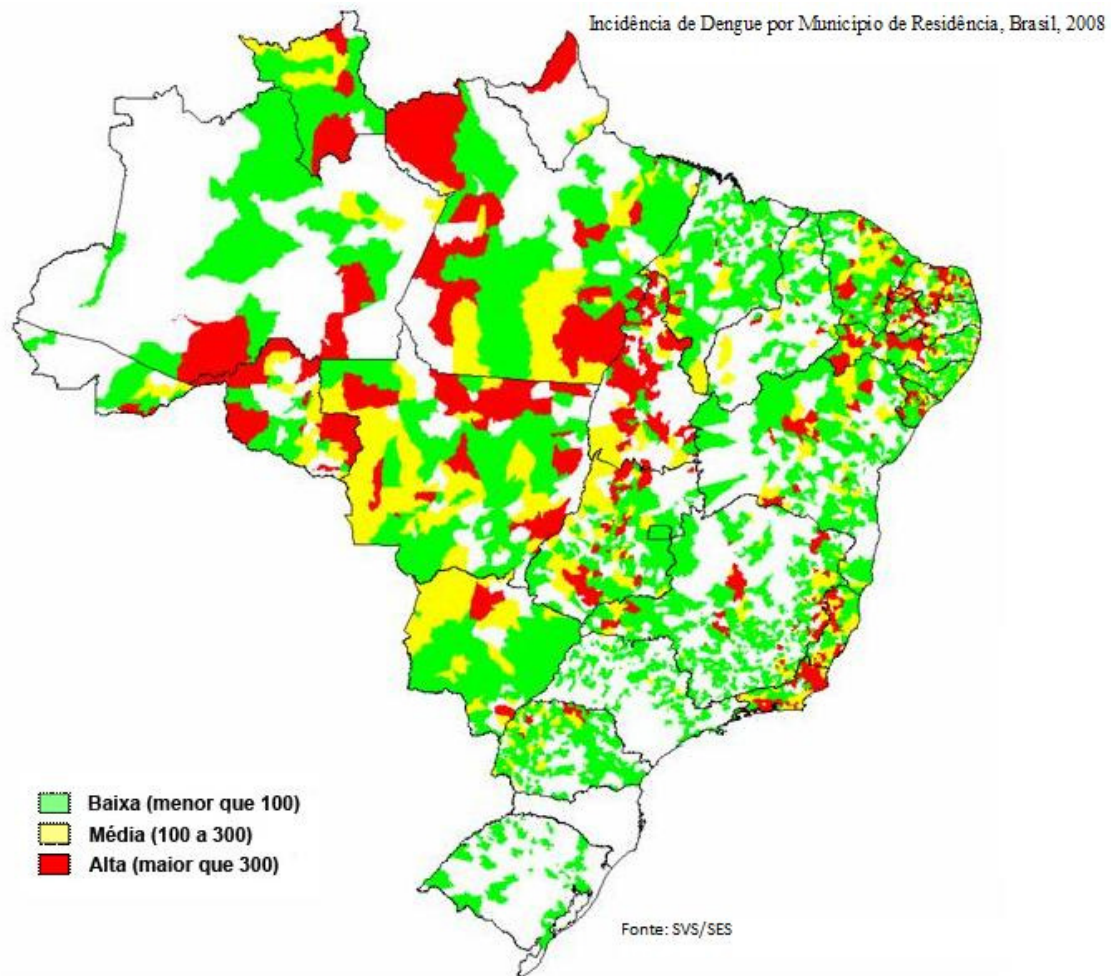


Figura 3: Incidência de casos de dengue em 2008 no Brasil. Fonte: Secretaria de Vigilância em Saúde (http://www.dengue.org.br/dengue_mapas.htm)

A representação computacional de variáveis espaciais é, atualmente, um problema bem resolvido pelos SIGs. A questão que agora se coloca é como utilizar dados sobre a dinâmica dos fenômenos geográficos, isto é, uma série temporal de dados, para se entender os fatores e leis que governam a dinâmica observada. Ou seja, o atual desafio está no desenvolvimento de modelos dinâmicos que permitam um melhor entendimento sobre o comportamento de fenômenos sob estudo. No caso da Saúde Pública, o desenvolvimento de modelos que simulem a dinâmica de populações e os mecanismos de dispersão de doenças. A propagação de doenças de transmissão vetorial depende da interação entre os vetores infectados e os hospedeiros suscetíveis e vice versa (Focks *et al.*, 2000; Riley, 2007) e do estabelecimento de uma vizinhança. Por isso, os movimentos do vetor e do hospedeiro estão intimamente associados à duração e área de abrangência de uma epidemia (Riley, 2007). Condições ambientais favoráveis também influenciam a dinâmica de dispersão de doenças, sendo um fator determinante

no estabelecimento do vetor (Watts *et al.*, 1987; Smith *et al.*, 2004). A partir de dados sobre o comportamento passado de um fenômeno geográfico, modelos computacionais podem ser utilizados para a elaboração de prognósticos a respeito do seu comportamento. O uso desses modelos na construção de diferentes cenários alternativos e hipotéticos como, por exemplo, a chegada de um indivíduo infectado na rodoviária de uma cidade ou vacinação a priori de toda população de hospedeiros, é uma ferramenta importante no apoio à tomada de decisão dos gestores do sistema público de saúde.

Os problemas de saúde pública no último século diminuíram muito com a evolução da medicina e descoberta de vacinas e fármacos, mas de tempos em tempos assistimos nos jornais que um surto de malária, de dengue ou de febre maculosa ocorreu em alguma localidade. As vacinas para algumas doenças como a dengue, ainda não existem, por isso, estratégias de prevenção deveriam ser reforçadas (FUNASA, 2001). Medicação específica para a dengue também não existe.

Até o início da década de 80, poucos modelos para o estudo da dengue tinham sido elaborados (Dye, 1984). Hoje, trabalhos importantes foram publicados e abordam tanto variáveis bióticas como abióticas. Muitos consideram variáveis como temperatura, umidade, pluviosidade (Watts *et al.*, 1987; Schreiber, 2001; Ferreira & Yang, 2003), como, também, variáveis relacionadas ao vetor e ao hospedeiro (Massad *et al.*, 2003; Smith *et al.*, 2004; Coutinho *et al.*, 2004; Favier *et al.*, 2005). Todas as variáveis citadas são importantes, entretanto, considerar todas essas variáveis em um único modelo implicaria em um significativo aumento de complexidade do modelo sem a garantia de ganho de desempenho, além de dificultar as análises dos resultados apresentados (Hestenes, 1987). Portanto, nossa idéia é integrar os principais modelos descritos na literatura e realizar a análise de sensibilidade do modelo integrado para um melhor entendimento da relevância de cada um dos submodelos componentes.

2.3. Modelos de dinâmica populacional de *Aedes aegypti*

Em 1984, Dye apresenta um modelo dinâmico de para populações de adultos de *Aedes aegypti*, utilizando equações diferenciais. Com este modelo, ele demonstra que flutuações nessas populações são sensíveis a mortalidade densidade-dependente de larvas. Com isso, conclui que populações de adultos são mais sensíveis a mudanças na sobrevivência de adultos do que na fecundidade.

Por meio de um modelo de equações diferenciais, que descreve a dinâmica populacional do *Aedes aegypti* em seus diferentes estágios de vida, sem considerar

variáveis climáticas, Yang *et al.* (2003) apontaram que a taxa de oviposição e o número médio de descendentes fêmeas geradas por cada fêmea de uma população são fatores determinantes para sua dinâmica. Ferreira e Yang (2003a) modelaram os estágios do ciclo de vida do mosquito influenciados por períodos favoráveis e desfavoráveis, e evidenciaram que a temperatura do ambiente é fator determinante da dinâmica da população do vetor, uma vez que, esta variável climática controla o tempo de desenvolvimento do mosquito. Ao incorporar no modelo, o uso de larvicida e de adulticida, ele encontrou resultados semelhantes para o controle populacional, de ambos os inseticidas. Entretanto, para um melhor desempenho do controle, a primeira estratégia deve ser utilizada no início do período favorável, quando a temperatura é alta. O controle mecânico foi aquele de melhor desempenho. Fato que ressalta a importância dos programas de conscientização das comunidades para o controle da doença.

Otero *et al.* (2006) propôs um modelo para o ciclo de vida do *Aedes aegypti* em regiões temperadas. Assim como Ferreira e Yang (2003a), a temperatura controla taxas de desenvolvimento do mosquito, mas os métodos de modelagem utilizados diferem em complexidade, além de incorporar estocasticidade Otero *et al.* (2006).

2.4. Modelos de dispersão da doença

Depois de estudar a dinâmica populacional do mosquito de forma isolada, Ferreira e Yang (2003b) estudaram a dinâmica da transmissão da dengue acoplando um modelo para as interações do vetor com o hospedeiro. Ao utilizar este modelo para discutir estratégias de controle, os autores mostraram que a aplicação dos mecanismos de controle deve ser periódica e realizada em intensidades diferentes em diferentes instantes de tempo. Isso assegurará a eficiência do controle, pois o deslocamento dos picos de infecção gerados pelo controle, a longo prazo, diminui a eficiência do controle se aplicado sempre com o mesmo padrão (os picos de incidência surgem assim que o controle cessa).

Luz *et al.* (2003) considerou a heterogeneidade espacial da densidade do vetor *A. aegypti* e mostrou que diferenças nessa heterogeneidade afetam a dinâmica de dispersão da doença e por isso, os programas de controle do mosquito devem ser em larga escala. Além disso, conclui que a taxa de mortalidade e o período de incubação extrínseco são parâmetros mais relevantes no processo epidêmico. Também afirma a necessidade de estudos que avaliem a disponibilidade de criadouros, seu tamanho e capacidade suporte.

Coutinho *et al.* (2004) propuseram um modelo dinâmico que identifica o período de “hibernação” do *A. aegypti* através da variação sazonal da população de mosquito. Também mostra que os picos de população de mosquitos podem ter cem dias de diferença em relação aos de incidência de dengue no sudeste do Brasil. No ano seguinte, os autores modelaram aproximadamente várias condições de contorno e realizaram a análise de sensibilidade do modelo para esses parâmetros. O modelo resultante foi aplicado ao estudo da dengue e apontou que a variação sazonal na densidade de mosquito interfere na intensidade de transmissão (Coutinho *et al.*, 2005).

Cirino e Silva (2004) apresentaram um modelo epidemiológico, baseado em redes de populações não espacialmente explícita que tinha como objetivo mostrar a progressão de uma epidemia através de uma população hipotética que foi dividida em localidades. Enquanto as populações de diferentes localidades não interagiram entre si, somente o local previamente infectado apresentava foco da doença. Entretanto, ao se estabelecer contato com outras comunidades, a doença começou a se alastrar para essas localidades.

Smith *et al.* (2004) em seu modelo não espacialmente explícito, avalia o risco de mosquitos infestarem um ambiente heterogêneo, isto é, ambientes onde a distribuição espacial dos fatores bióticos e abióticos que influenciam no ciclo de vida do mosquito é não-homogênea. Os resultados demonstraram que flutuações na população do vetor ocorrem devido aos fatores ambientais e que isso interfere no risco médio de infecção baseado na taxa de inoculação entomológica (EIR – *Entomologic Inoculation Rate*). Mostrou que EIR é o melhor estimador de risco de infecções de transmissão vetorial. EIR pode variar espacialmente, se o habitat larval e os hospedeiros são distribuídos heterogeneamente no espaço.

Schreiber (2001) propôs um modelo que utiliza relações estatísticas para explorar variações intra e inter anuais do balanço hídrico climático e da incidência de casos de dengue. Seus resultados mostram que a variação do balanço hídrico e medidas climáticas tradicionais durante um período de oito semanas estão relacionadas com a ocorrência de surtos de dengue.

Favier *et al.* (2005) relata a importância de se considerar ambientes heterogêneos e diferentes escalas espaciais no estudo da dengue. Seu modelo foi primeiramente aplicado a uma região isolada das demais, uma ilha, e posteriormente comparou os resultados encontrados com dados sobre epidemias urbanas ocorridas no Brasil.

Mostrou que a escala de análise, nesse caso, escala local e escala global (mesmo domicílio e domicílio diferente respectivamente), é um fator determinante para a evolução de uma epidemia e que a heterogeneidade espacial do ambiente deve ser considerada mesmo na escala local.

Takahashi *et al.* (2005) desenvolveu em seu trabalho um modelo espacial para população dinâmica do *Aedes aegypti* para avaliar invasões biológicas, além de estratégias de contenção e predição do processo de dispersão do *A.aegypti*.

O modelo espacialmente explícito desenvolvido por Tran e Raffy (2005) adota como método um modelo de difusão baseado em dados ambientais heterogêneos derivados de imagens de sensores remotos para simular a dinâmica de doenças de transmissão vetorial. Este modelo foi posteriormente integrado a um SIG. O modelo apresenta um comportamento realístico em um espaço simulado ou real, podendo ser utilizado na determinação de qual área é mais importante na dispersão de uma epidemia. Ainda existe uma limitação nesse método devido ao uso de uma única escala, e a não consideração de parâmetros meteorológicos no estudo.

A dispersão do mosquito analisada através da disponibilidade de criadouros e sua capacidade suporte e pela dependência da temperatura foi proposto em 2008 por Otero *et al.* Esse estudo incorpora os mecanismos de dispersão do mosquito em seu trabalho anterior (Otero *et al.*, 2006). Seus resultados mostram que em regiões temperadas, é de grande importância a manutenção do controle populacional do mosquito em épocas desfavoráveis ao seu desenvolvimento. Mosquitos adultos costumam não estar presentes nessas épocas, entretanto os estágios iniciais não extinguem e entram em estado de latência ou diapausa. Também realiza simulações nas quais as condições de contorno não consideram a dispersão, resultando na extinção populacional dos mosquitos.

2.5. TerraME

O ambiente de modelagem TerraME (Carneiro, 2003) desenvolvido pela parceria entre o Laboratório para Modelagem e Simulação de Sistemas Terrestres – TerraLAB (<http://www.terralab.ufop.br/dokuwiki/doku.php/>)/ DECOM/ UFOP e o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) fornece uma linguagem de modelagem de alto nível que facilita e torna eficiente a descrição de modelos dinâmicos espacialmente explícitos integrado a um banco de dados geográficos. A linguagem TerraME, uma extensão da linguagem Lua (Ierusalimsky *et al.*, 1996), oferece ao modelador

abstrações como os conceitos de escala, trajetória, autômatos celulares aninhados, matriz de vizinhança generalizada, agente e autômatos situados que ainda não foram explorados para o estudo da dengue.

Trabalhos relacionados à mudança de uso e cobertura do solo da Amazônia (Aguiar, 2005; Câmara *et al.*, 2005; Escada *et al.*, 2005), a simulação de propagação de incêndio em parques nacionais (Almeida *et al.*, 2008), a simulação de processos hidrológicos em áreas urbanas (Pereira, 2008) e a segregação social (Andrade *et al.*, 2009) têm utilizado o framework TerraME devido a sua capacidade de integrar modelos comportamentais a grandes massas de dados espaciais armazenadas em um banco de dados geográfico. Desta maneira, o TerraME permite a construção de modelos mais realistas.

3. Capítulo: Objetivos

Neste capítulo são apresentados os objetivos gerais e específicos deste trabalho, assim como as hipóteses que fundamentam o trabalho desenvolvido são também apresentadas.

3.1. Objetivos Gerais

Nosso principal objetivo é construir modelos computacionais que ajudem a entender o comportamento dinâmico espacial de populações de *Aedes aegypti* em áreas urbanas. Esses modelos são de especial importância para a avaliação computacional de diferentes estratégias de controle da Dengue, além de permitirem a análise dos efeitos que diferentes variáveis bióticas e abióticas exercem sobre o comportamento dessas populações. Muitos experimentos realizados por meio de modelagem computacional não poderiam ser realizados com sistemas reais por uma questão de conveniência ou praticidade. Por exemplo, não seria possível nem mesmo contar populações inteiras de mosquitos no meio urbano. Não seria prático avaliar o comportamento dessas populações sob diferentes condições climáticas.

Também é objetivo deste trabalho avaliar o impacto do aumento da complexidade do modelo base, proposto por Ferreira e Yang (2003a), no seu desempenho na reprodução da realidade. Esse modelo foi escolhido porque pode ser calibrado e validado com os dados amostrados para a área de estudo (Honório *et al.*, 2009). Por princípio, um modelo a ser desenvolvido deve ser o mais simples e ter o mínimo de parâmetros possível. Desta maneira, espera-se privilegiar seu entendimento e consequentemente seu uso por profissionais da área de saúde que não possuam aprofundado conhecimento em computação ou modelagem. Além de facilitar sua calibração e validação para outras regiões.

3.2. Objetivos Específicos

Este trabalho tem como objetivo específico o desenvolvimento de um modelo dinâmico espacialmente-explícito para o estudo da Dengue, que permita avaliar o efeito que diferentes condições climáticas ou que diferentes condições físicas do ambiente exercem sobre a intensidade e a distribuição espacial do índice de infestação do mosquito *Aedes aegypti*, que nesse caso, é estimado através da densidade de oviposição.

Para isso as seguintes metas foram elaboradas:

- 1- **Modelo de Dinâmica Populacional:** desenvolver um modelo dinâmico de população de *Aedes aegypti* cujo comportamento possa ser explicado com base na ecologia do mosquito. Para cada instante de tempo, o modelo deve determinar a quantidade de ovos, larvas, pulas e adultos de acordo com temperatura e disponibilidade de criadouros de uma região. Calibrar e validar o modelo para o bairro de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ.
- 2- **Modelo Espacial:** desenvolver um modelo computacional que, de acordo com as condições físicas do ambiente, determine a distribuição espacial da densidade de oviposição do *Aedes aegypti* e identifique os locais de maior concentração de criadouros.
- 3- **Modelo Integrado:** integrar o modelo de dinâmica populacional e o modelo espacial de forma a produzir um modelo dinâmico espacialmente-explícito.
- 4- **Banco de Dados Geográficos:** desenvolver um banco de dados geográfico para o bairro de Higienópolis o qual será acoplado ao modelo integrado de forma a produzir mapas dinâmicos de infestação para a região sob estudo.

3.3. Hipóteses:

As seguintes hipóteses nortearam a construção do modelo computacional aqui proposto.

- 1- Variáveis biofísicas são determinantes nos índices de infestação do *Aedes aegypti*:
 - a. **Disponibilidade de criadouro é determinante na densidade de ovos.** Potenciais criadouros do mosquito: lixo espalhado, vasilhas destampadas, pneus, cemitérios, qualquer local que possa acumular água.
 - b. **A disponibilidade de alimento é determinante na densidade de mosquito.** Os mosquitos se alimentam de sangue, o que é chamando de repasto sanguíneo, por isso locais que apresentam grande quantidade de pessoas seriam a preferência dos mosquitos. No entanto, o local estudado certamente não tem déficit populacional, por isso essa variável não é considerada.
 - c. **A vizinhança é determinante na densidade de mosquito.** Muitas vezes um local que apresenta altos índices de casos de dengue não são os potenciais criadouros. Em Higienópolis pode ser que essa seja uma das causas, pois é o bairro possui ótima infraestrutura, mas é rodeado de

bairros com uma precária infraestrutura. Aqui nesse trabalho essa hipótese não será testada por falta de dados que permitam comprovar essa hipótese.

2- Variáveis climáticas são determinantes da concentração de mosquitos:

- a. **O clima é determinante de altos índices de infestação de *Aedes aegypti*.** Alguns estudos relacionados comprovam essa sazonalidade (Focks *et al.*, 1993a e b, Focks *et al.*, 2000, Ferreira e Yang, 2003a; Otero *et al.*, 2006 e 2008; Honório *et al.*, 2009). Análises feitas com os dados do bairro de Higienópolis mostram que a chuva é um bom preditor de infestação, quando considerada três a quatro semanas antes da medição do índice. Já a temperatura, tem um efeito positivo uma semana antes (Honório *et al.*, 2009).

4. Capítulo: Justificativa

O *Aedes aegypti* é o mosquito transmissor da dengue e da febre amarela urbana (a última não ocorrendo no país atualmente). A febre amarela urbana foi erradicada no Brasil, pois existe vacina para prevenção, enquanto a vacina para dengue ainda está em desenvolvimento. Portanto, a única alternativa de controle da doença se dá pelo controle populacional do mosquito vetor. Três tipos de controle populacional são utilizados no país: controle químico por larvicida, controle químico por adulticida e controle mecânico. Os dois primeiros controles citados são necessários, já que o controle mecânico ainda não é sistematicamente aplicado, pois não depende apenas dos agentes públicos, mas de toda a população. O grande problema desses controles químicos são os impactos ambientais devido à poluição causada por inseticidas e a resistência adquirida pelo mosquito. Por isso a importância de estudar a dinâmica populacional do mosquito integrada a um modelo espacial que permita identificar áreas de risco de infestação e melhor direcionamento das estratégias de controle.

Uma vez que o modelo de Ferreira e Yang (2003a) considera que as taxas de desenvolvimento do *Aedes aegypti* dependem da temperatura, é possível utilizar esse modelo para analisar como a dinâmica das populações é afetada por mudanças climáticas. Nas últimas décadas o clima do planeta vem se aquecendo de maneira mais acentuada, devido principalmente às emissões de carbono originadas pelas ações humanas (Cox *et al.*, 2000). O aquecimento global interfere no habitat dos animais e seres humanos. Os vetores de doenças como a dengue, a malária, a leishmaniose estão sujeitos a uma mudança em sua ecologia e biologia, o que pode acarretar maior risco de infecção. Provavelmente, áreas cujo clima frio até hoje evitou sua ocupação por esses vetores irão se somar ao território por eles ocupado (Khasnis *et al.*, 2005). No entanto, tal mudança pode ter um impacto positivo ou negativo, dependendo da região e da espécie de vetor. Os vetores são afetados pela temperatura tanto na fase imatura quanto na fase adulta, podendo diminuir o tempo de maturação, o tempo de digestão do sangue e conseqüentemente aumentar o número de repastos (Rueda *et al.*, 1990 apud Githeko *et al.*, 2000, Gillies, 1953 apud Githeko *et al.*, 2000).

O uso de modelos computacionais e SIGs possibilita a incorporação não só do tempo, mas também do espaço nas análises em saúde, dimensão esta muitas vezes fundamental no planejamento das ações de prevenção e combate, considerando as

variáveis do local. Por isso, é interessante que haja incentivo no uso de SIGs principalmente em relação às políticas públicas, assim, otimizando o processo e obtendo melhores resultados, são as políticas saudáveis (Muller *et al.*, 2002; Ministério da Saúde, 2006).

5. Capítulo: Simulação da dinâmica populacional do vetor *Aedes aegypti* na cidade do Rio de Janeiro, RJ

Este capítulo apresenta o modelo dinâmico determinístico proposto para simulação da ecologia do vetor *Aedes aegypti*. Ele estende o modelo proposto por Ferreira e Yang (2003a) com as regras para cálculo das taxas de desenvolvimento dos mosquitos utilizadas por Otero *et al.* (2006). Ao invés de utilizar taxas de oviposição constantes como proposto neste último trabalho, optou-se por uma função quadrática inferida a partir dos dados amostrados para o bairro de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ, a qual descreve a forma funcional com que a taxa de oviposição das fêmeas dessa região varia em função da temperatura. Para isso, os dados observados foram divididos em dois subconjuntos. O primeiro foi utilizado para calibrar o modelo de forma a estimar a capacidade de suporte mínima dos criadouros da área de estudo necessária para sustentar uma população de adultos que gerasse uma taxa de oviposição semanal como aquela observada (ovos/semana). O segundo subconjunto de dados foi utilizado para validar o modelo calibrado.

5.1. Introdução

O ciclo de vida do *Aedes aegypti* em um dado local é influenciado por fatores ambientais e fatores sócio-econômicos. Esse mosquito é considerado cosmopolita, uma vez que sua localização no mundo é ampla (FUNASA, 2001; Crovello & Hacker, 1972; Dye, 1984; Mattingly, 1969) A complexidade de um estudo envolvendo todos esses fatores é alta e talvez inviável se não estudados em separado. Modelos que avaliam o impacto desses fatores na proliferação e estabelecimento de uma epidemia de dengue têm sido construídos, na tentativa de apontar formas de resolver esse problema que atinge todos os continentes no momento (Tran e Raffy, 2005; Ferreira e Yang, 2003a; Coutinho *et al.*, 2004 e 2005; Honório *et al.*, 2009; Otero *et al.*, 2006 e 2008; Schreiber, 2001).

A descrição do ciclo de vida do mosquito *Aedes aegypti* tem sido estudada continuamente. Muito sabe-se sobre os parâmetros que controlam o ciclo foi descoberto e estabelecido. Outros fatores ainda são debatidos como, por exemplo, faixas ótimas de temperatura para o desenvolvimento, fecundidade, longevidade do mosquito, locais de preferência para ovipor e se estabelecer, competição, predação, tempo de vida e outras variações que nele podem ocorrer (Bessera *et al.*, 2006; Almeida, 2005; FUNASA, 2001; Focks *et al.*, 1993a e b). Diferenças Variações observadas nos fatores acima

podem acontecer quando populações de diferentes lugares são comparadas como conclui Bessera *et al.* (2006) no estudo de quatro diferentes populações no estado da Paraíba.

O uso de modelos computacionais para simulação da ecologia do *Aedes aegypti* permite representar a complexidade dos fenômenos em estudo e a avaliação de diferentes estratégias de intervenção em epidemias de dengue (Tran e Raffy, 2005). As recentes mudanças climáticas podem ampliar o território ocupado pelos vetores de doenças tropicais como febre amarela, dengue e malária (Cox *et al.*, 2000). O Rio de Janeiro tem enfrentado fortes epidemias de dengue, sendo a mais grave delas em 2008 (Lourenço-de-Oliveira, 2008). Por essas razões, este trabalho propõe um novo modelo para simulação da ecologia do mosquito *Aedes aegypti* na área urbana da cidade do Rio de Janeiro, RJ. O modelo desenvolvido deve permitir a avaliação dos efeitos de mudanças climáticas, da disponibilidade de criadouros no ambiente e do uso de diferentes estratégias de combate ao *Aedes aegypti* sobre a dinâmica populacional desse mosquito. O modelo proposto por Ferreira e Yang (2003a) serve como base para o modelo proposto porque ele atende a esses requisitos e porque ele é passível de ser calibrado e validado apenas com as taxas de oviposição semanais amostradas para o bairro de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ, pelas equipes da Fundação Oswaldo Cruz (FIOCRUZ) (Honório *et al.*, 2009)

Além disso, entende-se que o aumento de complexidade enriquece um modelo em detalhes e precisão, mas pode torná-lo extremamente complicado de interpretar (Hestenes, 1987). Por isso, neste trabalho avalia-se o quanto o acréscimo de complexidade ao modelo proposto por Ferreira e Yang (2003a) é capaz de melhorar seu desempenho em reproduzir a realidade observada.

5.2. Materiais e métodos

5.2.1. Área de estudo:

O bairro de Higienópolis (22° 52' 25" S, 43° 15' 41" W) está localizado dentro da área de maior densidade populacional do Rio de Janeiro/RJ com 15.891 habitantes por km² (figura 4 e 5) (<http://portalgeo.rio.rj.gov.br>). A linha amarela, uma das maiores avenidas da capital cruza essa região e a infra-estrutura local é considerada boa. A vizinhança é rodeada de favelas em péssimas condições (Honório *et al.*, 2009).

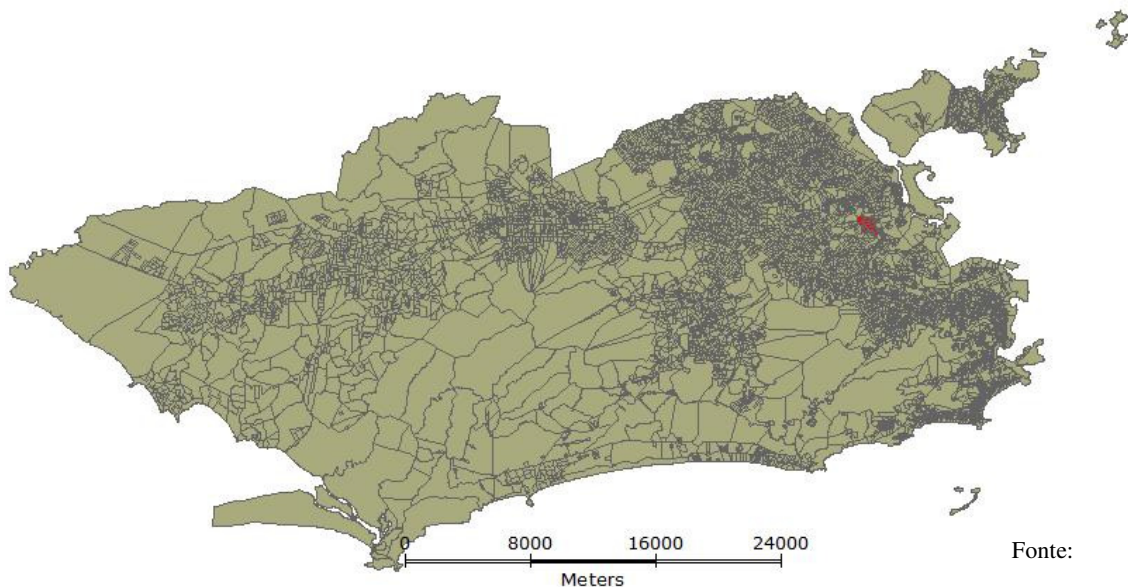


Figura 4: Localização do Bairro de Higienópolis (vermelho) dentro do município do Rio de Janeiro. Fonte: IBGE (<http://www.ibge.gov.br>)

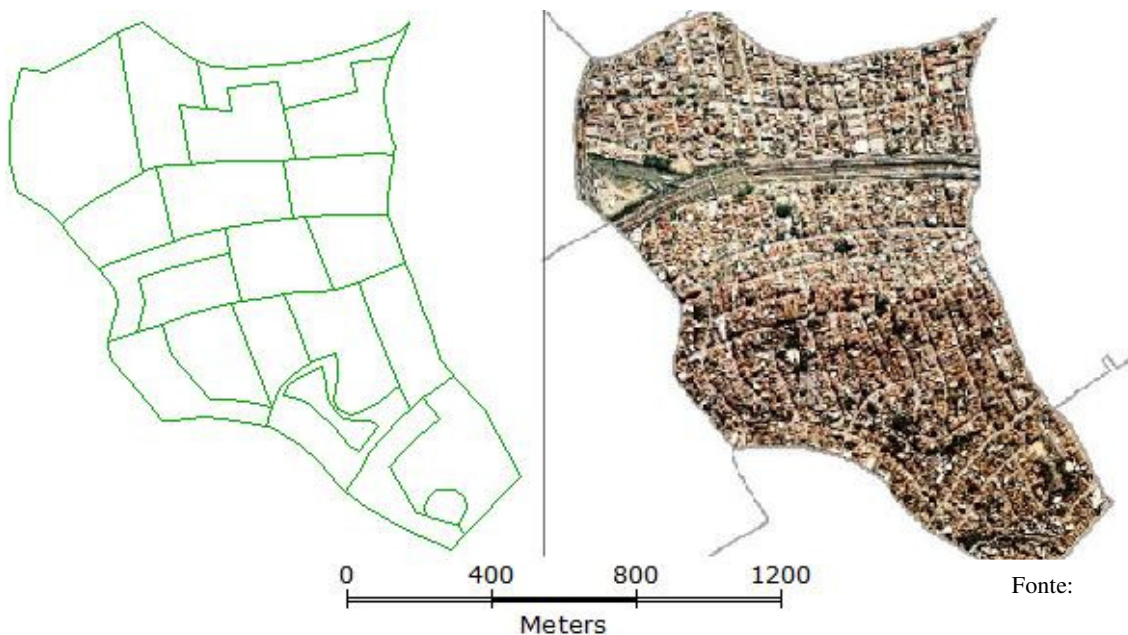


Figura 5: Bairro de Higienópolis dividido em setores censitários e visto de satélite. Fonte: CICT/Fiocruz-RJ. Fonte: PortalGeoRio (<http://portalgeo.rio.rj.gov.br>)

5.2.2. Desenho Amostral:

A coleta de dados foi realizada durante um ano e meio contínuo de inspeção de densidade populacional de *Aedes aegypti*, tendo início em setembro de 2006 até março de 2008 totalizando 82 semanas (Honório *et al.*, 2009). As seguintes análises aqui descritas foram feitas utilizando apenas 78 semanas.

A área do bairro amostrada correspondeu a 500x500m e 41 casas foram escolhidas aleatoriamente, evitando casas com menos de 50 metros de distância. Os

pontos na figura 6 denotam as casas selecionadas. A priori, os moradores foram consultados antes de colocar as armadilhas e participaram de uma entrevista sobre a infra-estrutura do bairro e informações sobre os moradores de cada casa (Honório *et al.*, 2009).

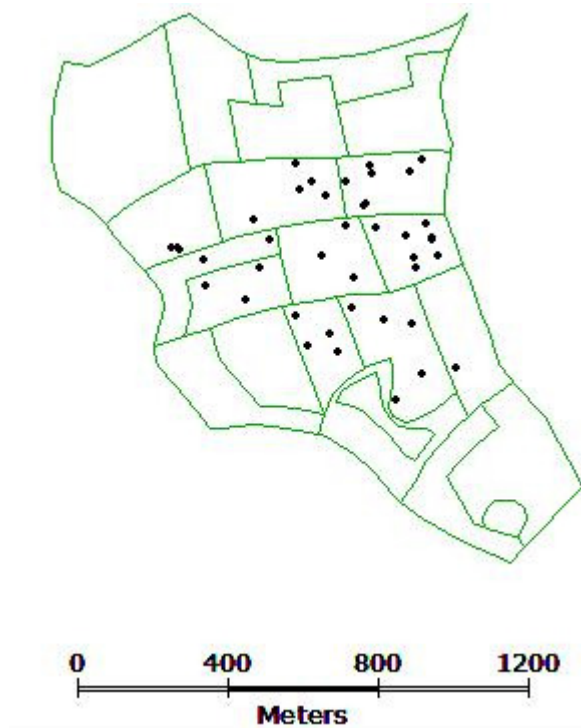


Figura 6: Amostras localizadas no Bairro de Higienópolis. Fonte: CICT/Fiocruz-RJ e IBGE

5.2.3. Dados

Os ovos de *Aedes aegypti* foram coletados através de ovitrampas (Fay and Eliason 1966; Reiter *et al.*, 1991; Honório *et al.* 2003; Honório *et al.*, 2009) que semanalmente tinham o seu conteúdo levado para laboratório e sua água renovada. Quando em laboratório, a contagem de ovos e larvas era feita. Para esse trabalho, apenas a contagem de ovo é utilizada devido à maior precisão para esse tipo de estimativa, uma vez que alguns ovos não eclodiram.

Os dados de temperatura foram obtidos da estação meteorológica Galeão, próxima ao bairro (GeoRio-<http://www.rio.rj.gov.br/georio/alerta/tempo>).

5.2.4. Modelo básico para o ciclo de vida do *Aedes aegypti*

O modelo determinístico para o ciclo de vida do *A.aegypti* foi construído baseado em Ferreira e Yang (2003a), no qual os quatro estágios de desenvolvimento do mosquito são modelados através de quatro equações diferenciais acopladas.

$$\frac{dE}{dt} = ovip(t)W(t) \left[1 - \frac{E(t)}{C} \right] - [\sigma_1(t) + m_1(t) + mec_1(t)]E(t), \quad \text{Equação 1}$$

$$\frac{dL}{dt} = \sigma_1(t)E(t) - [\sigma_2(t) + m_2(t) + larv_1(t) + mec_2(t)]L(t), \quad \text{Equação 2}$$

$$\frac{dP}{dt} = \sigma_2(t)L(t) - [\sigma_3(t) + m_3(t) + larv_2(t) + mec_3(t)]P(t), \quad \text{Equação 3}$$

$$\frac{dW}{dt} = \sigma_3(t)P(t) - [m_4(t) + adult(t)]W(t). \quad \text{Equação 4}$$

O diagrama apresentado na figura 7 mostra como as equações acima foram acopladas na construção do modelo dinâmico proposto nesse trabalho.

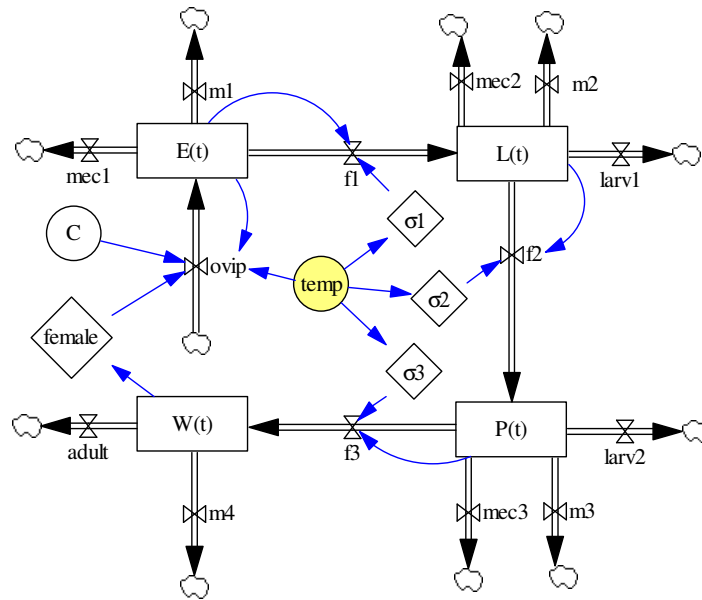


Figura 7: Representação gráfica do modelo de ciclo de vida do *Aedes aegypti*.

O presente modelo considera as populações correspondentes as fases de desenvolvimento do mosquito: ovo ($E(t)$), larva ($L(t)$), pupa ($P(t)$) e adulto ($W(t)$). Na natureza, o ciclo vida do mosquito se completa em torno de 30 a 35 dias, o que pode variar muito dependendo das condições climáticas encontradas. A sobrevivência dos mosquitos adultos tem sido apontada como um fator influente em epidemias e na sobrevivência do mosquito durante o inverno (Coutinho *et al.*, 2004). Por exemplo, o ovo demora em média 48h para eclodir, após contato com a água, entretanto já foram encontrados ovos em estado de latência por até 450 dias em locais secos (FUNASA, 2001; Tauil, 2002). A quantidade de indivíduos em uma fase depende do número de

indivíduos na fase precedente, consistindo de um processo cíclico. Existe, portanto, uma taxa de transição entre uma fase e outra, como pode-se ver na tabela 1. O termo *ovip(t)* indica a capacidade de oviposição das fêmeas.

Tabela 1: Taxas de transição no ciclo de vida do *Aedes aegypti*

Símbolo	Significado
σ_1	Taxa de desenvolvimento ovo-larva
σ_2	Taxa de desenvolvimento larva-pupa
σ_3	Taxa de desenvolvimento pupa-adulto

A mortalidade de cada fase é representada pelos parâmetros m_1 , m_2 , m_3 , e m_4 . Tais parâmetros são funções de fatores abióticos como, por exemplo, a temperatura. Neste trabalho, são consideradas taxas de mortalidade constantes. A capacidade de suporte total da região, “C”, é influenciada pelo número e tipos de criadouros na área. Como este dado não é rotineiramente mensurado, neste trabalho, o valor de C é estimado a partir do ajuste do modelo aos dados.

Cada uma das equações refere-se a uma fase do ciclo de vida do *Aedes aegypti*. A primeira descreve a dinâmica dos ovos. O primeiro termo desta equação representa a oviposição. O decréscimo na taxa de produção de ovos é descrito pelos termos negativos. A segunda equação descreve a taxa de produção de larvas a cada instante de tempo. Larvas aumentam devido à eclosão dos ovos, descrita pelo primeiro termo da equação, e diminuem devido ao desenvolvimento de pupas, bem como à mortalidade causada por fatores naturais ou de controle. As equações seguintes têm a mesma estrutura, combinando um termo de desenvolvimento (positivo) com os termos de mortalidade (negativos). Os termos mec_1 , mec_2 e mec_3 denotam taxas de mortalidade causadas por ações de controle mecânico, ou seja, remoção de criadouros. Os termos $larv_1$ e $larv_2$ indicam taxas de mortalidade causadas pelo uso de larvicida. O termo *adult* representa as taxas de mortalidade causadas pelo uso de adulticida.

5.2.5. Softwares utilizados nesse trabalho

O modelo em questão foi implementado no ambiente de modelagem TerraME, desenvolvido pela parceria entre o Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE) e a Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), e as análises estatísticas foram feitas pelo Excell e MINITAB 14.

5.2.6. Abordagem utilizada para construção, calibração e validação do modelo

Conforme ilustra a figura 8, os 41 pontos amostrais foram divididos em dois subconjuntos igualmente distribuídos sobre toda a região de forma a evitar que os pontos em cada grupo formassem agrupamentos espaciais. O primeiro grupo com 20 pontos foi utilizado para a calibração do modelo e o segundo grupo com 21 pontos para sua validação. A média de oviposição semanal foi calculada para cada um dos conjuntos de pontos, veja a figura 9.

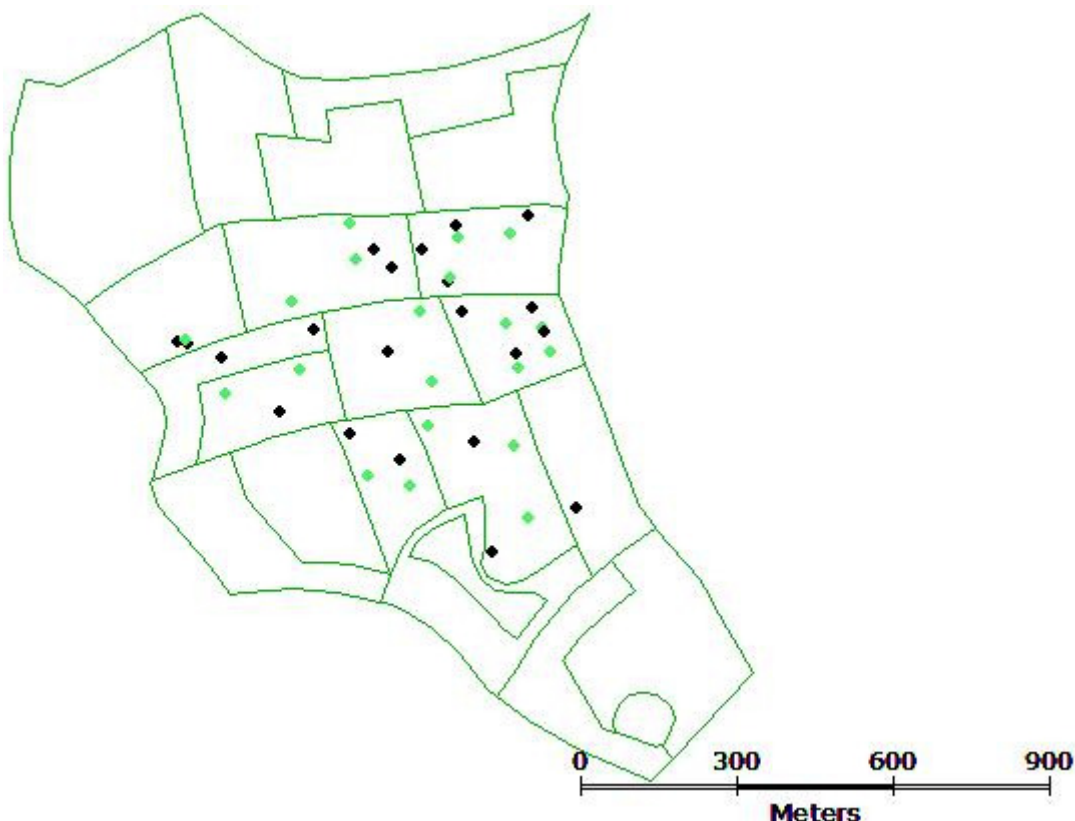


Figura 8: Pontos amostrais separados para calibração (verde) e validação (preto)

O modelo de Ferreira e Yang (2003a) foi modificado de forma a incorporar idéias propostas em Otero *et al.* (2006). Ao invés de utilizar taxas de desenvolvimento que assumem apenas dois valores sendo cada um referente a uma temperatura (25 e 27°C escolhidas através de sorteio), a equação de desenvolvimento pecilotérmico proposta por Sharpe e DeMichele (1977) e depois simplificada por Schoofield *et al.* (1981) foi utilizada.

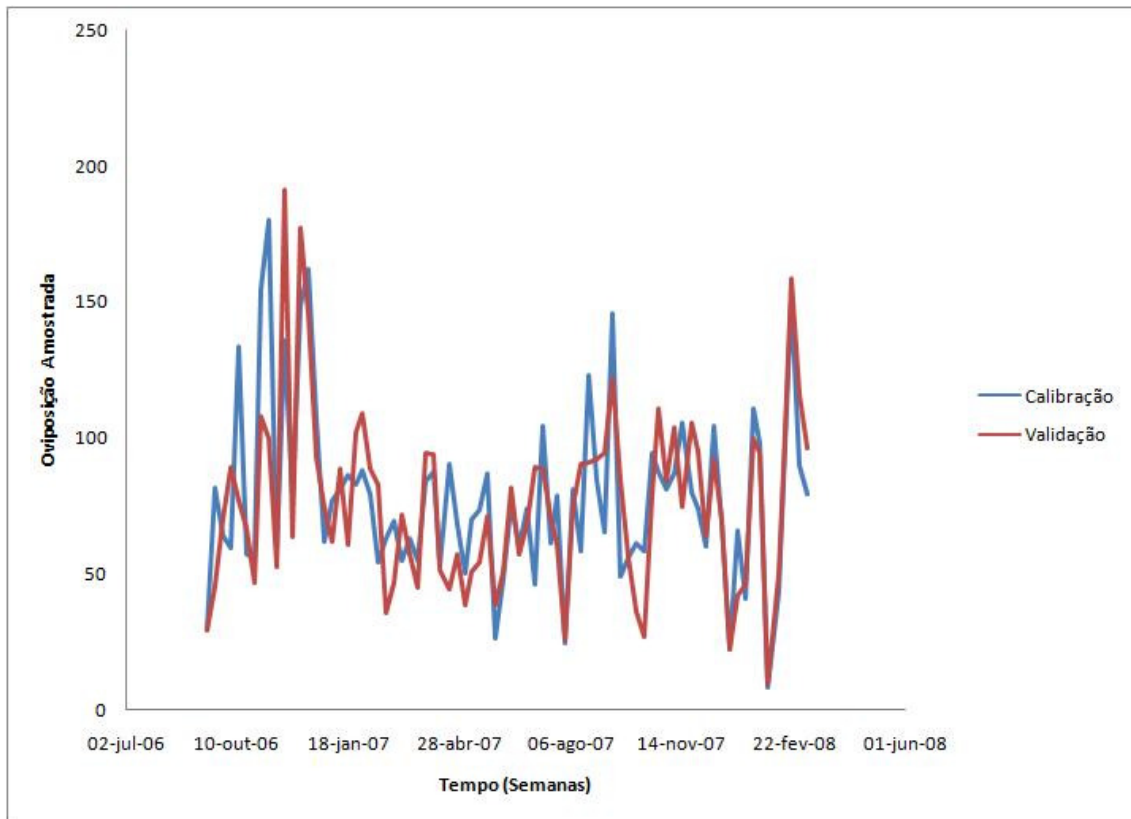


Figura 9: Média de oviposição semanal para amostras utilizadas na calibração e na validação

A taxa de oviposição, em Ferreira e Yang (2003a) assume um valor fixo igual a 1.0 ovo/fêmea e em Otero *et al.* (2006), 63 ovos/fêmea. Nesse trabalho, o processo de oviposição foi modelado de forma diferente. Para o primeiro grupo de pontos amostrais foi construída uma função quadrática que relaciona a taxa de oviposição de cada fêmea com a temperatura ($R^2 = 0.8119$, $p = 0.05$). Cada fêmea apresenta uma oviposição máxima a uma temperatura ideal correspondente a fisiologia do mosquito, sendo que abaixo e acima desse valor ideal de temperatura, a taxa de oviposição decresce. A relação quadrática foi então validada utilizando-se os dados do segundo grupo de pontos amostrais ($R^2 = 0.7636$, $p = 0.05$).

A capacidade de suporte do sistema descrita em Ferreira e Yang (2003a) é limitada pela população de ovos em um criadouro, aqui passa a ser limitada pela população de larvas, já que nesse estágio se observa a competição intra-específica por espaço e recursos (Dye, 1982; Gleiser *et al.*, 2000; Southwood *et al.*, 1972; Subra and Mouchet, 1984), assim com a predação (Focks *et al.*, 1993a). A regulação do sistema é dada pela inibição da oviposição, que é observada quando a capacidade suporte dos criadouros satura. Esse é um mecanismo observado em fêmeas do mosquito vetor

(Otero *et al.*, 2006), que sempre procura criadouros que parecem garantir o sucesso do desenvolvimento dos ovos ali colocados.

Em seguida, o modelo modificado é implementado usando-se o ambiente de modelagem TerraME descrito na seção 2.5. A análise de sensibilidade do modelo foi realizada com o objetivo de entender como seu comportamento se altera frente a variações em seus parâmetros. Além de determinar o intervalo da capacidade suporte para a calibração.

A calibração do modelo se deu pelo método de Monte Carlo a partir de médias calculadas para o primeiro grupo de pontos amostrais. As temperaturas reais observadas no período de coleta dos dados foram fornecidas ciclicamente como parâmetros para o modelo com o intuito de verificar o estado a que o modelo seria levado pelo regime climático observado na realidade. O modelo foi executado até que entrasse em regime de equilíbrio dinâmico (figura 10). Considerou-se 2000 semanas como um período de tempo suficiente para que o modelo atingisse o equilíbrio. Então o último ciclo completo estimado pelo modelo foi comparado com os 78 valores amostrados (para facilitar a visualização, o gráfico abaixo foi plotado até o fim do último ciclo completo, correspondente à semana 1950). O erro quadrático médio entre a taxa de oviposição média amostrada e a taxa de oviposição média simulada foi calculado e utilizado para quantificar o ajuste do modelo.

Finalmente, o modelo foi validado utilizando-se médias semanais de oviposição calculadas a partir do segundo conjunto de dados amostrais.

5.3. Resultados

A seguir são apresentados os principais resultados obtidos durante o desenvolvimento deste trabalho. Um novo modelo para simulação da ecologia do *Aedes aegypti* é proposto, calibrado e validado. Para isso, algumas melhorias são trazidas ao modelo de Ferreira e Yang (2003a). Elas permitem que ele possa simular com mais precisão os efeitos das condições climáticas e ambientais sobre a dinâmica das populações desse vetor. O código fonte do modelo é apresentado no Anexo I.

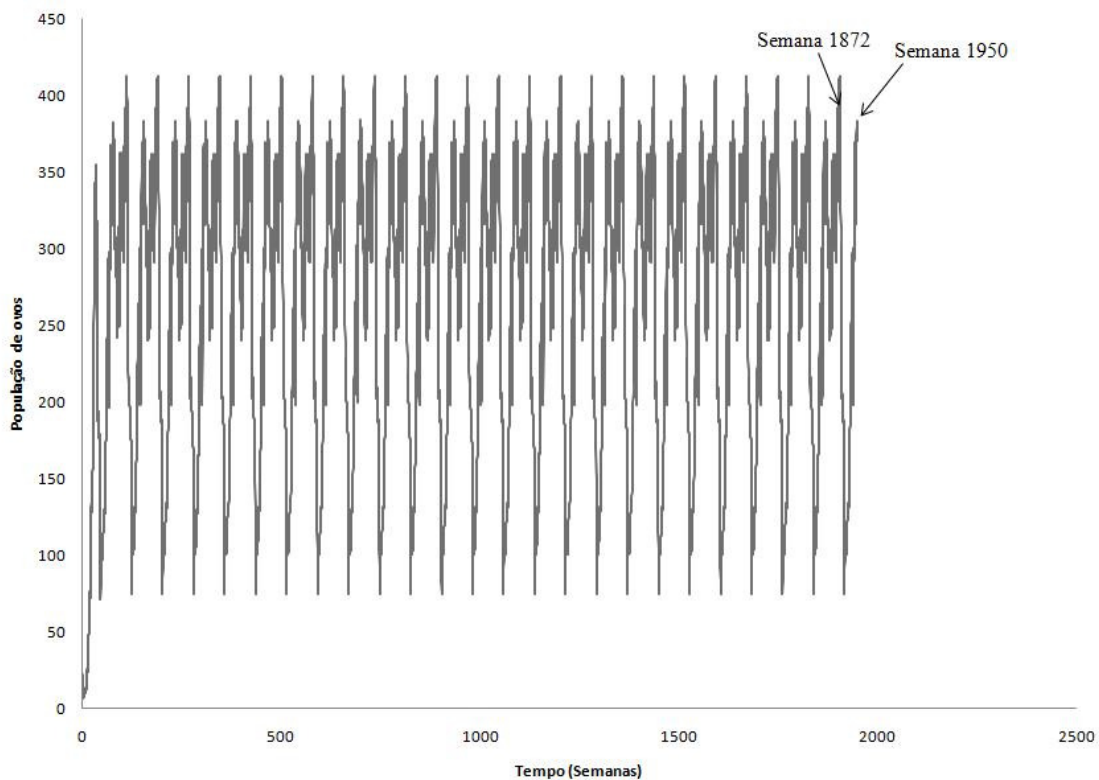


Figura 10: Equilíbrio dinâmico da população de ovos.

5.3.1. O modelo de oviposição dinâmica

A quantidade de ovos que uma fêmea de *Aedes aegypti* deposita em uma postura depende de vários fatores, entre eles, a temperatura, que parece ter uma grande influência no metabolismo do inseto. Estudos mensuram a média de ovos por fêmea em diferentes temperaturas e estabelecem uma faixa ótima (Bessera *et al.*; 2006 e Almeida, 2005; Focks *et al.*, 1993b). Bessera *et al.* (2006) encontrou 271,9 e 260,40 ovos/fêmeas em duas populações estudadas na temperatura de 26°C com uma faixa de temperatura local entre 18 e 32°C. Os ovos foram coletados da natureza, mas desenvolvidos em ambiente controlado. Almeida (2005) observou uma diminuição gradativa de oviposição na faixa de 25 a 35°C. Na temperatura de 25°C e 80% de umidade, foi encontrado uma média de 99 ovos/fêmea enquanto que na temperatura de 35°C e umidade de 60%, a média foi de 54,5 ovos/fêmeas. Christophers (1960) e Focks *et al.* (1993a) consideram que os ovos postos dependem do tamanho corporal, sendo equivalente a 46.5ovos/g (Bar-Zeev, 1957; Nayar and Sauerman, 1975). Otero *et al.* (2006) assume uma média de 63 ovos/fêmea.

Neste trabalho, o processo oviposição é simulado como um processo dinâmico, onde a temperatura controla o número de ovos depositados por fêmea. Assume-se que apenas metade da população adulta ovipõe, o que significa que existe uma relação em

torno de 1:1 na razão de machos e fêmeas de uma geração, próximo ao valor de 1:1.02 fêmea:macho relatado por Arrivillaga e Barrera (2004). Uma curva quadrática foi ajustada entre a temperatura média semanal (preditor) e a taxa de oviposição observada (resposta), para faixa de temperatura entre 20 a 29 graus Celsius. Para isso, os seguintes passos foram executados:

(1) Para capturar a tendência central nas séries temporais observadas para a temperatura ambiente e a taxa de oviposição, a média móvel centrada de lag = 3 foi calculada para ambas as séries. Assim, os dados de uma semana são calculados tomando em consideração os dados de seus vizinhos (o predecessor e o sucessor). Com isso, espera-se eliminar ruídos gerados pelo processo de amostragem. Além disso, a oviposição é influenciada por um período de aquecimento ou resfriamento, possivelmente maior que uma semana.

Tabela 2: Faixa de temperatura e taxa de oviposição

Faixa de Temperatura	Taxa de Oviposição
20-21	0.726037044
21-22	0.699158649
22-23	0.853122606
23-24	0.994737987
24-25	0.98022442
25-26	1
26-27	0.905569952
27-28	0.875756663
28-29	0.721180034

(2) Os intervalos de temperatura foram agregados em intervalos de 1°C e normalizados através de sua divisão pelo máximo tabelado.

(3) A curva quadrática ilustrada na figura 11 foi ajustada aos dados tabulados com um $R^2 = 0.8119$ e $p = 0.05$.

$$\text{Taxa de Oviposição} = -0.0176 * (\text{Temperatura})^2 + 0.8714 * \text{Temperatura} - 9.7903 \quad \text{Equação 5}$$

As duas raízes para a equação acima são 17.89 °C e 31.62°C, Fora desse intervalo à equação regressiva não é válida.

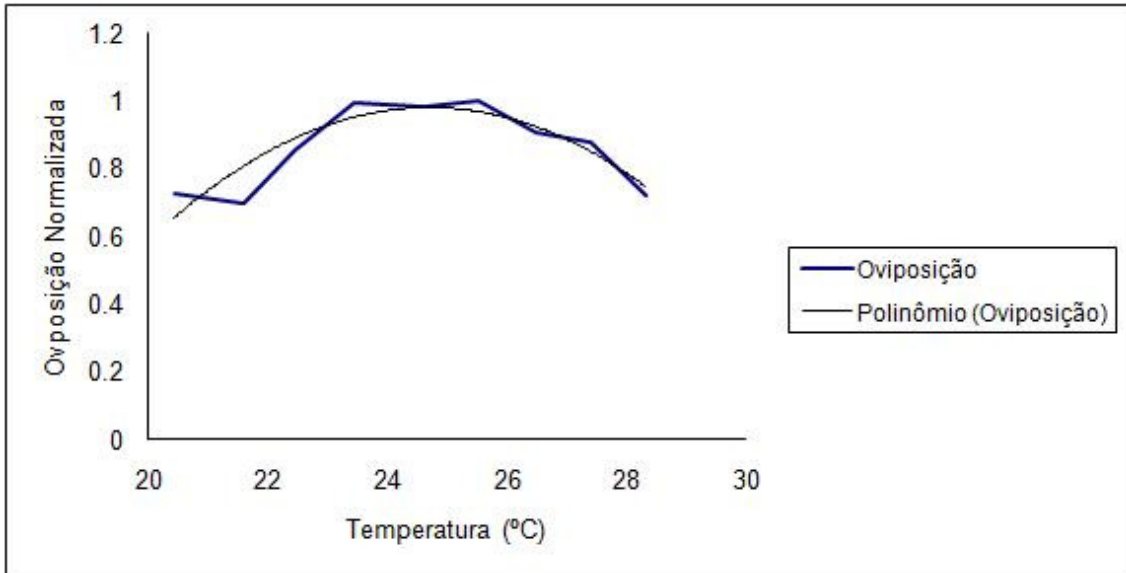


Figura 11: Ajuste de uma função quadrática entre a taxa de oviposição de cada fêmea com a temperatura

5.3.2. Varáveis climáticas: a influência da temperatura

Para simular o efeito do clima sobre a dinâmica populacional do *Aedes aegypti*, Ferreira e Yang (2003a) propuseram um modelo sazonal, em que no inverno a temperatura era mantida em um valor constante desfavorável ao desenvolvimento do mosquito. No verão, valores discretos de temperatura são definidos de forma aleatória (25 e 27°C). Nesse trabalho, o modelo de influência da temperatura foi adaptada de Focks *et al.* (1993a e b), Otero *et al.* (2006 e 2008). O método aplicado foi desenvolvido por Sharpe e DeMichele (1977) e simplificado por Schoofield *et al.* (1981) e resulta em um modelo de desenvolvimento termodinâmico. O modelo é baseado no desenvolvimento pecilotérmico, metabolismo regulado pela temperatura (típico de animais que não possuem temperatura constante), de alguns seres vivos e esse processo é controlado por uma enzima que tem a propriedade de ativar em uma determinada faixa de temperatura e desativar em temperaturas fora dessa faixa. Nesse modelo simplificado, apenas a temperatura alta de desativação é considerada.

$$R_D(T) = R_D(298^\circ\text{K}) \frac{(T/298^\circ\text{K}) \exp((\Delta H_A/R)(1/298^\circ\text{K} - 1/T))}{1 + \exp(\Delta H_H/R)(1/T_{1/2} - 1/T)} \quad \text{Equação 6}$$

A temperatura de 298° Kelvin corresponde a 24.85° Celsius e os coeficientes de desenvolvimento são dados por Focks *et al.* (1993a) (tabela 2).

Tabela 3: Coeficientes para o modelo enzimático de desenvolvimento

Ciclo de desenvolvimento	$R_D(T)$	$R_D(298^{\circ}\text{K})$	ΔH_A	ΔH_H	$T_{1/2}$
Eclusão de ovos	TxO	0.24	10798	100000	14184
Desenvolvimento Larval	TxL	0.2088	26018	55990	304.6
Desenvolvimento de pupa	TxP	0.384	14931	-472379	148

O comportamento das taxas de desenvolvimento em função da temperatura e do tempo pode ser observado pela figura 12 e 13 respectivamente. A temperatura na figura 13 foi dividida pelo máximo tabelado para que fosse possível a sua visualização juntamente com as taxas de desenvolvimento no tempo.

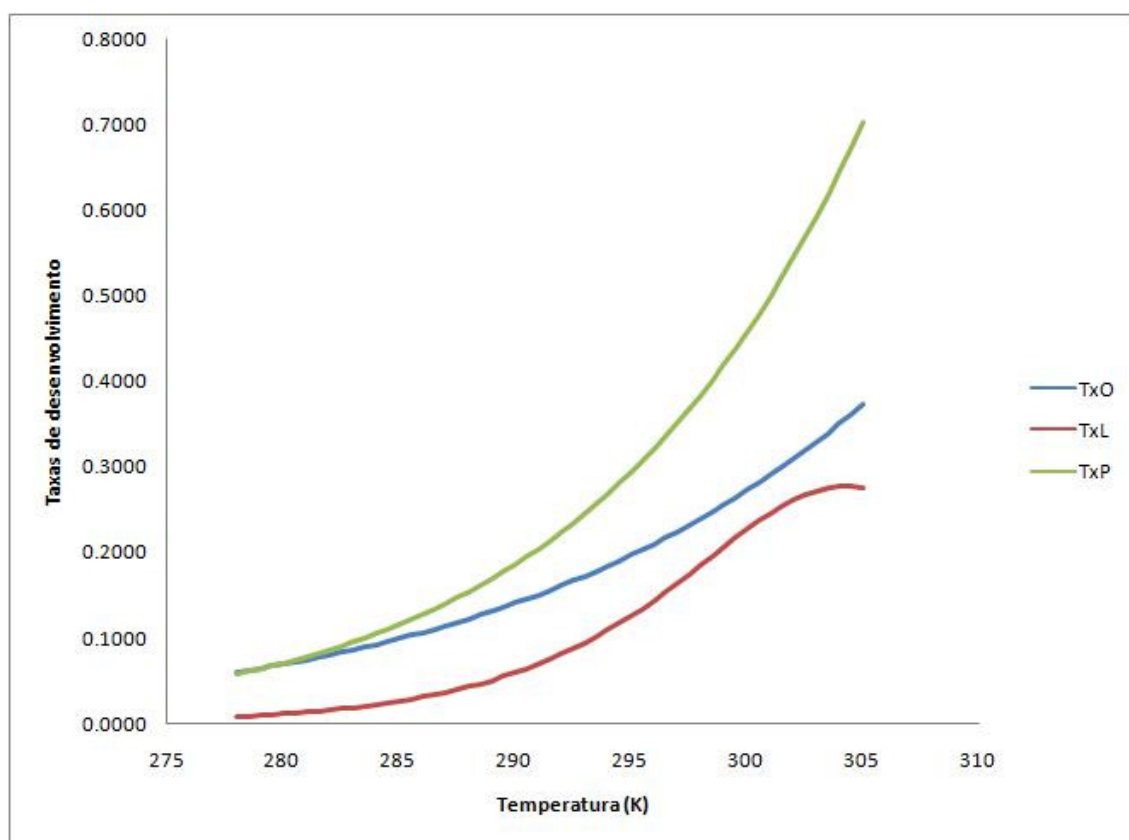


Figura 12: Taxas de desenvolvimento para o ciclo de vida do *Aedes aegypti* em função da temperatura em Kelvin. TxO: ovos-larvas, TxL: larvas-pupas, TxP: pupas-adultos.

5.3.3. Variáveis ambientais: a disponibilidade de criadouros

Supondo-se uma região isolada, a capacidade de suporte dos criadouros dessa região limita o crescimento das populações em seu interior. Quando as medidas de populações de mosquitos são realizadas dentro de um laboratório, a capacidade de suporte deve ser correspondente a utilizada nos recipientes em que os mosquitos se desenvolvem. Neste trabalho, os dados referem-se a ovos que foram coletados na natureza através de armadilhas chamadas ovitrampas (Fay and Eliason 1966; Reiter *et*

al., 1991; Honório *et al.* 2003; Honório *et al.*, 2009). Portanto, a capacidade de suporte da região não é conhecida *a priori*. Na fase de calibração do modelo, ela precisa ser estimada de forma a ajustar o comportamento do modelo à realidade observada.

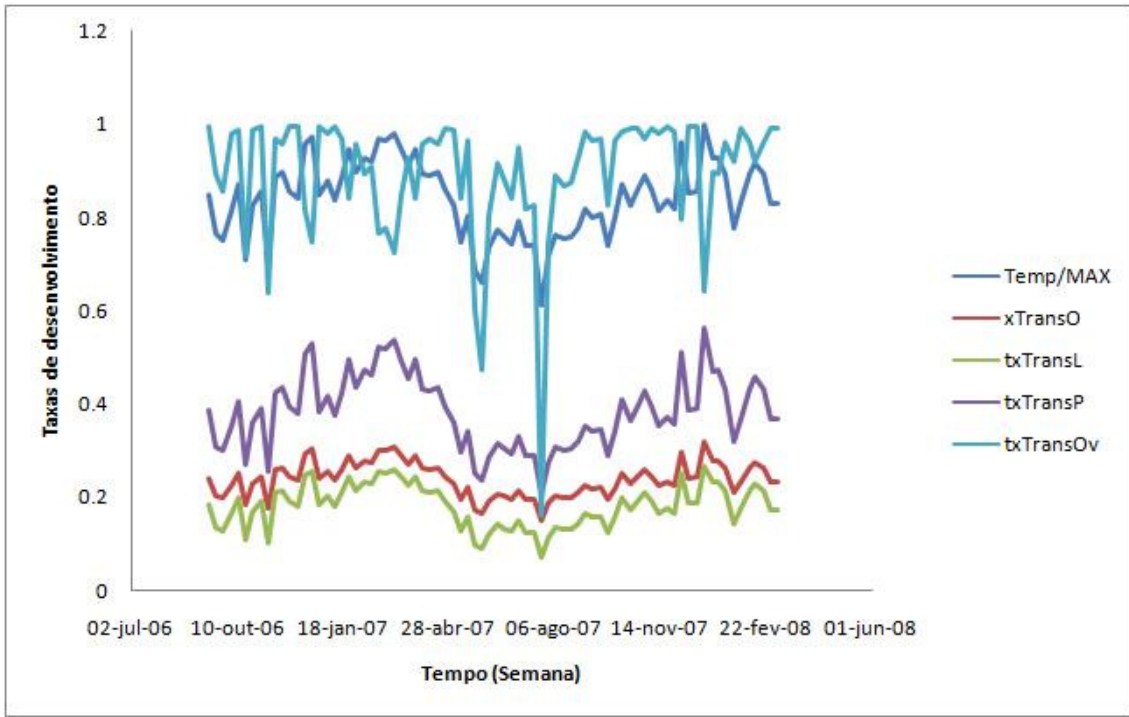


Figura 13: Taxas de desenvolvimento em função do tempo em semanas. A temperatura foi translada através da divisão pela temperatura máxima amostrada.

Alguns trabalhos relatam a importância da capacidade de suporte no desenvolvimento dos mosquitos, pois o excesso de larvas em um criadouro inibe a eclosão de ovos (Livdahl e Edgerly, 1987; Tsuda *et al.*, 1991; Livdahl, 1982; Livdahl *et al.*, 1984). Em laboratório, alguns autores (Livdahl *et al.*, 1984; Almeida, 2005; Livdahl e Edgerly, 1987) mostraram que a eclosão de ovos é influenciada pela disponibilidade de recurso, densidade e instar larval através de experimentos de campo, em ocas de árvores, que são criadouros naturais do *Aedes* (Consoli e Lourenço-de-Oliveira, 1994).

Por isso, neste trabalho ao contrário de Ferreira e Yang (2003a) que definem a capacidade de suporte em função da população de ovos, ela é definida em termos da população de larvas, conforme a equação G. Desta forma, quando a população de larvas máxima é atingida a oviposição é inibida. Diferentemente, Otero *et al.* (2006) modela o processo de regulação populacional de forma que a densidade de larvas inibe a eclosão de ovos

$$\frac{dE}{dt} = ovip(t)W(t) \left[1 - \frac{L(t)}{C} \right] - [\sigma_1(t) + m_1(t) + mec_1(t)]E(t), \quad \text{Equação 7}$$

5.3.4. Análise de Sensibilidade e Calibração

As modificações incorporadas ao modelo de Ferreira e Yang (2003a) reduziram o número de parâmetros. Não é mais necessário definir níveis mínimos e máximos para as taxas de desenvolvimento. Somente as variáveis temperatura e capacidade de suporte resistem como parâmetros do modelo. A série semanal de temperatura obtida da estação meteorológica Galeão, Rio de Janeiro, RJ é utilizada como entrada para o modelo. A variável capacidade de suporte é então estimada de forma a determinar o valor mínimo necessário para sustentar a taxa de oviposição simulada o mais próximo da taxa de oviposição amostrada.

O método de simulação de Monte Carlo foi utilizado para calibrar o modelo, a partir de valores de capacidade de suporte inicial mínimo $C_{min} = 100$ larvas e máximo $C_{max} = 1000$ larvas. Estes valores foram escolhidos após análise de sensibilidade do modelo. A literatura relata que cada ovitrampa possui 300 ml e estima uma média de 10 a 70 larvas por litro (Lividahl, 1984). A análise dos dados mostra ovitrapas com até 720 ovos na semana e a média de 78.01154 ovos/ovitrampa/semana para o conjunto de dados para calibração. Em seu trabalho, Honório *et al.* (2009) compara três regiões do município do Rio de Janeiro com graus de infraestrutura diferentes e para a região chamada de urbana (Higienópolis- mesma área de estudo desse trabalho), encontra 77 ovos/ovitrampa/semana para o conjunto completo dos dados amostrados. Para a área considerada suburbana, encontrou em média 100 ovos por ovitrampa/semana. A terceira área, que possui a pior infra-estrutura e é uma área suburbana caracterizada como favela, foi a menor média, o que surpreendeu, com 39.7 ovitrampa por semana. No verão, a média para os dois primeiros locais dobra e os picos no verão são mais evidentes nessas duas últimas áreas.

Na simulação de Monte Carlo, gerou-se 10000 valores aleatórios diferentes para a variável capacidade de suporte, o que deu origem a 10000 experimentos. Para cada experimento, o erro quadrático médio entre as quantidades simuladas e observadas do número de ovos depositados semanalmente foi calculado através da equação:

$$erro = \sum \frac{(OviposiçãoAmostrada - OviposiçãoSimulada)^2}{(NumeroAmostras - 1)} \quad \text{Equação 8}$$

O experimento que apresentou o menor erro definiu o valor de capacidade de suporte com a qual o modelo foi calibrado. A capacidade de suporte média $C_{med} = 457.3$

foi estimada para toda a área de estudo. As figuras 14 e 15 ilustram o comportamento do modelo nessas condições.

A figura 14 compara a série temporal de oviposições estimadas e observadas. No inverno ocorreram as maiores discrepâncias entre a oviposição simulada e a observada. O modelo subestima a quantidade de ovos depositados semanalmente. Vários fatores podem ter contribuído para essa imperfeição. A estatística de oviposição baseia-se em pouco mais de um ano de amostragem. A região de Higienópolis não é isolada como supõe o modelo, assim as populações podem receber e perder indivíduos para as vizinhanças. O modelo proposto é muito sensível a temperatura, os picos de infestação coincidem com os picos de temperatura. Contudo, mudanças na oviposição observada ocorrem, em geral, com uma semana de atraso a mudanças na temperatura (Honório *et al.*, 2009). Ao contrário do esperado e ao comportamento do modelo, o sinal amostrado parece não ser modulado pela temperatura. Essa pode ser uma evidência de que outras variáveis tenham um papel ainda mais importante no controle das taxas semanais de oviposição, por exemplo, o regime de chuvas ou a umidade relativa do ar.

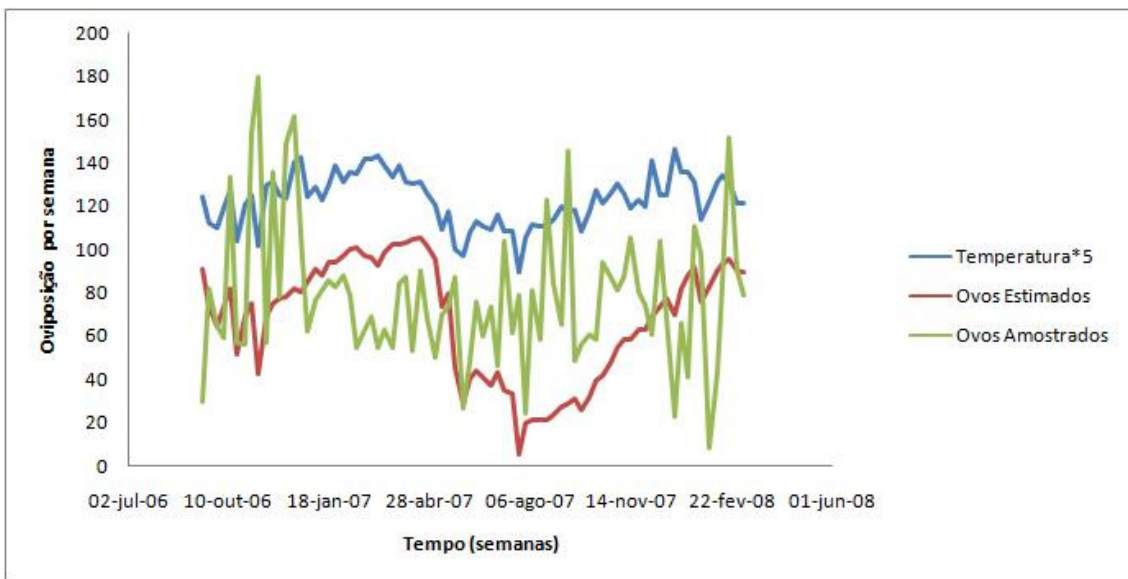


Figura 14: Ovos depositados simulados e amostrados em função do tempo comparado com a temperatura escalada cinco vezes.

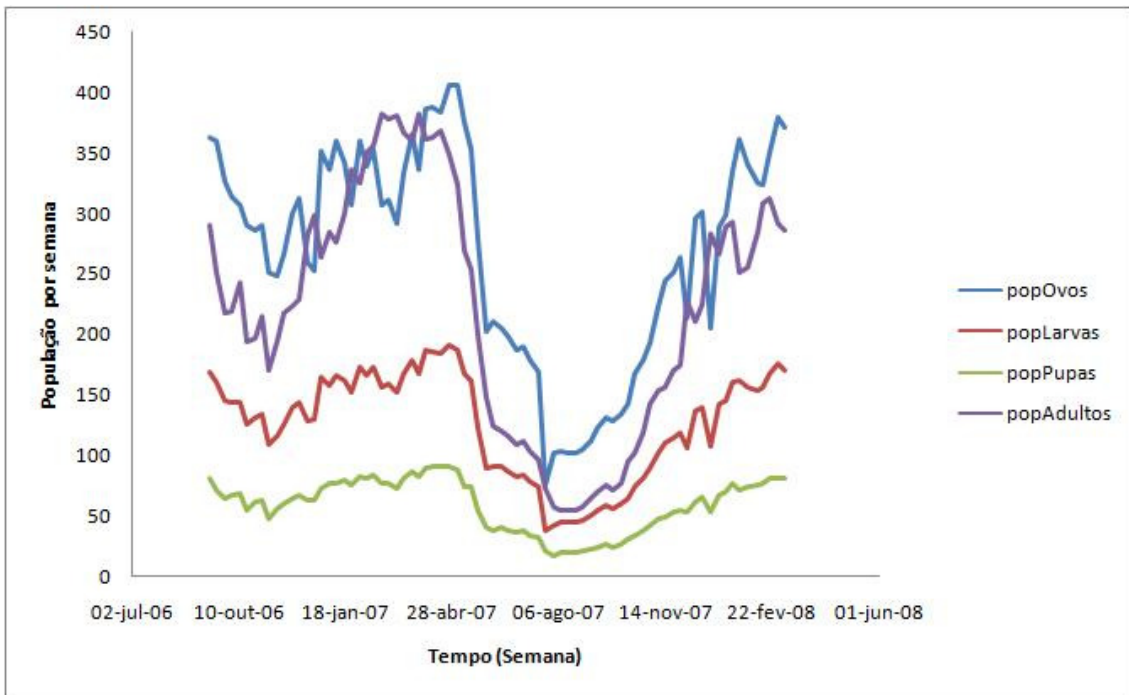


Figura 15: Comportamento das populações de mosquito nos estágios de ovos, larvas, pupas e adultos em função do tempo em semanas

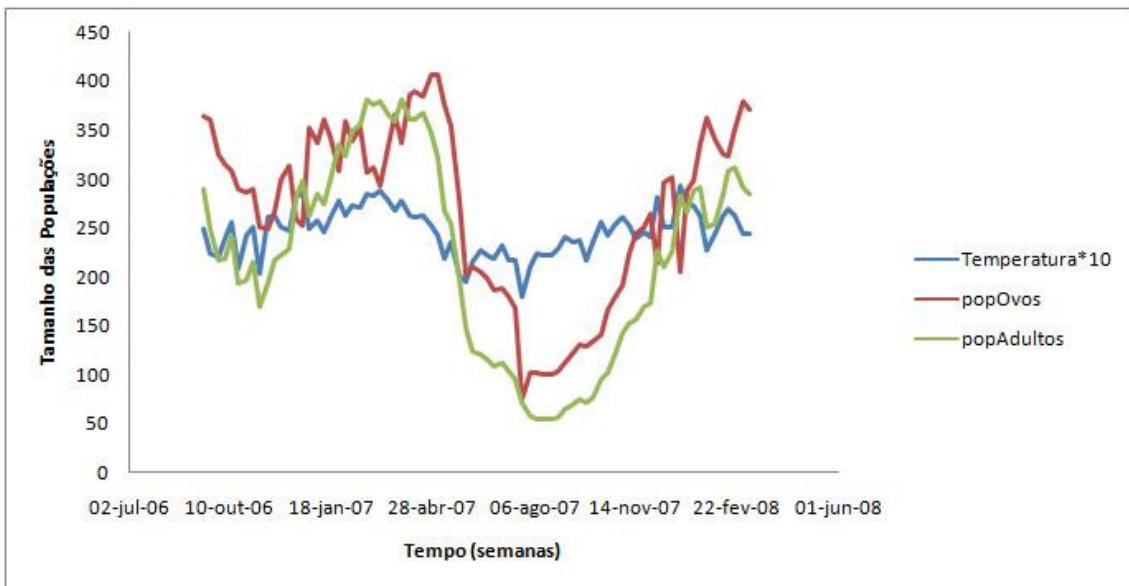


Figura 16: Comparação entre população de ovos e adultos com a temperatura multiplicada por 10

De acordo com os modelos que descrevem o ciclo de vida do mosquito (Focks *et al.*, 1993a e b; Ferreira e Yang, 2003a; Otero *et al.*, 2006), a população de ovos é maior do que a população de larvas, que é maior do que a de pupas. A explicação para a população de adultos ser maior do que a de pupas e quase se equiparar a de ovos, deve-se ao fato de que os adultos não saem do sistema na mesma velocidade que os outros estágios, a única saída é a taxa de mortalidade diária de $1/9.5$ (Ferreira e Yang, 2003a). Estudos de campo feitos para estimar a longevidade mostraram que alguns mosquitos

foram encontrados depois de 43 dias de soltura e que a taxa de mortalidade dos mosquitos adultos, em geral, independe da idade e sim de outros fatores como predação e condições desfavoráveis (Trips e Hausermann, 1975 e 1986; Trips *et al.*, 1995). Nesse modelo, a população de adultos engloba adultos fêmeas e machos.

Na figura 16, a dinâmica das populações simuladas de ovos e adultos são contrastadas com a temperatura. A temperatura foi multiplicada por 10 vezes para efeito de comparação. A população de adultos cresce suavemente nos períodos quentes e decresce rapidamente em curtos períodos de frio. A população de ovos comporta-se de forma semelhante, mas com um pequeno atraso no tempo. Os picos populacionais ocorrem logo após os maiores períodos de aquecimento.

5.3.5. Validação

Após a calibração, o modelo foi validado utilizando a segunda metade dos pontos amostrais. O erro médio quadrático (erro = 1844.17) calculado na validação é pouco menor que o erro calculado durante a calibração do modelo (erro = 1860.99) A figura 17 mostra as séries temporais de ovos amostrados e simulados semanalmente.

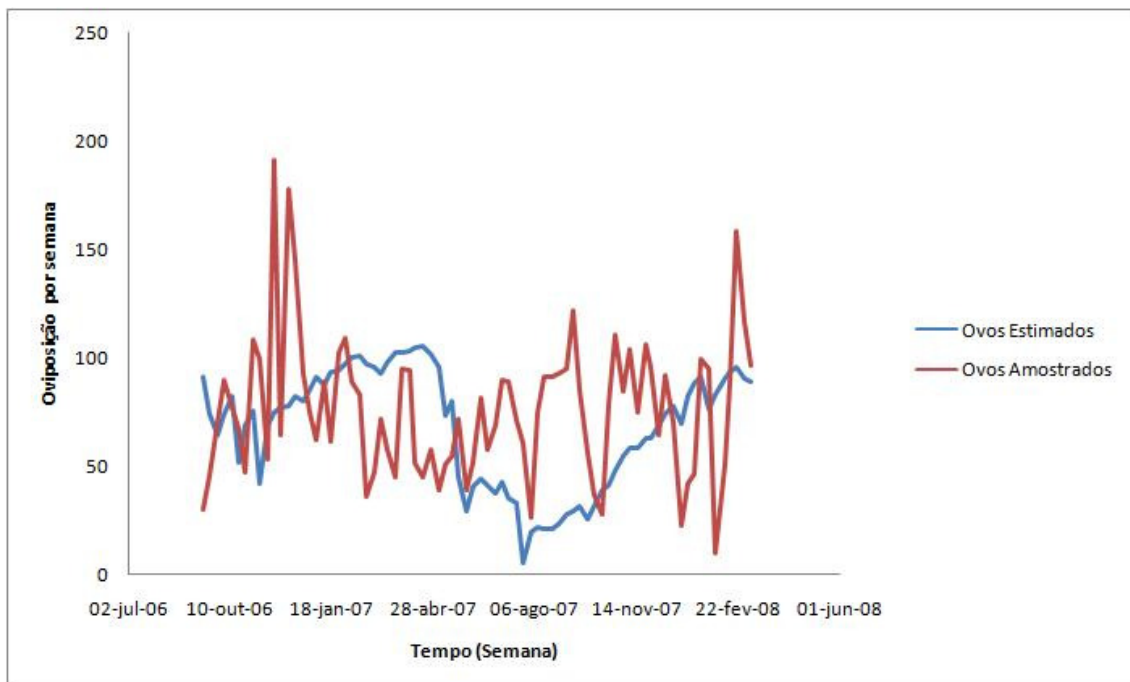


Figura 17: Comparação entre a oviposição simulada e oviposição observada para etapa de validação

5.4. Discussão

Contribuição da temperatura para o ciclo de vida do *Aedes aegypti*

A importância de modelar o ciclo de vida do *Aedes aegypti* ou de qualquer outro vetor cujo metabolismo seja dependente da temperatura está relacionada à necessidade de se construir previsões de surtos epidêmicos a partir do conhecimento prévio a respeito do comportamento futuro das variáveis climáticas. Conseqüentemente, melhorar as políticas de controle populacional do vetor e também estimar as conseqüências do aquecimento global no ciclo de vida e na dispersão desses vetores. Segundo Cortez (2004), a OMM (Organização Meteorológica Mundial) anunciou que a temperatura global nos últimos 100 anos aumentou aproximadamente 0,6°C. Esse aquecimento é preocupante, à medida que amplia a distribuição latitudinal do *A. aegypti* e de outros vetores tropicais (Cortez, 2004; Mendonça, 2003). Também diminui o período de incubação do vírus, pois na temperatura de 27°C a duração é de dez dias e na temperatura de 37°C sete dias (Mendonça, 2003). Fisiologicamente, a diminuição do período de incubação, faz com que o período de transmissão do vírus aconteça mais rápido, além de diminuir o tempo de todo o ciclo, já que o metabolismo do mosquito está acelerado, o que possibilita uma proliferação mais rápida e faz com que um mosquito possa ter mais ciclos gonotróficos do que o normal. Uma aceleração do ciclo de vida do mosquito, certamente contribuiria para que epidemias ocorressem mais rápido. Coutinho *et al.* (2004) relatou um atraso de cem dias entre o aumento da população de mosquitos adultos e o aumento do número de casos de dengue.

Períodos de temperaturas na faixa considerada ótima para a proliferação do mosquito são fatores determinantes no aumento da população desses. Acredita-se que a precisão do modelo poderia ser melhorada se amostras diárias de temperatura fossem utilizadas no lugar de amostras semanais. Principalmente, porque o desenvolvimento dos mosquitos é simulado nessa resolução temporal. Métodos de interpolação ou média móvel poderiam ser utilizados para resolver esse problema, se aplicados sobre as amostras semanais. Esse melhoramento será realizado em trabalhos futuros.

De acordo com Otero *et al.* (2008) em regiões temperadas, a propriedade dos ovos de *Aedes aegypti* entrarem em latência nas épocas mais frias e eclodirem somente quando encontrarem condições favoráveis deve ser considerada, principalmente em campanhas de combate ao vetor. Outro estudo feito na Argentina (Carbajo *et al.*, 2001) mostrou que todas as populações podem se extinguir e depois ocorrer a repopulação, assim como já houve várias vezes no Brasil (FUNASA, 2001; Teixeira e Barreto, 1996; Teixeira *et al.*, 2002). Ferreira e Yang (2003a) inserem em seu modelo a população latente de ovos e mostra que contribui pouco para o aumento da população de adulto no

verão em relação a sazonalidade. Entretanto, Coutinho *et al.* (2004) mostrou que para o *Aedes albopictus*, a contribuição desses ovos é importante, porque a transmissão transovariana do vírus (a contaminação do ovo ocorre dentro do ovário da fêmea) é alta. Fêmeas que tem grande longevidade contribuem para as populações de mosquito não desaparecerem no inverno (Coutinho *et al.*, 2004).

Adição de complexidade

As modificações incorporadas ao modelo de Ferreira e Yang (2003a) aumentaram sua complexidade, mas diminuíram o número de parâmetros, fatos que torna mais fácil sua calibração e validação. Considerar a oviposição um processo dinâmico e dependente da temperatura é uma contribuição com respaldo teórico e evidenciada pelas análises dos dados. No entanto, o modelo aqui discutido é simples se comparado ao modelo desenvolvido por Otero *et al.* (2006). Contudo, ele pode ser calibrado e validado com os dados amostrados (Honório *et al.*, 2009).

Em seu artigo, Otero *et al.* (2006) modela as taxas de mortalidade de larvas e pupas como dependentes da temperatura. No entanto, a mortalidade de ovos é independente da temperatura segundo Trpis (1972) e Otero *et al.* (2006). A taxa de mortalidade de adultos é de 0.09 na faixa de 278 a 303°K (Otero *et al.*, 2006; Christophers, 1960; Fay, 1964; Horsfall, 1955). A taxa de mortalidade total de larvas é composta de duas partes : a comentada acima e a mortalidade dependente de densidade de larvas, que é regulada pela capacidade de suporte de um criadouro, através dos processos de competição intra-específica. Outro processo regulador do ciclo de vida do mosquito é a inibição da eclosão de ovos através da densidade de larvas (Otero *et al.*, 2006).

Como trabalhos futuros, sugere-se a avaliação dessas modificações quando incorporada ao modelo desenvolvido. Outra possibilidade é a adição de componentes estocásticos ao modelo, assim como é feito em (Otero *et al.*, 2006). A vantagem dos modelos estocásticos para modelar ciclos biológicos está no fato de representarem melhor o processo de extinção.

Dispersão

O mecanismo de dispersão do *A.aegypti*. é considerado uma estratégia de sobrevivência do mosquito, uma vez que lhe permite procurar melhores criadouros e recursos (Otero *et al.*, 2008; Maciel-de Freitas *et al.*, 2007a). Se uma fêmea possui todos os recursos necessários em seu espaço, provavelmente ela não irá migrar grandes

distâncias. Em seu estudo, Maciel-de Freitas *et al.* (2007a) encontrou uma média de vôo de fêmeas em torno de 100 metros em uma região com quantidades suficientes de criadouro e alimento. Modelos de dispersão são de grande importância, pois, entendendo como a dispersão acontece, a intervenção em epidemias e controles populacionais desses insetos pode ser melhor estruturada. Modelos em larga escala que trate disso têm sido necessários para políticas públicas, entretanto, deve-se produzir primeiro um modelo simples de vizinhança demográfica para depois torná-lo um modelo em larga escala (Riley, 2007).

Este trabalho exclui qualquer aspecto espacial da ecologia do *Aedes aegypti*, portanto, não considera sua capacidade de vôo ou sua dispersão. No entanto, modelos dinâmicos espacialmente-esplicitos para a simulação do ciclo de vida dos vetores de doenças tropicais são uma contribuição desejável ao entendimento e ao combate dessas doenças. Segundo Takahashi *et al.* (2005), a dispersão do *A. aegypti*, no estágio larval, também ocorre através de containeres de grandes importações e talvez essa possa ser uma explicação para dispersão do mosquito em grandes distâncias, inclusive para outros países. Por isso, um estudo baseado na dispersão de indivíduos por meio de relações de vizinhanças espaciais é de grande interesse e fará parte dos trabalhos futuros.

5.5. Conclusão

Simular o ciclo de vida do mosquito responsável pela pandemia de Dengue, o *Aedes aegypti*, é um desafio que não foi totalmente superado. Muitos fatores influenciam o seu ciclo e contribuem para um aumento de complexidade em seu estudo. Cabe aos pesquisadores, restringir e focar alguns desses fatores, lembrando sempre que um modelo é apenas uma aproximação da realidade e que devem ser úteis em estudos aplicados, nesse caso, relacionados à Saúde Pública.

A temperatura é um parâmetro muito estudado em trabalhos envolvendo o mosquito vetor do vírus Dengue, pois as populações do mosquito respondem às variações climáticas (Ferreira e Yang, 2003a; Otero *et al.*, 2006 e 2008; Focks *et al.*, 1993a e b). No entanto, nos dados amostrados as variações no número de ovos depositados por semana não parece ser controlado pelas variações de temperatura. Honório *et al.* (2009) mostraram que considerar a influência instantânea da variação de temperatura não é a abordagem mais adequada. Os estudos devem considerar que períodos de alguns dias (semanas) de aquecimento ou resfriamento exerçam maior influência no crescimento ou decaimento populacional do mosquito. Nos trabalhos

futuros, pretende-se utilizar dados de temperatura diários ao contrário de semanais no intuito de melhorar o desempenho do modelo, principalmente porque no modelo proposto o desenvolvimento dos mosquitos é simulado na resolução diária.

Para permitir um melhor entendimento da dinâmica populacional do *Aedes aegypti* e a construção de modelos mais elaborados, novas coletas de dados devem ser realizadas por um período maior de tempo. Desta maneira, as incertezas contidas nas análises poderiam ser diminuídas. Um mapa de criadouros permitiria quantificar a capacidade de suporte da região de estudo e simular a distribuição espacial dos indivíduos que formam a população. Um levantamento de oficinas, cemitérios, caixas d'água e piscinas é imprescindível e se for possível, um levantamento das casas que possuem locais suscetíveis a procriação do vetor. Desta vez, os pontos amostrais deveriam ser distribuídos de forma regular sobre o espaço de forma a evitar que concentrações espaciais de pontos geradas de forma aleatórias viessem a tornar as análises dos dados tendenciosas. A distribuição espacial regular dos pontos amostrais permitiria uma melhor análise da variabilidade espacial do processo de oviposição.

Modelos dinâmicos espacialmente-êxplicitos para a simulação da ecologia do *Aedes aegypti* são ferramentas importantes para a simulação de diferentes estratégias de combate aos vetores de doenças tropicais. Eles permitem entender tanto o comportamento dinâmico das populações de vetores quanto os padrões de dispersão. Por essas razões, trabalhos futuros terão como foco o desenvolvimento dessa classe de modelos.

6. Capítulo: Um modelo espacialmente-explícito para dinâmica populacional do *Aedes aegypti*

Este capítulo se propõe a explicar a metodologia utilizada para a espacialização do modelo descrito no capítulo 5. O capítulo se divide em duas partes, uma que descreve o modelo feito na escala de setor censitário e a outra, o modelo na escala de lotes em células 10x10.

6.1. Introdução

O entendimento dos mecanismos sobre o qual uma doença se propaga é imprescindível para que políticas de prevenção e controle das doenças possam ser traçadas. A propagação do vírus da dengue tem tanto sucesso nos meios urbanos devido à facilidade, na qual mosquitos suscetíveis infectam-se ao ingerir sangue contaminado e infectam humanos ao picá-los. Se qualquer um desses processos cessar, a epidemia ou endemia deixa de existir (Tran e Raffy, 2005; Luz *et al.*, 2003; Massad *et al.*, 2001; Smith *et al.*, 2004; Cirino e Silva, 2004). Como a dengue ainda não possui vacina, a única forma de prevenção é o controle populacional do mosquito vetor, o *Aedes aegypti*.

O espaço é um fator determinante em epidemias. A distribuição espacial de criadouros e as condições climáticas, isto é, umidade e temperatura ambiente condicionam a dinâmica espacial das populações de *Aedes aegypti* (Luz *et al.*, 2003; Ferreira e Yang, 2003aa; Smith *et al.*, 2004; Schreiber, 2001; Favier *et al.*, 2005). É importante identificar áreas de risco de epidemia e considerar as condicionantes espaciais nas análises de estratégias de controle alternativas. Por isso, este trabalho propõe um modelo dinâmico espacialmente-explícito que distribui no espaço as populações de ovos, larva, pupas e adultos preditas pelo modelo dinâmico do ciclo de vida do *Aedes aegypti* apresentado no capítulo 5. O modelo utiliza um estimador de Kernel (Bailey e Gatrell, 1995) para construir o mapa de densidade média de ovos, no qual a cada partição do espaço é associado um valor real positivo que indica a intensidade local das populações de ovos de *Aedes aegypti*. Então, o modelo percorre as partições do espaço priorizando aquelas onde a infestação é mais intensa. A cada partição visitada, um percentual da população predita proporcional à intensidade local é alocado naquela posição.

O modelo dinâmico espacialmente-explícito foi então implementado no ambiente de modelagem TerraME (Carneiro, 2006) e integrado ao banco de dados

geográficos também desenvolvido neste trabalho. Finalmente, o modelo foi utilizado para gerar séries temporais de mapas de intensidade de infestação para a região de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ, para a qual ele havia sido previamente calibrado (seção 5.3.4). Os mapas de intensidade de infestação (densidade de ovos) simulados foram então comparados aos mapas calculados a partir dos dados amostrados. Os mapas gerados podem ser utilizados para determinar regiões do espaço em que os criadouros estão presentes em quantidades preocupantes.

6.2. Materiais e Métodos

6.2.1. Área de estudo

A área de estudo é formada apenas por 9 setores censitários entre os 10 hachurados e numerados na figura 18. O setor 10 não é considerado nesse trabalho por possuir apenas um ponto amostral em seu interior.

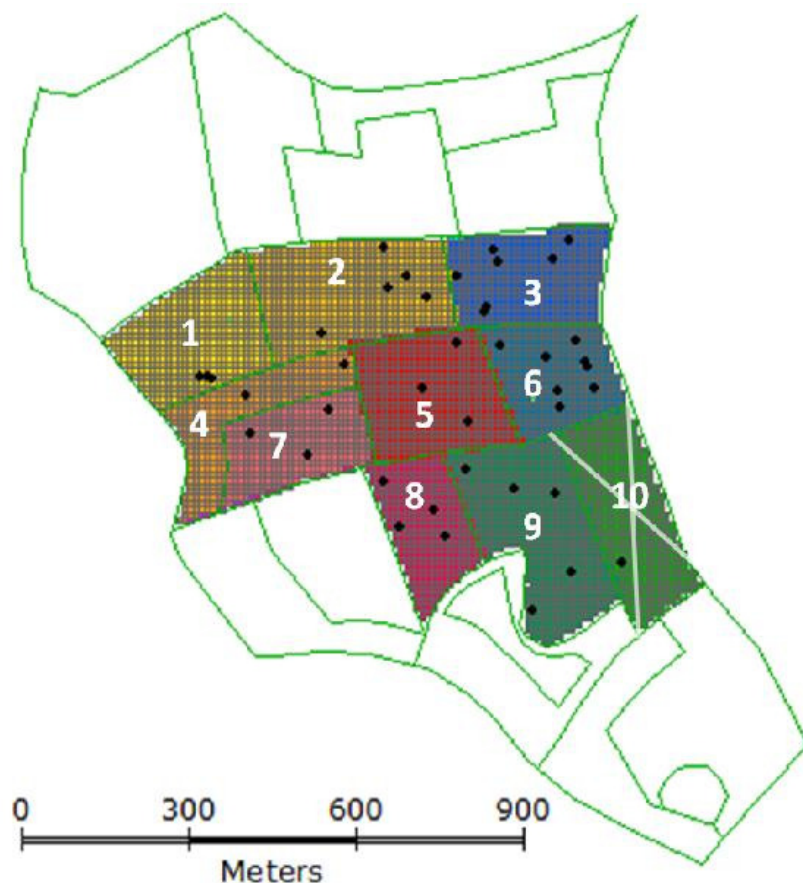


Figura 18: A área de estudo compreende os setores censitários do bairro de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ, que possuem dois ou mais pontos amostrais em seu interior.

6.2.2. Softwares

O modelo em questão foi implementado no ambiente de modelagem TerraME, desenvolvido pela parceria entre o Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE) e a Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP). O software TerraView foi utilizado para a construção de um banco de dados geográfico para o bairro de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ, e para a realização das análises espaciais.

6.2.3. Abordagem utilizada para construção e avaliação do modelo

O primeiro passo para a construção do modelo espacial foi a montagem de um banco de dados geográficos para o bairro de Higienópolis, no qual foram integrados várias camadas de informação espacial para a caracterização biofísica e sócio-econômica da área de estudo. O banco de dados também foi utilizado para armazenar os dados de entrada e saída do modelo.

Depois, no intuito de entender a heterogeneidade da área de estudo com relação a densidade espacial de criadouros, os dados de entrada foram utilizados para avaliar o modelo dinâmico para ciclo de vida do *Aedes aegypti* em três escalas: a escala global que inclui todos os pontos amostrais (capítulo 5), a escala dos setores censitários na qual o modelo dinâmico foi calibrado aos dados de cada setor isoladamente, e a escala dos lotes (10x10m) na qual 78 mapas de densidade semanal de ovos foram gerados pelo método de estimação de kernel (Bailey e Gatrell, 1995), correspondendo a um mapa para cada semana de dado amostrado. Então, o mapa de densidade média de ovos foi calculado de forma que a densidade local a cada célula (10x10xm) fosse igual à média simples das densidades semanais de ovos estimados naquela célula. Esse mapa é utilizado como uma estimativa para o mapa de densidade de criadouros de toda a região.

Em seguida, foi concebido o um modelo de difusão que utiliza o mapa de densidade média de ovos para alocar as populações de ovos, pupas, larvas e adultos preditas para toda área de estudo, isto é, preditas para a escala global. .

Então, o modelo concebido foi implementado utilizando-se o objeto Trajectory (Carneiro *et al.*, 2008) do ambiente de modelagem TerraME. Essa ferramenta ordenou o espaço celular de acordo com a intensidade média de densidade de ovos de cada célula e permitiu que fosse percorrido de forma que a quantidade de ovos predita fosse alocada primeiramente nas células de maior densidade de criadouros. O mesmo processo foi utilizado para alocar as demais populações: larvas, pupas e adultos. O plugin de

preenchimento de células do TerraView foi utilizado gerar 78 novos atributos para cada célula do espaço celular armazenado no banco de dados geográficos. O atributo “densidade1” foi calculado com base no mapa de kernel estimado para primeira semana da amostra. O atributo “densidade2” foi calculado com base no mapa de kernel estimado para segunda semana e assim por diante.

No ultimo passo, o modelo dinâmico espacialmente-explícito foi executado para um período de 2000 semanas, utilizando como parâmetros as medidas de temperatura registradas pela estação meteorológica do Galeão, Rio de Janeiro, RJ e o tamanho da população de ovos estimado multiplicada pelo número de células do espaço celular. Utiliza-se a idéia de que capacidade de suporte mínima estimada durante a calibração do modelo em escala global é uma medida da densidade de criadouros por unidade de área, neste caso, células de 10 x 10 metros. Assim, o espaço celular inteiro teria uma densidade local média de criadouros igual à predita em escala global, mas a densidade de criadouros poderia variar intensamente em seu interior. Finalmente, mapas de densidade de ovos gerados como saída do modelo foram comparados aos mapas de densidade de ovos estimados a partir dos dados amostrados.

6.3. Resultados

Esta seção do texto relata os resultados alcançados durante o desenvolvimento deste trabalho.

6.3.1. Um banco de dados geográficos para o estudo da Dengue em Higienópolis

Várias camadas de informação espacial foram integradas em um banco de dados geográficos desenvolvido no SIG TerraView destinado ao estudo da dinâmica populacional do *Aedes aegypti* no bairro de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ: uma camada contém para cada ponto amostral (ovitrampa) sua posição geográfica e a série semanal de contagem de ovos nele amostrada (Honorio *et al.*, 2009), outra camada contém para cada setor censitário sua geometria e valores das variáveis socioeconômicas calculadas pelo IBGE (<http://www.ibge.gov.br>), outra camada contém imagens de sensores remotos que permitem avaliar a cobertura e a ocupação do solo na região e outra camada de informação, na qual a área de estudos foi recoberta por células retangulares de 10 x 10 metros que são utilizadas para armazenar os dados de entrada e saída do modelo. Cada célula possui 78 atributos para armazenar as densidades de ovos calculadas para cada semana por um estimador de kernel. Além disso, elas possuem outro atributo para armazenar a densidade média de ovos estimada para todo o período

de coleta (entrada do modelo) e outros atributos para armazenar a densidade de ovos, larvas, pupas e adultos em cada semana (saída do modelo).

6.3.2. Estimativa da densidade de criadouros por setores censitários

O modelo dinâmico para o ciclo de vida do *Aedes aegypti*, proposto no capítulo 5, foi calibrado de forma isolada cada setor censitário. Para isso, consideraram-se somente os dados associados aos pontos amostrais (ovitrampas) localizados no interior do setor censitário. A Tabela 4 e a figura 19 apresentam os resultados obtidos pelas simulações de Monte Carlo para cada setor. Para efeito de comparação, na figura 19, a média de oviposição semanal observada foi transladada cinco vezes.

Tabela 4: Resultados da calibração do modelo dinâmico para simulação do ciclo de vida do *Aedes aegypti* para cada setor censitário.

Regiões	Nº médio de ovos por semana	Capacidade Suporte por Região	Erro Quadrático
1	71.52564103	395.4313791	4228.976249
2	88.81538462	513.6204108	3802.639578
3	70.33699633	418.0364391	1800.226949
4	40.42948718	249.4735557	1600.303645
5	65.49145299	405.3743095	2438.890492
6	75.4150641	436.301767	2752.707285
7	90.37606837	533.6710715	533.6710715
8	71.80662393	449.980163	1532.505394
9	93.63076923	532.6548051	3778.151957

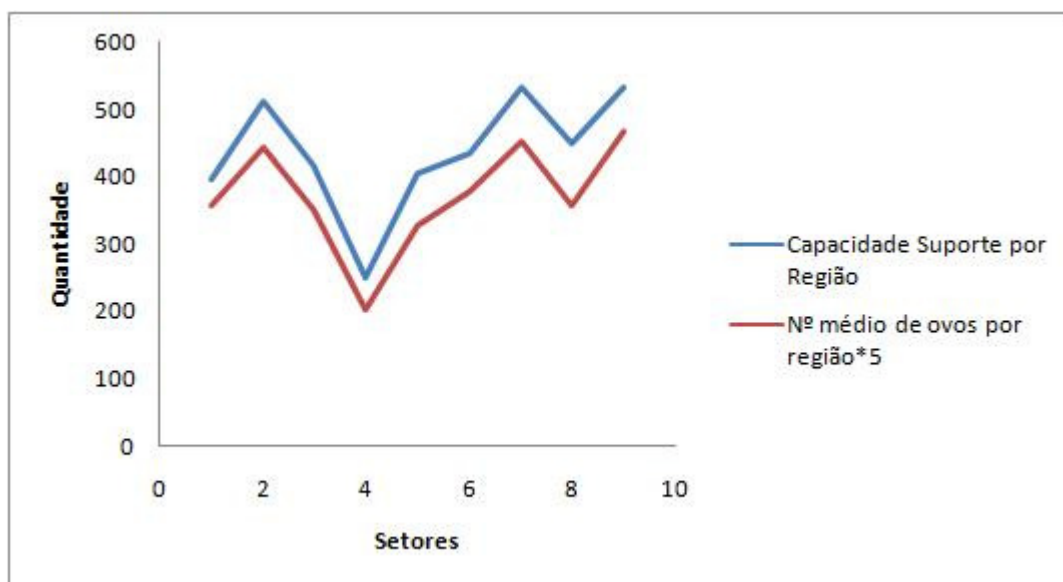


Figura 19: Comparação entre a Capacidade Suporte e número médio de ovos por região

É observada uma clara correlação linear positiva entre a oviposição semanal observada e a capacidade de suporte mínima estimada pelo modelo dinâmico para uma

região. Essa correlação pode ser comprovada pelos resultados da regressão linear apresentados na figura 20, cujo ajuste foi de 96.5%, com p-valor menor que 0.05.

Regressão Linear

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	37.48	27.28	1.37	0.212
Nº médio de ovos por semana	5.3865	0.3601	14.96	0.000

S = 16.4950 R-Sq = 97.0% R-Sq(adj) = 96.5%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	60884	60884	223.77	0.000
Residual Error	7	1905	272		
Total	8	62788			

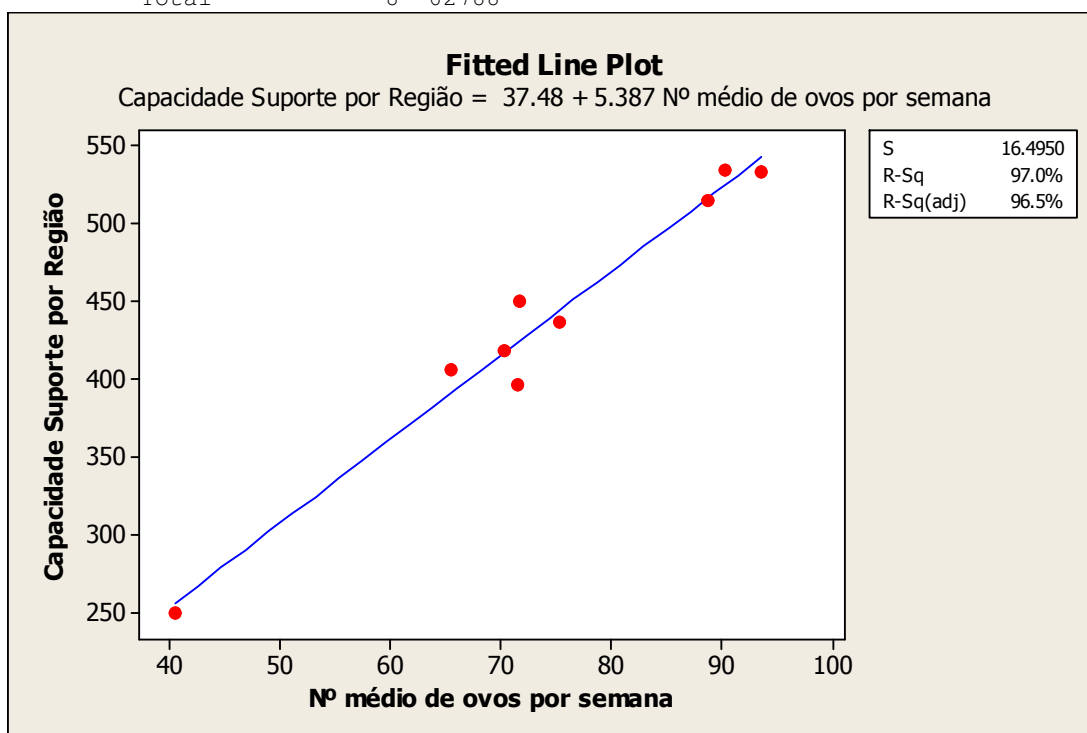


Figura 20: Curva de ajuste linear da capacidade de suporte por setor censitário versus o nº médio de ovos depositados por semana, para nove setores censitários do bairro de Higienópolis.

Este resultado corrobora para a hipótese de que a variável densidade de ovos é uma bom *proxy* para a variável densidade de criadouros. Portanto, não é uma abordagem grosseira admitir que o mapa de densidade média de ovos seja utilizado como uma estimativa aproximada do mapa de densidade de criadouros. A figura 21 apresenta as análises realizadas para os resíduos da regressão apresentada na figura 20. O histograma dos resíduos não pode ser tomado como totalmente ruim, uma vez que o número de amostras é baixo.

Infelizmente, a correlação linear observada também indica que não é preciso construir e aplicar um modelo dinâmico elaborado como o proposto no capítulo 5 para verificar as diferenças relativas entre as densidades de criadouros dos setores censitários da área de estudo.

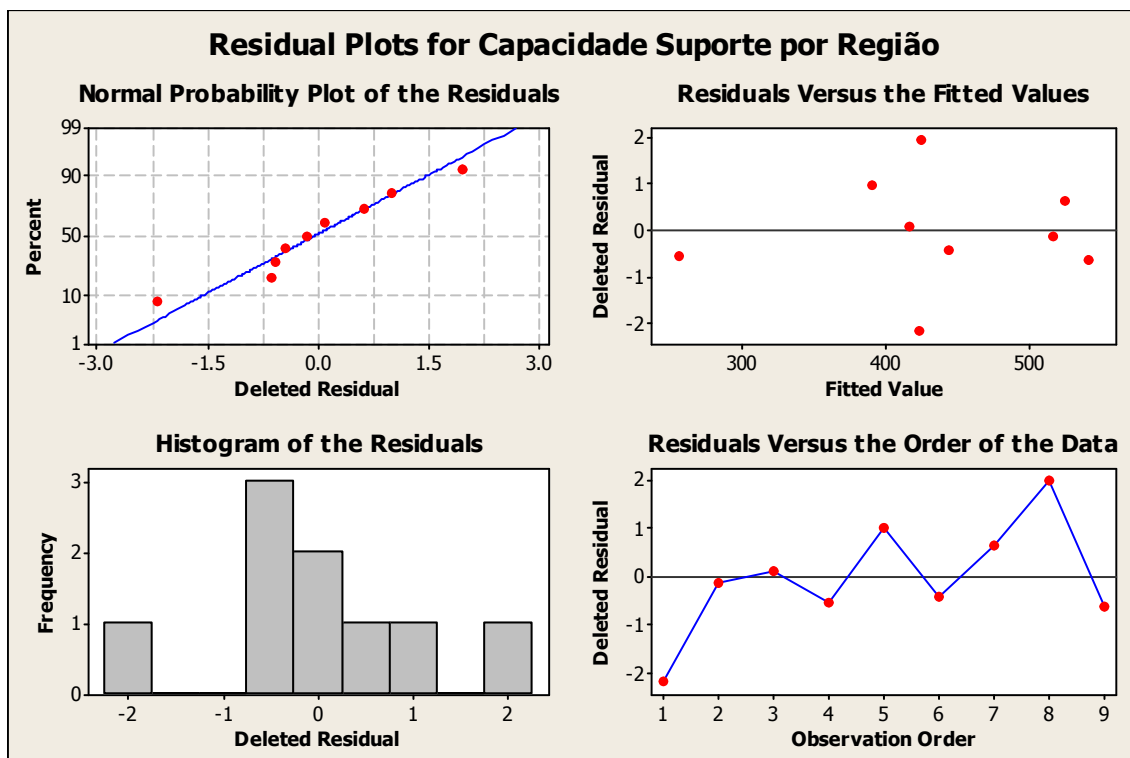


Figura 21: Análise de resíduos da regressão apresentada na figura 20.

6.3.3. Estimativa da densidade de criadouros na escala dos lotes

Algumas análises teóricas e experimentos foram realizados e fundamentam a escolha da técnica de análise espacial utilizada para estimar os mapas de densidade de criadouro a partir das amostras semanais de cada ovitampa. A abordagem mais simples seria utilizar interpoladores espaciais determinísticos: média simples, vizinho mais próximo e média ponderada pelo inverso do quadrado da distância entre as amostras (Druck *et al.*, 2004). No entanto, o uso desses métodos nem sempre resulta em uma superfície suave como se espera que se comporte a variabilidade espacial das densidades populacionais. Outras vezes, os valores interpolados são subestimados ou superestimados em pontos específicos próximos a várias amostras, criando picos ou buracos na superfície interpolada. A escolha do raio de influência das amostras, um parâmetro desses métodos, precisa ser realizada de forma completamente intuitiva e arbitrária. Acima de tudo, esses métodos não possuem um embasamento estatístico.

Outra abordagem seria o uso de métodos geoestatísticos. A Krigagem ordinária é um método de estimação estatístico. No entanto, ele assume a normalidade dos dados (Druck *et al.*, 2004), características que não está presente nos dados amostrados. Por essas razões, as duas abordagens discutidas foram também descartadas.

Uma terceira abordagem foi utilizada para estimar a densidade de ovos em locais não amostrados. A série temporal de mapas de densidade de ovos foi calculada utilizando-se uma variação de estimador de kernel que considera eventos pontuais aos quais um valor real amostrado é associado. Na fórmula expressa na figura 22, S é localização de um local para o qual a intensidade será estimada, S_i é a localização do i -ésimo evento pontual amostrado, e Y_i é valor do atributo amostrado no i -ésimo evento pontual (Bailey e Gatrell, 1995). K é um parâmetro que define a forma do estimador de kernel, como ilustra a figura 23. A figura 24 mostra como uma superfície de intensidade de kernel é calculada.

O estimador utilizado é um estimador probabilístico, portanto, confiável. Esse método suaviza a superfície calculando a densidade para cada local por meio de uma interpolação, sem modificar as características e variabilidade do dado. O resultado da estimativa de kernel gera superfícies de densidade de eventos para facilitar a visualização de aglomerados (*hot spots*) como uma superfície contínua de risco. O método de estimação de kernel também tem como parâmetro a largura da banda ou o raio de influência (τ), o qual define as amostras que serão utilizadas para estimar o valor em um local não amostrado. Nesse trabalho, foi utilizado um estimador de kernel com raio adaptativo estimado software TerraView a partir dos dados amostrados. Outros raios foram testados, mas o mais adequado foi o explicado acima.

$$\hat{\mu}_{\tau}(S) = \frac{\sum_{i=1}^n k\left(\frac{S-S_i}{\tau}\right) Y_i}{\sum_{i=1}^n k\left(\frac{S-S_i}{\tau}\right)}$$

Figura 22: Estimador Kernel com o atributo (Y_i) associado. Fonte: Bailey e Gatrell, 1995

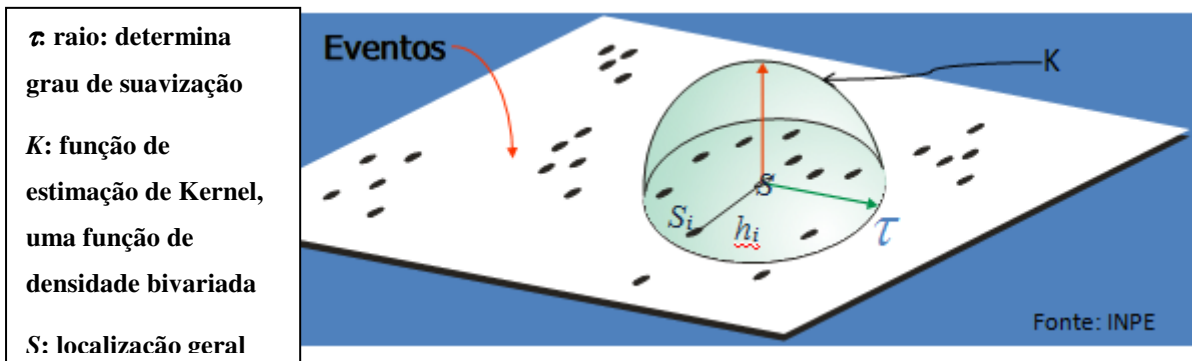


Figura 23: Funcionamento da estimativa dada por um Kernel. Fonte: INPE

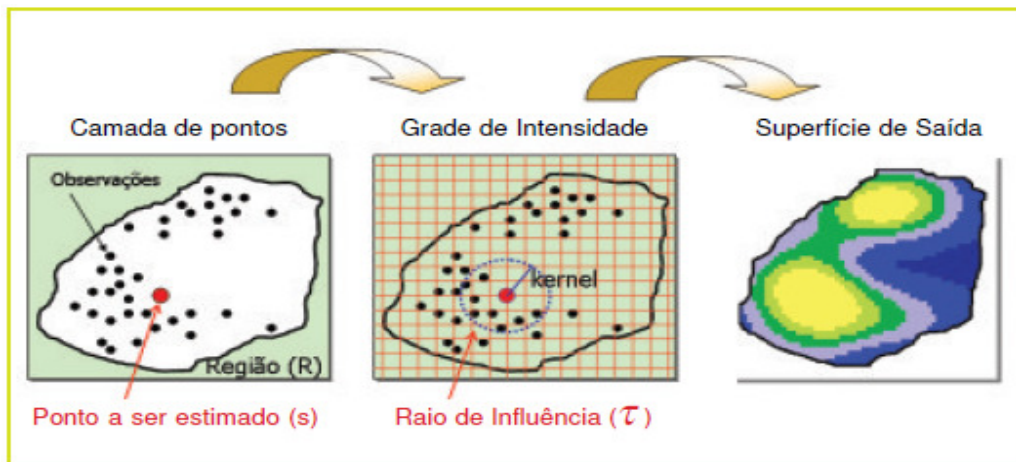


Figura 24: Passos para geração de um Kernel. Fonte: INPE

Após a escolha do método de estimação de kernel e sua parametrização, o método foi utilizado na geração de 78 mapas de densidade de oviposição semanal. Então, uma operação de média simples entre os 78 mapas foi utilizada para calcular o mapa de densidade média de ovos da área de estudo, como ilustrado pela figura 25. Os valores médios locais de densidade de ovos variam de 0 a 0.04 ovos/célula. Os valores locais não podem ser entendidos como medidas absolutas. Devem ser entendidos como medidas das diferenças relativas entre a intensidade das densidades em cada local da área de estudo. Na figura 25, a região marcada com o maior retângulo é a área de maior concentração de ovos em todas as semanas, e apresenta três focos de intensidade. O retângulo menor corresponde à região de segunda maior concentração de ovos e apresenta apenas um foco de intensidade em seu interior. As localizações dos picos de intensidade dos quatro focos identificados podem ser utilizadas para determinar as regiões de maior concentração de criadouros na área de estudo.

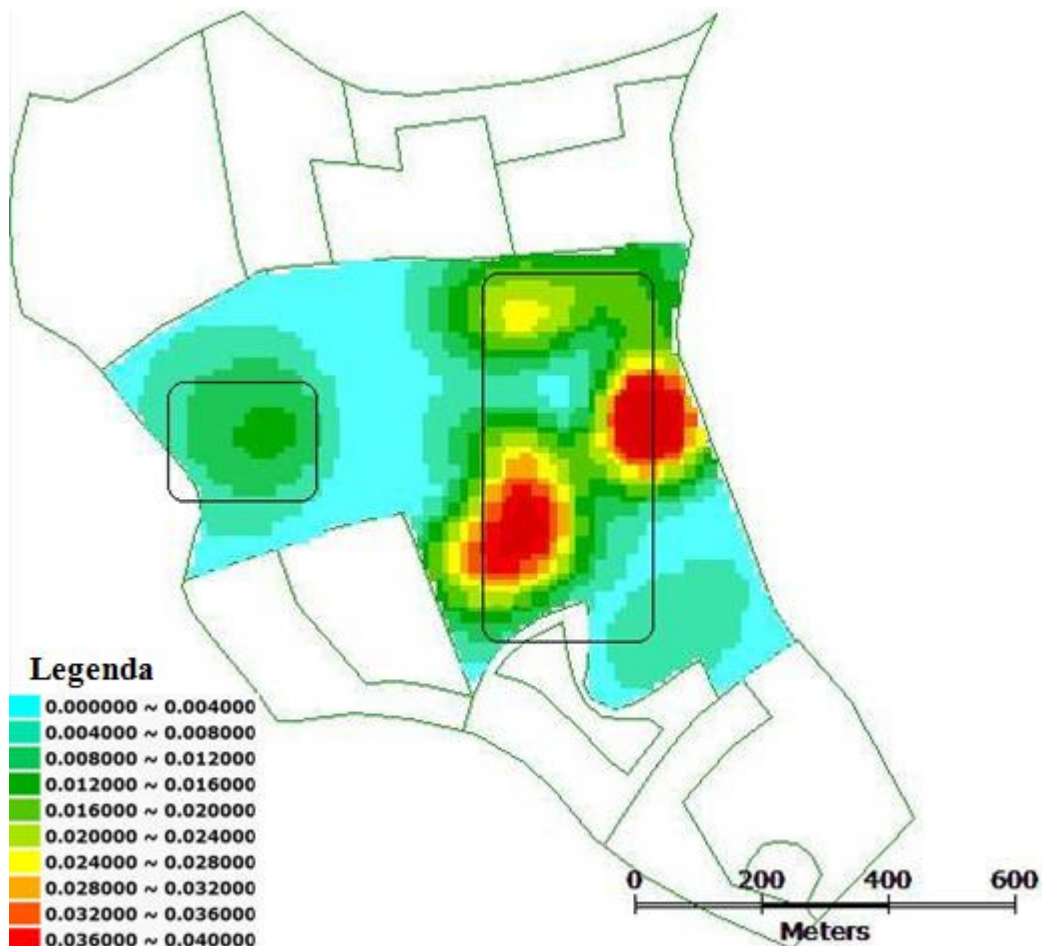


Figura 25: Mapa de densidade média de densidade de ovos. Quatro focos de identificam a possível localização das concentrações espaciais de criadouros.

6.3.4. Um modelo espacialmente-explicito para o ciclo de vida do *Aedes aegypti*

Para a espacialização do modelo dinâmico do ciclo de vida do mosquito explicado no capítulo 5, as seguintes hipóteses foram adotadas:

a) A quantidade de ovos simulada pelo modelo é uma medida para toda a região. No entanto, pode ser entendida como uma média por unidade de área. Nesse caso, células 10x10 metros.

b) A quantidade de ovos não se distribui de forma homogênea sobre o espaço, isso pode ser observado pelos mapas gerados com a densidade real de ovos por semana. Assim, se a média calculada é 400, algumas células podem ter quantidade nula de ovos, outras podem ter 100, 200, 400 ovos, ou podem ter uma grande concentração, por exemplo, 1200 ovos.

O mapa de densidade média de ovos apresentado na figura 25 foi utilizado para determinar os locais onde as populações estimadas pelo modelo dinâmico seriam alocadas. Primeiro, as células do espaço são ordenadas em ordem decrescente de

densidade de ovos. Então, as células são percorridas nessa ordem e a cada célula visitada um percentual da população estimada é alocado. Esse processo continua ciclicamente até que toda população estimada seja completamente alocada. O percentual alocado a cada passo da simulação em uma determinada célula depende da intensidade de kernel (densidade de ovos) estimada naquele local. No modelo proposto, para calcular a quantidade de ovos depositados em uma célula, a cada passo, multiplica-se a intensidade de kernel na célula pela capacidade máxima de oviposição de uma fêmea adulta de *Aedes aegypti*, ou seja, 63 ovos conforme estimado por Otero *et al.* (2006). Desta maneira, ao final do processo, as células onde a intensidade de kernel é maior terão um percentual maior da população em seu interior. A figura 26 apresenta o algoritmo que implementa o modelo para espacialização das populações de ovos. As demais populações são alocadas de forma diretamente proporcional à população de ovos. O código fonte do modelo completo é apresentado no Anexo II.

```

para cada instante de tempo t faça
  popEstimada = modeloDinamico( t )
  popAlocada = 0
  enquanto (popAlocada < popEstimada) do
    para cada celula faça
      qtde = 63 * cell.intensidadeKernel
      cell.popOvos = cell.popOvos + qtde
      popAlocada = popAlocada + qtde
    fim para
  fim enquanto
  t = t + 1
fim para

```

Figura 26: Algoritmo utilizado para distribuir espacialmente a população de ovos estimada pelo modelo dinâmico do ciclo de vida o *Aedes aegypti*.

Os mapas observados e os mapas estimados pelo modelo são similares em relação à localização dos focos de densidade e ao padrão espacial desenvolvido pelas populações de *Aedes aegypti*. Entretanto, os mapas se diferenciam com relação à variação de intensidade no tempo, veja a figura 27 e 28. Nos mapas observados para as semanas de verão, o processo de infestação parece ser menos intenso que nos mapas simulados. O contrário ocorre com as semanas de inverno. Isso acontece devido aos erros de estimativa populacional gerados pelo modelo dinâmico apresentado no capítulo 5.

Os resultados indicam que a região central dos focos indicados na figura 25, são os locais em que as equipes de controle devem investir em vistorias mais detalhadas a procura de criadouros.

6.4. Discussão

A escala dos Setores Censitários

Muitos estudos que procuram correlacionar dados de pesquisa populacional do *Aedes aegypti* como índices socioeconômicos mensurados para setores censitários encontram problemas, já que é complicado encontrar a forma correta de estabelecer esta correlação. Ferreira e Chiaravalloti (2007) não encontraram diferença entre os agrupamentos de setores censitários urbanos, no qual compararam índices de infestação larvária com fatores socioeconômicos. Rios-Velázquez *et al.* (2007) também avaliou a heterogeneidade de infestação do *A. aegypti* na cidade de Manaus e não encontrou resultado positivo. Bonnat e Dallazuanna (2008) descreveram uma metodologia para correlacionar ocorrência de ovos com elementos relacionados à armadilha e componentes climáticas e mostram o quanto é importante este tipo de análise em controles de epidemias. Para um próximo trabalho, seria interessante coletar os dados de armadilha de acordo com o descrito em Rios-Velázquez *et al.* (2007) e Bonnat e Dallazuanna (2008), assim sendo possível uma análise mais completa nessa escala.

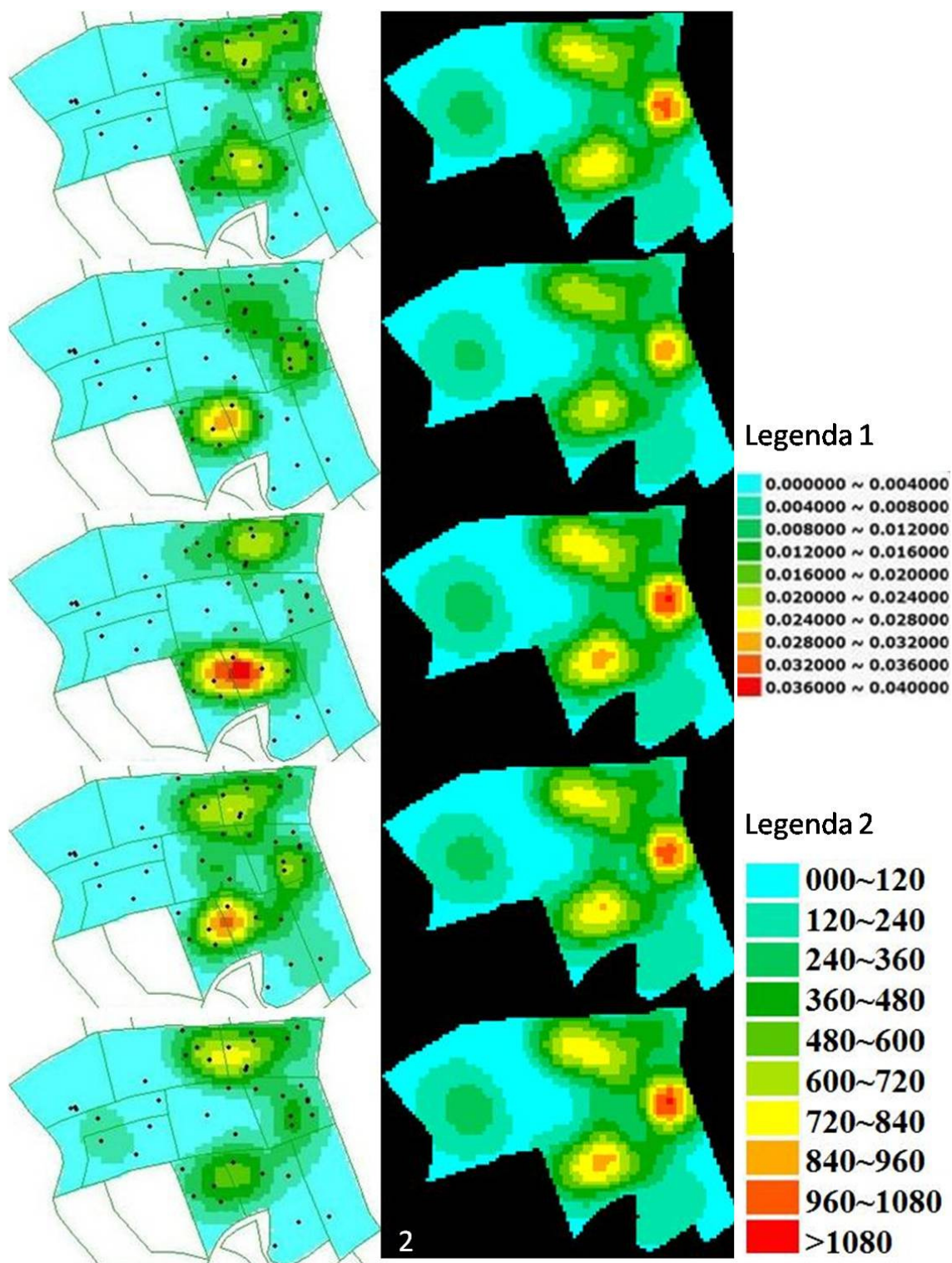


Figura 27: Comparação entre os mapas de dados observados e mapas estimados pelo modelo para semanas de verão, entre 10 de janeiro de 2007 a 7 de fevereiro de 2007. Legenda 1: mapas observados. Legenda 2: mapas simulados.

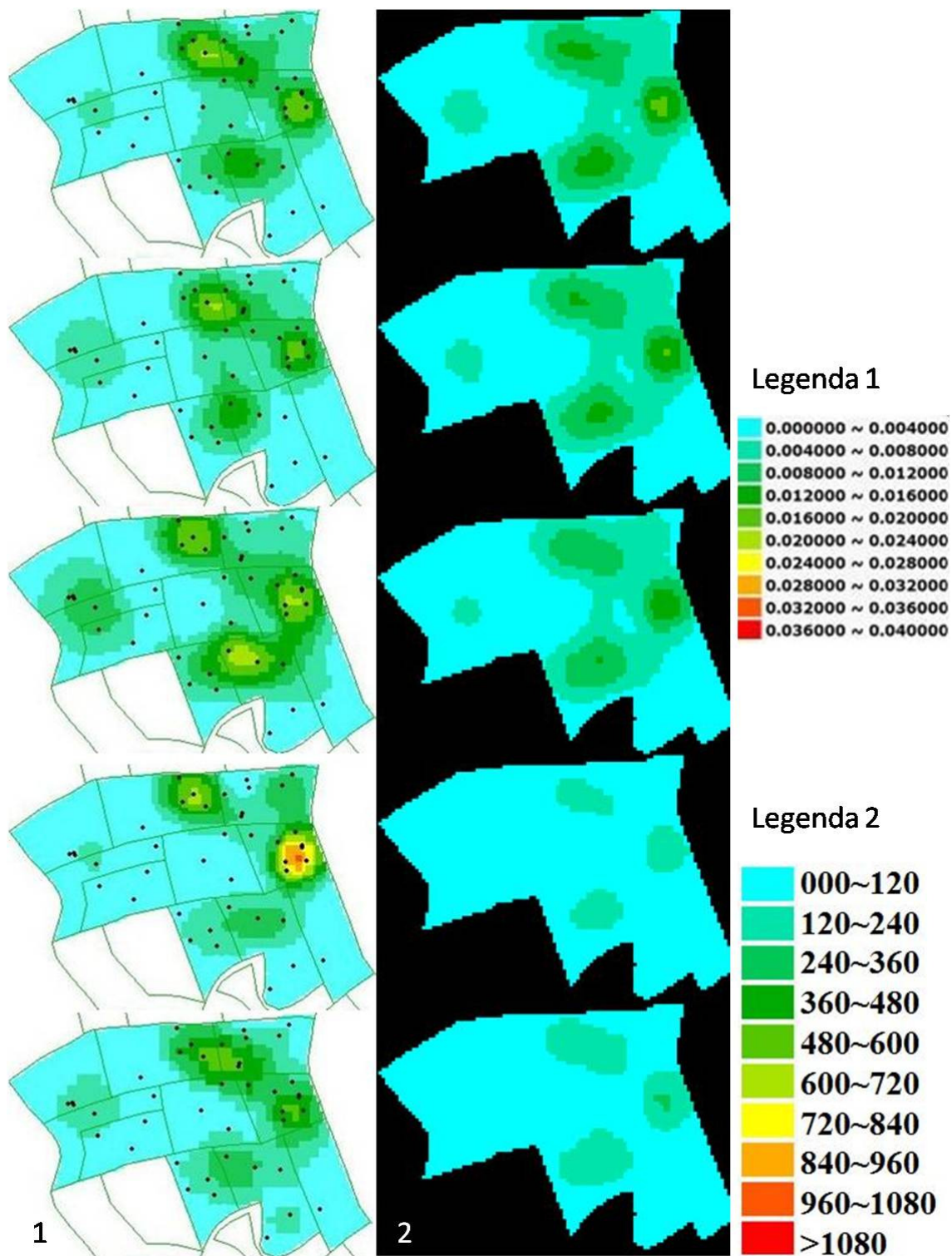


Figura 28: Comparação entre os mapas de dados observados e mapas estimados pelo modelo para semanas de inverno, entre 27 de junho de 2007 a 25 de julho de 2007. Legenda 1: mapas observados. Legenda 2: mapas simulados.

A escala dos lotes

Um modelo na escala dos lotes (10x10m) é extremamente importante quando se verifica a possibilidade de apontar os lotes em que possivelmente se encontra a maior

parte dos criadouros de uma região. Pouco se conhece sobre modelos nessa resolução para dinâmica populacional do *Aedes aegypti*. Apenas Otero *et al.* (2008) espacializou um modelo populacional dinâmico estocástico para o ciclo de vida do mosquito construído por ele (Otero *et al.*, 2006). No entanto, sua abordagem é completamente diferente da adotada nesse trabalho. Ao contrário de realizar estudos sobre um banco de dados geográficos, utilizado para modelar a realidade de uma cidade ou bairro, o estudo da variabilidade espacial do processo de infestação foi realizado por meio de experimentos controlados sobre um espaço celular artificial. Além disso, Otero considera as células conectadas por relações de vizinhança e a mobilidade dos mosquitos entre células. Apesar de ignorar completamente a mobilidade dos mosquitos, nossa abordagem permitiu apontar áreas de maior concentração de criadouros, onde deveriam se concentrar os esforços das ações de controle. Acredita-se que a realização de mais coletas, aumentando a série temporal de amostras do local, poderia contribuir para predição da infestação de mosquitos baseada na densidade de ovos, fornecendo, então, áreas de risco.

6.5. Conclusão

A incorporação do espaço em análises em saúde, inclusive em simulações referente à Dengue ainda é uma prática pouco utilizada entre os pesquisadores, já que as ferramentas que atendem esse uso são relativamente novas. Poucos trabalhos com essa abordagem para Dengue são encontrados na literatura (Otero *et al.*, 2008; Tran e Raffy, 2005; Takahashi *et al.*, 2005). O trabalho mais complexo e detalhado para simular a dinâmica espacial de populações do mosquito foi feito por Otero *et al.* (2008) para a cidade de Buenos Aires, uma região de clima temperado.

Uma forma quantitativa que possa comparar os mapas observados com os mapas preditos ainda não está completamente desenvolvida, por isso não foi realizada tal comparação. Mas independente disso, é possível observar o mesmo padrão espacial nos mapas simulados e nos mapas observados. Acredita-se que a precisão do modelo desenvolvido poderia ser melhorada se fossem utilizadas séries diárias de temperaturas ao contrário de semanais. A precisão também seria melhorada se os pontos amostrais (ovitrampas) fossem distribuídos de forma uniforme e regular sobre a área de estudo, de forma a evitar que aglomerados de pontos amostrais tornassem as análises realizadas tendenciosas. Certamente, um período amostral mais longo diminuiria as incertezas

contidas nas análises realizadas e melhoraria a precisão do modelo. Os dados amostrais utilizados compreenderam apenas um período de inverno e dois verões.

A estocasticidade considerada por Otero *et al.* (2008) pode ser um componente interessante e será testada em trabalhos futuros, além dos outros melhoramentos utilizados por ele como, por exemplo, o conceito de vizinhanças e de mobilidade dos mosquitos.

Finalmente, pode-se concluir que modelos espacialmente-explícitos para simular a dinâmica de populações do *Aedes aegypti* devem ser incentivados. As estratégias de controle populacional podem ser avaliadas com maior realismo por meio dessas ferramentas. A validade dessa hipótese será demonstrada em trabalhos futuros.

7. Capítulo: Conclusão

O uso de modelos computacionais para simulações de processos naturais é uma área que procura entender como os mecanismos da natureza acontecem e quais fatores são de fato relevantes. As Políticas de Saúde Pública lidam com esse problema o tempo todo, já que a prevenção e combate as doenças necessitam de informações sobre o processo de estabelecimento e dispersão dessas doenças para o planejamento de ações de controle efetivas. Estudos nesse sentido podem contribuir para ações de vigilância epidemiológica, apontar os locais de grandes riscos e possíveis causas, além de promover a redução dos gastos públicos tanto em ações de prevenção e combate, como no tratamento dos enfermos.

Muitos estudos de dinâmica populacional do *Aedes aegypti* (Ferreira e Yang, 2003a; Otero *et al.*, 2006; Focks *et al.*, 1993a e 1993b) e de transmissão de dengue, como os modelos confeccionados por Coutinho *et al.* (2004) e Luz (2003), possibilitam entender como se comporta o ciclo do mosquito e as principais variáveis que o controlam. Com essas informações, estudos correlacionando o meio físico tornam-se viáveis e mais completos. Para estudos de escala espacial é necessária organização nas coletas de dados de acordo com a tecnologia a ser utilizada nas análises. Os estudos em larga escala são ainda desafios, já que nem sempre o mesmo padrão acompanha locais diferentes. Este trabalho apresentou uma abordagem para a modelagem e simulação do modelo de dinâmica populacional do *Aedes aegypti*. Para esse propósito foram desenvolvidos dois novos modelos computacionais integrados: o modelo dinâmico para o ciclo de vida do *Aedes aegypti*, apresentado no capítulo 5, e o modelo dinâmico espacialmente-explícito, apresentado no capítulo 6. Estes modelos foram implementados no ambiente de modelagem TerraME (Carneiro, 2006) e, posteriormente, calibrados e validados para o bairro de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ. Os códigos fontes desses modelos são listados nos Anexos I e II que acompanham esse texto.

Entre contribuições desse trabalho estão o modelo regressivo para taxa de oviposição em função da temperatura (seção 5.3.1), o modelo de controle populacional de ovos em função da densidade de larvas (seção 5.3.3), o modelo de estimativa de densidade de criadouros a partir de medidas de oviposição (seções 6.3.3 e 6.3.4), e o banco de dados geográfico para estudo da dengue no bairro de Higienópolis, Rio de Janeiro, RJ (seção 6.3.1).

As curvas de oviposição semanal amostrada e simulada não se parecem. Esse fato poderia levar à conclusão de que o modelo dinâmico proposto não consegue simular dinâmica populacional do *Aedes aegypti* e de que as hipóteses nas quais esse trabalho se baseia são falsas. Entretanto, a baixa disponibilidade de dados amostrais não permite que análises conclusivas sejam realizadas. Apesar de vários autores terem demonstrado a forte influência exercida pela temperatura ambiente no desenvolvimento do *Aedes aegypti*, o número de ovos depositados semanalmente conforme amostrados parece não ser controlado pela temperatura, principalmente nos períodos de inverno, nos quais o processo amostral registrou surtos de oviposição. No entanto, quando a tendência central das séries semanais de temperatura e de oviposição são consideradas, uma forte correlação quadrática é identificada entre essas duas variáveis (seção 5.3.1). Esta incoerência é uma evidência de que se os dados de temperatura fossem suavizados antes de serem fornecidos como parâmetros para os modelos propostos, melhores resultados seriam alcançados. Acredita-se também que o uso de séries diárias de temperatura melhoraria os resultados alcançados uma vez que o desenvolvimento dos mosquitos é simulado nessa resolução temporal.

Entre os trabalhos futuros existe a necessidade de se estudar a influência de outras variáveis como mobilidade do mosquito e a conectividade do espaço (vizinhança), já que a dispersão do mosquito é considerada uma estratégia de sobrevivência (Otero *et al.*, 2008). Isso permitiria testar a hipótese de que os bairros vizinhos são grandes fontes de mosquitos, aumentando a infestação no Bairro de Higienópolis. Além de outras melhorias como a partição da população de adultos no ciclo em duas populações, uma correspondendo ao primeiro ciclo gonotrófico e outra ao segundo, as taxas de mortalidade de larvas e pupas controladas pela temperatura e a taxa de mortalidade de larvas densidade-dependente (Otero *et al.*, 2006). Várias modificações já foram inseridas no modelo proposto por Ferreira e Yang (2003) e todas elas melhoraram seu desempenho frente à representação da realidade.

8. Referências Bibliográficas

- Aguiar, A.P.D., Kok, K., Escada, M.I.S., Câmara, G., Exploration of patterns of land-use change in the Brazilian Amazon using the CLUE framework. The 6th Open Meeting of the Human Dimensions of Global Environmental Change Research Community. 9-13 October 2005, University of Bonn, Germany.
- Almeida, E.A.P. 2005. Fecundidade, fertilidade e quiescência dos ovos de *Aedes aegypti* Linnaeus, 1762 (Diptera: Culicidae) em resposta a variações de temperatura e umidade. Dissertação de Mestrado apresentada a Universidade Federal de Pernambuco, Recife.
- Andrade, P.R., Monteiro, A.M.V., Camara, G., Sandri, S. 2009. "Games on Cellular Spaces: How Mobility Affects Equilibrium". *Journal of Artificial Societies and Social Simulation (JASSS)*. 12(1), 5.
- Arrivillaga, J., Barrera, R., 2004. Food as a limiting factor for *Aedes aegypti* in water-storage containers. *J. Vector Ecol.* 29, 11-20.
- Bailey, T.C. e Gatrell, A.C., 1995. *Interactive Spatial Data Analysis*. Essex: Longman.
- Bar-Zeev, M., 1957. The effect of density on the larvae of a mosquito and its influence on fecundity. *Bull. Res. Council Israel* 6B, 220–228.
- Beserra, E.B., De Castro JR., F.P., Santos, J.W, Santos, T.S. e Fernandes, C.R.M., 2006. Biologia e Exigências Térmicas de *Aedes aegypti* (L.) (Diptera: Culicidae) Provenientes de Quatro Regiões Bioclimáticas da Paraíba. *Neotropical Entomology* 35(6), 853-860.
- Bogorny, V., Nievinski, F., Bigolin, N., Kalil, F., Corrêa, M.J., 2002. Desenvolvimento de um SIG para Saúde Pública usando software livre. In: *International Workshop on Free Software*, PUC. Porto Alegre.
- Bonat, W.H., Dallazuanna, H.S., 2008. Investigando fatores associados a contagens de ovos de *Aedes aegypti* coletados em ovitrampas em Recife/PE. TCC, Departamento de Estatística, Universidade Federal do Paraná. Curitiba.
- Câmara, G., Aguiar, A. P., Escada, M.I., Amaral, S., Carneiro, T.G.S., Monteiro, A.M.V., Araujo, R., Vieira, I., Becker, B., 2005. Amazonian deforestation models. *Science*, 5712, 307.
- Câmara, G., Casanova, M.A, Hemerly, A.S, Magalhães, G.C., Medeiros, C.M.B., 1996. *Anatomia de Sistemas de Informação Geográfica*, Rio de Janeiro.
- Câmara, G., Davis, C., Monteiro, A.M.V., 2004. *Introdução à Ciência da Geoinformação*, ed. Pelos autores. São José dos Campos, INPE.
- Carbajo, A.E., Schweigmann, N., Curto, S.I., de Garín, A., Bejarán, R., 2001. Dengue transmission risk maps of argentina. *Trop. Med. Int. Health* 6(3), 170–183.
- Carneiro T.G.S., Lima, T.F.M. e Faria, S.D., 2009. *TerraLAB – Using Free Software for Earth System Research and Free Software Development*.
- Carneiro, T.G.S., 2003. "Nested-CA: a foundation for multiscale modeling of land use and land change". São José dos Campos, INPE.
- Carneiro, T.G.S., Maretto, E.V., Câmara, G., 2008. *Irregular Cellular Spaces: Supporting Realistic Spatial Dynamic Modeling over Geographical Databases*

- In: Simpósio Brasileiro de GeoInformática, 2008, Rio de Janeiro, RJ. Simpósio Brasileiro de GeoInformática. 1, 1.
- Carvalho, M.S., Santos, R.S., 2005. Análise de dados espaciais em saúde pública: métodos, problemas, perspectivas. *Cad. Saúde Pública*, Rio de Janeiro, 21(2), 361-378.
- Castro M.G., Nogueira, R.M., Schatzmayr, H.G., Miagostovich, M.P., Lourenço-de-Oliveira, R., 2004. Dengue virus detection by using reverse transcription-polymerase chain reaction in saliva and progeny of experimentally infected *Aedes albopictus* from Brazil. *Mem Inst Oswaldo Cruz*, 99, 809-814.
- Chiaravalloti Neto, F., 1997. Descrição da colonização de *Aedes aegypti* na região de São José do Rio Preto, São Paulo. *Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical*, 279-285.
- Christophers, R., 1960. *Aedes aegypti* (L.), The Yellow Fever Mosquito. Cambridge Univ. Press., Cambridge.
- Cirino, S., Silva, J.A.L., 2004. Modelo Epidemiológico SEIR de Transmissão da Dengue em Redes de Populações Acopladas. Programa de Pós Graduação em Matemática Aplicada, Universidade Federal do Rio Grande do Sul – UFRGS. *TEMA Tend. Mat. Apl. Comput.* 5(1), 55-64.
- Consoli, R.A.G.B., Lourenço-de-Oliveira, R., 1994. Principais mosquitos de importância sanitária no Brasil. Editora Fiocruz, Rio de Janeiro, RJ.
- Cortez, H., 2004. Série Consciência e Meio Ambiente. Tema: Aquecimento Global e Água.
- Cox, P.M., Betts, R.A., Jones, C.D., Spall, Steven A., Totterdell, I.J., 2000. Acceleration of global warming due to carbon-cycle feedbacks in a coupled climate model. *Nature* 408, 184-187.
- Crovello, T.J., Hacker, C.S., 1972. Evolutionary Strategies in Life Table Characteristics Among Feral and Urban Strains of *Aedes aegypti* (L.). *Evolution* 26(2), 185-196.
- Dengue instruções para pessoal de combate ao vetor: manual de normas técnicas. 2001. Ministério da Saúde, Fundação Nacional de Saúde (FUNASA) 3ed, Brasília.
- Donalísio, M.R., Glasser, C.M., 2002. Vigilância Entomológica e Controle de Vetores do Dengue, *Rev. Bras. Epidemiol.* 5(3), 259-272.
- Druck, S., Carvalho, M.S., Câmara, G., Monteiro, A.V.M., 2004. "Análise Espacial de Dados Geográficos". Brasília, EMBRAPA.
- Dye, C., 1982. Intraspecific competition amongst larval *Aedes aegypti*: Food exploitation or chemical interference. *Ecol. Entomol.* 7, 39-46.
- Dye, C., 1984. Models for the Population Dynamic of the Yellow Fever Mosquito, *Aedes aegypti*. *The Journal of Animal Ecology* 53(1), 247-268.
- Escada, M.I.S., Vieira, I.C.G., Kampel, S.A., Araújo, R., Veiga, J.B., Aguiar, A.P., Veiga, I., Oliveira, M., Pereira, J.L.G., Carneiro Filho, A., Fearnside, P.M., Venturieri, A., Carriello, F., Thales, M., Carneiro, T., Monteiro, A.M.V., Câmara, G., 2005. Processos de ocupação nas novas fronteiras da Amazônia. *Revista de Estudos Avançados – USP*, São Paulo. 19(54), 9-23.

- Favier, C., Schimt, D., Muller-Graf, C.D.M., Caselles, B., Degallier, N., Mondet, B.E., Dubois, M.A., 2005. Influence of spatial heterogeneity on an emerging infectious disease: the case of dengue epidemics. *Proc. R. Soc. B.* 272, 1171-1177.
- Fay, R.W., 1964. The biology and bionomics of *Aedes aegypti* in the laboratory. *Mosq. News.* 24, 300-308.
- Fay, R.W., Eliason, D.A., 1966. A preferred oviposition site as surveillance method for *Aedes aegypti*. *Mosq. News* 26, 531-535.
- Ferreira, A.C., Chiaravalloti Neto, F., 2007. Infestação de área urbana por *Aedes aegypti* e relação com níveis socioeconômicos. *Rev. Saúde Pública* 41(6), 915-922.
- Ferreira, C.P., Yang, H.M., 2003a. Estudo Dinâmico da População de Mosquito *Aedes aegypti*. *TEMA Tend. Mat. Apl. Comput.* 4(2), 187-196.
- Ferreira, C.P., Yang, H.M., 2003b. Estudo da Transmissão da Dengue entre os Indivíduos em Interação com a População de Mosquitos *Aedes aegypti*, *TEMA Tend. Mat. Apl. Comput.* 4(3), 323-332.
- Focks, D.A., Brenner, R.J., Hayes, J., Daniels, E., 2000. Transmission thresholds for dengue in terms of *Aedes aegypti* pupae per person with discussion of their utility in source reduction efforts. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 62(1), 11-18.
- Focks, D.A., Haile, D.C., Daniels, E., Moun, G.A., 1993a. Dynamics life table model for *Aedes aegypti*: Analysis of the literature and model development. *J. Med. Entomol.* 30, 1003-1018.
- Focks, D.A., Haile, D.C., Daniels, E., Mount, G.A. 1993b. Dynamic life table model for *Aedes aegypti*: Simulations results. *J. Med. Entomol.* 30, 1019-1029.
- Forattini, O.P. e Brito, M., 2003. Reservatórios domiciliares de água e controle do *Aedes aegypti*. *Rev. Saúde Pública* 37(5), 676-677.
- Gama, R.A., Silva, E.M., Silva, I.M., Resende, M.C., Eiras, A.E., 2007. Evaluation of the Sticky MosquiTRAP™ for Detecting *Aedes (Stegomyia) aegypti* (L.) (Diptera: Culicidae) during the Dry Season in Belo Horizonte, Minas Gerais, Brazil. *Neotropical Entomology* 36(2), 294-302.
- Githeko, A.K., Lindsay, S.W., Confalonieri, U.E., Patz, J.A., 2000. Climate change and vector-borne diseases: a regional analysis. *Bulletin of the World Health Organization* 78(9), 1136-1147.
- Gleiser, R.M., Urrutia, J., Gorla, D.E., 2000. Effects of crowding on populations of *aedes albifasciatus* larvae under laboratory conditions. *Entomologia Experimentalis et Applicata* 95, 135p140.
- Herrera-Basto, E, Prevots, D R, Zarate, M L, Silva, J L e Sepulveda-Amor, J, First reported outbreak of classical dengue fever at 1.700 meters above sea level in Guerrero State, México, June 1988, *Am. J. Trop. Med. Hyg.*, 46(6), 1992, pp. 649-653.
- Hestenes, D., 1987. Toward a modeling theory of physics instruction. Department of Physics, Arizona State University, Tempe, Arizona 85287, *Am. J. Phys.* 55 (5), 440-454.

- Honório, N.A., Codeço, C.T., Alves, F.C., Magalhães, M.A.F.M., Lourenço-de-Oliveira, R., 2009. Temporal Distribution of *Aedes aegypti* in Different Districts of Rio de Janeiro, Brazil, Measured by Two Types of Traps. *J. Med. Entomol.* 46(4), 000-000.
- Honório, N.A., Lourenço-de-Oliveira, R., 2001. Frequência de larvas e pupas de *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus* em armadilhas, Brasil. *Rev. Saúde Pública* 35(4), 385-391.
- Horsfall, W.R., 1995. *Mosquitoes: Their Bionomics and Relation to Disease*. Ronald, New York, USA.
- Ierusalimschy, R., Figueiredo, L.H., Celes, W., 1996. “Lua – an extensible extension language”. *Software: Practice & Experience* 26(6), 635-652.
- Khasnis, A., Nettleman, M., 2005. Global Warming and Infectious Disease. *Archives of Medical Research, Elsevier* 36(6), 689-696.
- Lima, V.L.C., Carmo, R.L., Andrade, V.R., Restitutti, M.C, Silveira, N.Y.J., 2006. Utilização de Sistema de Informações Geográficas na Rotina de Controle da Dengue 3(29).
- Livdahl, T.P., 1982. Competition within and between hatching cohorts of treehole mosquito. *Ecology* 63(6), 1751-1760.
- Livdahl, T.P., Edgerly, J.S., 1987. Egg hatching inhibition: field evidence for population regulation in a treehole mosquito, Department of Biology, Clark University, Worcester, Massachusetts.
- Livdahl, T.P., Koenekoop, R.K., Futterweit, S.G., 1984. The complex hatching response of aedes eggs to larval density. *Ecol. Entomol.* 9, 437-442.
- Lourenço-de-Oliveira, R., 2008. Rio de Janeiro against *Aedes aegypti*: yellow fever in 1908 and dengue in 2008. *Editorial, Mem. Inst. Oswaldo Cruz* 103, 627-628.
- Luz, P.M., Codeço, C.T., Massad, E., Struchiner, C.J., 2003. Uncertainties Regarding Dengue Modeling in Rio de Janeiro, Brazil, *Mem Inst Oswaldo Cruz, Rio de Janeiro* 98(7), 871-878.
- Maciel-de-Freitas, R., Codeço, C.T., Lourenço-de-Oliveira, R., 2007. Daily survival rates and dispersal of females in Rio de Janeiro, Brazil. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 76(4), 659-665.
- Macoris M.L.G., Mazine C.A.B., Andrighetti M.T.M., Yasumaro S., 1997. Factors favoring houseplant container infestation with *Aedes aegypti* larvae in Marília SP, Brazil. *Rev Panam Salud Publica* 1(4), 280-286.
- Massad, E., Burattini, M.N., Coutinho, F.A.B., Lopez, L.F., 2003. Dengue and the risk of urban yellow fever reintroduction in São Paulo State, Brazil. *Rev Saúde Pública* 37(4), 477-484.
- Mattingly, P.F., 1969 *The biology of mosquito-borne disease*, George Allen e Unwin Ltda.
- Mendonça, F., 2003. Aquecimento global e saúde: uma perspectiva geográfica – notas introdutórias. *Terra Livre* 1(20), 205-221.
- Ministério da Saúde, 2005. Todos contra a dengue. www.saude.gov.br/saude.
- Ministério da Saúde, 2006. *Abordagens Espaciais na Saúde Pública*, Brasília. Fundação Oswaldo Cruz, volume 1.

- Ministério da Saúde, 2007. Introdução à Estatística Espacial para a Saúde Pública, Brasília. Fundação Oswaldo Cruz, volume 3.
- Monteiro, A.M.V. Projeto SAUDAVEL – Sistema de Apoio Unificado para Detecção e Acompanhamento em Vigilância Epidemiológica, <http://saudavel.dpi.inpe.br/> (acessado em 12/julho/2007).
- Montgomery, D. C., 1998. Design and Analysis of Experiments. 5th edition, Arizona State University.
- Muller, E.P.L., Carvalho, M.L., Moysés, S.J., 2002. Sistemas de Informação Geográfica em Políticas Públicas. PUCPR. Acesso: www.sbis.org.br/cbis/arquivos/1002.pdf.
- Nayar, J.K., Sauerman, D.M., 1975. The effects of nutrition on survival and fecundity in florida mosquitoes. part 3. utilization of food and sugar for fecundity. J. Med. Entomol. 12, 220-225.
- Otero, M., Schweigmann, N., Solari, H.G., 2008. A Stochastic Spatial Dynamical Model for Aedes aegypti, Bulletin of Mathematical Biology.
- Otero, M., Solari, H. G., Schweigmann, N., 2006. A Stochastic Population Dynamics Model for Aedes aegypti: Formulation and Application to a City with Temperate Climate. Bulletin of Mathematical Biology 68, 1945-1974.
- Paula, E.V., Deppe, F., 2005. SIG-Dengue: Sistema de Informações Geográficas para o monitoramento e controle da dengue no estado do Paraná. Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Goiânia, Brasil. INPE 16(21), 2309-2311.
- Pereira, L.M., 2008. Modelagem Hidrológica Dinâmica Distribuída para Estimativa do Escoamento Superficial em uma Microbacia Urbana. Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto, INPE, São José dos Campos.
- Reiter, P., Amador, M.A., Colon, N., 1991. Enhancement of the CDC ovitrap with hay infusions for daily monitoring of Aedes aegypti populations. J. Am. Mosq. Control Assoc. 7, 52-55.
- Rigáu-Perez, J.G., Clark, G.G., Gubler, D.J., Reiter, P., Sanders, E.J., Vorndam, A.V., 1998. Dengue and dengue haemorrhagic fever. Lancet 352(9132), 971-977.
- Riley, S., 2007. Large-Scale Spatial-Transmission Models of Infectious Disease. Science 316, 1298-1301. www.sciencemag.org.
- Ríos-Velásquez, C.M., Codeço, C.T., Honório, N.A., Sabroza, P.S., Moresco, M., Cunha, I.C.L., Levino, A., Toledo, L.M., Luz, S.L.B., 2007. Distribution of dengue vectors in neighborhoods with different urbanization types of Manaus, state of Amazonas, Brazil. Mem Inst Oswaldo Cruz, Rio de Janeiro, 102(5), 617-623.
- Schatzmayr H.G., 2000. Dengue situation in Brazil by year. Mem Inst Oswaldo Cruz 95(1), 179-181.
- Schoofield, R.M., Sharpe, P.J.H., Magnuson, C.E., 1981. Non-linear regression of biological temperature-dependent rate models based on absolute reaction-rate theory. J. Theor. Biol. 88, 719-731.
- Schreiber, K.V., 2001. An investigation of relationships between climate and dengue using a water budgeting technique. Department of Geography P.O. Box 1002,

- change on dengue (e.g. Focks et al. 1995; Jetten and Millersville University of Pennsylvania, Millersville, Pennsylvania 17551-0302, USA, *Int J Biometeorol* 45, 81-89.
- Sharpe, P.J.H., DeMichele, D.W., 1977. Reaction kinetics of poikilotherm development. *J. Theor. Biol.* 64, 649-670.
- Silva, A.A., Miranda, C.F., Ferreira, J.R. e Araújo, E.J.A., 2003. Fatores sociais e ambientais que podem ter contribuído para a proliferação da dengue em Umuarama, estado do Paraná. *Acta Scientiarum. Health Sciences.* Maringá 25(1), 81-85.
- Smith, D.L., Dushoff, J., McKenzie, F.E., 2004. The Risk of a Mosquito-Borne Infection in a Heterogeneous Environment. *PLoS Biol* 2(11), 1957-1964.
- Southwood, T.R.E., Murdie, G., Yasuno, M., Tonn, R.J., Reader, P.M., 1972. Studies on the life budget of *Aedes aegypti* in wat samphaya bangkok thailand. *Bull. W.H.O.* 46, 211-226.
- Subra, R., Mouchet, J., 1984. The regulation of preimaginal populations of *Aedes aegypti* (L.) (diptera: Culicidae) on the kenya coast. ii. food as a main regulatory factor. *Ann. Trop.Med. Parasitol.* 78, 63-70.
- Takahashi, L.T., Maidana, N.A., Ferreira Jr., W.C., Pulino, P., Yang, H.M., 2005. Mathematical models for the *Aedes aegypti* dispersal dynamics: travelling waves by wing and Wind. Departamento de Matemática Aplicada - IMECC, Universidade Estadual de Campinas, Campinas SP, Brasil.
- Tassinari, W.S., Pellegrini, D.C.P., Sabroza, P.C., Carvalho, M.S., 2004. Distribuição espacial da leptospirose no Município do Rio de Janeiro, Brasil, ao longo dos anos de 1996-1999. *Cad. Saúde Pública*, Rio de Janeiro 20(6), 1721-1729.
- Tauil, P.L., 2001. Urbanização e ecologia do dengue. *Caderno de Saúde Pública*, 17, Rio de Janeiro.
- Tauil, P.L., 2002. Aspectos críticos do controle do dengue no Brasil. *Caderno de Saúde Pública*. Rio de Janeiro 867-871.
- Teixeira, M.G., Barreto, M.L., 1996. Porque devemos, de novo, erradicar o *Aedes aegypti*. *Ciência & Saúde Coletiva* 1, 122-35.
- Teixeira, M.G., Barreto, M.L., Costa, M.C.N., Ferreira, L.D.A., Vasconcelos, P.F.C., 2002. Avaliação de impacto de ações de combate ao *Aedes aegypti* na cidade de Salvador, Bahia. *Rev. Bras. Epidemiol.* 5(1).
- Tran, A., Raffy, M., 2006. On the dynamics of dengue epidemics from large-scale information. *Theoretical Population Biology* 69, 3-12.
- Trpis M., Hausermann W., 1986. Dispersal and other population parameters of *Aedes aegypti* in an African village and their possible significance in epidemiology of vector-borne diseases. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 35, 1263-1279.
- Trpis M., Hausermann W., Craig Jr., G.B., 1995. Estimates of population size, dispersal and longevity of domestic *Aedes aegypti* (Diptera: Culicidae) by mark-release-recapture in the village of Shauri Moyo in eastern Kenya. *J. Med. Entomol.* 32, 27-33.

- Trpis M., Hausermann, W., 1975. Demonstration of differential domesticity of *Aedes aegypti* in an African Village and their possible significance in epidemiology of vector-borne disease. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 25, 238-245.
- Trpis, M., 1972. Dry season survival of *Aedes aegypti* eggs in various breeding sites in the Dar Salaam area, Tanzania. *Bull. WHO* 47, 433-437.
- Tsuda, Y., Takagi, M., Wada, Y., 1991. Preliminary Laboratory Study on Population Growth of *Aedes albopictus*. *Trop. Med.* 33(3), 41-46.
- Watts, D.M., Burke, D.S., Harrison, B., Whitmire, R.E., Nisalak, A., 1987. Effect of temperature on the vector efficiency of *Aedes aegypti* for dengue 2 virus. *Am. J. Trop. Med. Hyg.* 36(1), 143-152
- WHO, 1998. Dengue hemorrhagic fever. Diagnosis, treatment, prevention and control. World Health Organization, Ginebra, Suiza.
- WHO, 2002. Dengue and Dengue hemorrhagic fever, World Health Organization, Ginebra, Suiza.
- Ximenes, R.A.A., Martelli, C.M.T., Souza, W.V., Lapa, T.M., Albuquerque, M. F.M., Andrade, A.L.S.S., Neto, O.L.M., Lima, M.L.C., Portugal, J.L., 1999. Vigilância de doenças em áreas urbanas: a interface entre mapas de setores censitários e indicadores de morbidade, *Cad. Saúde Pública*, Rio de Janeiro. 15(1), 53-61.
- Yang, H.M., Ferreira, C.P., Ternes, S., 2003. Dinâmica Populacional do Vetor Transmissor da Dengue. *TEMA Tend. Mat. Apl. Comput.* 4(2), 287-296.

Anexo I

Código Fonte do Modelo de Dinâmica Populacional para o *Aedes aegypti*

-- VARIÁVEIS GLOBAIS

--FUNÇÃO DO SISTEMA

function sistema(e, q, s, dt)

 -- saida

 saida = s(q);

 -- Simulacao

 local Q = q + (e() - saida)*dt;

 return Q, saida;

end

-- incremento de tempo

dt = 1.0;

-- CONSTANTES (PARÂMETROS DO MODELO)

--Capacidade de Suporte

CS = 457.31376079592;

--Morte Natural

M1 =(1/100);

M2 = (1/3);

M3 = (1/200);

M4 = (1/9.5);

--Morte por controle Mecânico

Mm1 = 0;

Mm2 = 0;

Mm3 = 0;

--Morte por Larvicida

Ml1 = 0;

Ml2 = 0;

--Morte por Adulticida

Ma = 0;

```
txTransO = 0;
txTransL = 0;
txTransP = 0;
txTransOv = 0;
```

```
PATH="D:\\UFOP\\Mestrado\\NovasDefinições\\Terrame\\testesDissertacao\\Planilhas
2\\ultimaVersao";
```

```
-- Abre arquivo de log (cria)
```

```
logFile = io.open(PATH.."\\teste1.csv", "w+");
```

```
--Contagem média de Ovos nas 41 ovitraps em 78 semanas
```

```
--Metade Calibração
```

```
AmostraOvos = {29.4, 81.45, 64.15, 59.25, 133.25, 56.9, 56.05, 154.05, 179.9, 56.75, 135.5, 78,
148.4, 161.85, 107.2, 61.8, 76.8, 81.1, 85.8, 82.8, 87.9, 79.05, 54.1,62.95, 69.15, 54.45, 62.6, 54.45, 83.9,
87.45, 52.9, 90, 67.75, 50, 69.5, 73.3, 86.9, 26, 47.35, 75.75, 59.65, 73.75, 45.7, 104.15, 60.9, 78.7, 24.3,
81.05, 57.9, 123, 84.05, 65.25, 145.75, 48.6, 56.05, 60.75, 58.4, 94.15, 87, 80.65, 86.85, 105.25, 79.95,
74.05, 60.15, 104.1, 67.85, 22.25, 65.5, 40.75, 110.35, 97.65, 8, 42.7, 83.8, 151.45, 89.85, 78.8};
```

```
--Metade Validação
```

```
AmostraOvos = {29.19047619, 45.14285714, 69.76190476, 89.19047619, 77, 66.61904762,
46.61904762, 107.9047619, 99.42857143, 52.61904762, 191.1904762, 63.66666667, 177.3809524,
144.8571429, 92.52380952, 74.57142857, 62, 88.33333333, 60.76190476, 102.1428571, 109.1428571,
88.85714286, 82.85714286, 35.80952381, 46.71428571, 71.38095238, 57.14285714, 44.61904762,
94.47619048, 93.57142857, 51.2, 44.23809524, 57, 38.57142857, 50.76190476, 54.14285714,
71.23809524, 38.38095238, 50.9047619, 81.38095238, 57.28571429, 68.42857143, 89.04761905,
88.76190476, 70.52380952, 60.42857143, 25.42857143, 74.52380952, 90.52380952, 91.19047619,
92.19047619, 94.33333333, 121.5238095, 84.71428571, 55.95238095, 36.14285714, 27.04761905,
78.47619048, 110.6190476, 84.04761905, 103.7142857, 74.61904762, 105.6666667, 95, 63.57142857,
92, 69.76190476, 22.04761905, 41.66666667, 46.19047619, 99.42857143, 94.42857143, 9.285714286,
50.33333333, 87.9047619, 158.6190476, 116.047619, 96.23809524};
```

```
--Temperatura Amostrada em 78 semanas
```

```
Temp = {24.8428571428571, 22.34285714, 21.95714286, 23.84285714, 25.44285714, 20.78571429,
24.11428571, 25.04285714, 20.24285714, 25.97142857, 26.24285714, 25.05714286, 24.62692896,
27.96774905, 28.50019926, 24.78857067, 25.7, 24.5, 25.97142857, 27.71428571, 26.21428571,
27.16261506, 26.95714286, 28.35714286, 28.27142857, 28.67142857, 27.65714286, 26.71428571,
27.71428571, 26.18571429, 26, 26.24285714, 25.1, 24.11428571, 21.81428571, 23.48571429,
20.04285714,19.31428571, 21.47142857, 22.62857143, 22.17142857, 21.78571429, 23.14285714,
21.58571429, 21.64285714, 17.87142857, 20.98571429, 22.32857143, 22.05714286, 22.12857143,
22.77142857, 23.9, 23.42857143, 23.57142857, 21.64285714, 23.42857143, 25.51428571, 24.2,
25.11428571, 26.01428571, 25.1, 23.84285714, 24.47142857, 23.91428571, 28.11428571, 24.92857143,
25, 29.22857143, 27.11428571, 27.15714286, 26.17142857, 22.7, 24.35337301, 26.14862246,
26.83855374, 26.14862246, 24.28682746, 24.28210332};
```

```
R = 1.98 -- constante de gás universal
```

```
TabEntalpia = { {0.24, 10798, 100000, 14184 },
                {0.2088, 26018, 55990, 304.6 },
```

```

    {0.384,    14931,    -472379,    148},
    {0.216,    15725,    1756481,    447.2},
    {0.372,    15725,    1756481,    447.2}}

```

```
-----
-- MODELO
-----
```

```

cell = {};
cell.Ovos = AmostraOvos[1];
cell.Larvas = 0;
cell.Pupas = 0;
cell.Adultos = 0;

cell.past = {}
cell.past.Ovos = cell.Ovos;
cell.past.Larvas = cell.Larvas;
cell.past.Pupas = cell.Pupas;
cell.past.Adultos = cell.Adultos;

logFile:write("\t\tTemp\tipopOvos\tipopLarvas\tipopPupas\tipopAdultos\tovipostos\tamostr
aOvos\tmorte4\tmorteAdult\txTransO\ttxTransL\ttxTransP\ttxTransOv\terro\tsomaErro\
n")--\tipopLarvas\tipopPupas\tipopAdultos\n");

somaErro = 0;
for t = 0, 1949, dt/7 do
    if( t == 0) then
        idxTab = 0;
    else
        idxTab = math.ceil(t);
    end

    idxTab = 1 + math.mod( idxTab, #Temp);
    if( idxTab == 1) then
        somaErro = 0;
    end

    temp = Temp[idxTab] + 273.15;

```



```

--Taxas de Desenvolvimento
txTransO = TabEntalpia[1][1]*((temp/298)*math.exp((TabEntalpia[1][2]/R)*(1/298 -
1/temp))/(1 + math.exp((TabEntalpia[1][3]/R)*(1/TabEntalpia[1][4]-1/temp))));
txTransL = TabEntalpia[2][1]*((temp/298)*math.exp((TabEntalpia[2][2]/R)*(1/298 -
1/temp))/(1 + math.exp((TabEntalpia[2][3]/R)*(1/TabEntalpia[2][4]-1/temp))));
txTransP = TabEntalpia[3][1]*((temp/298)*math.exp((TabEntalpia[3][2]/R)*(1/298 -
1/temp))/(1 + math.exp((TabEntalpia[3][3]/R)*(1/TabEntalpia[3][4]-1/temp))));

    if ( Temp[idxTab] < 4.85 or Temp[idxTab] > 33) then
        txTransO = 0;
        txTransL = 0;
        txTransP = 0;
    end

--Ajuste de oviposição para Calibração
txTransOv = -0.0176*math.pow(Temp[idxTab], 2) + 0.8714*Temp[idxTab] - 9.7903;
-----

-- Modelo do primeiro sistema
cell.Ovos, cell.conversaoOL = sistema( function() return 0 end, cell.past.Ovos,
function(q) return txTransO*q; end, dt );
cell.Ovos, cell.morte1 = sistema( function() return 0 end, cell.past.Ovos,
function(q) return M1*q; end, dt );
cell.Ovos, cell.morteMec1 = sistema( function() return 0 end, cell.past.Ovos,
function(q) return Mm1*q; end, dt );
oviposicao = txTransOv*cell.past.Adultos*0.5*(1- (cell.past.Larvas/Cc));
cell.Ovos, cell.saida1 = sistema( function() return oviposicao end, cell.past.Ovos,
function(q) return (cell.conversaoOL + cell.morte1 + cell.morteMec1); end, dt );
-----

-- Modelo do segundo sistema
cell.Larvas, cell.conversaoLP = sistema( function() return 0 end, cell.past.Larvas,
function(q) return txTransL*q; end, dt );
cell.Larvas, cell.morte2 = sistema( function() return 0 end, cell.past.Larvas,
function(q) return M2*q; end, dt );
cell.Larvas, cell.morteLarve1 = sistema( function() return 0 end, cell.past.Larvas,
function(q) return Ml1*q; end, dt );

```

```

cell.Larvas, cell.morteMec2 = sistema( function() return 0 end, cell.past.Larvas,
function(q) return Mm2*q; end, dt );
cell.Larvas, cell.saida2 = sistema( function() return cell.conversaoOL end,
cell.past.Larvas,
function(q) return (cell.conversaoLP + cell.morte2 + cell.morteLarve1 +
cell.morteMec2); end, dt );

```

-- Modelo do terceiro sistema

```

cell.Pupas, cell.conversaoPA = sistema( function() return 0 end, cell.past.Pupas,
function(q) return txTransP*q; end, dt );
cell.Pupas, cell.morte3 = sistema( function() return 0 end, cell.past.Pupas,
function(q) return M3*q; end, dt );
cell.Pupas, cell.morteLarve2 = sistema( function() return 0 end, cell.past.Pupas,
function(q) return Ml2*q; end, dt );
cell.Pupas, cell.morteMec3 = sistema( function() return 0 end, cell.past.Pupas,
function(q) return Mm3*q; end, dt );
cell.Pupas, cell.saida3 = sistema( function() return cell.conversaoLP end, cell.past.Pupas,
function(q) return (cell.conversaoPA + cell.morte3 + cell.morteLarve2 +
cell.morteMec3); end, dt );

```

-- Modelo do quarto sistema

```

cell.Adultos, cell.morte4 = sistema( function() return 0 end, cell.past.Adultos,
function(q) return M4*q; end, dt );
cell.Adultos, cell.morteAdult = sistema( function() return 0 end, cell.past.Adultos,
function(q) return Ma*q; end, dt );
cell.Adultos, cell.saida4 = sistema( function() return cell.conversaoPA end,
cell.past.Adultos,
function(q) return (cell.morte4 + cell.morteAdult); end, dt );

```

```

cell.past.Ovos = cell.Ovos;
cell.past.Larvas = cell.Larvas;
cell.past.Pupas = cell.Pupas;
cell.past.Adultos = cell.Adultos;

```

```

if( t >= 1871) and (t <= 1950) then
    local resto = math.ceil(t) - t;
    if(resto < 0.001) then

```

```

        local Erro = (AmostraOvos[idxTab] - oviposicao)^2;
        somaErro = somaErro + Erro;

-- Relatorio
logFile:write(t.."\\t" ..Temp[idxTab].."\\t" ..cell.Ovos.."\\t" ..cell.Larvas.."\\t" ..cell.Pupas.."\\t"
..cell.Adultos.."\\t" ..oviposicao.."\\t" ..AmostraOvos[idxTab].."\\t" ..cell.morte4.."\\t" ..cell.m
orteAdult.."\\t" ..txTransO.."\\t" ..txTransL.."\\t" ..txTransP.."\\t" ..txTransOv.."\\t" ..Erro.."\\t" ..
somaErro.."\\n" );
                end;
        end
end

somaErro = somaErro / (#AmostraOvos - 1);
print(somaErro);
-- fecha arquivo de log
logFile:close();
print("READY");
io.flush();

```

Anexo II

--Código Fonte do Modelo Dinâmico Integrado com o Modelo Espacial

-- SALVAR IMAGENS (RESULTADOS)

-- funções relacionadas com modelagem

dofile('SimFunctions.lua')

-- dados para geração das figuras com resultados

attr = "Legenda"

-- intervalos de valores assumidos:

attr_value = {0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10}

-- paleta de cores:

attr_color = {{0,0,0}, {0,255,255}, {0,227,170}, {0,199,85}, {0,170,0}, {85,198,0},
{170,226,0}, {255,255,0}, {255,170,0}, {255,85,0}, {255,1,0}}

-- directorio onde as imagens serão salvas

path = "D:\\UFOP\\Mestrado\\NovasDefinicoes\\Espacial\\ultimaEtapa\\Imagens"

-- tamanho do pixel (resolucao da imagem: 1 celula <=> tileSize pixels)

tileSize = 5

function prepareCellSpace(cs)

 ForEachCell(

 cs,

 function(i, cell)

 cell.Intensidade = cell.Intensidade + 0.000

 cell.focus = 0

 cell.Legenda = 0;

 end

)

end

function calcLegend(cs)

 local maximo = 0;

 ForEachCell(

 cs,

```

function( i, cell)
    if( cell.focus >= 000) and (cell.focus < 3*040) then
        cell.Legenda = 1 end
    if( cell.focus >= 3*040) and (cell.focus < 3*080) then
        cell.Legenda = 2 end
    if( cell.focus >= 3*080) and (cell.focus < 3*120) then
        cell.Legenda = 3 end
    if( cell.focus >= 3*120) and (cell.focus < 3*160) then
        cell.Legenda = 4 end
    if( cell.focus >= 3*160) and (cell.focus < 3*200) then
        cell.Legenda = 5 end
    if( cell.focus >= 3*200) and (cell.focus < 3*240) then
        cell.Legenda = 6 end
    if( cell.focus >= 3*240) and (cell.focus < 3*280) then
        cell.Legenda = 7 end
    if( cell.focus >= 3*280) and (cell.focus < 3*320) then
        cell.Legenda = 8 end
    if( cell.focus >= 3*320) and (cell.focus < 3*360) then
        cell.Legenda = 9 end
    if( cell.focus >= 3*360) then cell.Legenda = 10 end
end
)
end

```

```

function espacializaDemanda( cs, demand )
    local it = Trajectory{
        cs,
        function( i, cell) return true end,
        function( cell1, cell2) return cell1.Intensidade > cell2.Intensidade end
    }
    ForEachCell(
        it,
        function( i, cell)
            cell.focus = 0
        end
    )
    local text = ""
    local allocated = 0;

```

```

text = text..demand.." --> "
while (allocated < demand ) do
    ForEachCell(
        it,
        function( i, cell)
            local quantity = 63 * cell.Intensidade;
            if ( (quantity + allocated) > demand) then
                quantity = demand - allocated
            end
            cell.focus = cell.focus + quantity
            allocated = allocated + quantity
            if( allocated >= demand) then return false end
        end
    )
end
text = text..allocated
print(text)
io.flush()
end

```

```
-- VARIÁVEIS GLOBAIS
```

```
--FUNÇÃO DO SISTEMA
```

```

function sistema( e, q, s, dt)
    -- saida
    saida = s(q);
    -- Simulacao
    local Q = q + (e() - saida)*dt;
    return Q, saida;
end

```

```

-- incremento de tempo
dt = 1.0;

```

```
-- CONSTANTES (PARAMETROS DO MODELO)
```

```
Cc = 457.31376079592;
```

--Morte Natural

M1 =(1/100);

M2 = (1/3);

M3 = (1/200);

M4 = (1/9.5);

--Morte Mecanica

Mm1 = 0;

Mm2 = 0;

Mm3 = 0;

--Morte por Larvicida

MI1 = 0;

MI2 = 0;

--Morte por Adulticida

Ma = 0;

txTransO = 0;

txTransL = 0;

txTransP = 0;

txTransOv = 0;

logFile = io.open(path.."\\UltimaVersao1.csv", "w+");

--Temperatura Amostrada em 78 semanas

--Temperatura Amostrada em 78 semanas

Temp = {24.8428571428571, 22.34285714, 21.95714286, 23.84285714, 25.44285714, 20.78571429, 24.11428571, 25.04285714, 20.24285714, 25.97142857, 26.24285714, 25.05714286, 24.62692896, 27.96774905, 28.50019926, 24.78857067, 25.7, 24.5, 25.97142857, 27.71428571, 26.21428571, 27.16261506, 26.95714286, 28.35714286, 28.27142857, 28.67142857, 27.65714286, 26.71428571, 27.71428571, 26.18571429, 26, 26.24285714, 25.1, 24.11428571, 21.81428571, 23.48571429, 20.04285714, 19.31428571, 21.47142857, 22.62857143, 22.17142857, 21.78571429, 23.14285714, 21.58571429, 21.64285714, 17.87142857, 20.98571429, 22.32857143, 22.05714286, 22.12857143, 22.77142857, 23.9, 23.42857143, 23.57142857, 21.64285714, 23.42857143, 25.51428571, 24.2, 25.11428571, 26.01428571, 25.1, 23.84285714, 24.47142857, 23.91428571, 28.11428571, 24.92857143, 25, 29.22857143, 27.11428571, 27.15714286, 26.17142857, 22.7, 24.35337301, 26.14862246, 26.83855374, 26.14862246, 24.28682746, 24.28210332};

R = 1.98 -- constante universal de gás

TabEntalpia = { {0.24, 10798, 100000, 14184 },
{0.2088, 26018, 55990, 304.6 },

```

    {0.384,    14931,    -472379,    148},
    {0.216,    15725,    1756481,    447.2},
    {0.372,    15725,    1756481,    447.2}}

```

```
-----
-- Auxiliary Functions
-----
```

```
-- MODELO
-----
```

```
-- carrega o espaco celular do banco de dados TerraLib
```

```
cs=LoadCellularSpace("ADO","localhost","D:\\UFOP\\Mestrado\\NovasDefinições\\Espacial\\ultimaEtapa\\Higienopolis\\Higienopolis.mdb","Celulas10x10_InImage","Celulas10x10_InImage0",{ "Col", "Lin", "Intensidade", "Legenda", "focus"})
```

```
prepareCellSpace(cs)
```

```
demanda = {};
```

```
demanda.Ovos = AmostraOvos[1];
```

```
demanda.Larvas = 0;
```

```
demanda.Pupas = 0;
```

```
demanda.Adultos = 0;
```

```
demanda.past = {}
```

```
demanda.past.Ovos = demanda.Ovos;
```

```
demanda.past.Larvas = demanda.Larvas;
```

```
demanda.past.Pupas = demanda.Pupas;
```

```
demanda.past.Adultos = demanda.Adultos;
```

```
logFile:write("t\\Temp\\tpopOvos\\tpopLarvas\\tpopPupas\\tpopAdultos\\tovipostos\\tamostr  
aOvos\\tmorte4\\tmorteAdult\\txTransO\\txTransL\\txTransP\\txTransOv\\terro\\tsomaErro\\  
n")--tpopLarvas\\tpopPupas\\tpopAdultos\\n");
```

```
somaErro = 0;
```

```
for t = 0, 1949, dt/7 do
```

```
    if( t == 0) then
```

```
        idxTab = 0;
```

```
    else
```

```
        idxTab = math.ceil(t);
```

```
    end
```



```

idxTab = 1 + math.mod( idxTab, #Temp);
if( idxTab == 1) then
    somaErro = 0;
end
temp = Temp[idxTab] + 273.15;
--Taxas de Desenvolvimento
txTransO= TabEntalpia[1][1]*((temp/298)*math.exp((TabEntalpia[1][2]/R)*(1/298 -
1/temp))/(1 + math.exp((TabEntalpia[1][3]/R)*(1/TabEntalpia[1][4]-1/temp))));
txTransL= TabEntalpia[2][1]*((temp/298)*math.exp((TabEntalpia[2][2]/R)*(1/298 -
1/temp))/(1 + math.exp((TabEntalpia[2][3]/R)*(1/TabEntalpia[2][4]-1/temp))));
txTransP= TabEntalpia[3][1]*((temp/298)*math.exp((TabEntalpia[3][2]/R)*(1/298 -
1/temp))/(1 + math.exp((TabEntalpia[3][3]/R)*(1/TabEntalpia[3][4]-1/temp))));
    if ( Temp[idxTab] < 4.85 or Temp[idxTab] > 33) then
        txTransO = 0;
        txTransL = 0;
        txTransP = 0;
    end

--Ajuste oviposição para Calibração
txTransOv = -0.0176*math.pow(Temp[idxTab], 2) + 0.8714*Temp[idxTab] - 9.7903;
-----

-- Modelo do primeiro sistema
demanda.Ovos, demanda.conversaoOL = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Ovos,
function(q) return txTransO*q; end, dt );
demanda.Ovos, demanda.morte1 = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Ovos,
function(q) return M1*q; end, dt );
demanda.Ovos, demanda.morteMec1 = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Ovos,
function(q) return Mm1*q; end, dt );
oviposicao = txTransOv*demanda.past.Adultos*0.5*(1- (demanda.past.Larvas/Cc));
demanda.Ovos, demanda.saida1 = sistema( function() return oviposicao end,
demanda.past.Ovos,
function(q) return (demanda.conversaoOL + demanda.morte1 + demanda.morteMec1);
end, dt );
-----

-- Modelo do segundo sistema

```

```

demanda.Larvas, demanda.conversaoLP = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Larvas,
function(q) return txTransL*q; end, dt );
demanda.Larvas, demanda.morte2 = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Larvas,
function(q) return M2*q; end, dt );
demanda.Larvas, demanda.morteLarve1 = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Larvas,
function(q) return M11*q; end, dt );
demanda.Larvas, demanda.morteMec2 = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Larvas,
function(q) return Mm2*q; end, dt );
demanda.Larvas, demanda.saida2 = sistema( function() return demanda.conversaoOL
end, demanda.past.Larvas,
function(q) return (demanda.conversaoLP + demanda.morte2 + demanda.morteLarve1
+ demanda.morteMec2); end, dt );

```

-- Modelo do terceiro sistema

```

demanda.Pupas, demanda.conversaoPA = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Pupas,
function(q) return txTransP*q; end, dt );
demanda.Pupas, demanda.morte3 = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Pupas,
function(q) return M3*q; end, dt );
demanda.Pupas, demanda.morteLarve2 = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Pupas,
function(q) return M12*q; end, dt );
demanda.Pupas, demanda.morteMec3 = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Pupas,
function(q) return Mm3*q; end, dt );
demanda.Pupas, demanda.saida3 = sistema( function() return demanda.conversaoLP
end, demanda.past.Pupas,
function(q) return (demanda.conversaoPA + demanda.morte3 + demanda.morteLarve2
+ demanda.morteMec3); end, dt );

```

-- Modelo do quarto sistema

```

demanda.Adultos, demanda.morte4 = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Adultos,
function(q) return M4*q; end, dt );

```

```

demanda.Adultos, demanda.morteAdult = sistema( function() return 0 end,
demanda.past.Adultos,
function(q) return Ma*q; end, dt );
demanda.Adultos, demanda.saida4 = sistema( function() return demanda.conversaoPA
end, demanda.past.Adultos,
function(q) return (demanda.morte4 + demanda.morteAdult); end, dt );
demanda.past.Ovos = demanda.Ovos;
demanda.past.Larvas = demanda.Larvas;
demanda.past.Pupas = demanda.Pupas;
demanda.past.Adultos = demanda.Adultos;

if( t >= 1871) and (t <= 1950) then
    local resto = math.ceil(t) - t;
    if(resto < 0.001) then
        local Erro = (AmostraOvos[idxTab] - oviposicao)^2;
        somaErro = somaErro + Erro;

-- Relatorio
logFile:write(t.."\\t"..Temp[idxTab].."\\t"..demanda.Ovos.."\\t"..demanda.Larvas.."\\t"..dem
anda.Pupas.."\\t"..demanda.Adultos.."\\t"..oviposicao.."\\t"..AmostraOvos[idxTab].."\\t"..de
manda.morte4.."\\t"..demanda.morteAdult.."\\t"..txTransO.."\\t"..txTransL.."\\t"..txTransP..
"\\t"..txTransOv.."\\t"..Erro.."\\t"..somaErro.."\\n" );

        local demand = demanda.Ovos
        espacializaDemanda(cs, (#cs.cells)*demand )
        calcLegend( cs )
        CStoPNG(cs,attr,t,path,tileSize,attr_value,attr_color)
    end;
end

end

somaErro = somaErro / (#AmostraOvos - 1);
print(somaErro);
-- fecha arquivo de log
logFile:close();
print("READY");
io.flush();

```

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)