

Laboratório Nacional de Computação Científica  
Programa de Pós Graduação em Modelagem Computacional

**Avaliação de indicadores populacionais de *Aedes aegypti*  
obtidos através de armadilhas de oviposição:  
Considerações com base em um modelo computacional.**

Por

**Arthur Weiss da Silva Lima**

PETRÓPOLIS, RJ - BRASIL

JULHO DE 2009

# **Livros Grátis**

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

Milhares de livros grátis para download.

**AVALIAÇÃO DE INDICADORES POPULACIONAIS DE *AEDES*  
*AEGYPTI* OBTIDOS ATRAVÉS DE ARMADILHAS DE  
OVIPOSIÇÃO: CONSIDERAÇÕES COM BASE EM UM MODELO  
COMPUTACIONAL.**

**Arthur Weiss da Silva Lima**

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO LABORATÓRIO  
NACIONAL DE COMPUTAÇÃO CIENTÍFICA COMO PARTE DOS REQUIS-  
ITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTREMESTRE  
EM CIÊNCIAS EM MODELAGEM COMPUTACIONAL

Aprovada por:

---

Prof. Claudia Torres Codeco, Ph.D  
(Presidente)

---

Prof. Michel Iskin da S. Costa, D.Sc.

---

Prof. Denise Valle, Ph.D.

PETRÓPOLIS, RJ - BRASIL  
JULHO DE 2009

Silva Lima, Arthur Weiss da

XXXX Avaliação de indicadores populacionais de *Aedes aegypti* obtidos através de armadilhas de oviposição: Considerações com base em um modelo computacional. / Arthur Weiss da Silva Lima. Petrópolis, RJ. : Laboratório Nacional de Computação Científica, 2009.

XV, 135 p. : il.; 29 cm

Orientador: Claudia Torres Codeco

Dissertação (M.Sc.) – Laboratório Nacional de Computação Científica, 2009.

1. MODELAGEM COMPUTACIONAL. 2. *Aedes aegypti*. 3. Vigilância Entomológica. 4. Amostragem populacional. I. Codeco, Claudia Torres. II. LNCC/MCT. III. Título.

CDD XXX.XXX

**e.pí.gra.fe**

*Eu fico com a pureza da respostas das crianças:*

*É a vida, é bonita e é bonita!*

*(O que é, o que é. Gonzaguinha.)*

**À minha família,  
que me formou e que eu formarei.**

# Agradecimentos

Algumas pessoas e instituições foram fundamentais para o desenvolvimento desse mestrado, às quais aproveito para agradecer.

À Cláudia Codeço e ao Flávio Coelho pela orientação e apoio às minhas iniciativas. Pessoas extremamente inteligentes e simples que tive sorte de encontrar.

Aos professores Ricardo Iglesias e Maurício Kritz pelas orientações informais.

À FIOCRUZ-RJ, em especial ao PROCC. À Nildimar Honório por disponibilizar dados para o desenvolvimento desse trabalho. À Dr. Leda Regis e seu grupo de pesquisa da FIOCRUZ-PE.

Ao LNCC por sua estrutura física, administrativa e acadêmica de excelência. À secretaria de Pós-Graduação, à biblioteca, ao LABINFO. À Luciane, ao Zuleta e à Fabíola pela ajuda na apresentação.

Aos amigos do LNCC, faculdade, colégio, futebol... Todos que o companheirismo e carinho me são importante.

Em especial devo agradecer as pessoas as quais este trabalho é dedicado. Essas me deram toda a liberdade e estabilidade para seguir uma carreira, apenas por satisfação pessoal. Cada um a sua maneira, meu pai, minha mãe, minhas irmãs e todos da família deram apoio e se mostraram interessados pelo projeto.

Nesse percurso, uma pessoa, que mudou pra sempre minha vida, entrou na “grande roda”. Esse trabalho também se dedica à Carolina, minha mulher. À ela, agradeço pelo apoio e sacrifício que têm feito por mim e por nós. Com ela virá também o Lucas, nosso primeiro filho, que, mesmo sem saber, é uma peça fundamental nesse círculo.

Resumo da Dissertação apresentada ao LNCC/MCT como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

**AVALIAÇÃO DE INDICADORES POPULACIONAIS DE *Aedes*  
*Aegypti* OBTIDOS ATRAVÉS DE ARMADILHAS DE  
OVIPOSIÇÃO: CONSIDERAÇÕES COM BASE EM UM MODELO  
COMPUTACIONAL.**

Arthur Weiss da Silva Lima

Julho , 2009

**Orientador:** Claudia Torres Codeco, Ph.D

O mosquito *Aedes aegypti* é o principal vetor de dengue no Brasil. Por não haver vacina ou tratamentos específicos, a principal forma de combate a esta doença é através do controle vetorial, cuja intensidade e qualidade é avaliada a partir de indicadores de infestação. Tradicionalmente, indicadores de infestação são baseados em inspeções domiciliares que determinam a proporção de casas ou criadouros com presença de formas imaturas do mosquito. Uma alternativa mais recente, apresentada como mais eficiente e menos custosa, é baseada no uso de armadilhas, sendo as mais usadas aquelas dependentes do comportamento de oviposição do mosquito, uma vez que são armadilhas que atraem fêmeas que vão ovipor. A estimacão populacional baseada em armadilhas, porém, é sensível à variações ambientais que afetem a atratividade destas, assim como são sensíveis ao padrão espacial de distribuição da população. Apesar de se reconhecer a heterogeneidade ambiental possa interferir na estimativa gerada, não há, até o momento, uma abordagem sistemática à esse problema. Nesse contexto, o presente trabalho propõe um modelo computacional espacialmente explícito para a avaliação de índices de infestação gerados por armadilhas de oviposição em diferentes condições ambientais.



O modelo desenvolvido é baseado em indivíduos, permitindo incorporar variáveis de comportamento (deslocamento e escolha de sítios de oviposição) que podem afetar a relação entre o tamanho populacional de mosquitos na área com o índice gerado pelo processo de amostragem. O processo de amostragem é simulado através de armadilhas dispostas na área, cujo poder de atração depende de sua qualidade (atratividade nominal) e também de características do ambiente em sua vizinhança (disponibilidade de outros sítios para oviposição). O padrão espacial das capturas simuladas foi comparado a dados empíricos de estudo realizado em localidades da cidade do Rio de Janeiro.

Os resultados encontrados indicam que a distribuição de criadouros no ambiente pode induzir uma alteração no padrão espacial observado da população de mosquitos, com os indivíduos concentrados em locais de maior disponibilidade. A comparação com os resultados do monitoramento em campo demonstra que os processos simulados são capazes de reproduzir os padrões encontrados empiricamente. Os indicadores de infestação para toda a área (proporção de armadilhas positivas e número médio de capturas por armadilhas) apresentaram fortes correlações com o tamanho da população local. Porém, a presença de criadouros no ambiente interfere negativamente nos índices gerados e essa interferência é maior em situações de populações de mosquitos espacialmente agrupadas. A densidade populacional tende a ser sub-estimada em situações de grande disponibilidade de criadouros.

Esses resultados indicam que deve-se ter cuidado ao comparar índices oriundos de áreas diferentes ou até mesmo oriundos da mesma área, porém em diferentes estações do ano. O uso de indicadores populacionais obtidos com armadilhas de oviposição em programas de vigilância entomológica deve levar em conta variáveis ambientais como o número de criadouros ou a precipitação local. Porém, a contagem exaustiva dos criadouros na área é trabalhosa impedindo que seja aplicada rotineiramente. É proposto um desenho amostral que permite avaliar a interferência de outros sítios de oviposição na estimativa gerada por armadilhas, mesmo quando se desconhece a real quantidade de criadouros na área.

Abstract of Dissertation presented to LNCC/MCT as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Sciences (M.Sc.)

**EVALUATION OF *Aedes aegypti* POPULATION ESTIMATES  
BASED ON OVIPOSITION TRAPS: INSIGHTS FROM A  
COMPUTATIONAL MODEL.**

Arthur Weiss da Silva Lima

July, 2009

**Advisor:** Claudia Torres Codeco, Ph.D

The *Aedes aegypti* mosquito is the main dengue vector in the Brazil. As there is no vaccines or specific treatments available for this disease, the main action to prevent the disease is the vectorial control, which is locally evaluated by the infestation indices. Traditionally these indices are based on the proportions of houses or reservoirs (oviposition sites) in which were found immature forms of the mosquito. A recent alternative, presented as cheaper and more efficient, is based on the employment of traps, being most used the traps which depends on the oviposition behavior of *A. aegypti*. Though, the population estimates based on oviposition traps are sensible to environmental variations affecting the trap's attractiveness. As well, those estimates are sensible to spacial pattern of the population being studied. Even though it is widely recognized that environmental heterogeneities can affect the population estimate, it haven't been a systematic approach to this problem until now. In this context, the present work proposes a spatially explicit computational model to evaluate the infestation indices generated by oviposition traps under different environmental scenarios.

The model developed is based on individuals, allowing to introduce mosquitoes' behavior variables (displacement and oviposition site preferences) which may affect the relation between the population size and the index generated by the sam-

pling procedure. The sampling process is simulated through the placement of traps in the area, whose attractiveness depends on its quality as well as environmental characteristics of the trap's neighborhood. The spatial pattern of the simulated captures was compared to empirical data obtained in three neighborhoods in the city of Rio de Janeiro.

The results obtained indicate that the spatial organization of reservoirs can induce modifications on the spatial pattern of the mosquito population, in which the individuals become more concentrated in the places where there are more reservoirs. The processes simulated are capable of reproducing the patterns observed empirically. The indices tested present high correlations with the size of the mosquito population in the area. Nevertheless, the presence of reservoirs has a negative influence on the index generated and this influence is higher in situations where the mosquito population is aggregated in space. The mosquitoes' population density tends to be under-estimated in situations where there is a high number of reservoirs in the area.

These results indicate that one must be careful when comparing indices from different areas or even indices from the same area, but from different time periods. To use indices based on oviposition traps on entomological surveillance programs it is necessary to consider environmental covariates, as the number of reservoirs in the area, or the local precipitation. Though the exhaustive count of the number of reservoirs in an area is labor intensive and may not be applicable. In the end it is proposed a sampling scheme to be able to evaluate the interference of the reservoirs in the indices even when real quantity is not known.

# Sumário

<b>1</b>	Introdução	1
1.1	O <i>Aedes aegypti</i> . . . . .	1
1.2	Importância epidemiológica . . . . .	1
1.2.1	Dengue no Mundo . . . . .	3
1.2.2	Dengue no Brasil e nas Américas . . . . .	4
1.3	<i>Aedes aegypti</i> e os principais vetores de dengue . . . . .	6
1.3.1	Campanhas de erradicação do vetor . . . . .	7
1.4	Ciclo de transmissão da dengue e modelagem epidemiológica . . . . .	8
1.4.1	Dificuldades encontradas na modelagem epidemiológica . . . . .	12
1.5	Modelagem populacional de <i>Aedes aegypti</i> . . . . .	13
1.5.1	Modelos Baseados em Indivíduos . . . . .	16
1.5.2	Modelagem orientada a padrões . . . . .	17
1.6	Distribuição espacial das populações . . . . .	18
1.7	Estimação populacional através de índices . . . . .	20
1.7.1	Métodos de amostragem passiva . . . . .	21
1.7.2	Métodos de amostragem ativa . . . . .	23
1.7.3	Armadilhas de Oviposição . . . . .	23
1.8	Objetivos . . . . .	29
<b>2</b>	Implementação do Modelo Computacional	30
2.1	Estratégias bionômicas do <i>Aedes aegypti</i> . . . . .	30
2.1.1	Ciclo de vida . . . . .	30

2.1.2	Sobrevivência e longevidade . . . . .	32
2.1.3	Ciclo gonotrófico: Oviposição e Alimentação . . . . .	32
2.1.4	Deslocamento . . . . .	36
2.1.5	Influências ambientais no ciclo de vida . . . . .	38
2.2	Descrição e Estrutura do Modelo . . . . .	40
2.2.1	Definição do ambiente . . . . .	40
2.2.2	Características comportamentais do mosquito modelado . . .	42
2.2.3	Amostragem populacional por armadilhas de oviposição . . .	45
2.2.4	Simulação . . . . .	47
2.3	Comportamento do modelo . . . . .	50
2.3.1	Oviposição . . . . .	50
2.3.2	Dispersão . . . . .	51
2.3.3	Raio de oviposição dos mosquitos . . . . .	52
2.3.4	Efeito do número de armadilhas nos índices . . . . .	54
<b>3</b>	<b>Experimentos Numéricos</b>	<b>55</b>
3.1	Desenho Experimental . . . . .	56
3.2	Padrões populacionais estudados . . . . .	58
3.2.1	Monitoramento de campo . . . . .	58
3.2.2	Distribuição espacial das amostras . . . . .	61
3.2.3	Lei de potência de Taylor . . . . .	63
3.2.4	Comparações entre padrões simulados e obtidos em campo .	64
3.3	Avaliação da interferência do número de criadouros nas medidas de infestação de <i>Aedes aegypti</i> . . . . .	65
3.3.1	Análise da precisão dos índices . . . . .	66
3.3.2	Análise da acurácia dos índices . . . . .	66
<b>4</b>	<b>Resultados</b>	<b>70</b>
4.1	Estatística descritiva dos dados simulados e empíricos . . . . .	70
4.2	Padrões de distribuição espacial . . . . .	71

4.2.1	Distribuição espacial das coletas . . . . .	71
4.2.2	Lei de Potência de Taylor . . . . .	75
4.2.3	Comparações entre os padrões observados em campo e nas simulações . . . . .	79
4.3	Avaliação dos índices obtidos nas simulações . . . . .	80
4.3.1	Precisão . . . . .	80
4.3.2	Acurácia . . . . .	83
<b>5</b>	<b>Discussão</b>	<b>86</b>
5.1	Padrões espaciais observados . . . . .	86
5.2	Processos Modelados . . . . .	87
5.3	Relação entre a qualidade da armadilha utilizada e o padrão espacial da população em estudo . . . . .	89
5.4	Utilização de índices de positividade na determinação da abundância local . . . . .	90
5.5	Avaliação da precisão dos índices obtidos nas simulações . . . . .	93
5.6	Avaliação da acurácia dos índices obtidos em relação à quantidade de criadouros na área . . . . .	94
5.6.1	Comparações de índices obtidos em diferentes sistemas de monitoramento . . . . .	97
5.7	Avaliação da acurácia dos índices quando a quantidade de criadouros na área é desconhecida . . . . .	100
5.8	Escolha do sistema de monitoramento a ser utilizado . . . . .	104
<b>6</b>	<b>Conclusões e Perspectivas futuras</b>	<b>105</b>
	<b>Referências Bibliográficas</b>	<b>107</b>
	<b>Apêndice</b>	
<b>A</b>	<b>Código Fonte do Modelo</b>	<b>128</b>

# Lista de Figuras

## Figura

2.1	Disposição de armadilhas e criadouros . . . . .	41
2.2	Deslocamento e oviposição . . . . .	45
2.3	Fluxograma de funcionamento do modelo. . . . .	47
2.4	Proporção esperada de capturas . . . . .	50
2.5	Perfis de Dispersão . . . . .	52
2.6	Avaliação do comportamento dos índices gerados . . . . .	53
4.1	Boxplots dos índices obtidos nas simulações e no campo . . . . .	71
4.2	Índices de agrupamento (VMR) para os dados de campo . . . . .	72
4.3	Índices de agrupamento (VMR) obtidos na simulação . . . . .	74
4.4	Efeito do número de armadilhas nas Leis de Taylor . . . . .	76
4.5	Efeito da atratividade nominal nas Leis de Taylor . . . . .	78
4.6	Influência do número de armadilhas e de mosquitos no comporta- mento do coeficiente de variação do CDI . . . . .	80
4.7	Influência do número de criadouros no comportamento do coeficiente de variação do CDI . . . . .	81
4.8	Influência dos cenários ambientais no coeficiente de variação do índices	82
5.1	Relação empírica entre a abundância e ocupação . . . . .	92
5.2	Variação do índice de densidade de capturas nas simulações . . . . .	95
5.3	Variação do índice de positividade de ovitrampas nas simulações . . . . .	96
5.4	Comparação dos índices de densidade de capturas obtidos . . . . .	102

# Lista de Tabelas

## Tabela

2.1	Simulações Preliminares . . . . .	54
3.1	Parametrização Final do modelo . . . . .	55
3.2	Definição dos Cenários Ambientais . . . . .	56
3.3	Desenho Experimental . . . . .	57
4.1	Estatística descritiva para os resultados de campo obtidos com a mosquitrapa . . . . .	70
4.2	Padrão espacial por semana nas simulações . . . . .	73
4.3	Avaliação dos sistemas de monitoramento . . . . .	74
4.4	Leis de potência de Taylor para os resultados de campo . . . . .	75
4.5	Cenários simulados cuja inclinação ( $b$ ) da Lei de Taylor é significa- tivamente maior que 1 . . . . .	77
4.6	Cenários simulados cuja regressão de Taylor é semelhante à empírica	79
4.7	Resumo dos modelos lineares aplicados ao IPO . . . . .	83
4.8	Resumo dos modelos lineares aplicados ao CDI . . . . .	84
4.9	Análise da influência do número de mosquitos e criadouros na de- terminação do índice (IPO) . . . . .	85



# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 O *Aedes aegypti*

O *Aedes aegypti* é um mosquito da família Culicidae, de corpo escuro, enegrecido com marcas brancas. A espécie é identificada por um desenho em forma de lira, formado por cerdas brancas na face dorsal da cabeça do adulto (Consoli e de Oliveira, 1994).

O gênero de mosquitos *Aedes* possui, provavelmente, uma origem africana. Nesse continente ocorre o maior número de espécies do gênero, a maior parte com hábitos silvestres. Especula-se que ainda na África o *Aedes aegypti* tenha se adaptado ao meio urbano, de onde posteriormente se espalhou. As espécies do gênero *Aedes*, assim como dos sorotipos do vírus da dengue, se espalharam pelo mundo beneficiados pelas rotas comerciais e a intensificação do comércio entre continentes nos últimos 5 séculos (Gubler, 1997).

### 1.2 Importância epidemiológica

Dengue e febre amarela são doenças causadas por vírus de RNA (gênero *Flavivirus*), com ciclo de transmissão indireto. Ambas possuem um ciclo silvestre, em que o vírus é propagado através da interação entre primatas (hospedeiros definitivos) e mosquitos que habitam as copas das árvores (hospedeiros intermediários), entre esses estão mosquitos dos gêneros *Aedes* e *Hemagogus*. Essas doenças podem ser transmitidas a pessoas em cidades e vilarejos principalmente por meio do

*Aedes aegypti*, por ser uma espécie altamente antropofílica e adaptada ao meio urbano (Gubler, 2004). Atualmente, já existe vacina para febre amarela (Benchimol, 2001), de modo que a maior preocupação acerca do *A. aegypti* é com a sua atuação como vetor da dengue.

Até hoje, foram identificados 4 sorotipos de vírus causadores da dengue: DENV-I, DENV-II, DENV-III e DENV-IV. A presença de todos os sorotipos além dos resultados de análises genéticas indicam que esse grupo tem sua provável origem na Ásia, apesar da amostragem insuficiente na África (Gubler (1997) e Holmes e Twiddy (2003)). Ao contrário da febre amarela, o vírus da dengue está bem adaptado ao meio urbano e o ciclo silvestre não tem grande influência na epidemiologia da doença, essencialmente urbana (Gubler, 2004).

A maioria dos casos de dengue é assintomático, ou apenas com sintomas leves. Estudos sorológicos estimam que o número de pessoas infectadas pode ser até 4 vezes maior que o número de casos clínicos registrados (Torres e Castro, 2007). O tempo entre a entrada do vírus no organismo e o aparecimento dos primeiros sintomas varia entre 3 e 14 dias (tipicamente entre 4 e 7) e o sintoma mais claro é uma febre aguda, que dura entre 5 e 7 dias. Após esse período o vírus não é mais detectado no sangue e um novo período de febre é raro. A dengue hemorrágica é uma forma agravada da doença que se diferencia da dengue clássica por apresentar também hemorragias e perda de plasma no sangue da pessoa infectada (Rigau-Perez et al., 1998).

O risco de dengue hemorrágica aumenta nas infecções secundárias. Uma primeira infecção confere imunização permanente ao sorotipo infectante, além de, temporariamente, um grau de imunização cruzada a outros sorotipos (Bulugahapitiya et al., 2007). Porém, em alguns casos a presença de anticorpos de um sorotipo pode levar a um aumento na resposta imunológica do paciente a outros sorotipos, num processo conhecido por ADE, “Antibody-Dependent Enhancement” (Gubler, 1998), potencialmente aumentando o risco de dengue hemorrágica. Outras hipóteses, não excludentes, para a ocorrência deste quadro clínico, são variações da

virulência entre os diversos sorotipos e variação da resposta imunológica de cada pessoa infectada (Holmes e Twiddy, 2003).

Os primeiros surtos de dengue hemorrágica nas Américas ocorrem anos após os primeiros surtos da dengue clássica na região e o surgimento de casos de dengue hemorrágica coincide com a detecção de novos sorotipos na região, o que suporta a hipótese de ADE (Guzman e Kouri, 2003). Acredita-se que a dengue hemorrágica esteja preferencialmente associada a variante asiática do sorotipo DENV-2, porém os resultados encontrados até hoje ainda são controversos (Siqueira et al. (2005), Halstead (2007) e Holmes e Twiddy (2003)).

Apesar de não haver um tratamento específico para a doença, a dengue é, em geral, uma doença de baixa morbidade. A razão média entre o número de fatalidades e de ocorrências de dengue hemorrágica no mundo gira em torno de 5%. Dado que exista uma boa estrutura hospitalar, essa razão pode ficar abaixo de 1%, enquanto que em regiões com baixa infra-estrutura de diagnóstico e hospitalização, essa razão pode chegar a 40% (Gubler, 2004). No Brasil o percentual de óbitos pela doença é de aproximadamente 5% (Siqueira et al. (2005), Teixeira et al. (1999)).

### **1.2.1 Dengue no Mundo**

Nos últimos anos têm-se observado um grande aumento na incidência de dengue nas regiões tropicais e sub-tropicais de todo o mundo. Atualmente mais de 100 países participam do problema, com um total de 2,5 bilhões de pessoas vivendo em áreas sob risco de infecção e estima-se que ocorram ao menos 50 milhões de novos casos de dengue por ano, apesar de grande parte ser assintomática (Holmes e Twiddy, 2003). Em relação a dengue hemorrágica estima-se que ocorram entre 250 e 500 mil casos por ano (OMS, 2006).

Além do prejuízo em vidas humanas, regiões endêmicas de dengue sofrem pelos gastos de hospitalização e a pela redução no turismo. Como um exemplo, na grande epidemia que ocorreu em 1981 em Cuba, estima-se um prejuízo econômico de 103 milhões de dólares (Torres e Castro, 2007). Este é atualmente um dos

maiores problemas de saúde pública dos países em desenvolvimento (OPAS, 1995).

A ocorrência de dengue no mundo coincide com os limites de distribuição de *Aedes aegypti*, delimitada pela isoterma de temperatura média no inverno de 10° C (OPAS, 1995). Em regiões da África e Ásia outra espécie, o *Aedes albopictus*, também é capaz de transmitir a doença, porém esse é um vetor menos eficiente causando surtos de menor magnitude (Gubler (1997) e Halstead (2007)).

### 1.2.2 Dengue no Brasil e nas Américas

A cronologia dos casos de dengue no Brasil é semelhante ao resto das Américas. Nesse continente o *Aedes albopictus*, apesar de sua distribuição ubíqua, ainda não foi identificado como vetor da doença, pois até hoje em apenas uma ocasião se encontrou um indivíduo (larvas) de *A. albopictus* infectado com o vírus em campo (Serufo et al., 1993). Assim, considera-se que apenas o *A. aegypti* seja responsável pela transmissão da doença no continente, apesar de o *A. albopictus* representar um risco (Schatzmayr, 2000).

Após décadas de controle do vetor durante meados do século XX (item 1.2.1, abaixo), as populações de *Aedes aegypti* voltaram a proliferar e os casos de dengue voltaram a ser notificados nas Américas a partir da década de 1970. Mesmo antes de 1970, os sorotipos 2 e 3 do vírus já circulavam na região, causavam surtos, especialmente no Caribe (Schatzmayr, 2000). No final da década de 70 ocorre a introdução do sorotipo 1, novamente na região do Caribe. Em 1981 a introdução de uma variante asiática do sorotipo 2 causou a maior epidemia registrada em Cuba até hoje, com um total de 344.203 casos notificados e 158 mortes. Nessa ocasião, foram notificados os primeiros casos de dengue hemorrágica no continente. Ainda nos anos 80 foram identificadas as primeiras amostras do sorotipo 4 nas Américas, causando uma grande epidemia de dengue hemorrágica, dessa vez na Venezuela em 1989 (Guzman e Kouri, 2003). A partir do final da década de 70 o sorotipo 3 deixou de ser identificado, voltando a aparecer apenas em 1994, quando ocorreu uma grande epidemia na América Central (Schatzmayr, 2000).

No Brasil, pode-se separar os últimos 30 anos em dois diferentes períodos em respeito ao número de casos de dengue no país. O primeiro período, de 1980 a 1993, é caracterizado por surtos epidêmicos localizados, causados por sorotipos específicos. Em 1981 ocorreu um surto em Boa Vista, Roraima, uma região relativamente isolada da maior densidade urbana no país. Esse surto provavelmente foi causado por vírus dos sorotipos 1 e 4, porém esses não se espalharam pelo país (Medronho, 2008). Em 1986-1987 ocorreu um surto decorrente da introdução do sorotipo 1 no estado do Rio de Janeiro, já em 1990-1991 teve início um novo surto, também no estado do Rio de Janeiro, dessa vez decorrente da introdução do sorotipo 2 do vírus. Nessa ocasião foram notificados os primeiros casos de dengue hemorrágica no país. Nesse período também ocorreram surtos isolados em outras cidades do país, especialmente nas regiões sudeste e nordeste (Siqueira et al., 2005).

Num segundo período, de 1994 aos dias atuais, a ocorrência de novos casos de dengue passa a ser registrada durante o ano todo, apesar de ser mais concentrada no verão. Com isso, formaram-se áreas onde a doença é endêmica, ou seja, a transmissão ocorre no ano todo. Além disso, esse segundo período é marcado pelo co-circulação de mais de um sorotipo em diversas cidades, uma situação conhecida como hiper-endemicidade (Siqueira et al. (2005), Gubler (2002)). Ao longo desse período 3 grandes surtos ocorreram, em 1998, em 2002, quando se identificou a entrada do sorotipo 3 no país e, mais recentemente, em 2008. A magnitude dos surtos epidêmicos também tem aumentado com um número total de casos de aproximadamente 100.000 nas epidemias de 1986 e 1991 passando para mais de 500.000 em 1998 e mais de 700.000 casos em 2002 (Siqueira et al., 2005) e mais de 700.000 casos em 2008 (Lourenço-de Oliveira, 2008).

Atualmente circulam nas Américas os quatro sorotipos de dengue, porém no Brasil o sorotipo 4 não é detectado desde o surto de Boa Vista, em 1981. Dada a grande abrangência das populações de *A. aegypti* nas cidades brasileiras e a circulação dos outros 3 sorotipos do vírus, espera-se que a entrada do sorotipo 4 no país cause um grande surto tanto de dengue quanto de dengue hemorrágica

(Medronho, 2008).

### 1.3 *Aedes aegypti* e os principais vetores de dengue

A caracterização de uma espécie como vetora deve seguir alguns critérios epidemiológicos e laboratoriais. Epidemiologicamente, deve-se haver uma correlação entre a abundância do vetor e a ocorrência de casos na área (incidência da doença), devem ser coletados em campo mosquitos contaminados com o vírus e o mosquito deve ser antropofílico, ou seja, o vetor deve ter uma afinidade ao homem e ao meio urbano/semi-urbano. Laboratorialmente devemos ser capazes de verificar a replicação do vírus no vetor além da possibilidade de transmissão entre o vetor e o hospedeiro definitivo. Todos esses critérios já foram demonstrados para o *Aedes aegypti*, fazendo com que este seja considerado o principal vetor de dengue no mundo (Rodhain e Rosen, 1997). Apesar de ser difícil demonstrar uma correlação entre a abundância do mosquito e a incidência de dengue no local, existe uma grande sobreposição entre áreas de ocorrência de dengue e áreas infestadas com *Aedes aegypti*. Assim, os índices de infestação mais comumente usados se correlacionam com a prevalência, mas não com a incidência da doença (Gubler (2004), Scott e Morrison (2003).

Entre os vetores comprovados de dengue estão outras espécies do gênero *Aedes* como *A. albopictus* e *A. polynensis*, (Gubler, 1998) porém esses possuem hábitos menos urbanos que o *A. aegypti* (Rey et al., 2006). Essas espécies são responsáveis por surtos de dengue em regiões rurais, sobretudo na Ásia. Atualmente se têm poucas evidências de que essas espécies sejam responsáveis pela introdução do vírus em cidades, apesar de representarem uma ligação potencial. Especula-se que outras espécies do gênero *Aedes* e de gêneros aparentados sejam responsáveis pelo ciclo silvático de transmissão do vírus (Gubler, 2004). Mosquitos do gênero *Culex* e *Anopheles* são passíveis de serem infectados com os vírus da dengue, porém os vírus não são capazes de se replicar nesses organismos, fazendo com que esses mosquitos não atuem como vetores da dengue (Rodhain e Rosen, 1997).

Como ainda não existe uma vacina nem um tratamento específico para a dengue, ações de combate a doença se concentram no seu principal vetor, o *Aedes aegypti* (Rigau-Perez et al., 1998).

### **1.3.1 Campanhas de erradicação do vetor**

Na primeira metade do século XX houve um grande programa de erradicação do *Aedes aegypti* nas Américas. Esse programa se baseava no uso de inseticidas (DDTs), na eliminação de criadouros dos mosquitos e era apoiado pela Organização Pan-Americana de Saúde, obtendo uma grande cobertura territorial. O otimismo em relação ao uso de inseticidas e a possibilidade de manter a região livre da febre amarela urbana angariou uma grande quantidade de recursos para os programas, tanto centralizados quanto os regionais (OPAS, 1995).

O programa obteve sucesso e, segundo os critérios da época, 18 países da região já haviam erradicado o mosquito no início da década de 1970, entre eles o Brasil. Porém, com a aparente sensação de segurança da erradicação do vetor, o sucesso da vacina para a febre amarela e a crise econômica que atingiu a América Latina no início da década de 1980, os programas de erradicação perderam investimentos, o que aumentava o risco de reintrodução do vetor (OPAS (1995), Benchimol (2001)).

A partir da década de 70 a América Latina passou por uma série de mudanças que tornaram as cidades da região locais propícios para o re-estabelecimento de populações de *A. aegypti*. Entre essas destacam-se a explosão populacional, o crescimento das cidades e a mudança nos hábitos de consumo, com a enorme quantidade de lixo gerada. O uso indiscriminado dos DDTs representou uma forte pressão de seleção sobre as populações de *A. aegypti*. Com a seleção de indivíduos resistentes, o novo cenário urbano da América Latina e a intensificação dos fluxos internacionais de pessoas e comércio, as regiões que não haviam erradicado o vetor viriam a se tornar fontes para o repovoamento de *A. aegypti* na América Latina (Gubler (1997), OPAS (1995)).

No início da década de 80 os fatores que mais contribuíram para o sucesso do controle do *A. aegypti* não estavam mais disponíveis, seja pela enorme quantidade de criadouros potenciais gerada ou pela seleção de linhagens de mosquitos resistentes aos inseticidas utilizados. A reintrodução tanto do vírus e do vetor levou a uma série de surtos epidêmicos, favorecidos pelo grande acúmulo de indivíduos susceptíveis ao longo do tempo em que o país esteve livre da doença (Gubler, 1997).

Com a atual estrutura urbana e as densidades das populações humanas nas cidades brasileiras um novo plano de erradicação do mosquito é inviável. Soma-se a isso o nível de resistência alcançado pelas populações de *A. aegypti* às quatro classes de inseticidas disponíveis atualmente (Braga e Valle, 2007a). Nesse cenário, o foco da vigilância entomológica passa a ser a manutenção das populações de vetores em níveis seguros, a fim de evitar novas epidemias de dengue. Dessa maneira, é possível estabelecer as prioridades do programa de vigilância entomológica, alocando melhor os recursos disponíveis em áreas prioritárias (por exemplo, áreas de altas densidades do vetor ou portas de entrada para a reintrodução, como portos e aeroportos (OPAS, 1995)).

#### **1.4 Ciclo de transmissão da dengue e modelagem epidemiológica**

O ciclo de transmissão da dengue é usualmente caracterizado pela interação entre a população humana e a população do vetor em um determinado local. A manutenção do ciclo depende que um vetor suscetível adquira o vírus de uma pessoa infectada e, posteriormente, encontre uma pessoa suscetível, transmitindo o vírus de volta a população humana. Uma vez infectado, o mosquito pode transmitir o vírus para o resto de sua vida (Rodhain e Rosen, 1997). Apesar de a transmissão vertical do vírus (passagem de mosquito a mosquito, através do ovário da mãe para a prole) ter sido demonstrada em laboratório (Joshi et al. (1996) e Joshi et al. (2002)), existem poucas evidências de que no campo isso ocorra com frequência, o que torna o contato entre vetores não infectados e pessoas infectadas essencial para a manutenção da população viral (Zeidler et al., 2008).



A transmissão do vírus é modulada por uma complexa relação de fatores inerentes à população humana, às populações de vetores no local e a interação entre essas populações (Lifson, 1996). Para compreender a importância relativa destes diferentes fatores, muitas vezes recorre-se à modelagem matemática, na qual a dinâmica de transmissão do vírus entre hospedeiros e vetores é representada por um sistema de equações diferenciais ordinárias, onde cada equação descreve a dinâmica de um estado possível da população em relação a doença. Como um exemplo da forma básica destes modelos pegaremos o modelo desenvolvido por Estevas e Vargas (1999):

$$\begin{aligned}
\frac{dS_h}{dt} &= u_h \times N_h - L_h \times S_h \times \frac{I_v}{N_v} - u_h \times S_h \\
\frac{dI_h}{dt} &= L_h \times S_h \times \frac{I_v}{N_v} - (u_h + d) \times I_h - y \times I_h \\
\frac{dR_h}{dt} &= y \times I_h - u_h \times R_h \\
\\
\frac{dS_v}{dt} &= u_v \times N_v - L_v \times S_v \times \frac{I_h}{N_h} - u_v \times S_v \\
\frac{dI_v}{dt} &= L_v \times S_v \times \frac{I_h}{N_h} - u_v \times I_v \\
\\
N_h &= S_h + I_h + R_h; \\
N_v &= S_v + I_v
\end{aligned} \tag{1.1}$$

$S_h$  e  $S_v$  representam respectivamente as frequências de humanos e vetores suscetíveis.  $I_h$  e  $I_v$  são as frequências de infectados em cada população (prevalência), enquanto  $R_h$  é a frequência de humanos recuperados da infecção.  $N_h$  e  $N_v$  representam as respectivas populações totais e  $L_h$  e  $L_v$  representam as taxas de contatos efetivas, ou seja, contatos que transmitem o vírus para cada uma das populações.  $d$  é a taxa de mortalidade associada à doença e  $y$  a taxa de recuperação da doença.  $u_h$  e  $u_v$  são as taxas de natalidade e mortalidade de cada população. Nesse caso os autores assumiram a que taxa de natalidade é igual a taxa de mortalidade para cada população, simplificando o problema.

Esses modelos auxiliam na tentativa de determinar limiares de transmissão da doença, conhecido em epidemiologia como o número reprodutivo básico,  $R_0$ , que pode ser entendido como o número de novos casos causados pela introdução de 1 indivíduo infectado na população (Anderson, 1991). Valores de  $R_0$  abaixo de 1 indicam que a doença não se espalhará, enquanto que valores maiores que 1 indicariam risco de epidemia. Assim, quanto maior o valor de  $R_0$ , maior a força de infecção da doença e maior sua velocidade de espalhamento. As diferentes versões de modelos propostos chamam atenção para características do mosquito que sejam especialmente interessantes para o processo epidemiológico e para as possíveis intervenções que ajudem a reduzir o valor de  $R_0$  e, conseqüentemente, evitar a propagação de surtos epidêmicos (Halstead, 2007).

Estes modelos tem origem nos primeiros modelos matemáticos para doenças transmissíveis, propostos para malária (nesse caso, o principal vetor é o mosquito *Anopheles gambiae*) por Sir Ronald Ross e posteriormente incrementado por McDonald et al. (1968). Segundo Dye (1992), o  $R_0$  para esse modelo é dado pela expressão:

$$R_0 = a^2 \times \frac{M}{H} \times b \times c \times \frac{p^n}{-r \times \ln(p)} \quad (1.2)$$

Em que  $M$  é a densidade de mosquitos no local e  $H$  é a densidade de humanos susceptíveis. A taxa de contato entre pessoas e mosquitos é representada por  $a$  (frequência de repasto sanguíneo dos mosquitos),  $c$  é a probabilidade de um mosquito susceptível se infectar ao se alimentar de uma pessoa infectada e  $b$  é a probabilidade de um mosquito infectado passar o vírus a uma pessoa susceptível, O intervalo entre a entrada do vírus no mosquito e o momento em que este passa a transmitir o vírus (período de incubação extrínseco - *EIP*) é representado por  $n$ ,  $p$  é a taxa de sobrevivência diária dos mosquitos adultos e  $r$  se refere a taxa diária média de recuperação da doença nas pessoas. A taxa  $L_h$  do modelo (1) pode ser representada por  $a \times b$ , enquanto que a taxa  $L_v$  por  $a \times c$ , chegando a expressão de  $R_0$  (2). Essa decomposição pode ser interessante se estivermos interessados em

testar fatores associados especificamente à interação homem-mosquito.

Uma outra medida usada em epidemiologia de doenças transmitidas por vetores se refere a taxa média de novas infecções diárias por mosquito infectado, chamada Capacidade Vetorial (Dye, 1992). Essa medida está claramente relacionada ao  $R_0$  (Maciel-de Freitas et al., 2008a), porém permite analisar melhor os parâmetros referentes às interações vírus-mosquito e mosquito-homem, desconsiderando a interação vírus-homem. A capacidade vetorial de um mosquito é dada pela expressão (Dye, 1992):

$$C = a^2 \times \frac{M}{H} \times b \times c \frac{p^n}{-\ln(p)} \quad (1.3)$$

Com essa medida podemos isolar as características dos mosquitos epidemiologicamente mais importantes, servindo de guia para ações de combate à dengue. Por exemplo, vemos que a capacidade vetorial está diretamente relacionada à taxa média de picadas por mosquito e à razão entre as densidades de mosquitos e pessoas no local. A relação entre a sobrevivência do mosquito e o período de incubação do vírus no mosquito,  $EIP$ , também influenciam na capacidade vetorial do mosquito, representando uma possível fonte de intervenção (Carbajo et al. (2001) e Read e Thomas (2009)). Na esperança de reduzir a densidade de mosquitos na área, alguns autores propõe a introdução de machos estéreis na população (Scott et al. (2002), Yakob et al. (2008)).

Uma versão modificada deste modelo epidemiológico foi implementado para avaliar o controle populacional com o inseticida para adultos na forma de aerosol (Newton e Reiter, 1992). Os autores modelaram o efeito da aplicação do inseticida como reduções bruscas e pontuais nas densidades de *A. aegypti* no local e concluíram que essa redução não tem muito efeito sobre a prevalência da doença, apesar de poder retardar um pouco o início de uma epidemia. Luz et al. (2003) desenvolve um modelo estruturado com 2 sub-populações para que se possa considerar heterogeneidade espacial na população do vetor. Na análise dos parâmetros de entrada do modelo, os resultados indicaram que a taxa de mortalidade do mosquito e o

tempo de incubação do vírus no mosquito (*EIP*) seriam os fatores mais importantes, mesmo considerando-se alguma heterogeneidade espacial na densidade das populações de vetores.

#### 1.4.1 Dificuldades encontradas na modelagem epidemiológica

Dada a complexidade do ciclo de transmissão da dengue, uma clara dificuldade é obter estimativas confiáveis dos parâmetros descritos acima. Essa dificuldade motivou um grande número de experimentos de laboratório e em campo a respeito da biologia do *Aedes aegypti* (seção 2.1), porém, na maioria das vezes, os parâmetros encontrados são locais, o que impede uma extrapolação para outras áreas. Dye (1992) reconhece essa dificuldade e sugere que os estudos passem a ter um caráter comparativo, onde a quantidade de parâmetros a ser estimada pode ser reduzida.

A aplicação de modelos matemáticos a séries históricas de dengue é dificultada pela sub-notificação de casos. Apesar de infecções assintomáticas serem preferíveis para o indivíduo, essas também transmitem o vírus, representando uma fonte de risco para a população (Kuno, 1997). A imunização específica conferida pelos sorotipos introduz outra incerteza ao modelo. Como os diagnósticos médicos não são específicos para cada sorotipo do vírus, isso gera uma confusão sobre a real proporção de pessoas susceptíveis à doença na área (Halstead, 2007). O grau e o tempo de imunização cruzada conferido por sorotipo também são fontes de incerteza pois, além de modificar a população de pessoas susceptíveis a cada sorotipo, podem modificar os riscos de casos das formas agravadas da doença (Ferguson et al., 1999).

Vimos que a densidade de mosquitos na área é um fator crítico para a transmissão de dengue, e, nesse sentido, diversos modelos matemáticos e computacionais foram criados na tentativa de prever as populações de *A. aegypti* num momento futuro ou prever o efeito de intervenções nessa população (Focks et al. (1993a), Newton e Reiter (1992), Luz et al. (2003), Yang e Ferreira (2003), Otero et al.

(2008)). Porém, a densidade de vetores local é uma estimativa e características específicas da população e do ambiente em questão podem interferir nessa estimativa, dependendo do método de coleta utilizado. Dentre os modelos propostos poucos consideram os efeitos que o processo de amostragem pode introduzir na estimativa da densidade de vetores. O presente trabalho se propõe a analisar esses possíveis efeitos, considerando um tipo específico de armadilha para vetores comumente utilizado, as armadilhas para oviposição.

### 1.5 Modelagem populacional de *Aedes aegypti*

Assim como os modelos epidemiológicos, a dinâmica populacional de *A. aegypti* também pode ser descrita por sistemas de equações diferenciais. Em geral, um sistema de equações são necessárias. Isso decorre do ciclo de vida do mosquito, que por ser holometábolo (possuir uma fase natante e outra alada com metamorfose completa) impede que sua dinâmica populacional seja bem representada por uma única equação. Usualmente, o ciclo de vida do mosquito é dividido em 4 fases: ovo, larva, pupa e adulto, cada uma representada por uma equação (seção 1.5). Aqui enumeraremos alguns exemplos de modelos populacionais desenvolvidos para o *A. aegypti*, mas antes deve-se fazer uma distinção entre modelos preditivos, que pretendem responder quantitativamente questões sobre a densidade do mosquito, e modelos estratégicos, que se propõem a verificar os diferentes fatores que atuam no sistema, indicando possíveis relações gerais (Turchin, 1998).

Um modelo da dinâmica populacional de *A. aegypti* baseado em equações de estado toma a seguinte forma básica (Focks et al. (1993a), Yang e Ferreira (2003), Otero et al. (2008)):

$$\begin{aligned}
 \frac{dO}{dt} &= o \times A - l \times E - u_E \times E \\
 \frac{dL}{dt} &= l \times E - p \times L - u_L \times L \\
 \frac{dP}{dt} &= p \times L - a \times P - u_p \times P \\
 \frac{dA}{dt} &= a \times P - u_A \times L
 \end{aligned}
 \tag{1.4}$$

Em que  $O$ ,  $L$ ,  $P$  e  $A$  representam, respectivamente, as densidades de ovos, larvas, pupas e adultos, enquanto que  $o$  representa a taxa de oviposição,  $l$  a taxa de eclosão dos ovos,  $p$  a passagem de larvas para pupas e  $a$  representa a taxa de emergência de adultos. Os termos  $u_x$  representam as taxas de mortalidade associadas a cada estágio  $x$ . Assim como nos modelos epidemiológicos, essa estrutura pode ser utilizada para avaliar possíveis intervenções no sistema. Por exemplo, a aplicação de inseticidas na forma de aerossol pode ser representada como uma mortalidade adicional na fase de adultos enquanto que larvicidas representariam uma mortalidade na fase de larvas.

O CIMSim é um exemplo de expansão deste tipo de modelo, um dos mais completos modelos preditivos implementado até hoje (Focks et al., 1993a). Esse é um programa de simulação onde as fases do mosquito são modeladas com equações de estado, todas dependentes da temperatura do ambiente. O grande mérito desse programa é separar a dinâmica das fases imaturas entre diferentes classes de criadouros, permitindo que se manipule as quantidades de criadouros para o mosquito. Assim, a dinâmica das fases imaturas descrita na equação 1.4 ocorre independentemente em cada uma das classes de criadouros modeladas e cada uma dessas contribuirá com uma determinada fração da população de adultos no local. Uma limitação desse programa é que a densidade estimada para a população de adultos na área é homogênea. Ainda assim, esse modelo tem sido aplicado com sucesso em diversas ocasiões (Focks et al. (1993b), Hopp e Foley (2001), Williams et al. (2008b)).

Um pressuposto dos modelos de transmissão vetorial é que o risco de transmissão aumenta linearmente com a probabilidade de encontro entre uma pessoa e um vetor, que assume-se ser igual ao produto da densidade de vetores e pessoas nas áreas (consideradas espacialmente homogêneas). Essa premissa, chamada de “Lei de ação de massas”, é frequentemente criticada nos processos de modelagem, pois pode introduzir um erro na estimativa que estamos querendo calcular (Keeling e Grenfell, 2000). Se a população de *Aedes aegypti* for considerada uniforme na

área, o risco de transmissão de dengue será igual para todos os indivíduos, porém se a população estiver distribuída agregadamente, alguns indivíduos terão maior probabilidade de contrair a doença e uma modelagem baseada na lei de ações de massas não será capaz de indicar esse risco diferenciado.

Nessa conjuntura surge a necessidade de representar a variação espacial da população de mosquitos em estudo. A maneira mais flexível de introduzir heterogeneidade espacial em modelos de dinâmica da população de *A. aegypti* é a utilização de modelos espacialmente explícitos (Dunning et al., 1995).

Otero et al. (2008) desenvolveu um modelo estocástico espacialmente explícito para a população de *Aedes aegypti* em Buenos Aires. Esse é derivado de um modelo de estados de fase onde são representados os quatro estágios do ciclo de vida do mosquito, acoplados a uma grade espacial. Nessa grade espacial permite-se que as quantidades de criadouros variem entre os elementos. Apenas as fêmeas em fase de oviposição são capazes de dispersar, sendo os processos de dispersão e oviposição dependentes da quantidade de criadouros no local. Um objetivo estratégico desse modelo era analisar a persistência de uma população de *Aedes* ao longo dos anos, dependendo da quantidade de criadouros no local. Entre os fatores que favorecem a estabilidade da população no local está a dispersão dos indivíduos, uma hipótese bastante difundida quando se tratam de populações estruturadas no espaço (Clobert et al., 2004).

Otero et al. (2008) considerou o processo de amostragem por armadilhas de oviposição e validou o modelo desenvolvido, comparando os índices de positividade gerados (seção 1.7.1), com os índices obtidos pelo monitoramento em uma região da cidade de Buenos Aires. Nesse estudo as armadilhas foram consideradas todas iguais e igualmente atrativas a um criadouro. Esse é o primeiro trabalho de modelagem de populações de *Aedes aegypti* em que o espaço e o processo de amostragem é considerado.

### 1.5.1 Modelos Baseados em Indivíduos

Apesar de ser espacialmente explícito, dentro de cada célula da grade o modelo descrito acima também se baseia na premissa de populações homogêneas (Otero et al., 2008). A princípio pode-se reduzir o tamanho da célula a fim de ganhar mais detalhe na estrutura espacial, porém, a maneira mais flexível de se trabalhar a variação espacial na população é com uma modelagem baseada em indivíduos (“Individual-Based Modelling”, *IBM*), uma técnica que se tornou possível e se popularizou nas últimas décadas com o desenvolvimento dos computadores pessoais (Huston et al., 1988).

*IBMs* são modelos computacionais em que cada elemento da população é representado independentemente dos outros (Giacomini, 2007). Por exemplo, ao invés de dividir os indivíduos em classes etárias, pode-se simular o ciclo de vida de cada um e, posteriormente, verificar a estrutura etária da população. Ao representar a dinâmica por indivíduo, essa técnica captura bem a variabilidade inerente aos sistemas biológicos, porém é bastante intensiva computacionalmente. Essa flexibilidade permite lidar com questões antes desconsideradas da teoria ecológica, como a variação no comportamento dos indivíduos e a heterogeneidade espacial do ambiente. Assim, essa técnica é bastante interessante para integrar estudos em diferentes níveis da organização biológica. Por exemplo, o comportamento do indivíduo pode ser representado como uma função de seu estado fisiológico, integrando ecologia e fisiologia (DeAngelis e Mooij (2005), Huston et al. (1988)).

Criando *IBMs* espacialmente explícitos podemos incorporar mais facilmente elementos do ambiente de estudo. Expandindo o exemplo anterior, o comportamento de cada indivíduo pode ser uma função de sua fisiologia e do ambiente em que está inserido. A aplicação desses modelos impulsionou avanços teóricos em estudos de dispersão, comportamento animal e ecologia da paisagem (DeAngelis e Mooij (2005), Zollner e Lima (1999)).



### 1.5.2 Modelagem orientada a padrões

Ao implementar *IBMs* são necessárias estimativas de um grande número de parâmetros, representando fontes de erro para o modelo, que podem ser introduzidos tanto pela própria estimativa, como na maneira com que se determina a interação entre os parâmetros, ou seja, na maneira como modelamos os processos biológicos (Wiegand et al., 2003). A flexibilidade e o grande número de parâmetros que os *IBMs* levam a impressão de que esses poderão ajustar bem aos dados empíricos, independentemente da validade dos processos modelados (Grimm et al., 2005). Assim, uma forma de verificar a validade das simulações é desejável.

A modelagem orientada a padrões é uma técnica que permite que se avalie e refine os resultados das simulações baseadas em indivíduos (Wiegand et al., 2003). Assim como os *IBMs*, essa técnica se baseia na hierarquia entre os níveis de organização biológica. Acredita-se que as propriedades de uma população deva emergir a partir das interações entre seus indivíduos. Assim, ao modelarmos processos no nível dos indivíduos devemos ser capazes de observar os padrões populacionais observados em campo (Wiegand et al., 2003).

Essa proposta em si não é inovadora, em ciências estamos constantemente buscando padrões na natureza e seus processos geradores. Porém, ao estabelecer um protocolo prático chamamos a atenção para algumas características do processo de modelagem que devem ser consideradas: a definição do padrão a ser utilizado como referência; a síntese de informações biológicas disponíveis sobre os processos modelados (regras do modelo); a estimação dos parâmetros necessários e a comparação sistemática entre os padrões observados em campo e os padrões simulados. Esse protocolo pode se repetir inúmeras vezes até que se encontre padrões simulados compatíveis com os reais, impedindo assim a propagação de erros e conclusões precipitadas sobre os processos modelados (Wiegand et al., 2003).

Essa abordagem pode ser útil quando temos uma grande quantidade de variáveis de difícil estimação para nosso modelo, mas temos um padrão bem definido em um nível hierárquico acima. Assim, a comparação entre os resultados obti-

dos com o modelo e os padrões reais permite que se restrinja a faixa de valores possíveis das variáveis desconhecidas (Wiegand et al., 2003). Na prática pode-se utilizar mais de um padrão para refinar os resultados das simulações. Quanto mais padrões forem utilizados, maior será a confiabilidade do modelo, porém mais difícil será o ajuste aos dados empíricos (Grimm et al., 2005).

A modelagem orientada a padrões associada aos modelos baseados em indivíduos formam um novo paradigma em modelagem ecológica, capaz de analisar diferentes processos e ajudar na estimação de parâmetros do sistema biológico em estudo. Esse novo paradigma não depende das premissas usualmente adotadas pelos modelos de equações de estado, permitindo que se avalie questões que antes não podiam ser tratadas, ampliando assim o potencial da modelagem ecológica (Huston et al., 1988). Porém essas técnicas dependem de um grande esforço computacional e não costumam ser aplicadas à populações com um grande número de indivíduos (Scheffer et al., 1995). Até o momento esse novo paradigma não foi aplicado na modelagem de populações de *Aedes aegypti*.

## 1.6 Distribuição espacial das populações

A distribuição espacial de populações é dividida classicamente em três padrões: regular, aleatória ou agregada. Estudos de variação na abundância espacial de espécies iniciaram-se na área de entomologia aplicada, onde, em geral, a escala de amostragem é a planta que serve de alimento e/ou habitat para o inseto. De um modo geral, as espécies são raras ou ausentes na maior parte dos locais pesquisados e abundantes nos locais onde ocorrem, levando a distribuições agrupadas, ou seja, distribuições de frequência de ocorrência assimétricas, com longa cauda à esquerda (Gaston, 2003).

A distribuição estatística que mais tem sido usada para ajustar curvas de distribuição de abundância é a binomial negativa. Nessa distribuição, a probabilidade de observarmos  $x$  indivíduos em uma unidade de amostra é dada pela expressão (Gaston, 2003):

$$P_x = \left(1 + \frac{\mu}{k}\right)k \times \frac{(k+x+1)!}{x!(k-1)!} \times \frac{\mu}{\mu+k} \times x \quad (1.5)$$

O parâmetro  $k$  é empírico e indica o grau de agrupamento da população. Valores baixos indicam um alto agrupamento enquanto valores de  $k$  mais altos indicam uma distribuição mais próxima da aleatória. Um problema dessa distribuição é que o valor de  $k$  depende da média da população local ( $\mu$ ), o que impede a utilização desse parâmetro para caracterizar a biologia da espécie (Gaston, 2003).

Através de trabalhos empíricos, essencialmente monitoramento de pragas agrícolas, Taylor (1961), desenvolveu uma relação geral que relaciona as variâncias ( $s^2$ ) e as médias ( $m$ ) de censos populacionais, através de uma função potência (equação 1.6). Posteriormente, em comparações com diversos táxons em experimentos de escalas espaciais variadas (da superfície de vermes planos para censos populacionais de ciliados à área dos EUA para humanos), essa relação foi revalidada e expandida, necessitando apenas ajustes em alguns grupos (Taylor et al., 1980).

$$s^2 = a \times m^b \quad (1.6)$$

A distribuição espacial de populações pequenas tende a ser melhor ajustada por uma distribuição de Poisson (Gaston, 2003). Assim, a tendência é que o valor do coeficiente  $a$  dessa expressão seja próximo de 1. Em relação ao valor do expoente  $b$ , Taylor e Taylor (1979) propõe ser decorrente do comportamento da espécie e independe do tamanho da população em questão.

Como o padrão espacial de uma população varia com a densidade local, o expoente  $b$  da lei de potência de Taylor (1.6) é um descritor mais simples da biologia da espécie, que o parâmetro  $k$  da distribuição Binomial Negativa, equação 1.5 (Gaston (2003), Taylor e Taylor (1979)). Assim, se  $b$  é maior que 1, a variância entre as coletas tende a crescer mais rapidamente que a média destas, indicando uma tendência ao agrupamento. Tipicamente, espécies sociais apresentam essa ca-

racterística enquanto espécies territorialistas levarão a uma relação com expoente  $b < 1$  (variância cresce menos rápido que a média), mostrando uma tendência a distribuições regulares com o aumento da população. Quando  $b$  não é significativamente diferente de 1, consideramos que a população se mantém aleatoriamente distribuída, independente do seu tamanho (Taylor e Taylor, 1979).

Alguns autores questionam o modelo de redistribuição dos indivíduos proposto (Taylor e Taylor, 1979), indicando que a distribuição agregada da população pode ser causada por processos demográficos e por estocasticidade ambiental (Anderson et al. (1982) e Hanski e Woiwood (1993)). Outros autores criticam a relação empírica observada (equação 1.6). Downing (2004) demonstra que o coeficiente  $b$  das relações estimadas pode ser enviesado, dependendo do número de coletas realizadas e do número de amostras por coleta, além das variações de tamanho da população estudada. Tokeshi (1995) argumenta que as relações observadas são artefatos matemáticos, pois em planos de amostragem em que o número de armadilhas utilizadas é fixo, o coeficiente  $b$  da equação de Taylor tipicamente variará entre 1 e 2, o que é encontrado na prática (Kendal, 2004). Yamamura (1990) demonstra que a regressão depende da unidade amostral utilizada.

Apesar das críticas recebidas, os coeficientes dessa relação são úteis em programas de vigilância entomológica, ajudando a definir o número de armadilhas a serem utilizadas (Silver, 2008) e em relacionar a abundância da população e sua ocupação (Gaston, 2003), como veremos a seguir, na seção 1.7.1.

## 1.7 Estimação populacional através de índices

O alto potencial reprodutivo e a independência de densidade na fase adulta do mosquito fazem com que a dinâmica populacional do *A. aegypti* seja muito irregular, o que dificulta que se estime o tamanho populacional em cada local. A alta taxa de mortalidade diária dificulta a utilização de métodos de marcação e recaptura para estimar o tamanho da população. Mesmo que pudessem ser utilizados, estes métodos são demorados e representam uma entrada de indivíduos

na população, tornando-os indesejáveis como ferramenta de rotina em ações em saúde pública. Dessa forma, são precisos índices que, rapidamente, nos indiquem a densidade de *Aedes aegypti* no local. Idealmente, o índice utilizado deve depender apenas do tamanho da população estudada e essa relação deve ser linear (Greenwood, 1996).

Motivada pelo ciclo de transmissão da dengue, o principal objetivo da amostragem de *A. aegypti* é indicar a população de mosquitos adultos no local. Porém, por conveniência prática existem métodos para cada fase do ciclo de vida do mosquito, o que dificulta a comparação entre os índices gerados. Na prática, a escolha pelo método de amostragem dependerá do orçamento e tempo disponível, além dos objetivos específicos do estudo (Braga et al. (2000), Nelson (1995), OMS (1997)).

Classificaremos os diversos métodos de amostragem existente em métodos passivos, aqueles que consistem apenas na vistoria do local e métodos ativos, que se utilizam de armadilhas ou outros aparatos para atrair os mosquitos.

### 1.7.1 Métodos de amostragem passiva

No Brasil, a principal ferramenta de vigilância epidemiológica é a pesquisa larvária (Braga e Valle, 2007b). Esse monitoramento é um método de amostragem passivo feito através dos inquéritos domiciliares, onde agentes de saúde visitam as regiões alvos, coletando informações sobre a presença de larvas de *Aedes aegypti* nas áreas visitadas. Padronizou-se apresentar os dados de infestação em três índices principais, chamados usualmente de índices “*Stegomyia*”:

$$\begin{aligned} IR &= N^{\circ} \text{Recipientes Positivos} / N^{\circ} \text{Recipientes Totais} \times 100 \\ IP &= N^{\circ} \text{Imóveis Positivos} / N^{\circ} \text{Imóveis Totais} \times 100 \\ IB &= N^{\circ} \text{Recipientes Positivos} / N^{\circ} \text{Imóveis Totais} \times 100 \end{aligned} \tag{1.7}$$

Esses índices foram propostos no início do século passado e usados como instrumentos dos programas de erradicação do *A. aegypti* e da febre amarela urbana

nas Américas. Chegaram a ser determinados valores críticos para um controle efetivo da febre amarela urbana ( $IR = 15\%$ ,  $IP = 5\%$  e  $IB = 5\%$ , Scott e Morrison (2003)). Porém, ainda não se conseguiu estabelecer limiares para o risco de dengue baseados nesses índices (Focks, 2003). Surtos de dengue continuaram a surgir em Singapura, mesmo após 20 anos de controle entomológico de sucesso, onde manteve-se o Índice Predial (IP) abaixo de 1 (Scott e Morrison, 2003).

Apesar de indicarem regiões prioritárias e serem importantes no planejamento de intervenções, esses apresentam apenas o percentual de ocupação sem informar a densidade de mosquitos no local. Outro problema associado a pesquisa larvária é que, como todos os recipientes são tratados igualmente, esses índices não ajudam na identificação de criadouros mais produtivos (prioritários) (Focks, 2003).

Além disso, a abundância na fase de larvas é apenas indiretamente associada a densidade de adulto e, conseqüentemente, ao risco de transmissão de dengue na área (Braga e Valle, 2007b). pois na fase larvar ocorre uma alta mortalidade, dependente de fatores climáticos e da densidade de larvas em cada criadouro (seção 2.1).

Na fase de pupas, a taxa de mortalidade é baixa, estando a densidade de pupas diretamente relacionada à densidade de adultos no local. Isso fez com que, nos últimos anos, tenha-se recomendado a razão de pupas por pessoas como um indicador do risco de dengue na área, chegando a ser calculados limiares para transmissão da doença (Focks et al. (2000), Focks e Alexander (2006)). Uma limitação dessa medida é que o efeito de coorte e o curto intervalo de tempo que dura a fase de pupa (seção 2.1) faz com que essa estimativa varie muito. Em um criadouro pode não haver pupa alguma em um determinado dia e, no mesmo local no dia seguinte, podem haver diversas pupas. Diante dessas dificuldades, diversos métodos de amostragem ativa foram propostos.

### 1.7.2 Métodos de amostragem ativa

Dois métodos clássicos (sem uso de armadilhas) indicam a densidade da população de adultos do vetor na área: a aspiração e a “isca humana”. O primeiro se utiliza de aspiradores especialmente desenvolvidos para a vigilância entomológica (Clark et al., 1994), com os quais os agentes de saúde vasculham o local visitado na busca por mosquitos. Apesar de se ter padronizado o tempo de aspiração, existe uma grande variabilidade no real esforço de coleta, devido à diferenças na experiência de captura entre os agentes de saúde. Outro problema é o comportamento de repouso do mosquito, que, normalmente, escolhe locais de difícil acesso. Dessa forma é virtualmente impossível saber a eficiência deste método (Braga et al., 2000).

O uso de isca humana é um método bastante trabalhoso e eticamente polêmico, pois é necessário expor pessoas a picada do mosquito e, conseqüentemente, ao risco de dengue (Nelson, 1995). Esse método também é de difícil padronização, pois sabe-se que a atração exercida pelos odores humanos dependerá da pessoa que esteja se expondo às picadas dos mosquitos (Williams et al., 2006). Por último, a população de *Aedes* estimada é na verdade a população local de fêmeas em fase de maturação dos ovos, pois apenas essas se alimentam de sangue. Assim, esse método tem sido pouco utilizado, exceto para estudos específicos voltados para o comportamento de alimentação das fêmeas de *A. aegypti* e a interação homem-vetor (Focks, 2003).

### 1.7.3 Armadilhas de Oviposição

Os métodos de amostragem com armadilhas de oviposição (ovitampas) surgem como uma alternativa de padronizar os itens inventariados (Fay e Eliason, 1966). Assim como o uso da “isca humana”, os métodos baseados em oviposição geram indicadores apenas da parcela de fêmeas grávidas da população total de mosquitos na área. Como apenas as fêmeas grávidas se alimentam de sangue (seção 2.1.3), estas armadilhas medem a população que é relevante do ponto de vista

da transmissão de dengue.

As ovitrampas são aparelhos de simples manuseio e altamente eficientes, no sentido de serem capazes de identificar a presença de mosquitos mesmo em situações de baixas densidades de vetores, quando a pesquisa larvária e o método da isca humana se mostraram menos eficientes (Braga et al. (2000), Chadee (1986)). A rigor uma ovitrampa é um recipiente de tamanho padronizado que se deixa no campo, contendo água e algum substrato rígido próximo a superfície da água, onde serão depositados os ovos (Colbert e Chadee, 1993). Em geral, utiliza-se uma paleta de madeira com papel de germinação de aproximadamente 3 cm (Steinly et al., 1991), porém pode-se fazer adaptações que estendam a área de oviposição, como a utilização de tecidos (Lenhart et al., 2005) ou a utilização de mais de uma paleta por armadilha (Regis et al., 2008).

Uma ovitrampa não retém os adultos, assim, uma fêmea pode colocar ovos em mais de uma armadilha. Além disso, os ovos presentes em uma armadilha podem ter sido depositados por diversas fêmeas (Colbert e Chadee, 1993). Esses recipientes são em geral de plástico preto, pois estudos indicam que superfícies escuras são mais atrativas (Lima et al. (1989), Fay e Eliason (1966)). Esse é um aparato extremamente barato que pode até mesmo ser construído com pneus inutilizados (Pena et al., 2004).

Um cuidado que se deve ter é recolher as armadilhas semanalmente, a fim de evitar que essas se tornem criadouros de mosquito. Ao final de uma semana, as armadilhas são retiradas e os resultados são analisados com base no número de ovos coletados nos recipientes. Dois tipos de índices são mais comumente usados, índices de positividade (IPO) e de densidade (EDI):

$$IPO = \frac{N^{\circ} \text{ Armadilhas Positivas} \times 100}{\text{Total de armadilhas}} \quad (1.8)$$

$$EDI = \frac{\sum \text{Ovos na área}}{\text{Total de armadilhas}} \quad (1.9)$$



O índice de positividade (IPO) relaciona a quantidade de locais em que a espécie está presente e o total de locais amostrado, ou seja, este se refere à ocupação da espécie na área. O índice de densidade de ovos (EDI, “Egg Density Index”), definido como a média de ovos por armadilha na área, é um indicador quantitativo, relativo à abundância da espécie na área (Gomes, 2002). O IPO é um índice rápido e fácil de ser obtido enquanto que o EDI é bastante trabalhoso, pois envolve a identificação e contagem de todos os ovos presentes na armadilha. Isso é agravado, pois para a identificação é necessário deixar os ovos eclodirem e as larvas chegarem a fase de adultos. Por exemplo, em um mês de monitoramento de um local densamente povoado por *A. aegypti* obteve-se uma média de até 2500 ovos por armadilha, na armadilha modificada por Regis et al. (2008), com 3 paletas de oviposição.

A relação entre a ocupação e a abundância de uma espécie na área é um tema bastante estudado em ecologia (Gaston, 2003). Essa relação associada à dificuldade de se identificar e contar todos os ovos coletados fizeram com que o índice de positividade tenha sido proposto para caracterizar as populações do vetor (Mogi et al. (1990), Bellini et al. (1996), Wilson e Room (1983)). Para inferir a abundância a partir da ocupação precisa-se antes caracterizar o grau de agrupamento da população estudada. Assim, esse processo pode ser separado em três partes: uma fase de estimação da relação entre os índices, uma fase de validação dessa relação e o seguinte monitoramento. A princípio, a relação é local e deve ser estimada para cada área estudada (Mogi et al., 1990). Porém, com base nos trabalhos de Taylor (Taylor et al. (1978), Taylor e Taylor (1979)), seria possível estimar uma única relação, que caracterizaria o grau de agrupamento da espécie. Bellini et al. (1996) estimou a relação entre o índice de densidade e de positividade de *A. albopictus* em uma cidade da Itália e, posteriormente, verificou que essa relação poderia ser utilizada para prever a abundância em outra cidade. Outros autores sugerem métodos para se estimar diretamente a abundância a partir da ocupação, porém as estimativas geradas são imprecisas (He e Gaston (2000),

Warren et al. (2003)).

### **1.7.3.1 Críticas e modificações nas armadilhas de oviposição**

Dois pontos negativos são levantados em relação ao uso de índices baseados em ovitrampas para quantificar o risco de transmissão de dengue na área. Ambas as críticas motivaram modificações nas armadilhas utilizadas, que veremos a seguir.

Primeiro, assim como a pesquisa larvária, o número de ovos coletados não se traduz diretamente no número de adultos na área. A alta mortalidade de larvas e o caráter temporário dos sítios de oviposição impedem que índices baseados em contagem de ovos sejam usados para antecipar aumentos na população de mosquitos (Focks (2003) e Reiter (2007)). Nesse sentido alguns mecanismos podem ser adaptados na armadilha de oviposição para que essa passe a capturar as fêmeas adultas.

Uma solução encontrada foi o uso de uma tira adesiva adaptada no substrato de oviposição prendendo a fêmea que pousa para ovipor. Esse mecanismo foi proposto por diversos autores, apesar de diferenças na estrutura básica da armadilha (Ritchie et al. (2003), Facchinelli et al. (2007), Gama et al. (2007)). Outro mecanismo é uma armadilha mecânica onde a fêmea consegue entrar pela cavidade superior da armadilha, porém fica presa no interior da armadilha, sem conseguir depositar seus ovos na água presente no recipiente (Donatti e Gomes, 2007). Essas armadilhas permitem que se estabeleçam índices de positividade e densidade baseados nas coleções de adultos, tendo uma maior significado epidemiológico.

Segundo, o índice gerado pode ser significativamente influenciado por condições ambientais locais. A rigor, o mosquito percebe as ovitrampas apenas como mais um sítio de oviposição. Nesse sentido, a ovitrampa não difere dos demais criadouros e a presença destes outros criadouros pode ter um efeito significativo na coleção de ovos ou de adultos das armadilhas de oviposição, o que foi proposto por diversos autores (Focks (2003), Krockel et al. (2006), Lima et al. (1989), Maciel-de Freitas et al. (2008b), Sithiprasasna et al. (2003)). Num exemplo ilustrativo

Focks (2003) argumenta que o número de ovos em uma ovitrampa deixada num quarteirão com 10 criadouros alternativos deve ser o mesmo número deixado por uma população de mosquitos duas vezes maior, num quarteirão onde existam 20 criadouros alternativos.

Reiter et al. (1991) propõe que uma infusão de feno a 10% aumenta a atratividade da armadilha, aumentando assim sua eficiência na captura de fêmeas grávidas. O autor demonstra que uma combinação entre armadilhas com infusão de feno a 10% e 100% maximiza os resultados do monitoramento entomológico. Outros extratos, em sua maioria vegetais, também são utilizados como atraentes de oviposição de *A. aegypti* (Roque (2007), Sant'ana et al. (2006)). A eficiência de captura de infusões vegetais foi validada em diversos trabalhos de campo, apesar de, por questões práticas, grande parte desses trabalhos utilizarem apenas a infusão a 10% (Chadee et al. (1993), Rawlins et al. (1998) e Polson et al. (2002)). Existem ainda propostas de atraentes sintéticos isolados a partir desses extratos vegetais, que seriam comercializados (Ganesan et al. (2006), Roque e Eiras (2008)). Isso simplificaria o processo de preparo das armadilhas, porém a tendência é que se aumente o custo do processo.

As armadilhas de oviposição são alternativas para a vigilância entomológica baratas e de simples manuseio (Focks, 2003), mas grande parte dos pesquisadores envolvidos reconhece a potencial interferência dos criadouros na probabilidade de captura de mosquitos nas armadilhas. Apesar dos esforços para o melhoramento do aparato de coleta, não há, até o momento, uma abordagem sistemática para avaliar a interferência de criadouros alternativos nos índices baseados em armadilhas de oviposição. Essa dissertação pretende avaliar essa influência com base em um modelo computacional de uma população de *Aedes aegypti*. Antes faremos uma breve descrição das armadilhas mais comumente utilizadas no Brasil.

### 1.7.3.2 Armadilhas mais comumente utilizadas no Brasil

Atualmente, o uso de ovitrampas é a alternativa mais comum à pesquisa larvária. Em geral, essas armadilhas são preparadas com infusões de gramíneas e monitoradas semanalmente. Além da ovitrampa, outras duas armadilhas de oviposição são utilizadas no Brasil: a Adultrap (Donatti e Gomes, 2007) e a mosquiTRAP (Eiras, 2002). Ambas foram desenvolvidas para reter as fêmeas adultas de *A. aegypti*.

A Mosquitrap é uma armadilha com funcionamento semelhante à descrita por Ritchie et al. (2003) e Facchinelli et al. (2007). Essa consiste num recipiente escuro, com um reservatório de água, que atrairá fêmeas em busca de locais de oviposição. No interior do recipiente é adaptada uma fita adesiva, que irá reter os mosquitos adultos. Como isca pode-se utilizar água, água com infusão de gramíneas ou o o AtrAedes, um atraente de oviposição sintético, extraído de infusões vegetais (Fávaro et al., 2006). Em um estudo comparativo observou-se que o AtrAedes é uma isca mais eficiente que a água, porém não se observa diferenças entre esse e as infusões de gramíneas (Roque, 2007). Essa armadilha também é conhecida como “mosquitrapa”.

A Adultrap é uma armadilha que combina estímulos visuais e atrativos de oviposição para capturar fêmeas de *A. aegypti* que estejam em fase de oviposição. Essa se baseia em uma armadilha mecânica: o mosquito atraído até a armadilha fica preso em uma cavidade côncava (Donatti e Gomes, 2007). Como atraente pode-se utilizar água ou água com infusões de gramíneas, porém estudos indicam que a infusão de gramíneas não altera significativamente o poder de atração da armadilha (Gomes et al. (2007) e Maciel-de Freitas et al. (2008b)). Assim, propõe-se que a armadilha possa ser preparada apenas com água da torneira (Gomes et al., 2008).

A “BG-Sentinel” é uma armadilha desenvolvida para capturar mosquitos que estejam em busca de sangue para se alimentar. Assim, essa não é uma armadilha de oviposição. Para atrair os mosquitos, essa armadilha combina estímulos visuais,

um sistema de captura por ventilação e um atraente a base de ácido láctico e amônia, o “BG-Lure”, que simula odores exalados pela pele humana (Krockel et al., 2006). Esta tem sido usada no Brasil, sobretudo na comparação de métodos de captura de *A. aegypti* (Krockel et al. (2006) e Maciel-de Freitas et al. (2006)). O peso e o alto custo do equipamento dificultam que esse seja empregado com mais frequência (Williams et al., 2007).

## 1.8 Objetivos

Dada a importância da estimação populacional do *Aedes aegypti* para a saúde pública, e a dificuldade de se conhecer a real abundância desta espécie empiricamente, esse trabalho pretende avaliar o impacto esperado de fatores ambientais na geração de índices de infestação através de análise de cenários teóricos. Assim, pode-se combinar a estimação populacional e a modelagem orientada a padrões, descrita acima, na qual buscamos compreender os mecanismos geradores dos padrões observados.

O objetivo específico deste trabalho é entender a relação entre a dinâmica populacional de *A. aegypti* e a geração de indicadores de infestação por armadilhas de oviposição, avaliando-se a precisão e acurácia desses indicadores em diferentes cenários ambientais.

Dessa forma, três principais metas para esse trabalho foram estabelecidas:

- Desenvolver um modelo computacional baseado em indivíduos para representar o processo de amostragem de uma população de *A. aegypti* com armadilhas de oviposição em diferentes cenários ambientais;
- Validar esse modelo computacional com padrões populacionais observados em campo;
- Estabelecer em que situações o resultado dos sistemas de monitoramento com armadilhas de oviposição é influenciado por condições ambientais.

# Capítulo 2

## Implementação do Modelo Computacional

Para responder as perguntas da seção 1.8, um modelo computacional foi desenvolvido em Python (van Rossum e Drake, 2001), uma linguagem de programação totalmente orientada a objetos. Segundo Turchin (1998), O modelo criado pode ser visto como estratégico ou explanatório, pois o objetivo é, a partir de certas premissas, construir hipóteses sobre a interferência de condições ambientais nos resultados de monitoramento com armadilhas de oviposição. Porém, antes de descrever o modelo é necessária uma revisão bibliográfica a respeito de alguns aspectos da biologia do *Aedes aegypti*.

### 2.1 Estratégias bionômicas do *Aedes aegypti*

Como a maior parte dos dípteros, o *Aedes aegypti* tem estratégias de vida correspondente a fase  $r$  da curva logística, ou seja, possuem rápido ciclo de vida, pequeno tamanho corporal, grande prole e pouco ou nenhum cuidado parental (Stubbs (1977), Begon et al. (2006)). Sendo um mosquito bastante antropofílico, muitas de suas estratégias de vida estão associadas ao meio urbano.

#### 2.1.1 Ciclo de vida

O *Aedes aegypti* é uma espécie holometábolo, em seu ciclo de vida ele passa por uma metamorfose completa. Este pode ser dividido em 4 fases: ovo, larva, pupa

e adulto Christophers (1960). Apesar de apenas os adultos serem importantes para o ciclo epidemiológico da dengue, as outras fases possuem particularidades que têm implicações para o monitoramento e controle do mosquito.

As fêmeas colocam os ovos em superfícies rígidas, próximas a superfície da água em locais que possam armazenar água, chamados criadouros. Os ovos eclodem quando entram em contato com a água, muitas vezes após chuvas, o que explica a correlação entre as densidades de *A. aegypti* e índices de precipitação locais (Li et al., 1985). Após imersos em água, a eclosão de ovos ocorre em média entre 2 e 3 dias (Christophers (1960), Southwood et al. (1972)), porém os ovos são bastante resistentes podendo ficar mais de 400 dias fora da água e ainda viáveis (da Silva e da Silva, 1999). Esse é um grande empecilho para os programas de erradicação, pois permite que mesmo uma população isolada consiga sobreviver a época seca, voltando a proliferar com a chegada de nova época chuvosa.

A fase larvar pode ser dividida em quatro estágios (instars), de acordo com o desenvolvimento da larva. Nessa fase os indivíduos se alimentam de bactérias, algas unicelulares e alguns micro-invertebrados planctônicos presentes na água (Navarro et al., 2003). Grande parte dos ovos são colocados em recipientes pequenos e efêmeros, com concentrações de alimento limitadas. Assim, podemos ter uma alta mortalidade associada a competição intra-específica nesse estágio (Southwood et al. (1972), Subra e Mouchet (1984)). Avaliando apenas as taxas de emergência de adultos, é como se cada criadouro pudesse contribuir com uma quantidade máxima de adultos para o meio independente da quantidade de ovos depositada neste (Southwood et al., 1972). Isso motiva o atual foco dos programas de controle de vetores na redução de criadouros (Focks e Alexander (2006), Tun-Lin et al. (1995)). Se, ao contrário disso, apenas aplica-se inseticida no local, a tendência é que haja a seleção dos indivíduos mais resistentes ao inseticida e, a longo prazo, o efeito sobre a densidade local de adultos é baixo (Luz et al. (2009)).

Após completar o desenvolvimento como larva, o indivíduo empupa, quando ocorrem as transformações no corpo do indivíduo que passará da forma natante a

forma alada. Estima-se que a 25° C a fase larvar dure ao todo de 7 a 9 dias e a fase de pupa de 2 a 3 (Rodhain e Rosen (1997)). A mortalidade na fase de pupa é muito baixa e ocorre um efeito de coorte, ou seja, o fato de uma larva empupar estimula outras larvas, que estejam no estágio final de desenvolvimento, a também empuparem (Focks (2003)).

### **2.1.2 Sobrevivência e longevidade**

Tradicionalmente postulou-se que a sobrevivência da forma adulta de *Aedes aegypti* seria representada por uma taxa constante, independente da idade. Estudos sugerem que essa a probabilidade de sobrevivência diária do mosquito esteja entre 0.7 e 0.8 para machos e 0.83 a 0.95 para as fêmeas (Reiter, 2007), o que resulta numa longevidade média em torno de 5 dias para os machos e entre 10 e 20 dias para fêmeas. Experimentos em laboratório indicaram que na verdade a senescência ocorre na espécie e a probabilidade de sobrevivência do indivíduo decresça com a idade do mesmo (Styer et al., 2007). Maciel-de Freitas et al. (2007a) verificou que o modelo de mortalidade dependente da idade do mosquito se ajustou melhor aos dados de campo. Porém, para detectar esse efeito de senescência é necessário um grande número de mosquitos, o que faz com que o modelo de sobrevivência independente da idade seja ainda largamente usado tanto em trabalhos de campo quanto em modelos matemáticos (Styer et al. (2007)).

### **2.1.3 Ciclo gonotrófico: Oviposição e Alimentação**

As fêmeas de *Aedes aegypti* são monogâmicas e acredita-se que a fecundação ocorra uma única vez na vida, até 24 horas após a sua emergência (Pates e Curtis (2005), Christophers (1960)). Devido à curta longevidade dos machos e ao efeito de coorte na formação das pupas, a fecundação é provavelmente feita por machos que tenham emergido em um local próximo, possivelmente no mesmo criadouro. Após ser fecundada a fêmea passa a alternar períodos em que se alimenta de sangue, em busca de proteínas necessárias para a maturação dos ovos, e períodos em que está



em busca de locais para ovipor. Fêmeas e machos da espécie podem se alimentar de açúcares vegetais e nectar, mas apenas as fêmeas da espécie se alimentam de sangue (Canyon et al. (1999a)).

A primeira fase de alimentação do ciclo gonotrófico dura em média 3 dias, enquanto que as fases de oviposição e as seguintes fases de alimentação duram aproximadamente 2 dias. Esse tempo maior na primeira fase do ciclo gonotrófico está associado ao amadurecimento dos ovários da fêmea (Christophers (1960)). Assim, uma fêmea que sobreviva 15 dias passa por de 3 a 4 períodos de alimentação e de oviposição. Ambas as fases podem ser prolongadas de acordo com as condições ambientais (Chadee (1997), Canyon et al. (1999b)).

A alimentação sanguínea se dá preferencialmente de dia, mas estudos de laboratório indicam que a fêmea também pode se alimentar à noite (Canyon et al., 1999b). Um repasto sanguíneo não é completo e a fêmea precisa de mais de uma refeição para concluir a maturação dos ovos. Em média de 2 a 3 refeições são necessárias para cada fêmea por fase de oviposição (Trpis e Hausermann, 1986), porém, pode-se chegar a até 6 repastos sanguíneos em 2 dias (Canyon et al., 1999b). Esse comportamento representa um risco maior a saúde pública, pois aumenta as chances de que haja um encontro entre o mosquito infectado e uma pessoa suscetível. Esse risco é potencializado pois o vírus ao infectar e se replicar no mosquito, se aloja preferencialmente em sua probóscide, fazendo com que o mosquito precise de mais tempo para terminar sua alimentação e aumentando as chances de essa ser interrompida e o mosquito procurar outro indivíduo para se alimentar (Platt et al., 1997).

A oviposição ocorre em substratos sólidos próximos a superfície da água em reservatórios que tendem a ser pequenos e efêmeros, como vasos de plantas e pneus descartados Reiter (2007). Em Nova Orleans, nos EUA, pneus representavam apenas 6% do total dos reservatórios inspecionados e possuíam 25,7% do total das formas imaturas Focks et al. (1981). Relações semelhantes a essa são encontradas no mundo todo, o que motivou o conceito de criadouros-chave, ou seja, classes de

criadouros que, mesmo sem serem muito frequentes, são responsáveis pela maior proporção de adultos produzidos (Chadee (2004), Tun-Lin et al. (1995), Maciel-de Freitas et al. (2007a), Montgomery et al. (2004), Souza-Santos (1999)). Assim, uma das limitações da pesquisa larvária (seção 1.6) é que todos os criadouros são tratados igualmente, independente de sua produtividade, o que não reflete bem o risco de transmissão de dengue e impede que se estabeleça criadouros prioritários para o controle (Focks, 2003).

Locais protegidos do vento e do sol e recipientes escuros são escolhidos preferencialmente para a oviposição. Observa-se que a quantidade de ovos no recipiente está positivamente correlacionada com o volume de água em seu interior e com a área da lâmina de água (Badano e Regidor (2002), Harrington et al. (2008), Vezzani e Albicocco (2009)). A oviposição se dá em locais de água doce, podendo ocorrer em água, porém existe uma preferência por água que contenha bactérias, como águas de lagoas, chuvas e esgotos. Locais de alta salinidade ou tratados com cloro costumam ser preteridos pelas fêmeas (Navarro et al. (2003), Ponnusamy et al. (2008)).

A presença de ovos e larvas conspecíficos num determinado criadouros pode servir tanto como um estímulo a oviposição como um repelente. Esse controle é feito de acordo com a concentração de determinados compostos orgânicos liberados pelos ovos de *A. aegypti*. Concentrações baixas servem como estimulante enquanto que concentrações acima de um limiar previnem a oviposição por parte da fêmea naquele criadouro (Williams et al., 2008a). Esse mecanismo ilustra o balanço entre fatores que controlam a dispersão como os riscos de tentar se estabelecer em um local despovoado e os custos de se estabelecer em um local saturado (Clobert et al., 2004). Dois compostos orgânicos foram extraídos de ovos de *A. aegypti* e estuda-se a utilização desses em programas de controle de vetores e de vigilância entomológica Ganesan et al. (2006).

Ao longo de cada fase de oviposição, a fêmea não deposita seus ovos num único criadouro, mas os distribui em diversos criadouros ao longo dos, aproximada-

mente, 2 dias que duram cada fase de oviposição. Cada fêmea deposita em média 10,94 ovos por local visitado, porém a distribuição do número de ovos depositados por evento de oviposição é extremamente assimétrica, com 29% das fêmeas colocando apenas 1 ou 2 ovos Reiter (2007). Colton et al. (2003) utilizou marcadores moleculares para determinar o grau de parentescos de ovos coletados em recipientes no campo e em laboratório. Em laboratório foram encontradas em média 6,2 famílias por recipiente, enquanto que no campo esse número variava bastante. Tipicamente se observou deslocamentos curtos entre uma oviposição e outra (15 metros), porém essa distância pode chegar a 100 metros, que foi creditado à ausência de criadouros na área, pois o estudo foi realizado em época seca. Como os reservatórios são pequenos e instáveis, essa a distribuição dos ovos em diferentes sítios previne um efeito de competição ainda maior sobre as larvas, além de conferir um menor risco de extinção à população local. Além disso, o efeito de coorte nas pupas e a fecundação logo após a emergência levariam a um alto grau de endocruzamentos (Reiter, 2007).

Em estudos de laboratório estabeleceu-se uma “hierarquia entre os fatores que controlam a oviposição”(Williams et al., 2008a). Nesse estudo observou-se que a oviposição distribuída ocorre quando há a disponibilidade de criadouros, porém, nos experimentos realizados, quase todos os ovos foram depositados em até 72 horas, independente da quantidade de criadouros disponível para oviposição (1 ou 3). Isso indica que o fator que mais regula a oviposição é o tempo de maturação dos ovos, seguido pela disponibilidade de outros criadouros e a oviposição distribuída. Nesses estudos porém, não foi testada a situação em que não há criadouros no local e sabe-se que a ausência de criadouros num local pode forçar a fêmea a prolongar seu estágio gonotrófico de oviposição, retendo os ovos até que ache um local para ovipor (Chadee, 1997).

#### 2.1.4 Deslocamento

Os estudos sobre o deslocamento de *Aedes aegypti* podem ser divididos em duas categorias de acordo com os objetivos dos experimentos. Uma categoria é formada por trabalhos cuja motivação é entender a origem dos casos de dengue na área e se baseia nos resultados de vigilância entomológica e na evolução de casos da doença numa determinada área. Já a outra categoria é formada por trabalhos realizados para determinar o potencial de invasão da espécie em novas áreas e se utiliza de experimentos de marcação, soltura e recaptura, estando mais preocupada com os limites superiores do potencial de deslocamento dos indivíduos no local.

Isso gera uma confusão a respeito dos resultados sobre o deslocamento da espécie. Sabe-se que a proporção de mosquitos recapturados em casas vizinhas ou na mesma casa é em geral muito maior que em casas distantes umas das outras (Harrington et al. (2001), Trpis e Hausermann (1986), Getis et al. (2003)). O alto grau de agrupamento dos casos de dengue também indicam um baixo deslocamento dos mosquitos em campo (Kuno (1997), Mammen et al. (2008)). Porém no que se refere ao deslocamento máximo, a distância percorrida por um mosquito pode ultrapassar 1 km Honório et al. (2003). Assim, a frequência de deslocamentos de mosquitos numa população deve ser caracterizada por uma distribuição assimétrica, com longa cauda à direita. Ou seja, tipicamente os mosquitos se deslocam pouco, porém alguns poucos indivíduos podem estender bastante o potencial de dispersão da espécie (Harrington et al., 2005).

Dessa forma, necessita-se de métricas para quantificar esse potencial. Inicialmente se postulou uma dispersão máxima de até 30 metros a partir do sítio de emergência, porém experimentos feitos com fêmeas grávidas indicaram que esse limite claramente subestima a dispersão dos indivíduos da espécie (Reiter (2007), Honório et al. (2003), Muir e Kay (1998)). Três métricas foram desenvolvidas para caracterizar o padrão de dispersão de mosquitos (Morris et al., 1991): a distância média viajada por mosquito, “Mean Distance Traveled” (MDT), a mediana entre as distâncias percorridas pelos mosquitos, “Flight Range”,  $FR_{50}$  e a distância

percorrida por 90% da população ( $FR_{90}$ ).

Muir e Kay (1998) indicam valores de MDT iguais a 56 metros para fêmeas e 35 m para machos. Em um experimento comparativo entre duas regiões do Rio de Janeiro observaram-se valores de 53,15 m em uma região densamente povoada e 80,94 m em uma região de povoamento menos denso, na época seca. Já na época chuvosa, os valores obtidos foram 39,49 metros na área densa e 86,87 na área menos densa, porém, não se observaram diferenças estatisticamente significativas no deslocamento em relação à época seca ou chuvosa (Maciel-de Freitas et al., 2007a). Observou-se também, confirmando os hábitos urbanos da espécie, que a dispersão não ocorre para dentro de áreas de floresta (Maciel-de Freitas et al., 2006). A diferença no potencial de deslocamento do mosquito de acordo com a densidade humana local também foi encontrado por outros autores (Harrington et al. (2005), Tsuda et al. (2001)).

Com relação ao estado fisiológico dos indivíduos, Russel et al. (2005) não observou diferenças entre fêmeas alimentadas com sangue e não alimentadas, considerando que ambos os grupos apresentaram uma distância média percorrida (MDT) igual a 78 m. Em contraste, em um trabalho de marcação e recaptura de indivíduos com armadilhas de oviposição colocadas em anéis de diferentes raios de distância em relação ao centro da área, onde foram liberados fêmeas fecundadas e alimentadas com sangue. O deslocamento até o 3º dia chegou a 100 metros, enquanto que no 4º dia o deslocamento máximo chegou a 530 metros Reiter (2007). Os três primeiros dias coincidem com o tempo médio da maturação dos ovos na primeira fase gonotrófica, indicando que o deslocamento pode ter sido maximizado pela fase de oviposição. Muir e Kay (1998) também encontraram diferenças no deslocamento das fêmeas, provavelmente associadas ao ciclo gonotrófico, enquanto os machos da espécie possuem um deslocamento médio diário constante. Esses resultados levaram à alguns autores sugerirem que o deslocamento das fêmeas é “guiado pela oviposição”(Reiter et al. (1995),Edman et al. (1998)).

Atualmente, as medidas mais utilizadas são a distância média e a distância

máxima percorrida por mosquito, porém nenhuma dessas leva em consideração o tempo decorrido desde a soltura até a recaptura. Muir e Kay (1998) dividiram a estimativa de MDT obtida pelo número de dias de recapturas, estimando um deslocamento diário médio de aproximadamente 19 metros para as fêmeas, estatisticamente semelhante ao encontrado para machos, o que indica que as diferenças em MDT encontradas podem ter sido influenciadas pelas diferenças nas taxas de mortalidade entre os gêneros. Dessa forma, o potencial de dispersão da população pode ser melhor representado se tivermos a distância média percorrida por dia e a probabilidade de sobrevivência diária dos mosquitos (Muir e Kay, 1998). Modificando a análise acima para considerar o número de mosquitos capturados por dia, obtemos um deslocamento diário médio de 22,2 e 21,2 metros para fêmeas e machos respectivamente. Os dados de Maciel-de Freitas et al. (2007a) indicam uma dispersão diária de aproximadamente 27 metros para a área de habitação menos densa e entre 8 e 10 metros para a área mais densa, independentemente da época do estudo.

Além das diferentes métricas adotadas, o método de coleta empregado também pode ser responsável por diferenças nas estimativas de dispersão da espécie (Harrington et al., 2005). Como vimos na seção 1.7, cada método é influenciado por comportamentos específicos do mosquito. Descontadas as diferenças referentes a metodologia de amostragem e a métrica adotada, a variação nas estimativas de dispersão de *A. aegypti* não deve ser vista como uma falha de conhecimento, mas sim como uma indicação da plasticidade do potencial de deslocamento do organismo em resposta às condições ambientais e ao seu estado interno (Holyoak et al., 2008). Dessa forma, modelos populacionais devem ser capazes de capturar essa variabilidade.

### **2.1.5 Influências ambientais no ciclo de vida**

As variáveis do ciclo de vida do mosquito podem variar consistentemente de uma localidade para outra ou até mesmo entre dois anos de uma mesma localidade

(Scott et al., 2000). Muitas dessas variações podem ser atribuídas à variáveis ambientais. Condições de baixa umidade relativa do ar reduzem a sobrevivência do mosquito (Canyon et al., 1999a). Nessas condições o mosquito também tende a se deslocar menos e se manter em locais de repouso, usualmente escuros e úmidos (Harrington et al., 2005).

Sabe-se que temperaturas baixas tendem a desacelerar o desenvolvimento do mosquito. Em condições de laboratório, a 28° C, o tempo total desde a imersão do ovo em água até a emergência do adulto é de aproximadamente 10 dias (Christophers, 1960). Em condições de campo, essa fase pode durar de 36 dias a 18° a 8,5 dias à 30° C, porém, observa-se um leve aumento nessa fase em temperaturas superiores a 30° C (Beserra et al., 2006). Em Porto Rico, a correlação entre os casos de dengue e a temperatura local foi menor em áreas cuja temperatura média gira em torno de 30° C, a temperatura ótima para o desenvolvimento de *Aedes aegypti* (Johansson et al., 2009). Devido a esses fatores, em temperaturas abaixo de 25° C, o poder de invasão da espécie é reduzido, implicando que, em regiões de limite da distribuição da espécie, a temperatura média de inverno atua como um modulador da expansão geográfica da espécie, ou seja, quanto maior a temperatura, maior será a expansão (Glasser e Gomes, 2002).

Para o estado de São Paulo, a pluviosidade mostrou-se um fator secundário para a expansão do *A. aegypti* (Glasser e Gomes, 2002), possivelmente devido aos altos níveis de precipitação que essa região do Brasil está sujeita. Assim como ocorre para a temperatura, a correlação entre os casos de dengue e o nível de pluviosidade local é menor em áreas de precipitação média anual acima de 1800 mm (Johansson et al., 2009). Em todo o mundo, o período de maior abundância da espécie ocorre na época chuvosa e, frequentemente, se observa um aumento na população local após as primeiras chuvas da estação. Esse aumento ocorre com um atraso, que pode ser explicado pelo desenvolvimento das fases aquáticas do mosquito (Johansson et al. (2009), Moore et al. (1978)).

## 2.2 Descrição e Estrutura do Modelo

O modelo proposto é estruturado em duas partes: o ambiente - definido como uma área (espaço bidimensional), na qual estão distribuídos criadouros (sítios de oviposição naturais), segundo uma distribuição de probabilidade; e uma população de mosquitos adultos, que podem se deslocar livremente e colocar ovos nestes criadouros. O experimento virtual consiste em colocar armadilhas (sítios de oviposição especiais) neste ambiente 'natural' para mensurar indicadores da abundância de mosquitos na área (índices de infestação).

Como não são introduzidos outros fatores ambientais no modelo, estamos, assumindo implicitamente que todos os outros fatores que podem interferir no ciclo de vida do *Aedes aegypti* estão distribuídos homogeneamente no espaço, inclusive a população humana local.

Computacionalmente, tanto a área quanto mosquitos, armadilhas e criadouros são objetos modelados individualmente, com seus atributos e métodos característicos. As posições de cada elemento (mosquitos, armadilhas e criadouros) são restritas aos limites da área, porém podem tomar qualquer valor real dentro desses limites, ou seja, este é um modelo de espaço contínuo. O tempo, por sua vez, é discreto.

### 2.2.1 Definição do ambiente

A área do ambiente é um quadrado de lado  $dim$ . As unidades foram parametrizadas de forma que um *pixel* seja equivalente a 1 metro, e assim representar a escala de dispersão do mosquito, como veremos a frente (seção 2.3). Nessa área foram espalhados criadouros, que são os sítios de oviposição de *Aedes aegypti*. Um criadouro no modelo corresponde a qualquer local que retenha água no campo, capaz de receber visitas de fêmeas grávidas. Os criadouros modelados são uniformes, isto é, são igualmente atraentes, e possuem uma capacidade infinita de receber ovos. Podem ser criados ambientes com densidades variadas de criadouros.

Dois padrões de distribuição espacial de criadouros foram simulados: alea-



tório e agrupado. O padrão aleatório foi modelado a partir de uma distribuição uniforme, sorteando valores entre 0 e o limite da área ( $dim$ ) para as coordenadas de posição de cada criadouro. Os padrões agregados de criadouros foram simulados, a partir de quatro criadouros iniciais, dispostos regularmente. Ao redor de cada um desses quatro pontos, foram distribuídos um quarto dos criadouros totais do ambiente (exceto os quatro iniciais), de acordo com uma função normal bivariada, como podemos ver na fórmula abaixo:

$$(x_i, y_i) = (x + N_{(0,d)}, y + N_{(0,d)}) \quad (2.1)$$

em que:

$(x_i, y_i)$  é o vetor de posição do criadouro a ser colocado;

$(x, y)$  é o vetor de posição do criadouro centro;

$N_{(0,d)}$  é uma variável aleatória normal de média 0 e desvio padrão  $d$ ;

O desvio padrão  $d$  é inversamente proporcional ao grau de agrupamento da distribuição, ou seja, quanto maior for o valor de  $d$ , maior será o espalhamento dos criadouros, tornando assim a distribuição menos agregada.

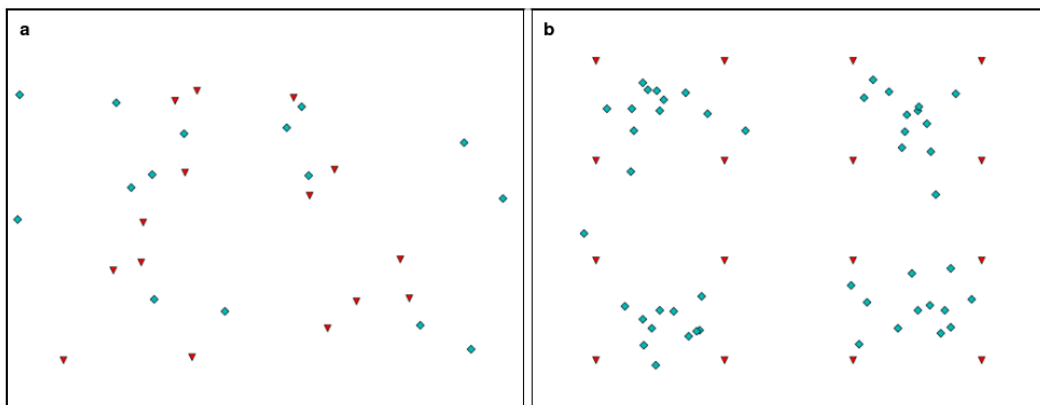


Figura 2.1: Armadilhas (triângulos escuros) e criadouros (losangos claros) dispostos aleatoriamente (a). Armadilhas dispostas regularmente e criadouros agrupadamente (b).

## 2.2.2 Características comportamentais do mosquito modelado

Como vimos anteriormente, os machos são de interesse secundário do ponto de vista epidemiológico. Além disso, as capturas de machos em armadilhas de oviposição são apenas acidentais, raramente ultrapassando os 5% do total de capturas (Gomes 2007, Honório et al, submetido). Dessa forma, no nosso modelo apenas as fêmeas são consideradas e quando nos referirmos a mosquitos estamos considerando apenas as fêmeas adultas, exceto quando explicitamente denominados.

Inicialmente, as fêmeas são distribuídas aleatoriamente na área, onde poderão se locomover e colocar ovos. Nas simulações todas as fêmeas estão fecundadas, isto é, todos os mosquitos modelados são capazes de colocar ovos, dependendo do seu estágio gonotrófico.

### 2.2.2.1 Amadurecimento

Para simular o ciclo gonotrófico das fêmeas de *Aedes aegypti*, uma variável binária de controle foi criada (*gono*). O estágio *gono* 0 indica que o mosquito em questão está na fase de amadurecimento dos ovos, isto é, não está em busca de criadouros, enquanto que o estágio *gono* 1 indica a fase de oviposição. A duração de cada estágio é de dois passos da simulação (2 *dias*).

Para cada mosquito modelado, é sorteado um estágio gonotrófico inicial, com igual probabilidade. Não foi modelada senescência, assim o amadurecimento dos mosquitos consiste apenas na atualização de seu estágio gonotrófico.

### 2.2.2.2 Oviposição

Estando na fase de oviposição (*gono*=1), o mosquito busca identificar em sua vizinhança (definida como um círculo de raio, *rovip*, em torno dele), todos os locais disponíveis para por os ovos (armadilhas e/ou criadouros). Para realizar a busca é necessário calcular a distância ( $d_{ic}$ ) entre cada mosquito  $i$  e cada criadouro ( $c$ ) no mapa. Esse cálculo é feito a partir das coordenadas de posição (x,y) de cada elemento e o raio de oviposição dos mosquitos.

Pelo teorema de Pitágoras temos que:

$$(x_c - x_i)^2 + (y_c - y_i)^2 = d_{ic}^2 \quad (2.2)$$

O algoritmo compara a distância calculada ( $d_{ic}$ ) e o raio de oviposição do mosquito ( $rovip$ ), retornando a lista de criadouros que se encontram dentro do raio de oviposição do mosquito  $i$ . Dentro da vizinhança, todos os criadouros são percebidos igualmente, independentemente da distância em relação ao mosquito. Podemos assim, calcular a quantidade de criadouros ( $R$ ) na vizinhança de cada mosquito.

### Algoritmo

**Para** cada Mosq:

*listaCriadEnc* = [ ]      lista de criadouros encontrados pelo mosquito (vazia)

**Para** cada Criadouro:

**Se**  $d_{ic}^2 < rovip^2$ :

*listaCriadEnc* = *listaCriadEnc* + Criadouro

**Fim Se**

**Fim Para**

$R$  = comprimento(*listaCriadEnc*)

**Fim Para**

O mesmo algoritmo é utilizado para determinar o número de armadilhas na vizinhança do mosquito ( $T$ ). Os valores de  $T$  e  $R$  serão importantes para determinar onde serão colocados os ovos (equação 2.4) e para o deslocamento como veremos na seção seguinte.

Esse é um algoritmo intensivo e o custo computacional cresce muito com o aumento no número de mosquitos, armadilhas ou criadouros. Para reduzir esses cálculos, foi introduzida uma grade na área, com células de tamanho igual ao raio de oviposição do mosquito. Dessa forma, ao invés de comparar as posições de criadouros de toda a área, a busca se restringe à célula atual do mosquito e suas nove células vizinhas, sem que haja uma redução na percepção do mosquito. A grade foi introduzida apenas como suporte ao algoritmo, sendo a oviposição, assim como o deslocamento, realizados num espaço contínuo.

### 2.2.2.3 Deslocamento

O deslocamento dos mosquitos é feito através de incrementos independentes em cada coordenada de posição. Esses incrementos são sorteados a partir de uma distribuição uniforme entre o deslocamento máximo permitido ( $desloc$ ) e o seu simétrico ( $-desloc$ ), figura 2.2 (a). Temos assim, um passeio aleatório em duas dimensões, com o tamanho do passo variável.

Os indivíduos que por ventura ultrapassam os limites da área têm suas posições atualizadas, reentrando na área pela extremidade oposta, ou seja, não são modelados movimentos de migração. Nesse sentido, a área consiste num torus.

Como vimos anteriormente, trabalhos empíricos indicam que a dispersão de fêmeas de *Aedes aegypti* pode ser bem diferente de acordo com o estágio gonotrófico e a disponibilidade de criadouros no local onde se encontra. Por essa razão, dois modelos de deslocamento foram adotados:

— O primeiro, onde o deslocamento máximo ( $desloc$ ) é fixo e independe da quantidade de criadouros encontrados, chamaremos esse modelo de deslocamento de neutro;

— O segundo, onde o deslocamento máximo ( $desloc$ ) é menor quanto maior a quantidade de locais de oviposição na vizinhança do mosquito ( $rovip$ ), este modelo será chamado de adaptativo;

Essa mudança no deslocamento dos indivíduos foi modelada de acordo com a seguinte equação:

$$desloc = \begin{cases} dMax0 & \text{se } gono = 0 \\ \frac{dMax1}{1+T+R} & \text{se } gono = 1 \end{cases} \quad (2.3)$$

em que:

$R$  - é o número de criadouros dentro do raio de oviposição do mosquito;

$T$  - é o número de armadilhas dentro do raio de oviposição do mosquito;

$desloc$  - é o deslocamento máximo em cada coordenada de posição (x,y).

Como podemos ver na equação acima e no algoritmo de oviposição, as diferenças nos padrões de movimentação modelados só se dão após a primeira fase de oviposição (*gono 1*). Enquanto que no modelo neutro o deslocamento máximo é sempre igual a  $dMax0$ , no deslocamento adaptativo esse valor pode se alterar durante cada fase de oviposição. Após essa fase, o mosquito terá seu deslocamento máximo mantido até entrar novamente no estágio *gono 1*, quando este fará um novo inventário dos sítios de oviposição disponíveis ( $T + R$ ) e atualizará seu deslocamento máximo. Como veremos mais a frente, o potencial de deslocamento será maior na fase *gono 1*, sendo o deslocamento real dependente das características ambientais.

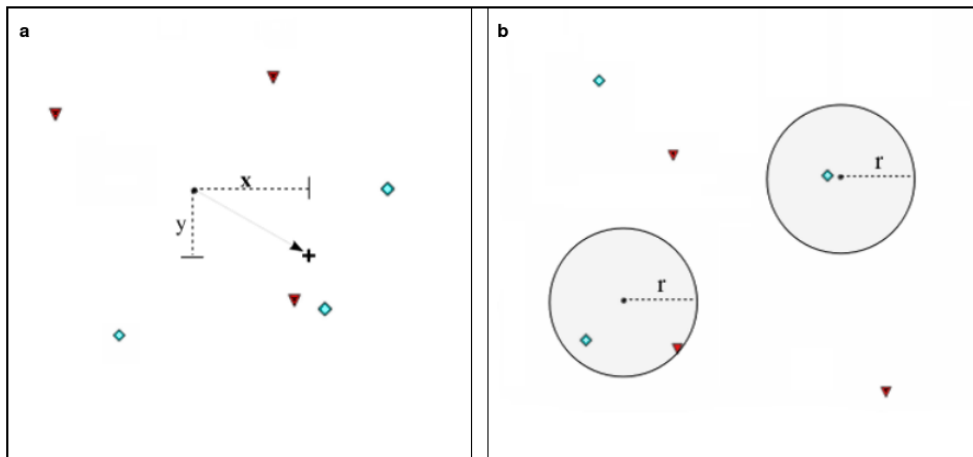


Figura 2.2: Deslocamento, o ponto preto indica a posição atual do mosquito enquanto que a cruz indica a posição no passo seguinte (a). Oviposição, área sombreada representa a área percebida pelo mosquito,  $r$  - *rovip* (b).

### 2.2.3 Amostragem populacional por armadilhas de oviposição

Tendo definido o ambiente e a população de mosquitos, o experimento virtual consiste em monitorar essa área de estudo, amostrando a população local de mosquitos. Para isso são distribuídos na área sítios de oviposição especiais, armadilhas, que são percebidas pelos mosquitos seguindo o mesmo algoritmo apresentado para os criadouros. As armadilhas diferem dos criadouros apenas por manterem um registro do número de mosquitos que ovipõe no local e por possuírem um grau de

atratividade diferenciado em relação aos criadouros naturais (definido pelo valor de atratividade nominal (*atrat*)). A atratividade nominal é definida aqui como a preferência do mosquito pela armadilha em questão, na situação em que criadouros e armadilhas são encontrados em igual número.

Por exemplo, na figura 2.2b, temos duas fêmeas em fase de oviposição. Enquanto uma encontrou apenas um criadouro, outra encontrou uma armadilha e um criadouro e terá que escolher entre um dos dois para por seus ovos. A escolha entre ovipor numa armadilha ou num criadouro, dependerá das quantidades encontradas de cada um dos dois, além da atratividade nominal da armadilha (*atrat*). A probabilidade de escolher uma armadilha,  $p$ , é dada pela equação:

$$p = \frac{a \times T}{a \times T + (1 - a) \times R} \quad (2.4)$$

em que:

$a$  - atratividade nominal da armadilha (*atrat*);

$T$  - número de armadilhas dentro do raio de oviposição do mosquito (*rovip*);

$R$  - número de criadouros dentro do raio de oviposição do mosquito (*rovip*);

Se  $p$  for um número baixo significa que temos uma armadilha de baixa atratividade ou muitos criadouros dentro do raio de oviposição do mosquito. Nessas situações, a oviposição é mais provável em um criadouro. Se  $p$  for um número alto, a oviposição é mais provável em uma armadilha. Para cada evento de oviposição, um número aleatório entre 0 e 1 é escolhido ( $r$ ) e comparado ao resultado da equação acima ( $p$ ). Se  $r$  for maior ou igual a  $p$ , a oviposição ocorrerá em um criadouro. Caso contrário, a oviposição ocorrerá em uma armadilha (figura 2.3). Dessa forma introduzimos uma estocasticidade ao modelo. Assim como para criadouros, se for decidido colocar os ovos em armadilhas e houver mais de uma armadilha, um sorteio é feito. Em cada dia, apenas um evento de oviposição ocorre para cada fêmea.

No modelo, o mosquito é prontamente liberado após ovipor nas armadilhas,

sem prejuízo algum de fitness (parâmetros fisiológicos). Assim, as armadilhas não capturam os adultos (não introduzem mortalidade no modelo), apenas registram o número de vezes que foram visitadas para oviposição. Em comparação com as armadilhas de oviposição mais comumente usadas em sistemas de monitoramento, a armadilha simulada seria uma ovitrampa ideal, pois cada fêmea deixa apenas uma marca por evento de oviposição, ao contrário da ovitrampa, porém as fêmeas não são retidas, ao contrário da mosquitrapa.

As armadilhas podem ser distribuídas regularmente ou aleatoriamente. Esses dois padrões refletem como as armadilhas são, em geral, distribuídas em campo. Nas simulações, cada sistema de monitoramento é uma combinação entre um padrão de disposição de armadilhas (aleatório ou regular), o número de armadilhas distribuídas e o valor de atratividade nominal dessas armadilhas.

#### 2.2.4 Simulação

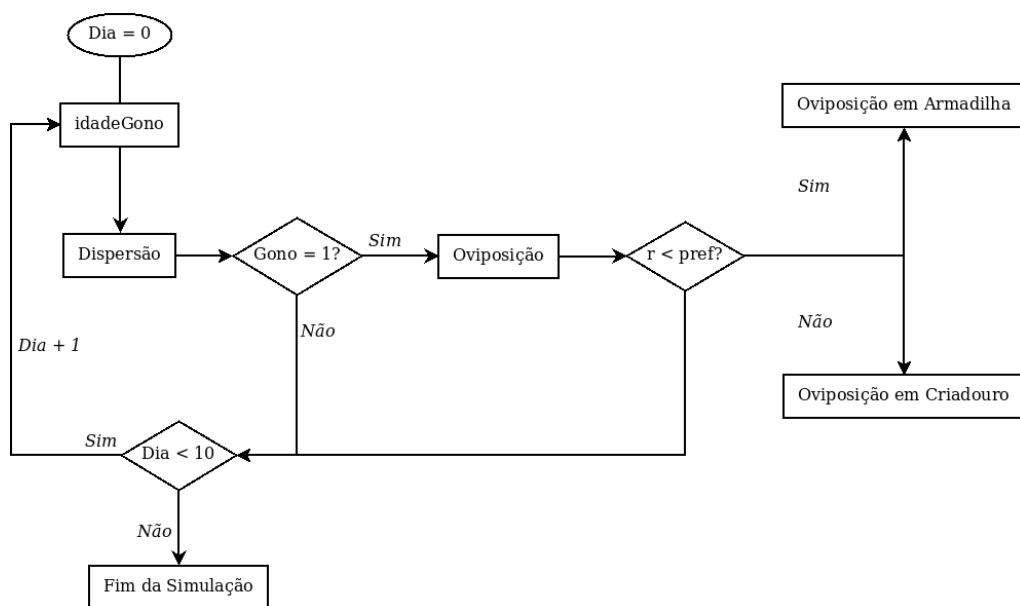


Figura 2.3: Fluxograma de funcionamento do modelo.

As armadilhas de oviposição deixadas em campo devem ser verificadas em um curto intervalo de tempo (em geral 7 dias), de modo a evitar que os ovos deixados nessas se desenvolvam e, posteriormente, venham a gerar novos mosquitos adultos.

Dessa forma as simulações desse estudo se limitam a um curto intervalo (10 passos de simulação) e as populações de mosquito são consideradas constantes durante o período, ou seja, não foi modelado o nascimento de novos indivíduos nem mortes. Vimos anteriormente que movimentos de migração também não foram modelados. Consideramos assim, populações fechadas e constantes de *Aedes aegypti*.

Cada simulação é uma realização do experimento virtual onde as armadilhas são dispostas no ambiente por um período de 10 passos. A cada passo da simulação (*dia*), os mosquitos atualizam o estágio gonotrófico (*Amadurecimento*), se locomovem (*Dispersão*), e colocam ovos (*Oviposição*) como descrito no fluxograma (figura 2.3, para cada mosquito). Ao final da simulação, temos registrados o número de “visitas” em cada armadilha, nos possibilitando calcular índices de infestação para o local.

Em simulações nas quais criadouros estão dispostos agrupadamente e os mosquitos voam de forma adaptativa, as armadilhas só são colocadas após um intervalo de 300 passos (*dias*), de modo que se estabilize a distribuição e o deslocamento dos mosquitos.

#### 2.2.4.1 Definição de termos

Diante de muitas simulações, definimos, por uma questão de clareza no texto, a **Simulação Padrão** como a simulação em que criadouros e armadilhas estão dispostos aleatoriamente e os mosquitos se locomovem de maneira neutra, ou seja, independentemente do número de sítios de oviposição na sua vizinhança.

Também por questões de clareza, a combinação entre cada disposição de criadouros e forma de deslocamento do mosquito simulados será chamada **Cenário Ambiental**, enquanto que a combinação entre a quantidade, disposição e atratividade de armadilhas será considerada um **Sistema de Monitoramento**.



#### 2.2.4.2 Armazenamento dos Resultados das Simulações

Os resultados das simulações são armazenados em arquivos de tabelas. Em um arquivo são armazenados a posição de cada armadilha e o número de mosquitos que a visitou (*Contagem*) ao final dos 10 dias, enquanto que em outro arquivo são armazenadas as posições finais de cada mosquito.

Como os resultados geram arquivos muito pesados, essas tabelas foram divididas por cenário ambiental e padrão de distribuição de armadilhas gerando arquivos menores, mais fáceis de serem carregados para análise posterior. Os cabeçalhos de cada um dos arquivos se encontram a seguir:

##### Cabeçalho do arquivo de Armadilhas

<i>nArms</i>	<i>Atrat</i>	<i>nCriad</i>	<i>nMosq</i>	<i>Semana</i>	<i>Arma</i>	<i>posX</i>	<i>posY</i>	<i>Contagem</i>
--------------	--------------	---------------	--------------	---------------	-------------	-------------	-------------	-----------------

##### Cabeçalho do arquivo de Mosquitos

<i>nArms</i>	<i>nCriad</i>	<i>nMosq</i>	<i>Semana</i>	<i>Mosquito</i>	<i>posX</i>	<i>posY</i>
--------------	---------------	--------------	---------------	-----------------	-------------	-------------

Em que *nArms*, *nCriad* e *nMosq* representam os número de armadilhas, criadouros e mosquitos, respectivamente. *Atrat* se refere a atratividade nominal da armadilha utilizada, enquanto que *Semana* se refere as diferentes replicas de cada simulação. *Mosquito* e *Arma* identificam cada elemento da simulação.

Um detalhe de implementação importante é que os valores de atratividade das armadilhas são modelados todos numa única simulação, assim essa coluna é ausente no arquivo de posições finais dos mosquitos. O objeto computacional “armadilha” possui diversos compartimentos, em que cada compartimento registra o número de capturas feitas por uma armadilha com determinado valor de atratividade nominal (item 2.3). Na prática a armadilha modelada funciona como se fossem colocadas no campo diversas armadilhas independentes no mesmo local (com diferentes graus de atratividade), em que a presença de cada uma dessas não interfere na probabilidade de captura das outras.

## 2.3 Comportamento do modelo

Terminada a implementação do modelo, alguns testes foram realizados a fim de verificá-lo e determinar os parâmetros a serem usados nas simulações. Esta seção descreve os testes realizados e seus resultados.

### 2.3.1 Oviposição

Uma das premissas do modelo é que a escolha do local de oviposição dependerá da eficiência da armadilha utilizada, mas também do número de armadilhas e criadouros presentes no ambiente, como vemos na equação 2.4. A figura 2.4 mostra a variação do valor de  $p$ , a proporção esperada de capturas, calculado para uma simulação padrão quando colocamos 144 armadilhas de diferentes valores de atratividade nominal e variamos a concentração de criadouros na área de 1 a 4000. Para essa figura consideramos que toda a área é percebida pelo mosquito.

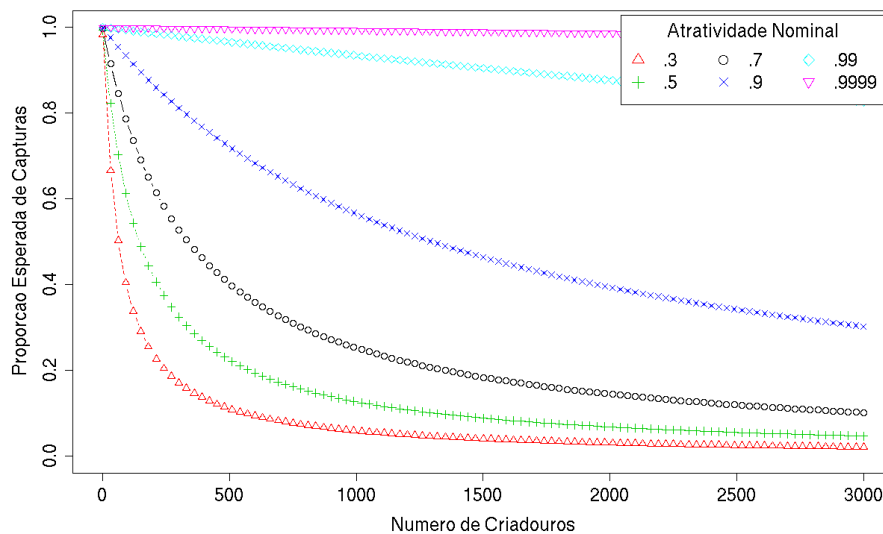


Figura 2.4: Proporção das capturas esperadas nas armadilhas. Resultado esperado da equação 2.4 para cada valor de atratividade nominal quando temos 144 armadilhas e de 1 a 4000 criadouros dentro do raio de oviposição dos mosquitos.

Percebemos que um indicador baseado em uma armadilha “perfeita”, isto é, de atratividade nominal igual a 1, seria indiferente à variação de criadouros no ambiente. Podemos perceber também que, em situações em que não há criadouros no

ambiente, todos os mosquitos irão ovipor em armadilhas, assim, a proporção esperada de capturas tenderá a ser 1, a mesma para os diferentes tipos de armadilhas, independente do valor de atratividade nominal. No outro extremo, na situação em que houverem infinitos criadouros dentro do raio de percepção do mosquito, a proporção esperada de capturas tenderá a zero, para todos os tipos de armadilhas.

As situações reais encontram-se entre esses dois limites, na região em que a proporção esperada de capturas difere dependendo da atratividade da armadilha empregada, podendo levar a diferenças no resultado dos sistemas de monitoramento.

### 2.3.2 Dispersão

A fim de verificarmos os modelos de dispersão implementados (equação 2.3), foram realizadas simulações preliminares, nas quais 300 mosquitos foram liberados no centro de uma área de lado 900 m ( $dim$ ). Ao final de cada dia da simulação, a posição do mosquito é registrada e a distância percorrida desde a origem é calculada. Armadilhas não foram introduzidas nessa simulação, esses cálculos foram feitos com as posições reais dos mosquitos.

A dimensão da área,  $dim$ , foi definida arbitrariamente com base nos parâmetros de dispersão do mosquito. A área deve ser grande o suficiente para que os mosquitos não saiam da área com frequência, permitindo assim que consideremos uma população constante. Os valores escolhidos para  $dMax0$  e  $dMax1$  são aproximações de resultados de campo descritos em (Reiter, 2007) e Maciel-de Freitas et al. (2007a).

Foram realizadas três simulações, no primeiro caso os mosquitos introduzidos se deslocam de maneira neutra, com  $dMax0$  igual a 30 m, e apenas um criadouro introduzido na área (2.5a). Nos dois casos seguintes os mosquitos se deslocam do modo adaptativo com  $dMax1$  igual a 100 m, sendo introduzidos 5 (figura 2.5b) e 1000 criadouros (figura 2.5c), agrupados no centro da área, com desvio padrão  $d$  igual a 5,4 m (0.6% de  $dim$ ).

O perfil de dispersão gerado encontra-se na figura 2.5. A figura demonstra que o modelo pode representar os padrões observados em campo, ao menos qualitativamente, ou seja, o deslocamento pode ser maximizado ou minimizado pelo estágio gonotrófico de oviposição, dependendo das condições do ambiente em que o mosquito se encontra.

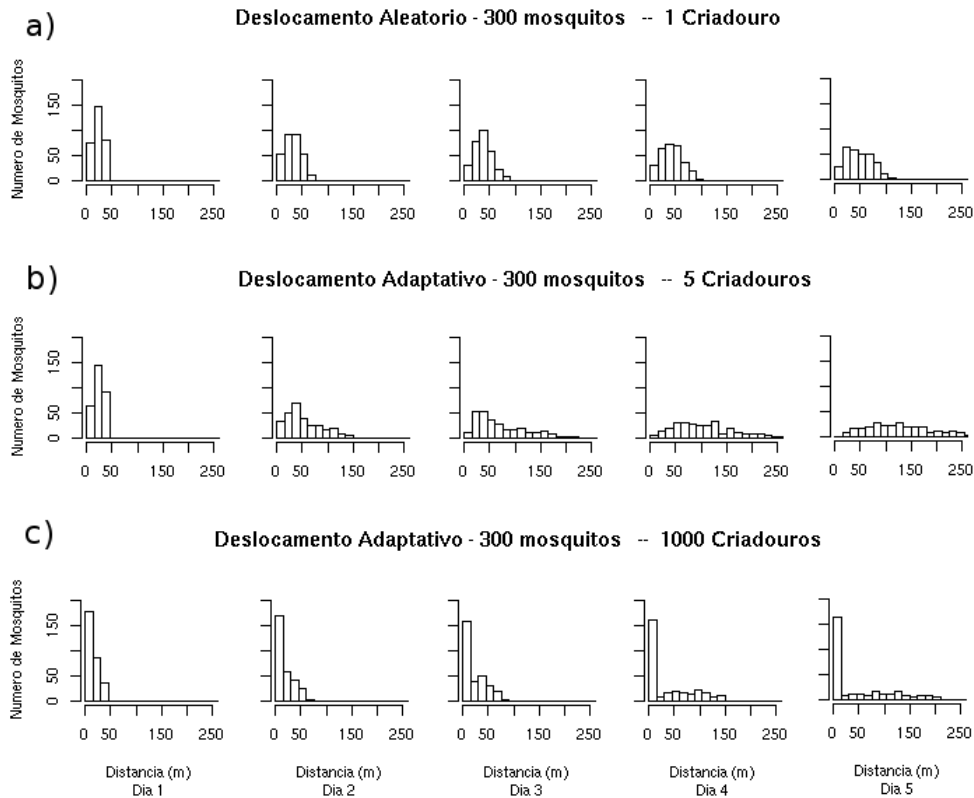


Figura 2.5: Perfis de dispersão dos mosquitos modelados. Histogramas das distâncias percorridas desde o ponto de liberação dos mosquitos.

### 2.3.3 Raio de oviposição dos mosquitos

Como não existem trabalhos na literatura determinando a distância máxima que um indivíduo *Aedes aegypti* consegue perceber a presença de locais de oviposição, uma simulação preliminar (tabela 2.1, simulação 1) foi conduzida com a simulação padrão (armadilhas e criadouros distribuídos aleatoriamente e mosquitos se deslocando de maneira neutra) para determinarmos a faixa de interesse dos valores do raio de oviposição para as simulações subsequentes. Essa faixa de interesse é

o intervalo de valores dentro do qual os mosquitos modelados conseguem encontrar os locais de oviposição, porém não saturam rapidamente o índice de positividade de ovitrampas, ou seja, o intervalo onde a densidade de mosquitos influencia linearmente os índices de infestação. Foram avaliados o índice de positividade de ovitrampas (IPO) e o índice de densidade de adultos (CDI).

Nessa simulação, foram colocadas de 20 a 5000 fêmeas com raios de oviposição de 5, 15, 30 e 45 metros. Criadouros não foram introduzidos, apenas armadilhas (121 armadilhas) em uma área com 900 metros de lado.

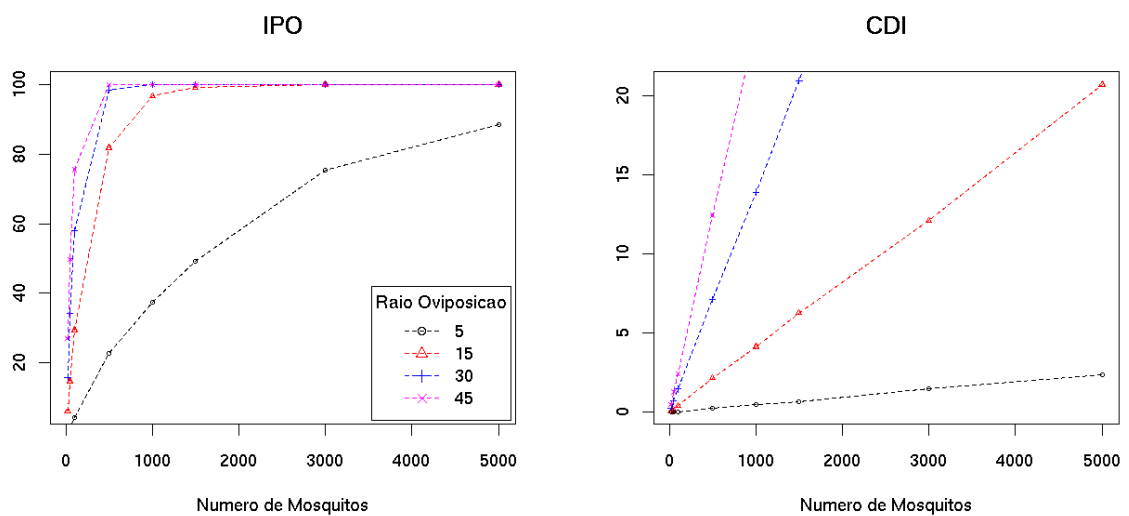


Figura 2.6: Variação dos índices gerados em função da abundância local de mosquitos, para cada raio de oviposição testado. IPO - Índice de Positividade Ovitrapas; CDI - Índice de Densidade de Adultos.

Na figura 2.6, temos os valores dos índices em função do número de fêmeas com cada raio de oviposição. Nela podemos identificar a região em que uma regressão linear aproxima bem a relação entre o número de fêmeas e o índice de positividade. Encontramos que para raios de oviposição grandes, esse índice satura rapidamente, perdendo a linearidade, enquanto que, com o raio de oviposição mais baixo a relação é linear até quantidades de fêmeas entre 2000 e 2500 indivíduos (25 a 31 mosquitos/Ha). Já o índice de densidade de adultos (CDI) não é limitado superiormente, ao menos nas simulações estudadas.

### 2.3.4 Efeito do número de armadilhas nos índices

Uma nova simulação padrão foi conduzida para avaliar o efeito do número de armadilhas no índice (tabela 2.1, simulação 2). Nessa simulação, 3000 criadouros foram distribuídos na área, com diferentes quantidades de mosquitos e armadilhas. Foram realizados testes com armadilhas de 6 valores de atratividade nominal diferentes.

Análises de regressão linear (subseção 3.3.2) dessas simulações indicaram um leve efeito negativo do número de armadilhas sobre ambos os índices. Ainda assim, o número de armadilhas e os índices testados apresentaram valores de correlação muito baixos ( $CDI - R_{max}^2 = 0.003$ ;  $IPO - R_{max}^2 = 0.004$ ). Apesar de os coeficientes de regressão serem estatisticamente significativos em grande parte das simulações, essa anomalia deve ter se dado devido ao grande número de simulações e, consequentemente, graus de liberdade dos testes.

Dado os baixos valores de correlação encontrados, assumimos que o número de armadilhas não interfere nos índices, ao menos na ordem de grandeza utilizada nessa simulação.

<b>Simulação</b>	<b>Variável</b>	<b>Abrev</b>	<b>Valor</b>
1	Número de mosquitos	$M$	[20, 50, 100, 500, 1000, 1500, 3000, 5000]
	Raio de Oviposição	$rovip$	[ 5, 15, 30, 45]
	Número de armadilhas	$A$	121
	Número de criadouros	$C$	0
	Atratividade Nominal	$atrat$	0.7
2	Número de mosquitos	$M$	[100, 500, 1000, 1500, 2500]
	Número de armadilhas	$A$	[25, 49, 81, 121, 144]
	Número de criadouros	$C$	3000
	Raio de Oviposição	$rovip$	5.48 m
	Atratividade Nominal	$atrat$	[0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 0.99]

Tabela 2.1: Simulações Preliminares. Simulações utilizadas para definir o intervalo de interesse das variáveis de entrada do modelo

# Capítulo 3

## Experimentos Numéricos

O modelo desenvolvido requer muitos parâmetros de entrada para as simulações. Para alguns desses parâmetros, estudos de campo embasaram a escolha dos valores. Por exemplo, no caso do deslocamento máximo do mosquito por dia, a parametrização foi feita com base nos resultados de Muir e Kay (1998), Maciel-de Freitas et al. (2007a) e Reiter (2007). Já a duração dos estágios gonotróficos foi aproximada a partir dos dados de Christophers (1960).

Variável	Abrev.	Valor	Fonte
Deslocamento máximo dos mosquitos	<i>dMax0</i>	30 m	Maciel-de Freitas et al. (2007a)
	<i>dMax1</i>	100 m	Reiter (2007)
Duração dos estágios gonotróficos	<i>stateLenght</i>	2 dias	Christophers (1960)
Raio de Oviposição	<i>rovip</i>	5.48 m	seção 2.3.3
Tamanho da área	<i>dim</i>	900 m	Arbitrário

Tabela 3.1: Parametrização Final do modelo

Porém, nem sempre é possível alimentar o modelo com dados reais, obtidos em campo ou através de revisão da literatura específica. Assim, o raio de oviposição do mosquito, por exemplo, foi determinado com base nos resultados da simulação preliminar 1 (tabela 2.1), enquanto que a dimensão da área foi determinada arbitrariamente, de modo que pudéssemos considerar uma população fechada e constante de *Aedes aegypti*. A parametrização final está resumida na tabela 3.1.

### 3.1 Desenho Experimental

Tendo desenvolvido o modelo computacional baseado em indivíduos, passamos as etapas de validação do modelo com dados empíricos e de avaliação dos indicadores populacionais de *A. aegypti*. Nessas duas etapas, o mesmo conjunto de simulações é utilizado, descrito a seguir.

Com base nos resultados preliminares (item 2.3.3), as simulações apresentadas a partir daqui foram realizadas com populações de 100 a 2500 fêmeas (até 31 indivíduos/*Ha*) e com raios de oviposição igual a 5.48, raiz quadrada do deslocamento máximo ( $dMax0$ , tabela 3.1), por conveniência na implementação. Foram criados ambientes com quantidades variadas de criadouros, de 4 a 7500, (densidades de até 92 sítios de oviposição em uma área de 1 *Ha*).

No total foram gerados 5 cenários ambientais, a descrição de cada um dos cenários está resumida na tabela 2. Os dois modelos de deslocamento (neutro e adaptativo) dos mosquitos foram testados com dois padrões de distribuição de criadouros no ambiente (aleatório e agrupado), gerando 4 cenários ambientais. O cenário 0 compõe a simulação padrão (mosquitos se deslocam de modo neutro, criadouros e armadilhas distribuídos aleatoriamente na área). Para a distribuição agregada de criadouros dos cenários 1 e 3 foi utilizado um valor de  $d$ , desvio padrão da equação 2.1, de 5.4 m (0.6 % da dimensão da área,  $dim$ ). O cenário 4 corresponde a situação em que os mosquitos se deslocam do modo adaptativo e os criadouros estão ainda mais agrupados ( $d = 4.5m$ , 0.5% de  $dim$ ).

Cenário	Deslocamento dos mosquitos (pD)	Disposição dos Criadouros (pC)
0	Neutro	Aleatório
1	Neutro	Agrupado1
2	Adaptativo	Aleatório
3	Adaptativo	Agrupado1
4	Adaptativo	Agrupado2

Tabela 3.2: Definição dos Cenários Ambientais



Para estimar a população virtual de mosquitos, foram consideradas armadilhas de 6 diferentes valores de atratividade nominal. Essas armadilhas foram dispostas tanto aleatoria quanto regularmente. Para cada um desses casos, foram distribuídas 5 quantidades de armadilhas para avaliarmos o efeito do número de armadilhas na precisão e acurácia dos índices. Sistemas que levem em conta a utilização de mais de um tipo de armadilha simultaneamente não foram testados. No total foram simulados 60 sistemas de monitoramento.

O desenho experimental foi feito fatorialmente (tabela 3.3). Assim, como temos 5 cenários ambientais ( $cen$ ), 5 densidades populacionais de mosquitos ( $M$ ) e 7 de criadouros ( $C$ ), teremos 175 tipos de ambiente a serem simulados. Podemos ver nas tabelas 3.1 e 3.3 os valores assumidos pelos parâmetros aqui descritos. Esses 175 ambientes são usados para testar os 60 sistemas de monitoramento descritos acima e cada situação é simulada em 5 réplicas ( $rep$ ), chegando a um total de 52500 simulações.

$$(cen \times M \times C) \times (pA \times atrat \times A) \times rep = 175 \times 60 \times 5 = 52500 \text{ simulações}$$

	Variáveis	Abrev.	Valores
<b>Ambiente</b>	$N^o$ de mosquitos	M	[100, 500, 1000, 1500, 2500]
	$N^o$ de criadouros	C	[4, 500, 1000, 1500, 3000, 5000, 7500]
	Cen. Ambiental	cen	[0, 1, 2, 3, 4]
<b>Sistemas de Monitoramento</b>	$N^o$ de armadilhas	A	[25, 49, 81, 121, 144]
	Disp. de Armadilhas	pA	Aleatória / Regular
	Atrat. Nominal	atrat	[0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 0.99]
	Réplicas	rep	5

Tabela 3.3: Desenho Experimental

Todas as análises estatísticas descritas nesse capítulo foram realizadas no pacote estatístico R, versão 2.6.2 (Development Core Team, 2008). Devido ao grande número de situações simuladas, em algumas análises realizadas é necessário corrigir o p-valor do teste, a fim de se obter o nível de significância desejado. Uma forma

simples de se fazer essa correção é conhecida como correção de Bonferroni, onde divide-se o nível de significância desejado pelo número total de testes realizados (McDonald, 2008). As correções necessárias são descritas no capítulo seguinte (4, Resultados), antes das respectivas análises.

### **3.2 Padrões populacionais estudados**

Antes de avaliarmos a interferência de fatores ambientais nos índices de infestação de *A. aegypti*, compararemos os resultados das simulações descritas acima com resultados encontrados em um programa de vigilância entomológica realizado em 3 localidades da cidade do Rio de Janeiro. Comparando os resultados das simulações com padrões empíricos, podemos avaliar melhor os processos modelados (Grimm et al., 2005). Assim, as análises explicadas nesta seção foram aplicadas aos dados simulados e aos dados vindos do monitoramento de campo descrito a seguir.

#### **3.2.1 Monitoramento de campo**

Os dados de campo utilizados são provenientes de 53 semanas consecutivas de vigilância entomológica na cidade do Rio de Janeiro, de Setembro de 2006 a Setembro de 2007, realizado pelo Laboratório de Hematozoários do Instituto Oswaldo Cruz, Fiocruz (Honório, tese de doutoramento). Dessa forma o monitoramento cobriu um verão, época mais quente e chuvosa (Novembro-Abril), e um inverno, época mais fria e seca (Maio-Outubro) na cidade do Rio de Janeiro (FIDERJ, 1978). Uma caracterização detalhada da metodologia de campo empregada, dos locais de estudo além das séries temporais de capturas de *Aedes aegypti* (ovos e adultos) é feita em (Honório et al, no prelo). Aqui apenas uma breve descrição dos locais de coleta e do plano de amostragem empregado são apresentados.

### 3.2.1.1 Localidades

Três localidades foram estudadas simultaneamente ao longo do ano: Higienópolis, Palmares e Tubiacanga. Apesar de estarem todas no mesmo regime climático, existem diferenças sócio-econômicas e geográficas que podem determinar diferenças nas abundâncias de *Aedes aegypti* entre as áreas monitoradas. Higienópolis e Tubiacanga são geograficamente mais próximas (aprox. 13 km de distância), enquanto que Palmares é uma comunidade mais isolada (31 e 45 km de distância de Higienópolis e Tubiacanga, respectivamente).

Higienópolis é uma localidade densamente povoada (14.678 habitantes por  $km^2$ ). É uma área de ruas pavimentadas, jardins pequenos e pouca cobertura vegetal. Tanto o abastecimento de água quanto a coleta de lixo ocorrem regularmente. Os habitantes são majoritariamente de classe média e aposentados. A área é cercada por favelas que, devido a alta produtividade de *A. aegypti* nesses locais (Maciel-de Freitas et al., 2007b), podem servir de fontes de mosquitos para Higienópolis.

Palmares é uma comunidade estabelecida recentemente na zona oeste da cidade do Rio de Janeiro. A densidade populacional média é de 18025 habitantes/ $km^2$ . vielas não pavimentadas delimitam os quarteirões irregulares e com muitas casas inacabadas. O acesso à água encanada é restrito e a maior parte dos moradores armazena água em casa. A área de 0.64  $km^2$  é cercada por florestas e um rio.

Tubiacanga situa-se no bairro da Ilha do Governador sendo uma localidade relativamente isolada, pois tem seu limites marcados pela Baía de Guanabara e pelas pistas de pouso do Aeroporto Internacional do Rio de Janeiro. É uma área basicamente residencial, de casas com jardins abertos. A maior parte das ruas não é pavimentada e o abastecimento de água, apesar de presente, é irregular levando os moradores a armazenarem água em casa.

### 3.2.1.2 Amostragem populacional por armadilhas de oviposição em campo

Em cada uma das localidades descritas foram distribuídas 40 ovitrampas e 40 mosquitrapas (mosquiTRAP, Eiras (2002)) em uma área aproximadamente quadrada com 500 metros de lado. As ovitrampas foram preparadas com 300 ml de água com infusão de capim a 10% (Fay e Eliason (1966) e Reiter et al. (1991)), já as mosquitrapas foram preparadas com 280 ml de água e o atraente de oviposição sintético, *AtrAedesTM* (Fávaro et al., 2006).

As armadilhas foram colocadas em casas sorteadas aleatoriamente na área, porém casas a menos de 50 metros de distância de outra casa com armadilha (ovitrampa ou mosquitrapa) foram descartadas. As armadilhas foram deixadas por 7 dias, e os resultados são armazenados por armadilha. Com esses resultados, pode-se calcular os índices de positividade e de densidade, avaliados nessa dissertação.

No campo, esses índices podem ser calculados tanto para a fase de ovos (Ovitrampas) quanto para a fase adulta do mosquito (Mosquitrapa). Porém, como no modelo implementado não foi considerado o número de ovos depositados por fêmea nas armadilha, os índices de positividade e densidade da armadilha modelada serão comparados apenas aos índices oriundos do monitoramento em campo com as mosquitrapas. Assim, o índice de densidade utilizado se refere à média de adultos capturados na armadilhas (CDI) enquanto que o índice de positividade se refere às mosquitrapas (IPM). Inicialmente, as comparações serão feitas qualitativamente, comparando as faixas de variação observada nos índices. Estes são descritos na seção 1.7.3, e revisados a seguir.

$$\begin{aligned} IPM &= \frac{N^{\circ} \text{ Armadilhas Positivas}}{\text{Total de armadilhas}} \times 100 \\ CDI &= \frac{\sum \text{Capturas na área}}{\text{Total de armadilhas}} \end{aligned} \quad (3.1)$$

Outros dois padrões populacionais são utilizados para comparar os resultados simulados aos resultados empíricos. Nesse caso, são as análises se estendem também à fase de ovos, como veremos na seção 3.2.3.

### 3.2.2 Distribuição espacial das amostras

Essa análise se baseia no teste de aleatoriedade espacial completa, (“Complete Spatial Randomness, CSR”), que tem como modelo nulo um Processo de Poisson Homogêneo (Bailey e Gatrell, 1995). Esse processo é derivado a partir de três premissas: a probabilidade de ocorrência de um evento é a mesma para qualquer intervalo no espaço, a ocorrência de um evento é independente da ocorrência de outros em intervalos disjuntos e a probabilidade de um evento tende a 0 quando o comprimento do intervalo tende a 0 (DeGroot e Schervish, 2002). Uma variável aleatória gerada por esse processo é definida pela função de probabilidade de Poisson:

$$p(x) = P(X = x) = \frac{e^{-\lambda x} \times \lambda^x}{x!} \quad (3.2)$$

Em que  $x$  representa o número de eventos que se deseja obter a probabilidade de ocorrência e  $\lambda$  a intensidade (média) de eventos na área. Uma característica notável nessa variável aleatória ( $X$ ) é que a média ( $m$ ) e de ocorrência de eventos e sua variância ( $s^2$ ) são iguais, o que nos permite um gerar um simples índice de agrupamento para a amostra, baseado na razão entre variância e média:

$$VMR = \frac{s^2}{m} \quad (3.3)$$

Valores de VMR menores que 1 indicam uma distribuição regular, enquanto que valores maiores que 1 indicam uma distribuição agrupada. Um teste estatístico para a significância desse índice pode ser aproximado pela distribuição do qui-quadrado:

$$\begin{aligned} X^2 &= \frac{\sum (Obs - Esp)^2}{Esp} \\ s^2 &= \frac{\sum (Obs - Esp)^2}{n - 1} \\ X^2 &\sim (n - 1) \times VMR \end{aligned} \quad (3.4)$$

O teste de distribuição espacial baseado no  $X^2$  é um teste aproximado. Dado uma intensidade de capturas crítica ( $\lambda > 1$ ) e um tamanho amostral mínimo ( $n \geq 6$ ), a distribuição  $X_{n-1}^2$  é uma boa aproximação para esse teste (Bailey e Gatrell (1995)). No presente estudo nos preocuparemos em apenas caracterizaremos a distribuição espacial das amostras e verificar o efeito desta distribuição sobre os índices de infestação gerados. Não será discutido qual a premissa do Processo de Poisson sendo violada (Baddeley, 2008).

Assim se pegarmos o resultado de uma semana de monitoramento de *Aedes aegypti*, a razão entre a média e a variância de capturas na área nos indica o padrão espacial da população numa determinada semana. Nos dados de campo essa análise foi aplicada somente aos dados de capturas em adultos. Para os resultados das simulações, a mesma relação pode ser definida, determinando o padrão espacial das capturas por armadilhas.

Nas simulações podemos também avaliar o padrão espacial da população virtual de mosquitos ao final do período. Para isso, dividimos a área em *quadrats* e repetimos o teste das equações 3.3 e 3.4 com base na contagem de mosquitos por quadrat. O número de *quadrats* criados é igual ao número de armadilhas utilizadas em cada sistema de monitoramento.

### **3.2.2.1 Procedimento de randomização do teste CSR**

Muitas vezes média de capturas por armadilhas na área é inferior a 1, fazendo com que o teste realizado possa ser mal aproximado pela distribuição  $X^2$  teórica. Nesses casos seguimos um procedimento de randomização, onde, a partir de simulações da distribuição teórica, estabelece-se uma função de probabilidade acumulada empírica para o processo e se observa em que percentil o valor real se encontra (McDonald, 2008). Por exemplo, para uma semana em que foram utilizadas 40 armadilhas e observou-se uma média de capturas 0.8 ( $\lambda < 1$ ), o procedimento se resume a:

- Calcular o valor de  $X^2$  para essa semana ( $X^2_{semana}$ );
- Gerar 100000 simulações de uma população de 40 armadilhas cujas capturas se ajustem a distribuição de Poisson e calcular os respectivos  $X^2$ ;
- Estabelecer a distribuição empírica de probabilidade acumulada (ecdf) dos valores de  $X^2$  dessas simulações;
- Verificar em que percentil se encontra o valor observado para a semana em questão (  $(ecdf(X^2_{semana}))$  );
- Determinar o p-valor associado a semana testada:  $p = 1 - ecdf(X^2_{semana})$ .

A lógica por trás desse procedimento é que uma população muito agregada gerará um  $X^2$  extremo, muito maior que os valores gerados ao acaso, sob a premissa de distribuição aleatória das amostras. Quanto maior o número de simulações na randomização, maior será a precisão do teste (McDonald, 2008). Por isso, repetimos 100000 simulações para cada teste de randomização.

### 3.2.3 Lei de potência de Taylor

Tomando-se o logaritmo natural ( $\ln$ ) da equação 1.6 (Lei de potência de Taylor), o expoente  $b$  se torna o coeficiente angular da reta logaritmizada. Assim, podemos comparar esta reta com uma reta de inclinação de  $45^\circ$ , (coeficiente angular igual a 1), a fim de caracterizar o padrão espacial de uma espécie.

$$\ln s^2 = \ln a + b \times \ln m \quad (3.5)$$

Um coeficiente  $b$  maior que 1 indica que as amostra tende a ser mais agrupadas quanto maior for a abundância local. Um teste para verificar se a inclinação da reta de regressão é diferente de 1 (Zar, 1999), envolve a estimativa da inclinação,  $b$ , além da variância da variável preditora (média de capturas no local),  $ssx$ , e da variância residual da regressão,  $ssyx$ :

$$t = \frac{b - 1}{\sqrt{\frac{ssyx}{ssx}}} \quad (3.6)$$

Podemos determinar o p-valor para o teste (probabilidade de a inclinação da regressão não ser diferente de 1), de acordo com uma distribuição t, com  $n-2$  graus de liberdade, onde  $n$  é o número de coletas realizadas (semanas de monitoramento). Os resultados apresentados se referem ao teste bi-caudal e utilizou-se níveis de significância ( $\alpha$ ) iguais a 0,10 e 0,05.

Para ajustar essa relação (eq 3.5) aos dados simulados, os resultados das simulações foram separados por cenário ambiental, quantidade de criadouros disponíveis e sistema de monitoramento empregado. Dessa forma, 25 coletas são usadas para cada regressão realizada (5 quantidades de mosquitos com 5 réplicas de cada, tabela 3.3).

Essa mesma relação (eq. 3.5) foi verificada para as três localidades estudadas, analisadas separadamente. Nesse caso as análises foram feitas tanto com coletas de ovos quanto com coletas de adultos ( $n=53$  para cada um dos casos).

Como foi utilizada a expressão logaritmizada, semanas em que não houveram capturas mosquitos foram excluídas da análise, ajustando-se em seguida o grau de liberdade do teste realizado.

### **3.2.4 Comparações entre padrões simulados e obtidos em campo**

Utilizou-se para a comparação entre os resultados obtidos em campo e simulados, as regressões de Taylor, descritas no item 3.2.3. Os dados das diferentes localidades de campo foram combinados em uma única regressão, gerando uma única inclinação  $b$ , que será usada para comparar as regressões ajustadas nas simulações com os resultados de campo.

Porém para que possamos combinar esses dados, a inclinação da regressão de cada localidade deve ser semelhante. O mesmo teste para diferença entre inclinações de regressões lineares foi feito para comparar os resultados das localidades de campo entre si e, posteriormente, comparar os resultados de campo os simulados.

Esse teste se baseia em ajustar uma única regressão ao conjunto dos dados, com uma variável categórica  $Z$ , indicando os dados pertencentes a cada um dos



grupo sendo comparados (Kleinbaum et al., 1987). Esse modelo único toma a seguinte forma:

$$\ln s^2 = \ln a + D_1 \times Z \times \ln a + b \times \ln m + D_2 \times Z \times b \times \ln m + e \quad (3.7)$$

Um grupo é determinado o grupo base, cujo valor de  $Z$  será igual a 0 e a expressão acima se resume a expressão (3.5). Como o valor de  $Z$  para o grupo sendo comparado é igual a 1,  $D_1$  e  $D_2$  são respectivamente as variações no intercepto e na inclinação da reta entre os grupos. Casos esses valores não sejam significativamente diferentes, a regressão se resume novamente a expressão (3.5), porém, aplicada a base de dados conjunta. Para determinar se os valores de  $D_1$  e  $D_2$  são estatisticamente significativos, analisamos tabelas de *ANOVA* sobre o modelo completo, onde comparamos, a partir da estatística  $F$ , as variâncias residuais do modelo ajustado para cada variável. (Kleinbaum et al., 1987) Esse procedimento é explicado melhor no item 3.3.2.1, no final do capítulo.

Para a comparação entre os dados de campo, a variável categórica  $Z$  se refere a localidade na qual a coleta foi realizada (Higienópolis, Palmares ou Tubiacanga). Nesse caso as localidades são adicionadas sequencialmente e comparadas. Já para compararmos os dados simulados e de campo, a variável  $Z$  possui apenas 2 categorias (Campo ou Simulação). Como estamos interessados no efeito da localidade (ou simulação) sobre o coeficiente  $b$  da regressão (3.7), em ambos os casos analisaremos o nível de significância (p-valor) associado a  $D_2$ .

### **3.3 Avaliação da interferência do número de criadouros nas medidas de infestação de *Aedes aegypti***

Na seção anterior (3.2) utilizamos a relação entre a variância e a média de capturas por armadilhas como uma medida de agregação espacial da população. Assim, apesar de o índice de densidade de capturas (CDI) ser igual a média de

capturas por armadilhas, aqui utilizaremos esse termo a fim de tornar o texto mais claro.

Nesta seção avaliaremos a interferência do número de criadouros nos indicadores populacionais obtidos com armadilhas de oviposição (índices de positividade e densidade), descritos nos itens 1.7.3 e 3.2.1.2. As análises aqui descritas só podem ser aplicadas aos resultados das simulações.

### 3.3.1 Análise da precisão dos índices

Cada combinação de parâmetros simulada foi replicada 5 vezes (tabela 3.3), o que nos permite verificar a precisão do índice obtido em cada situação. A precisão do índice ( $I$ ) obtido pode ser verificada a partir do coeficiente de variação ( $CV$ ), obtido pela razão entre seu desvio padrão ( $sd$ ) e a média ( $med$ ) dos índices obtidos entre as réplicas de cada situação simulada (Prepas, 1984):

$$CV = \frac{sd(I)}{med(I)} \quad (3.8)$$

Dessa forma, esse coeficiente pode ser usado para comparar resultados vindos de diferentes sistemas de monitoramento, em cada condição ambiental simulada. Por exemplo, se pegarmos a situação no cenário ambiental 0 em que 1500 mosquitos e 2500 criadouros estão distribuídos na área podemos comparar a precisão de um índice gerado por um sistema de monitoramento com 25 armadilhas com outro gerado por um sistema com 121 armadilhas.

### 3.3.2 Análise da acurácia dos índices

Para cada **Cenário Ambiental** (padrão de distribuição de criadouros e deslocamento dos mosquitos) e **Sistema de Monitoramento** (padrão de distribuição, número e tipo de armadilha) foram ajustados modelos de regressão linear, utilizando como preditores os índices e como variáveis explicativas, a quantidade de mosquitos e a quantidade de criadouros na área. O objetivo é estimar o grau de interferência de criadouros na relação entre o índice de infestação e a densidade

populacional de *Aedes aegypti*.

As quantidades de mosquitos e criadouros foram transformadas em densidades (mosquitos ou criadouros por hectare), a fim de simplificar a apresentação dos resultados. Assim, para cada tratamento teremos três modelos lineares:

$$\begin{aligned} \text{ModeloNulo} : \quad I &= h + e \\ \text{ModeloParcial} : \quad I &= h + j \times M + e \\ \text{ModeloCompleto} : \quad I &= h + j \times M + k \times C + e \end{aligned} \tag{3.9}$$

$j$  e  $k$  são, respectivamente, os parâmetros da relação linear entre a densidade de mosquitos ( $M$ ) e criadouros ( $C$ ) com o índice ( $I$ ) em questão.  $h$  é o intercepto da reta no eixo  $y$ , enquanto que  $e$  é o erro médio associado a regressão. Para cada variável, quanto maior o módulo do seu coeficiente angular ( $|j|$  ou  $|k|$ ), maior será a sua interferência no índice.

A determinação do modelo completo foi feita a priori, pois o objetivo não é buscar a equação que melhor determine os índices estudados, mas sim verificar em quais condições a densidade de criadouros interfere na relação entre a densidade de mosquitos e os índices (Kleinbaum et al., 1987). Existe, possivelmente, uma interação entre as densidades de armadilhas e de criadouros, porém, como as simulações preliminares mostraram que a densidade de armadilhas não interferem nos índices, esse termo de interação foi desconsiderado.

Idealmente os índices devem ser sensíveis apenas à densidade populacional de mosquitos no local. Analisando as diferenças entre o modelo parcial e o modelo completo podemos verificar o quanto o índice em questão é afetado pela variável ambiental, a densidade de criadouros. Assim, os cenários, cujos modelos completos se mostraram o melhor modelo foram considerados enviesados pelo ambiente.

### 3.3.2.1 Escolha do melhor modelo

A escolha do melhor modelo de regressão não é trivial, motivando o desenvolvimento de diversos critérios de decisão, em geral, baseados no potencial explicativo

e no grau de complexidade de cada modelo. Mesmo assim, em última instância essa escolha depende de uma avaliação subjetiva (Kleinbaum et al., 1987).

Nesse trabalho utilizamos o coeficiente de correlação de Pearson ( $R^2$ ) de cada modelo e o teste de diferença entre as variâncias residuais (estatística  $F$ ), para ajudar na escolha do melhor modelo. Os coeficientes de correlação isoladamente não fornecem uma boa base de decisão, pois a adição de variáveis a um modelo não é capaz de reduzir o coeficiente. Assim, modelos mais complexos nunca serão rejeitados (Kleinbaum et al., 1987).

A estatística  $F$  compara a variância residual de cada modelo, ou seja, a variação presente no índice que não pode ser explicada por cada modelo.

$$F = \frac{\frac{SSE_p - SSE_c}{k - p}}{RMS_c} \quad (3.10)$$

A estatística de teste acima segue uma distribuição  $F_{(k-p, n-k-1)}$ , onde  $n$  é o número de amostras usado para ajustar os modelos,  $p$  e  $k$  o número de variáveis explicativas do modelo parcial e completo respectivamente.  $SSE$  é a soma dos erros quadrados de cada modelo e  $RMS_c$  a variância residual ( $SSE / (n - k - 1)$ ) do modelo completo.

Por exemplo, se para uma determinada simulação a variância residual do modelo completo for significativamente menor que a variância residual do modelo parcial, assumimos que o melhor modelo é o modelo completo. Caso essa diferença não seja estatisticamente significativa, consideramos o modelo parcial o melhor modelo, pois nesse caso o aumento em complexidade não compensaria. Essa comparação foi feita a partir de tabelas de ANOVA, seguindo o procedimento “para frente” (forward model selection), no qual as variáveis são adicionadas sequencialmente à regressão (Kleinbaum et al., 1987).

Em alguns casos, apesar de o modelo completo ser estatisticamente melhor que o modelo parcial, a influência da densidade de criadouros no índice ( $k$ ) pode não ser numericamente relevante. Por isso, um valor crítico mais restritivo foi adotado para a escolha do modelo para cada índice. Na definição desses dois

critérios reside a parte subjetiva da avaliação.

Para o Índice de Positividade de Ovitrapas foi definido um valor crítico ( $|j/k| \geq 0.06$ ) com base na variação de densidade de criadouros simulada. Com essa estimativa, a densidade de criadouros pode contribuir até 5 pontos para o índice IPO, sendo considerado um desvio relevante. Em relação ao índice CDI, esse valor não pode ser estabelecido, pois esse indicador tendem a ser numericamente baixo, compactando a variação referente às heterogeneidades ambientais. Nesse caso utilizamos como critério a razão entre  $j$  e  $k$ . Em situações onde a razão  $j/k$  é, em módulo, menor que 20, consideramos que a variação introduzida pela densidade de criadouros é aceitável.

# Capítulo 4

## Resultados

### 4.1 Estatística descritiva dos dados simulados e empíricos

Os índices gerados pelo monitoramento de campo com mosquitrapas estão resumidos na tabela abaixo. No total, aproximadamente 5 % das semanas apresentaram Índices de Positividade de Mosquitrapa (IPM) maiores que 70, valores que estariam mais sujeitos a um efeito de saturação de armadilhas.

	Higienópolis		Palmares		Tubiacanga	
	IPM	CDI	IPM	CDI	IPM	CDI
<b>Mínimo</b>	32.50	0.45	0.00	0.00	22.50	0.35
<b>Mediana</b>	52.50	1.13	10.00	0.15	55.00	1.10
<b>Média</b>	51.51	1.21	12.60	0.16	53.16	1.24
<b>Máximo</b>	72.50	2.35	30.00	0.45	77.50	3.38

Tabela 4.1: Estatística descritiva para os resultados de campo obtidos com a mosquitrapa. IPM - Índice de Positividade de Mosquitrapa; CDI - Índice de Densidade de Capturas de adultos.

Higienópolis e Tubiacanga apresentaram uma variação semelhante nos dois indicadores, sendo ambos, em média, levemente mais elevados em Tubiacanga. Palmares apresenta ambos os índices baixos, possivelmente por ser uma comunidade recentemente estabelecida e ainda um pouco isolada.

Como podemos ver na figura 4.1 os índices obtidos nas simulações estiveram, em geral, dentro da variação dos índices obtidos em campo. A exceção é o limite

máximo dos Índices de Positividade que, nos dados de campo fica abaixo e 80%, enquanto que em algumas simulações chega-se a 100% de positividade.

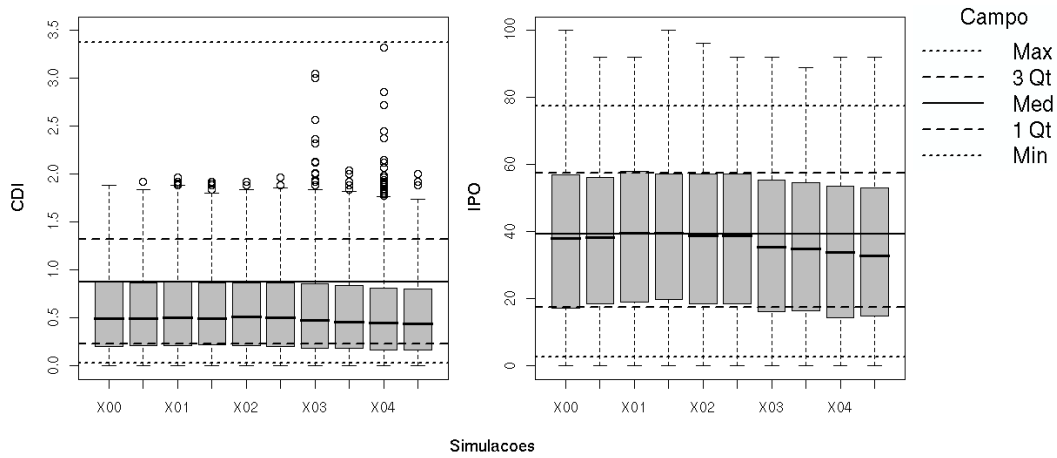


Figura 4.1: Boxplots dos índices obtidos nas simulações e no campo, CDI e IPO. Na legenda os valores obtidos para os dados de campo. X00 - simulação com armadilhas e criadouros distribuídos aleatoriamente, como descrito na tabela 3.1

## 4.2 Padrões de distribuição espacial

### 4.2.1 Distribuição espacial das coletas

Os índices de agrupamento (razão entre variância e média, VMR), dos dados de campo variam entre 0.84 e 4.2. Nenhum dos valores obtidos abaixo de 1 podem ser considerados estatisticamente significantes ( $p - valor_{min} = 0.22$ ), assim, em nenhuma das semanas de monitoramento os resultados indicam populações regularmente distribuídas. Na figura 4.1 vemos a variação dos valores de VMR por localidade, não temos valores significativamente abaixo de 1, porém, nas 3 localidades, esse índice raramente ultrapassou 4, o que pode indicar um limite máximo de agrupamento.

Em apenas uma semana de de coleta não foram capturados adultos. Essa exceção se deu no inverno em Palmares. Assim temos um total de 158 amostras (referentes ao total das 3 localidades) a serem testadas o que demanda um ajuste no nível de significância, devido ao grande número de testes. Aplicando a correção de

Bonferroni, chega-se a um p-valor crítico aproximadamente igual a  $3 \times 10^{-5}$ , para o nível de significância de 5%. Dessa forma em 58 das 158 ocasiões as populações estavam distribuídas agrupadamente (aprox. 37 %). Higienópolis foi a localidade com o maior número de amostras agrupadas (33 semanas) seguida por Tubiacanga (23 semanas). Em Palmares apenas 2 semanas indicaram populações agrupadas, apesar de ambas serem semanas de médias de capturas ( $m$ ) abaixo de 1. Populações de baixas densidades tendem a se distribuir aleatoriamente e mesmo que estejam agrupadas, a detecção desse agrupamento é mais difícil (Taylor e Taylor, 1979). Considerando todas as localidades, 24% das amostras com distribuição agrupada foram semanas de médias baixas ( $m < 1$ , 14 semanas em 58).

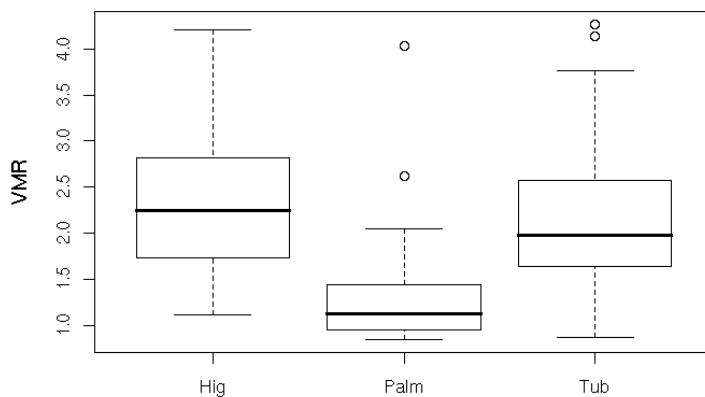


Figura 4.2: Índices de Agrupamento (VMR) por localidade. Hig - Higienópolis, Palm - Palmares e Tub - Tubiacanga.

Ajustando o nível de significância também para os dados de simulação (8750 semanas simuladas) chega-se a um p-valor crítico aproximadamente igual a  $5.7 \times 10^{-6}$  para o nível de 5% de significância. Esse valor foi utilizado como limite tanto para a análise das posições finais do mosquito, quanto para a análise dos padrões gerados pelas capturas em armadilhas.

A análise das posições finais dos mosquitos indica que apenas os cenários 3 e 4 podem gerar populações distribuídas agrupadamente. Assim como nos dados de campo, nenhuma simulação levou populações regularmente distribuídas no espaço. O agrupamento das populações se mostrou altamente dependente do número de



criadouros, além de depender também do número de mosquitos no local (tabela 4.2). O número de armadilhas empregado em cada situação foi usado como base para a divisão dos *quadrats* do teste, porém não se pode observar qualquer tendência no resultado final em relação a essa divisão (tabela 4.4).

<b>Agrupamento dos Mosquitos nas Simulações</b>					
<b>Cenário Ambiental</b>		<b>Num. Criadouros</b>		<b>Num. Mosquitos</b>	
0	0	4	0	100	178
1	0	500	0	500	301
2	0	1000	29	1000	320
3	745	1500	172	1500	360
4	832	3000	405	2500	418
—	—	5000	471	—	—
—	—	7500	500	—	—

Tabela 4.2: Número de simulações em que a população de mosquitos terminou agrupada, de acordo com a variável indicada.

Independente do sistema de monitoramento utilizado, não houveram semanas em que as capturas fossem distribuídas regularmente. Armadilhas pouco atrativas podem gerar falsos positivos, ou seja, situações em que as capturas estão distribuídas agrupadamente mas os mosquitos estão distribuídos aleatoriamente (tabela 4.4), porém o erro mais comum são falsos negativos (populações agrupadas no espaço que foram classificadas como aleatórias).

Podemos avaliar a capacidade de detecção de agrupamento dos sistemas de monitoramento comparando o percentual de acertos em relação ao resultado obtido com a população total de mosquitos. Percebe-se que, em grande parte das vezes, o padrão espacial de capturas em armadilhas falha em determinar o padrão da população real (tabela 4.4). Quanto menor o número de armadilhas empregadas, menor será o poder de detecção do padrão espacial da população. Mesmo com armadilhas altamente atrativas o percentual de acerto não chega a 50%. Simulações com um maior número de armadilhas poderiam alcançar um percentual de acertos maior. Observa-se também que um sistema de monitoramento em que se empregue

armadilhas pouco atrativas dificilmente será capaz de detectar o agrupamento de uma população.

Número de Armadilhas	Atratividade Nominal						Agrup. Mosquitos
	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9	0.99	
25	0	0	0	1	19	31	311
49	0	0	0	4	36	86	323
81	1	0	0	4	65	112	323
121	0	0	0	6	86	143	308
144	0	0	0	5	83	137	312
Geral	1	0	0	20	289	509	1577
Falsos Positivos	2	3	1	0	0	0	—

Tabela 4.3: Avaliação dos sistemas de monitoramento. Número de populações corretamente classificadas como agrupadas por sistema. Agrup. Mosquitos - populações classificadas como agrupadas com base em toda a população de mosquitos. Falsos Positivos - populações falsamente classificadas como agrupadas.

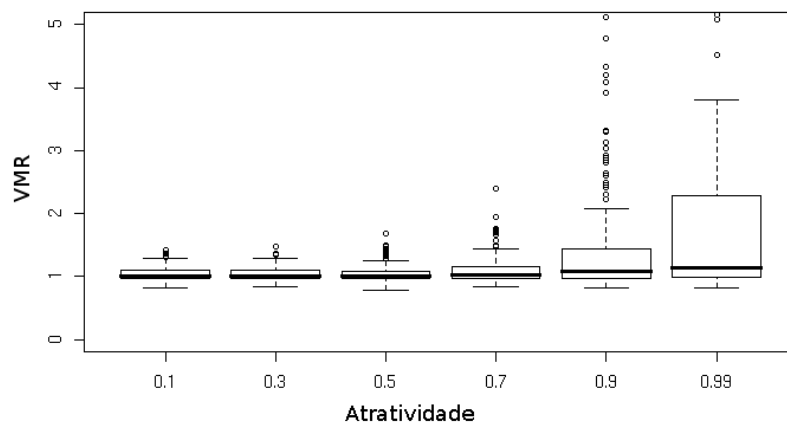


Figura 4.3: Índices de agrupamento (VMR) obtidos na simulação do cenário ambiental 4 com armadilhas aleatoriamente distribuídas na área. Valores de VMR extremos, obtidos com armadilhas de atratividade iguais a 0.9 e 0.99 foram excluídos da figura.

Na figura 4.3 observamos graficamente a perda do poder de detecção de sistemas de monitoramento baseados em armadilhas pouco atrativas. Enquanto que o índice de agrupamento (VMR) não ultrapassa 2 para armadilhas de atratividade

nominal abaixo de 0.7, valores altos de VMR se tornam mais frequentes a medida que se aumenta a atratividade da armadilha utilizada. Simulações do cenário 3 e 4 e de ambas as formas de distribuição de armadilhas geram o mesmo resultado. É importante frisar que do modo como foi implementado o modelo essas variações só podem ser atribuídas às diferentes atratividades das armadilhas.

#### 4.2.2 Lei de Potência de Taylor

Ao aplicar o modelo de Taylor aos dados de campo, encontramos as relações entre  $\ln(s^2)$  e  $\ln(m)$  dos índices gerados com armadilhas para ovos e adultos, descritas na tabela 4.4. Nas três localidades, os médias semanais de ovos por armadilha geraram regressões lineares com interceptos ( $\ln(a)$ ) maiores que as regressões geradas pelas médias de capturas de adultos. O mesmo ocorre para a inclinação das retas ( $b$ ), com exceção de Higienópolis, onde o coeficiente  $b$  é numericamente maior para os dados de adultos.

Localidade	Estágio	$\ln(a)$	$b$	$R^2$	$P(b=1)$
Higienópolis	Ovos	2.91	1.39	0.88	< 0.0001
	Adultos	0.73	1.60	0.85	< 0.0001
Palmares	Ovos	2.95	1.46	0.84	< 0.0001
	Adultos	0.58	1.20	0.90	0.6122
Tubiacanga	Ovos	1.80	1.64	0.82	< 0.0001
	Adultos	0.64	1.48	0.85	< 0.0001

Tabela 4.4: Resumo dos coeficientes obtidos para as regressões  $\ln(s^2) = \ln(a) + b \times \ln(m)$  nas localidades de campo

O teste de comparação de inclinações de retas (eq. 3.7) foi aplicado às médias de capturas de adultos nas três localidades e indicou que o valor de  $b$  para Palmares é significativamente diferente do valor de  $b$  das outras localidades (p-valor < 0.001) enquanto que o parâmetro estimado para Tubiacanga e Higienópolis são estatisticamente semelhantes (p-valor = 0.37). Dessa forma, os dados de Higienópolis e Tubiacanga foram combinados e a relação estimada entre a média e variância

da base de dados conjunta foi tomada como referencia para comparação com os dados simulados tabela 4.3. O valor de  $b$  dessa regressão é de 1,52, com intervalo de confiança de 95% entre 1,40 e 1,65.

$$\text{Ln}(s^2) = 0.69 + 1.52 \times \text{Ln}(m) \quad R^2 = 0.84; \quad P(b = 1) < 0.0001 \quad (4.1)$$

#### 4.2.2.1 Lei de Taylor nas simulações

O número de armadilhas empregado em cada sistema de monitoramento apresentou pouca influência na relação linear entre  $\ln(s^2)$  e  $\ln(m)$  dos indicadores de infestação gerados pelo modelo de simulação. Os resultados gerados com 25 ou 144 armadilhas de mesma atratividade, no mesmo cenário ambiental são semelhantes qualitativamente (figura 4.4). A única diferença é uma maior dispersão dos dados nos sistemas com menos armadilhas ( $R^2_{min} = 0.851, R^2_{max} = 0.983, R^2_{med} = 0.938$  no sistema com 25 armadilhas;  $R^2_{min} = 0.955, R^2_{max} = 0.997, R^2_{med} = 0.989$ , nos sistemas com 144 armadilhas). Assim, apenas serão apresentados os resultados mais precisos, obtidos a partir do sistema de monitoramento com 144 armadilhas.

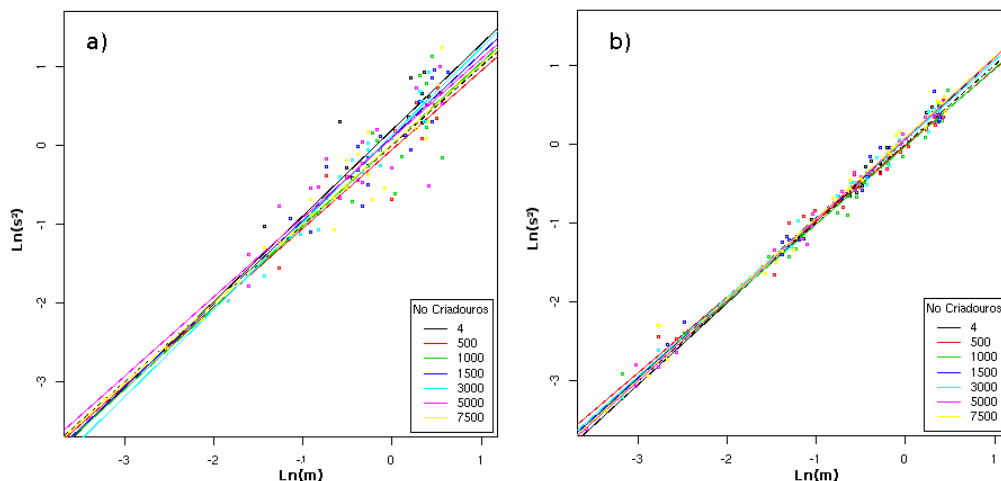


Figura 4.4: Efeito do número de armadilhas nas Leis de Taylor. Regressões se referem a simulações do cenário 0, com 25 (a) e 144 (b) armadilhas de atratividade 0.99 dispostas aleatoriamente na área.

A inclinação das retas geradas variaram entre 0.82 a 1.70 entre todos os cenários simulados. Aplicando o teste descrito em (seção 3.1.3), vemos que apenas 70 das 1800 retas geradas são diferentes de 1 no nível de significância de 10% . Em uma análise mais rigorosa, apenas 53 retas são diferentes de 1, no nível de significância de 5% (tabela 4.4). Nenhuma das regressões apresentou inclinação estatisticamente menor que 1, o que indicaria uma tendência a regularidade espacial.

As retas que indicaram uma tendência ao agrupamento das populações são provenientes dos cenários 3 e 4 exclusivamente, ou seja, dentre os cenários testados apenas as combinações entre deslocamento adaptativo dos mosquitos e criadouros dispostos agrupadamente no espaço podem gerar populações que tendam a ficarem mais agrupadas, à medida que aumentam em abundância. Os dados provenientes de todos os outros cenários geraram regressões cuja inclinação não difere de 1, ou seja a variância do número de capturas em cada armadilha cresce linearmente com a média de capturas na área. A figura 4.5 na página seguinte mostra o resultado das regressões de Taylor com os dados do Cenário Ambiental 3 (deslocamento adaptativo e criadouros agrupados -  $d = 5.4$  m), provenientes de sistemas de monitoramento com 144 armadilhas dispostas aleatoriamente. As regressões referentes ao Cenário ambiental 4 são qualitativamente semelhantes.

<b>Cenário 3</b>				<b>Cenário 4</b>			
<b>At</b>	<b>Criadouros</b>	$\alpha = 0.10$	$\alpha = 0.05$	<b>At</b>	<b>Criadouros</b>	$\alpha = 0.10$	$\alpha = 0.05$
0.9	5000	5 (10)	2 (10)	0.9	3000	1 (10)	1 (10)
	5000	6 (10)	3 (10)		5000	0	0
	7500	7 (10)	6 (10)		7500	5 (10)	4 (10)
0.99	3000	4 (10)	1 (10)	0.99	3000	4 (10)	2 (10)
	5000	10 (10)	9 (10)		5000	8 (10)	5 (10)
	7500	10 (10)	10 (10)		7500	10 (10)	10 (10)

Tabela 4.5: Número de regressões cuja inclinação ( $b$ ) é significativamente maior que 1 (teste T). At - Atratividade Nominal. Ao todo 70 regressões apresentaram inclinações diferentes de 1 no nível de 10% e 53 no nível de 5% . Em parênteses o total de regressões para cada combinação cenário ambiental, número de criadouros e atratividade nominal da armadilha utilizada.

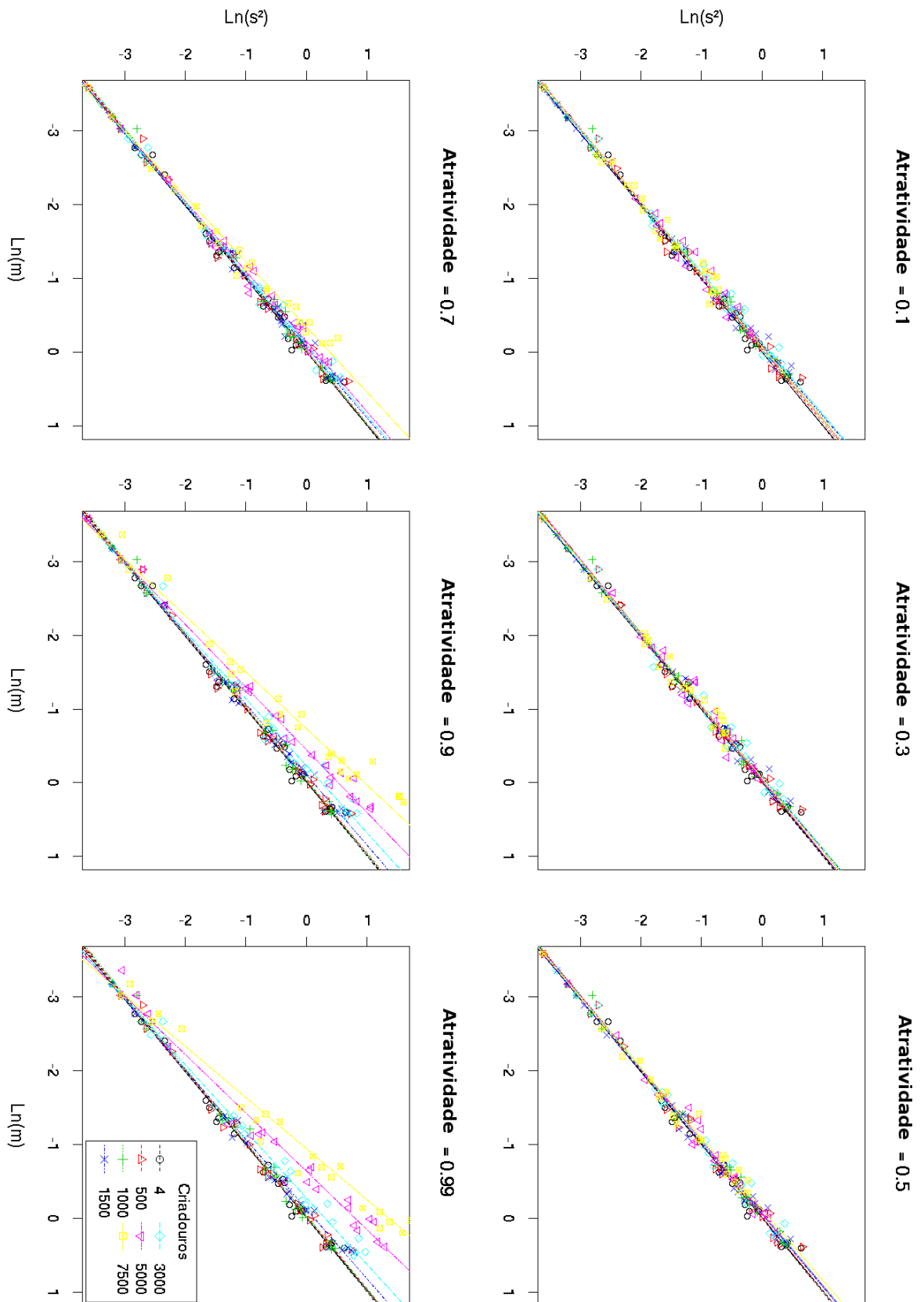


Figura 4.5: Leis de Taylor para os dados simulados. Cenário Ambiental 3, com 144 armadilhas dispostas aleatoriamente na área.

Na tabela 4.5 e na figura 4.5, podemos observar que a tendência ao agrupamento das amostras depende fortemente da abundância de criadouros na área. Percebemos também que apenas as armadilhas mais eficientes conseguem detectar essa tendência. Como o número e a disposição das armadilhas não teve efeito claro no resultado final, assim esses se encontram condensados na tabela (2 padrões de distribuição e 5 quantidades de armadilhas, num total de 10 regressões em cada caso apresentado).

### 4.2.3 Comparações entre os padrões observados em campo e nas simulações

Aplicando o teste para diferença de inclinações da seção 3.2.4, vemos que 29 não diferem significativamente do resultado encontrado para os dados de campo (nível de significância de 10%), ou seja, das 70 regressões cuja inclinação  $b$  mostrou diferente de 1, pelo teste da seção 3.2.3, 29 são estatisticamente semelhantes a inclinação dos dados de campo combinados ( $b = 1.52$ ).

Variável	Valor	Teste t	$IC_{95}$
<b>Cenário</b>	3	11	9
<b>Ambiental</b>	4	18	17
<b>Criadouros</b>	5000	7	5
	7500	22	21
<b>Atratividade</b>	0.9	5	5
	0.99	24	21

Tabela 4.6: Resumo das comparações entre a inclinação  $b$  da regressão de campo e das simulações. Teste t - regressões cujo parâmetro  $b$  é semelhante ao empírico, segundo o teste t ( $\alpha = 0.10$ , seção 3.1.3);  $IC_{95}$ - regressões dentro do intervalo de confiança de 95% para o parâmetro  $b$  empírico.

Dentre essas 29 regressões, a maior parte se refere a simulações com grandes quantidades de criadouros e armadilhas altamente atrativas (tabela 4.6). Numa análise mais qualitativa, vemos que 26 simulações apresentaram coeficientes  $b$  dentro do intervalo de confiança de 95% (1,40 e 1,65) para o mesmo coeficiente dos

dados de campo. O agrupamento dos mosquitos é maior quanto maior for o agrupamento dos criadouros simulados, como percebe-se comparando os cenários 3 e 4, nas tabelas 4.4 e 4.5.

### 4.3 Avaliação dos índices obtidos nas simulações

#### 4.3.1 Precisão

O comportamento dos coeficientes de variação (CV) de cada índice foi semelhante na maior parte das situações simuladas (cenários ambientais 0, 1 e 2 e nas simulações com baixa concentração de criadouros dos cenários 3 e 4). As únicas diferenças surgiram quando comparamos simulações que levaram ao agrupamento das populações, como veremos no final da seção. Antes, descreveremos as características comuns do comportamento do coeficiente de variação tanto do Índice de Positividade de Ovitampas (IPO) quanto do Índice de Densidade de Capturas (CDI).

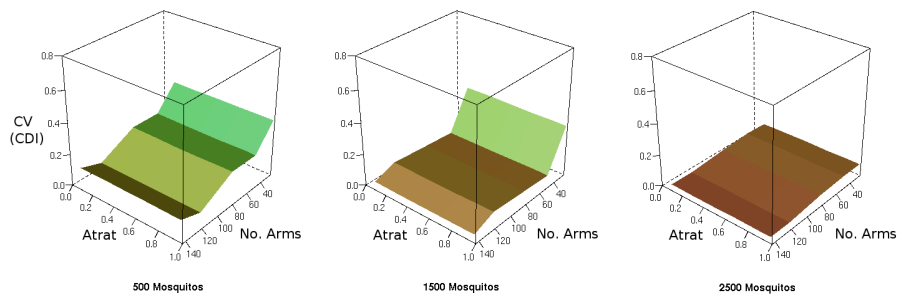


Figura 4.6: Influência do número de armadilhas e de mosquitos no comportamento do coeficiente de variação para CDI (Cenário Ambiental 0, armadilhas dispostas aleatoriamente e 4 criadouros na área). Comportamento semelhante ao Índice de Positividade de Ovitampas

Como esperado, os índices apresentaram uma menor variação em tratamentos que empregam um maior número de armadilhas (figura 4.1). Vemos também que os coeficientes de variação tendem a diminuir com o aumento da população local,



outro efeito esperado de acordo com a equação 3.8, visto que os índices estão diretamente relacionados a abundância local de mosquitos.

Percebemos também que numa situação em que existam poucos criadouros na área, a atratividade da armadilha não influencia o coeficiente de variação do índice. Essa influência só ocorre em condições ambientais onde ocorra uma grande oferta de criadouros na área (figuras 4.6 e 4.7). Observamos que o comportamento do coeficiente para armadilhas altamente atrativas é o mesmo para situações com baixa e alta oferta de criadouros na área.

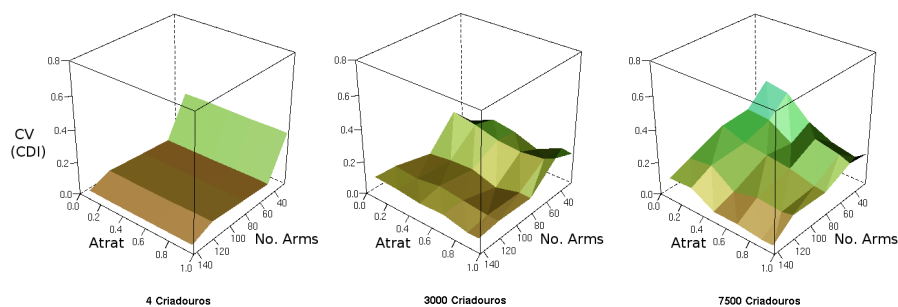


Figura 4.7: Influência do número de criadouros e da atratividade das armadilhas no comportamento do coeficiente de variação para CDI (Cenário Ambiental 0, armadilhas dispostas aleatoriamente e 1500 mosquitos na área). Comportamento semelhante ao Índice de Positividade de Ovitampas.

O comportamento dos índices também difere qualitativamente quando comparamos simulações dos cenários ambientais 3 e 4, em situações de altas concentrações de criadouros na área. Enquanto o IPO apresenta uma variação semelhante aos outros cenários, ou seja, maior variação em simulações com poucas armadilhas e armadilhas menos eficientes (figura 4.8a), o CDI apresenta um comportamento diferente. Nesse caso, a maior variação ocorre em simulações com poucas armadilhas, porém com armadilhas altamente eficientes (figura 4.8b). Essa inversão de padrão só se observa quando as armadilhas são colocadas aleatoriamente na área.

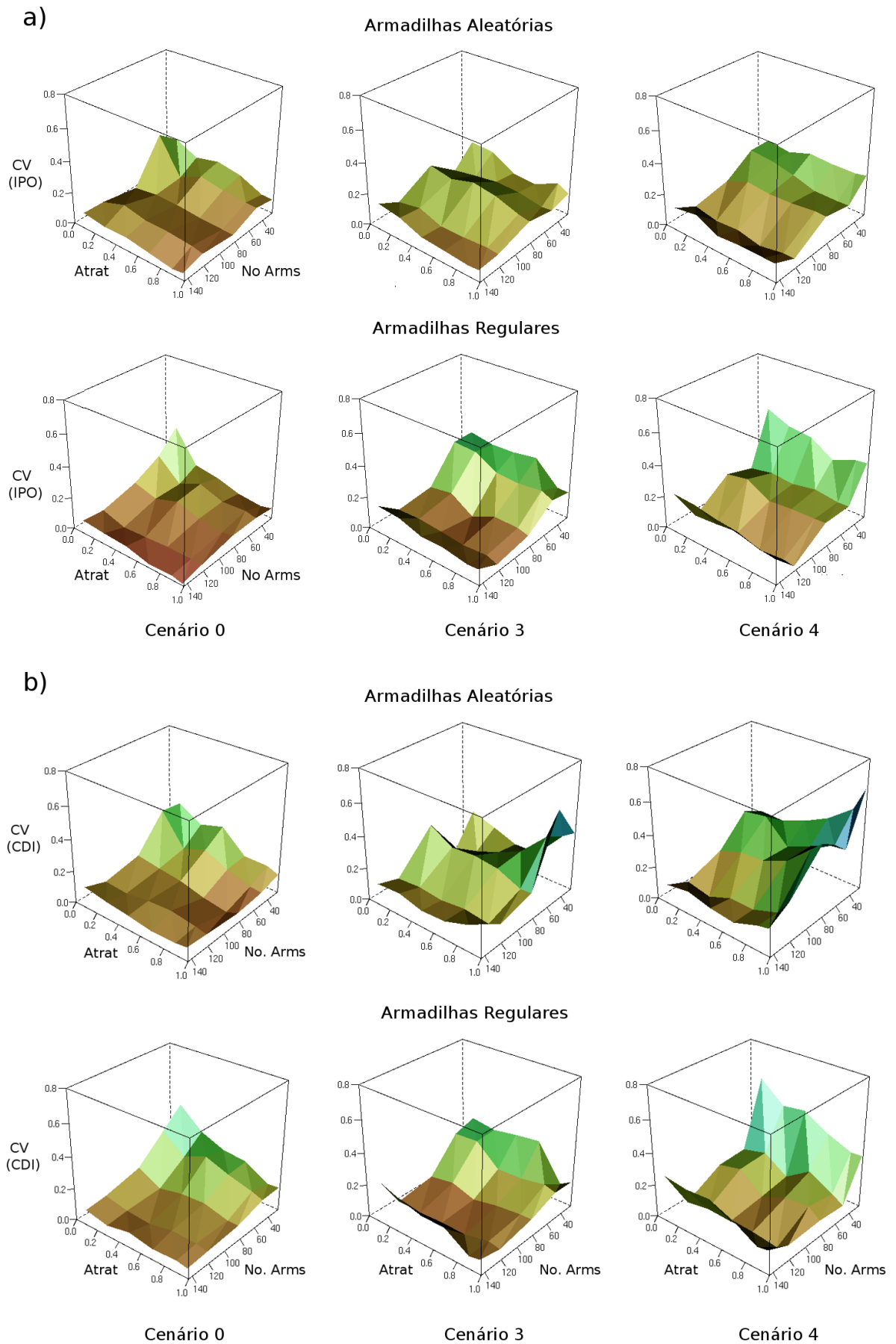


Figura 4.8: Influência dos cenários ambientais no coeficiente de variação do índices. Simulações com 2500 mosquitos e 7500 criadouros na área. a) Efeito sobre o IPO, b) efeito sobre CDI.

### 4.3.2 Acurácia

Em todos os casos simulados o número de mosquitos na área apresentou uma grande correlação com os índices de infestação. (CDI:  $R_{min}^2 = 0.68, R_{med}^2 = 0.87$ ; IPO :  $R_{min}^2 = 0.66, R_{med}^2 = 0.85$ ). Porém, na maior parte das simulações, o número de criadouros teve um impacto negativo sobre o índice em questão, sendo o modelo completo considerado o melhor modelo.

Assim como nas regressões lineares da Lei de Taylor (item 4.2.2) a utilização um maior número de armadilhas leva apenas a uma menor dispersão dos dados, sem muita influência sobre a escolha do melhor modelo. Na tabela 4.9 temos, como exemplo, os resultados obtidos para o Índice de Positividade de Ovitrapas (IPO) no cenário ambiental 0 com armadilhas dispostas aleatoriamente. Para o Índice de Densidade de Capturas (CDI) o número de armadilhas apresentou o mesmo efeito nos resultados, que pode ser observado pelo aumento do valor de  $R^2$  com o aumento no número de armadilhas.

Armadilhas Aleatórias					Armadilhas Regulares				
Cenário	$C_{max}$	$j$	$k$	$R^2$	Cenário	$C_{max}$	$j$	$k$	$R^2$
0	0.7	2.21	-0.08	0.94	0	0.5	2.16	-0.10	0.95
1	0.7	2.30	-0.08	0.95	1	0.7	2.23	-0.09	0.95
2	0.7	2.25	-0.06	0.94	2	0.7	2.22	-0.08	0.94
3	0.99	2.15	-0.13	0.93	3	0.99	2.10	-0.14	0.91
4	0.99	2.12	-0.19	0.91	4	0.99	2.05	-0.19	0.91

Tabela 4.7: Resumo dos modelos lineares aplicados ao IPO, em sistemas de monitoramento com 144 armadilhas.  $C_{max}$  é o valor de atratividade nominal máximo de armadilhas que geram índices influenciados por criadouros,  $j$  e  $k$  são os correspondentes da equação  $IPO = h + j \times M + k \times C + e$ , descrita no item 4.3.2.

Para ambos os índices, a influência dos criadouros na determinação dos índices diminui à medida que se emprega armadilhas mais atrativas na área, enquanto que a influência dos mosquitos aumenta (Tabela 4.9). Sistemas que empreguem armadilhas pouco atrativas em condições de alta disponibilidade de criadouros levariam, necessariamente, a índices subestimados, independente do cenário ambiental

considerado. Assim, em sistemas de monitoramento que empreguem armadilhas pouco atrativas, o modelo completo é o melhor modelo, enquanto que em sistemas que empregam armadilhas altamente atrativas, a influência dos criadouros é minimizada e o modelo parcial é considerado o melhor modelo. Nas tabelas 4.7 (IPO) e 4.8(CDI) temos os valores de atratividade nominal máximo no qual a interferência dos criadouros não pode ser desconsiderada e o modelo completo foi escolhido o melhor modelo.

Em cenários que indicaram populações agrupadas (cenários 3 e 4) o modelo completo foi considerado o mais apropriado para o Índice de Positividade de Ovitrapas independente da atratividade da armadilha utilizada (tabela 4.7). Como esse é um indicador da taxa de ocupação da espécie na área (Gomes, 2002), esse resultado é um artefato do modelo, pois o agrupamento dos mosquitos é determinado pela distribuição e densidade de criadouros, interferindo assim na abrangência da população local.

Armadilhas Aleatórias					Armadilhas Regulares				
Cenário	$C_{max}$	$j$	$k$	$R^2$	Cenário	$C_{max}$	$j$	$k$	$R^2$
0	0.5	0.040	-0.002	0.96	0	0.5	0.042	-0.002	0.96
1	0.5	0.042	-0.003	0.96	1	0.5	0.040	-0.003	0.95
2	0.5	0.040	-0.002	0.96	2	0.5	0.040	-0.003	0.95
3	0.7	0.039	-0.003	0.95	3	0.7	0.039	-0.003	0.94
4	0.9	0.043	-0.002	0.95	4	0.9	0.042	-0.003	0.95

Tabela 4.8: Resumo dos modelos lineares aplicados ao CDI, em sistemas de monitoramento com 144 armadilhas.  $C_{max}$  é o valor de atratividade nominal máximo de armadilhas que geram índices influenciados por criadouros,  $j$  e  $k$  são os correspondentes da equação  $CDI = h + j \times M + k \times C + e$ , descrita no item 4.3.2.

Na tabela 4.8 vemos que mesmo para um índice quantitativo como o CDI, a distribuição agrupada de criadouros exerce uma maior influência na determinação do índice. Percebemos que essa influência é maior quanto maior for o grau de agrupamento dos criadouros (cenários 3 e 4). Nesse caso o efeito é devido a grande densidade de criadouros encontrada pela maior parte dos mosquitos. Esse efeito

pode ser decorrente da maneira como o modelo foi implementado, porém não é uma consequência direta da agregação das amostras, como no caso do IPO.

<b>Atrat</b>	<b>nArms</b>	<b><i>j</i></b>	<b><math>P(j=0)</math></b>	<b><math>R_m^2</math></b>	<b><i>k</i></b>	<b><math>P(k=0)</math></b>	<b><math>R_c^2</math></b>	<b>Mod</b>
0.1	25	1.99	< 0.0001	0.73	-0.24	< 0.0001	0.10	C
0.1	81	1.96	< 0.0001	0.81	-0.22	< 0.0001	0.09	C
0.1	144	1.93	< 0.0001	0.82	-0.23	< 0.0001	0.10	C
0.3	25	2.11	< 0.0001	0.80	-0.16	< 0.0001	0.04	C
0.3	81	2.06	< 0.0001	0.86	-0.16	< 0.0001	0.05	C
0.3	144	2.03	< 0.0001	0.87	-0.18	< 0.0001	0.06	C
0.5	25	2.21	< 0.0001	0.84	-0.13	< 0.0001	0.03	C
0.5	81	2.15	< 0.0001	0.89	-0.13	< 0.0001	0.03	C
0.5	144	2.13	< 0.0001	0.91	-0.13	< 0.0001	0.03	C
0.7	25	2.28	< 0.0001	0.85	-0.08	0.0015	0.01	C
0.7	81	2.23	< 0.0001	0.92	-0.08	< 0.0001	0.01	C
0.7	144	2.21	< 0.0001	0.93	-0.08	< 0.0001	0.01	C
0.9	25	2.32	< 0.0001	0.86	-0.03	0.2114	0.00	P
0.9	81	2.30	< 0.0001	0.92	-0.04	0.0256	0.00	P
0.9	144	2.28	< 0.0001	0.94	-0.03	0.0182	0.00	P
0.99	25	2.35	< 0.0001	0.86	-0.01	0.7584	0.00	P
0.99	81	2.32	< 0.0001	0.92	-0.01	0.5747	0.00	P
0.99	144	2.30	< 0.0001	0.94	-0.01	0.5075	0.00	P

Tabela 4.9: Resumo das análises de regressão sobre IPO para o Cenário Ambiental 0 com armadilhas dispostas aleatoriamente. Atrat - atratividade Nominal, nArms - Número de Armadilhas, *j* / *k* - efeito de um mosquito/criadouro sobre o índice,  $P(j = 0)$  - p-valor associado a estimativa *j*,  $R^2$  coeficiente de correlação entre a variável (m/c) e o índice, Mod - Melhor modelo de regressão para a simulação (P - parcial e C - completo)

# Capítulo 5

## Discussão

### 5.1 Padrões espaciais observados

A análise das coletas de *Aedes aegypti* adultos capturados em campo indica que, em geral, essas populações estão distribuídas agrupadamente no espaço. Em 37% das coletas, as capturas de adultos se mostraram agrupadas, sugerindo que apresentar os dados em formas de densidades médias de *A. aegypti* pode não indicar corretamente o risco de um surto de dengue no local.

As análises da Lei de Taylor confirmam os resultados anteriores. As populações encontradas em campo possuem em geral uma alta tendência ao agrupamento (coeficiente  $b > 1$ ), com a exceção da população de adultos em Palmares. As médias de capturas nessa localidade foram, em geral, muito baixas, situação em que é mais difícil encontrar populações agrupadas (Taylor e Taylor (1979), Facchinelli et al. (2007)). As amostras de ovos de todas as localidades indicaram populações altamente agrupadas. Os altos valores do coeficiente  $a$  indicam que, nas menores densidades encontradas em campo, as amostras de ovos estão mais agrupadas que as amostras de adultos. Essa diferença era esperada com base no comportamento de oviposição, em que uma fêmea deposita, em média, 10,95 ovos em cada local (Reiter (2007)) e pelo fato de os ovos serem imóveis. Mesmo as fases de larva e pupa devem se encontrar mais agrupadas que os adultos devido ao fato de o deslocamento nas fases aquáticas ser limitado ao recipiente em que os ovos foram depositadas. Outro fator importante para entendermos os altos valores dos coefici-

entes  $a$  e  $b$  das regressões aplicadas às coletas de ovos é o controle de oviposição da fêmea, onde a presença de ovos conspecíficos no recipiente (em baixas quantidades) induz uma maior liberação de ovos (Williams et al., 2008a).

Ao analisarmos as simulações, observa-se que a utilização de armadilhas implica na ocorrência de muitas populações falsamente classificadas como aleatórias (tabela 4.4). Esse efeito pode ter se dado por dois motivos. Primeiro, os mosquitos se movimentam pela área ao longo dos 10 dias, de modo que os resultados das capturas são influenciados por esse movimento, não apenas pela posição do mosquito ao final do experimento. O segundo e mais provável motivo, ao analisarmos as posições finais dos mosquitos foi feita uma contagem exaustiva do número total de indivíduos em cada *quadrat* e a amostragem com armadilhas implica, necessariamente, em uma redução do número de indivíduos considerados. Na tabela 4.4 vemos que quanto menor o número de armadilhas utilizadas, maior é o erro na determinação do padrão. Analisando os resultados de armadilhas pouco atrativas vemos que pode-se perder completamente o poder de detecção do padrão espacial, inclusive gerando falsos positivos (populações classificadas como aleatoriamente distribuídas pelas posições dos mosquitos e como agrupadas pelas capturas em armadilhas). Mesmo utilizando armadilhas altamente atrativas, falha-se em detectar corretamente a maior parte das populações agrupadas.

## 5.2 Processos Modelados

Verificamos que em todos os cenários ambientais avaliados os índices obtidos se encontram dentro da faixa de variação dos índices encontrados em campo. Porém, avaliando os padrões espaciais estudados, apenas os cenários em que o mosquito se desloca adaptativamente e os criadouros estão dispostos de forma agrupada são capazes de gerar distribuições agrupadas, o que ilustra a recomendação de Grimm et al. (2005), de se utilizar um padrão observável diferente do objetivo da simulação para ajudar na escolha dos processos e parâmetros a serem usados no modelo.

O deslocamento adaptativo proposto é um modelo simples, que difere do passeio aleatório completo apenas por inserir no mosquito uma percepção local do ambiente. No campo os diversos estímulos presentes interagem, o que dificulta que se considere um modelo de percepção mais geral. Recentemente, trabalhos empíricos tem utilizado áreas que simulam condições de campo para avaliar os fatores que influenciam a percepção do mosquito (Roque (2007), Regis, L. *comunicação pessoal*). Diante da escassa informação empírica nesse respeito, é prudente manter os modelos mais simples possíveis, desde que capazes de explicar os padrões encontrados na realidade, uma recomendação conhecida como “minimalismo comportamental” (Lima e Zolner, 1996). O passeio aleatório completo não é capaz de reproduzir a distribuição espacial das populações encontradas em campo, assim, o modelo de deslocamento adaptativo proposto é um candidato a um “modelo mínimo”, representando uma maneira simples de se introduzir influências ambientais no comportamento do indivíduo.

Para explicar a formação da lei de potência, Taylor e Taylor (1979) propõe um modelo de comportamento para os indivíduos em que esses se redistribuiriam de acordo com duas forças: uma força de atração e uma de repulsão. A força de atração é dependente da qualidade do meio e os organismos tendem a se aglomerar em ambientes com mais recursos. Já a força de repulsão é dependente da densidade populacional local e os organismos tenderiam a se deslocar de maneira a evitar uma demasiada competição por recursos. O equilíbrio dessas forças caracteriza a distribuição espacial da espécie. De uma maneira geral, os organismos poderiam se deslocar livremente e cada um maximizaria a exploração do meio, levando assim a “Ideal Free Distribution” (Gillis et al., 1986). Esses processos também formam as bases das teorias de forrageamento ótimo (Begon et al., 2006).

Uma dificuldade encontrada ao estudarmos processos biológicos é que um mesmo padrão pode ser gerado por diversos processos diferentes Gaston (2003). No caso apresentado nessa dissertação, não modelamos processos demográficos, como nascimentos, mortes ou migrações e sabe-se que esses podem gerar popula-



ções agrupadas, gerando inclusive leis de potência com o coeficiente  $b$  maior que 1 (Anderson et al. (1982), Hanski e Woiwood (1993)). Um exemplo bastante conhecido são os processos de nascimento em um centro comum e baixa dispersão (figura 2.5, Turchin (1998)). Assim, se considerarmos o processo de oviposição de *A. aegypti* (onde, em média 10 ovos são depositados por evento de oviposição Reiter (2007)), pode-se gerar padrões agregados mesmo em populações pequenas. O modelo desenvolvido por Otero et al. (2008) é, provavelmente, capaz de gerar populações agrupadas com base em processos demográficos, porém os autores não verificaram essa questão.

Os resultados do modelo apresentado aliado à evidências empíricas de que o deslocamento do adulto ocorre dependente do número de sítios de oviposição (Edman et al., 1998) indicam que a redistribuição das formas aladas do mosquito pode ser, ao menos em parte, responsável pelo padrão de distribuição espacial da população. Higienópolis é um bairro com boa infra-estrutura de abastecimento de água e esgoto porém cercado por regiões de mais baixa infra-estrutura, que provavelmente servem de fontes de *A. aegypti* para o local (Maciel-de Freitas et al., 2007b). O fato de, dentre as localidades de campo avaliadas apenas nesse local, o coeficiente  $b$  da regressão de Taylor ter sido maior para adultos que para os ovos indica que a redistribuição das formas aladas pode mudar o padrão espacial de populações dessa espécie. A partir de dados empíricos, Russel et al. (2005) propõe que uma combinação entre os processos demográficos e de redistribuição determinam o padrão de distribuição da espécie.

### **5.3 Relação entre a qualidade da armadilha utilizada e o padrão espacial da população em estudo**

Observa-se que armadilhas pouco atrativas possuem um baixo poder de detecção do padrão espacial da população em estudo. Nas simulações, armadilhas cujo valor de cuja atratividade nominal fossem menores ou iguais a 0.7, não conseguem detectar as relações observadas em campo (tabela 4.4 e figura 4.3). Experi-

mentos comparativos indicam que as armadilhas utilizadas na vigilância entomológica tenham valores de atratividade nominal entre 0.6 e 0.8 (Donatti e Gomes (2007), Regis comunicação pessoal). Apesar disso, essas são capazes de detectar agregações espaciais. Isso associado ao fato de outros processos poderem contribuir para a determinação do padrão espacial da população indicam que, no modelo implementado, a dependência do padrão espacial em relação às atratividades nominais foi superestimada. Como a agregação não é causada apenas pela distribuição de criadouros no ambiente, armadilhas menos atrativas também podem identificar populações agrupadas. Apesar de o valor crítico de atratividade encontrado (0.7) ser acima do real, o poder de detecção do sistema de monitoramento certamente depende da atratividade nominal da armadilha empregada.

A razão entre variância e média (VMR) para as capturas de adultos no campo dificilmente excede 4 (figura 4.2). Nas simulações vemos que essa limitação pode ser um efeito do número de criadouros na área combinado à baixa atratividade da armadilha (figura 4.3). Vimos que o deslocamento adaptativo modelado nesse trabalho corresponde à força de atração, no modelo de comportamento proposto por (Taylor e Taylor, 1979). Porém nesse trabalho não modelamos aspectos do comportamento referentes à força de repulsão. Esses aspectos também podem ser responsáveis pelo possível limite superior no índice de agrupamento (VMR) das amostras de campo. Por exemplo, à medida que a densidade populacional aumenta, maiores seriam as chances de o sítio de oviposição encontrado por uma fêmea de *A. aegypti* estar saturado de ovos, o que a levaria a buscar por outros locais para ovipor (Reiter (2007), Williams et al. (2008a)).

#### **5.4 Utilização de índices de positividade na determinação da abundância local**

Índices baseados em presença e ausência possuem uma limitação quando temos um local densamente povoado por *Aedes aegypti*. Esses se saturam, ou seja, a partir de uma certa densidade populacional, eventuais aumentos na abundância

de mosquitos não são refletidos no índice de positividade figura 2.6.

Em um trabalho de referência, estabeleceu-se o grau de interferência que a saturação das armadilhas exerce sobre o índice gerado (Andersson, 1976). Uma premissa necessária para estimarmos a densidade de uma população através de capturas em armadilhas é de que a probabilidade de captura de um indivíduo não se altera ao longo do experimento. Porém, quanto mais armadilhas estiverem positivas, menor será a probabilidade de detecção de novos registros, levando assim a uma subestimação do tamanho real da população. À medida que se aproxima de 100% de positividade, a probabilidade de uma nova armadilha ficar positiva, diminui até chegar a zero. Quando temos populações distribuídas agrupadamente os índices de positividade tendem a se saturar antes de alcançarmos 100% de positividade (figuras 5.1). Assim, índices com valores máximos não devem ser utilizados em locais onde a espécie é bastante abundante (Greenwood, 1996).

No modelo, a capacidade de capturas em uma armadilha é ilimitada. Na prática essa capacidade deve ser limitada, seja pelo tamanho da paleta colocada na ovitrampa para oviposição (porém podem ser feitas modificações como em Regis et al. (2008)) seja pelo comportamento exibido por fêmeas que ao colocar os ovos evitam locais com altas densidades de ovos ou larvas conspecíficas Reiter (2007). Em se tratando de armadilhas para adultos, o tamanho da fita adesiva ou do local que irá reter os adultos também pode limitar o número máximo de capturas (Ritchie et al. (2004), Facchinelli et al. (2007), Gomes et al. (2007)). Assim, índices de densidade também podem possuir valores máximos, porém, esses limites são certamente superiores aos limites dos índices de positividade. Isso explica alguns resultados de campo em que, em ocasiões de locais altamente povoados, os índices de densidade de ovos apresentaram variações, que não foram acompanhadas por variações nos índices de positividade de ovitrampas (Regis et al. (2008), Romero-Vivas e Falconar (2005)). Como o risco de transmissão de dengue está depende da abundância de mosquitos no local, é interessante focar em índices mais quantitativos, como os índices de densidade.

Calcular o índices de densidade é bastante trabalhoso, o que levou a alguns autores propor os índices baseados em presença e ausência como medidas da abundância da espécie na área (Mogi et al. (1990), Bellini et al. (1996) e Wilson e Room (1983)). Nesse trabalho, vemos que o valor de  $b$  na regressão de Taylor para Palmares é menor que o calculado para o conjunto de Higienópolis e Tubiacanga, apesar de não se observarem diferenças entre essas duas últimas localidades. Porém, a diferença para Palmares realça a necessidade de se estimar localmente a relação entre os índices de positividade e de densidade. Avaliando a faixa de variação das densidades de *A. aegypti* em cada local (tabela 4.1, vemos que nessa localidade foi observada a menor variação). Assim, os resultados desse trabalho reforçam a crítica de Downing (2004): o coeficiente  $b$  da Lei de Taylor pode ser enviesado devido às faixas de variação das densidades populacionais observadas.

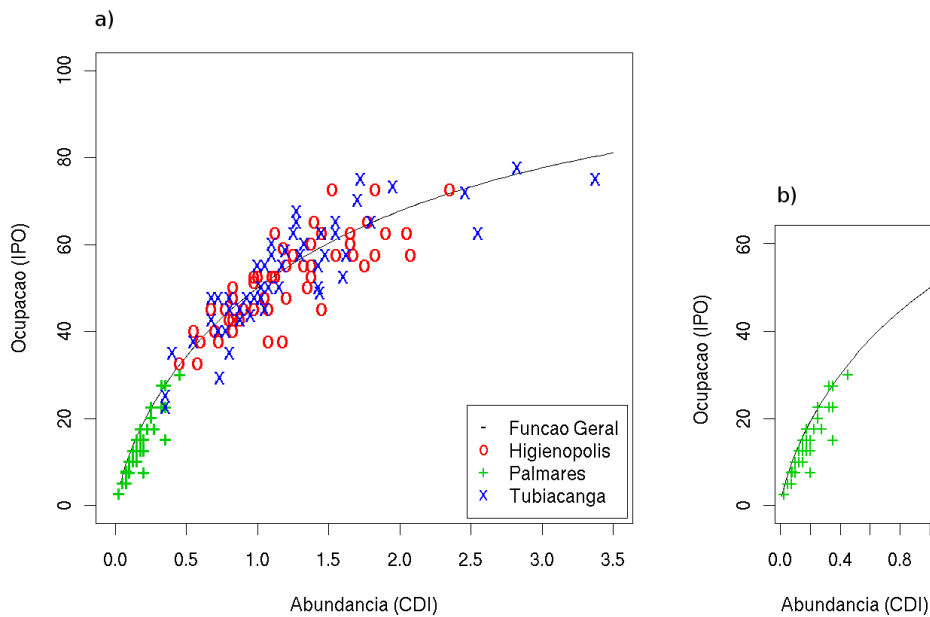


Figura 5.1: Relação entre a abundância (índice de densidade) e ocupação (índice de positividade) de uma população (a). Detalhe da regressão estimada para Higienópolis e Tubiacanga e valores dos índices obtidos para Palmares, relação geral subestima os níveis de abundância observados em Palmares (b).

Podemos estimar a abrangência da população no local ( $p$ ), a partir da média de capturas ( $\mu$ ) e da variância ( $s^2$ ) (Gaston, 2003):

$$p = 1 - (\mu/s^2)^{\mu^2/(s^2-\mu)} \quad (5.1)$$

Na figura 5.1 vemos a relação entre a função 5.1 ajustada para Higienópolis e Tubiacanga e os índices nos três locais de estudo. Tomando-se um valor de positividade, a abundância de mosquitos em Palmares seria, quase sempre, subestimada pela função ajustada para as outras localidades. Os resultados de campo apresentados aqui favorecem o procedimento proposto por Mogi et al. (1990), em detrimento do proposto por Bellini et al. (1996), ou seja, a relação entre a abundância e a ocupação da população deve ser estimada localmente. A utilização de uma relação ajustada para uma área diferente pode gerar erros, especialmente as abundâncias observadas nas áreas forem muito diferentes.

## 5.5 Avaliação da precisão dos índices obtidos nas simulações

Como esperado, a precisão dos índices é inversamente proporcional à densidade de mosquitos no local e à quantidade de armadilhas empregadas (fig 4.6). Porém, a precisão também é influenciada indiretamente pela quantidade de criadouros no local. Esses fazem com que as estimativas geradas sejam mais baixas, o que pode ser amenizado pelo uso de armadilhas mais atrativas possível (fig 4.7). Porém observa-se que em geral um maior número de armadilhas traz mais precisão à estimativa que uma armadilha mais atrativa.

A precisão da estimativa também é influenciada indiretamente pela disposição dos criadouros. Criadouros agrupados podem levar a populações de mosquitos agrupadas. Nesse caso, a menor precisão no índice de densidade de capturas (CDI) se dá justamente com as armadilhas mais atrativas, quando são colocadas poucas na área (figuras 4.8 e 5.2). Esse resultado decorre da dificuldade de estimar distribuições agrupadas (McArdle et al., 1990), em que se necessita de um número de amostras maior para que se alcance uma dada precisão, que seria alcançada

no caso de a população estar aleatoriamente distribuída no espaço. Armadilhas pouco atrativas não apresentam essa variação na estimativa, porém isso não é uma vantagem, mas sim um artefato introduzido pela baixa capacidade de detecção de populações agrupadas. Para o índice de Positividade (IPO) esse efeito não ocorre, sendo os coeficientes de variação dos cenários 3 e 4 maiores devido apenas à menor ocupação da população nesses cenários e, conseqüentemente, menores índices (figuras 4.8 e 5.3).

## **5.6 Avaliação da acurácia dos índices obtidos em relação à quantidade de criadouros na área**

Em todos os cenários avaliados, o efeito dos criadouros sobre os índices gerados é significativo. O uso de armadilhas altamente atrativas minimiza esse efeito, podendo chegar a anulá-lo. Porém, para isso seriam necessárias armadilhas virtualmente perfeitas (atratividade nominal maior ou igual a 0.9), o que é difícil de ser alcançado. Populações agrupadas no espaço introduzem artefatos nos resultados, possivelmente devido a forma de implementação do modelo. Porém, apesar desses artefatos, o efeito dos criadouros sobre os índices é consistente, ocorrendo em todos os cenários avaliados (tabelas 4.8 e 4.7).

Nos cenários ambientais 3 e 4, o efeito do número de criadouros sobre o índice de positividade gerado é significativo para todas as armadilhas simuladas. Porém, avaliando a figura 5.3 e os resultados referentes ao agrupamento das populações simuladas (tabela 4.2), percebe-se que, nesses cenários, a presença de criadouros gera uma mudança no padrão de distribuição espacial da população. Simulações em que as populações se encontram distribuídas aleatoriamente quando temos 4 criadouros no local, passam gerar populações extremamente agrupadas quando são colocados 7500 criadouros. Isto é refletido em uma menor taxa de ocupação local, por exemplo, no cenário 4, uma população de 1500 mosquitos gera índices de, aproximadamente, 60% e 30% , com 4 e 7500 criadouros na área respectivamente (figura 5.3).

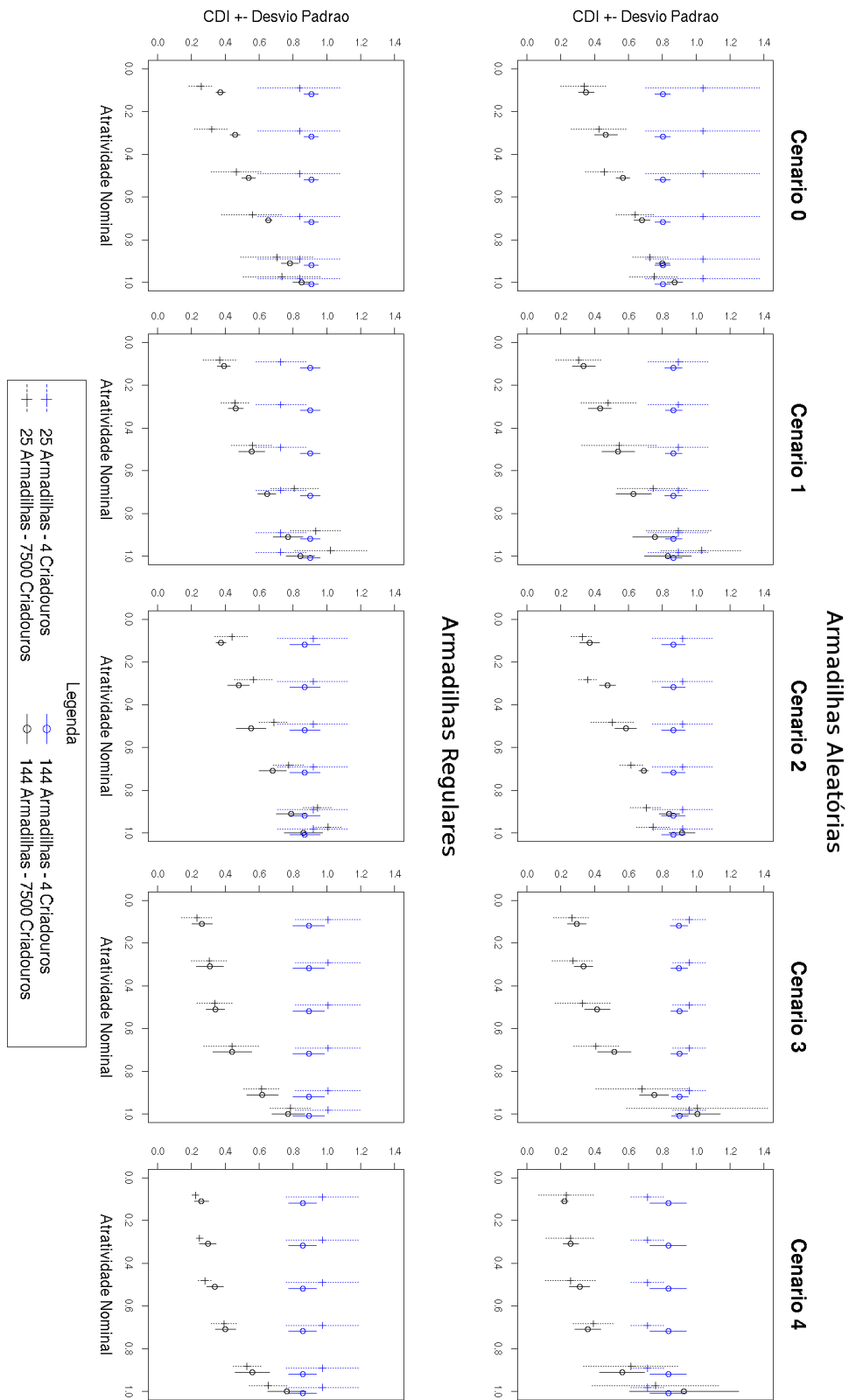


Figura 5.2: Variação do índice de densidade de capturas (CDI) de acordo com a atratividade nominal, o número de armadilhas, e o número de criadouros no ambiente. Valores para simulações de 1500 mosquitos nos 5 cenários simulados.

Em relação ao índice de densidade de capturas (figura 5.2), nos cenários 3 e 4, necessita-se de armadilhas mais atrativas para amenizar o efeito dos criadouros (tabela 4.8), porém nos casos de armadilhas "perfeitas", o índice não é modificado sistematicamente, apesar de ocorrer uma grande perda de precisão, como discutido na seção anterior, 5.5. A necessidade de armadilhas mais atrativas nesse cenário se dá pela indiretamente, devido à maior concentração de criadouros exatamente onde os mosquitos tendem a se concentrar.

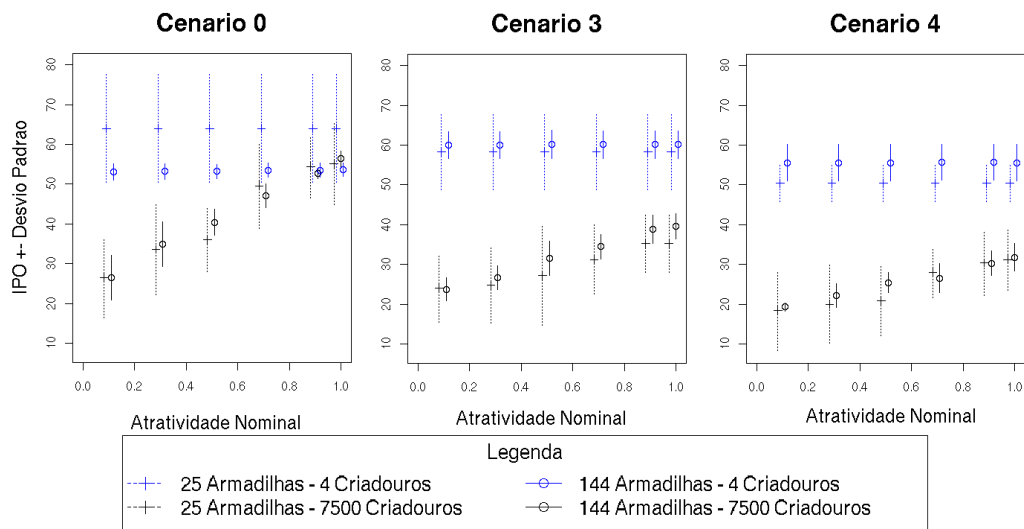


Figura 5.3: Variação do índice de positividade de ovitrampas (IPO) de acordo com a atratividade nominal, o número de armadilhas (A), e o número de criadouros no ambiente (C). Valores para simulações de 1500 mosquitos com armadilhas dispostas aleatoriamente. O comportamento geral é semelhante ao índice de densidade, exceto nos cenários 3 e 4, que geraram populações agrupadas.

Em todas as simulações conduzidas os índices gerados se correlacionam diretamente à densidade de adultos no local ( $R_{min}^2 = 0.66$ ), ao contrário de trabalhos de campo, onde não se observou correlação entre os índices de adultos e de ovos (Tun-Lin et al. (1996) e Romero-Vivas e Falconar (2005)). Entre os fatores responsáveis por essa diferença estão: 1 - as comparações realizadas por Tun-Lin et al. (1996) foram realizadas a partir de índices de recipientes e sabe-se que métodos de amostragem ativa (armadilhas) são mais sensíveis (Braga et al. (2000), Chadee (1997)); 2 - o modelo apresentado aqui é uma representação simplificada da realidade, o único fator ambiental introduzido é a disponibilidade de criadouros



na área. Certamente não foi representada toda a variabilidade encontrada em situações de monitoramento em campo; 3 - as comparações feitas em campo são inevitavelmente entre duas estimativas. Os métodos de amostragem adotados por Tun-Lin et al. (1996) foram a pesquisa domiciliar para ovos e a aspiração para adultos. Esses métodos diferem no comportamento específico do mosquito em que se baseiam (oviposição e descanso), o que pode introduzir variações nas estimativas. Mesmo um único fator ambiental pode influenciar diferentemente cada uma das estimativas geradas.

### **5.6.1 Comparações de índices obtidos em diferentes sistemas de monitoramento**

Os resultados apresentados aqui mostram que a disponibilidade de criadouros pode modificar sistematicamente os índices gerados por armadilhas de oviposição. Maciel-de Freitas et al. (2007a) apresenta estimativas do número de criadouros em dois bairros do Rio de Janeiro, Tubiacanga e a favela do Amorim, uma região mais densamente povoada e de pior infra-estrutura que Tubiacanga. Considerando o total de criadouros, encontrou-se em Tubiacanga 253,8 e 370,5 criadouros por hectare na época seca e chuvosa respectivamente. Na favela do Amorim, foram encontrados aproximadamente 648 e 1114 criadouros por hectare nas épocas seca e chuvosa.

Como uma ilustração, se assumimos que iremos monitorar uma área com 144 armadilhas de atratividade nominal igual a 0.7, podemos inverter a equação descrita na tabela 4.9, para o cenário ambiental 0, para estimar a densidade de mosquito no local ( $M$ , fêmeas por hectare). Essa equação pôde explicar 94% da variação encontrada no índice de positividade (IPO). Dessa forma, a estimativa da densidade de mosquitos no local seria dada por:

$$M = (IPO + 0.08 * C)/2.21 \quad (5.2)$$

Se o IPO encontrado foi de 40% e não temos criadouros na área, a estimativa da densidade de mosquitos seria de 18 fêmeas por hectare. No caso de termos 253,8 ou 370,5 criadouros na área, a estimativa de densidade passaria a 27,3 e 31,5 fêmeas por hectare. Em comparação à favela do Amorim, o mesmo índice de positividade encontrado significaria densidades de mosquitos de 41,5 e 58,4 fêmeas por hectare nas épocas seca e chuvosa respectivamente. Assumindo que o limiar de o limiar de transmissão de dengue ( $R_0$ ) na favela do Amorim seja de 50 fêmeas por hectare, na época chuvosa a área está sob risco de epidemia enquanto que na época seca a doença não se espalha. Dessa forma, não somos capazes de perceber o maior risco de transmissão de dengue na época chuvosa. Esses resultados indicam que se deve ter cautela ao comparar índices obtidos com armadilhas de oviposição entre diferentes estações e, mais ainda, entre diferentes áreas de uma cidade. Até o momento não se conseguiu estabelecer um limiar de transmissão de dengue com base em densidades do mosquito (Focks, 2003) e isso se deve, ao menos em parte, às incertezas introduzidas pela heterogeneidade ambiental nos índices mais utilizados.

O Rio de Janeiro, assim como grande parte das cidades tropicais, possui duas estações bem marcadas durante o ano, uma mais chuvosa que compreende o verão (de Dezembro a Março) e uma mais seca, que compreende o inverno (Abril a Novembro) (FIDERJ, 1978). Os resultados desse estudo indicam que um índice de mesmo valor deve corresponder a uma maior densidade de mosquitos na época chuvosa que na seca. Em campo encontra-se situações que o índice baseado em ovitrampas se manteve constante ao longo das diferentes estações (Krockel et al., 2006). Mesmo que a espécie não seja tão abundante de modo a saturar o índice gerado, a disponibilidade de um maior número de criadouros na época chuvosa pode fazer com que a população de fêmeas, mesmo maior, distribua os ovos entre os diferentes locais de oviposição (Focks (2003), Krockel et al. (2006)). Uma segunda hipótese, de que a densidade de mosquitos no local de fato não se alterou, é pouco provável, devido à maior incidência de dengue nos períodos mais chuvosos (Kuno, 1997).

Os criadouros modelados nesse trabalho são todos semelhantes e possuem apenas uma atratividade implícita, quando comparados à armadilhas. Sabe-se que o poder de atração do criadouro sobre o mosquito depende de diversas características deste, além das condições em que estes estão expostos em campo (Lima et al. (1989), Badano e Regidor (2002) e Navarro et al. (2003)). Apesar de a existência de criadouros-chave ser importante do ponto de vista epidemiológico (Focks (2003), Maciel-de Freitas et al. (2007b) e Tun-Lin et al. (1995)), esses não foram considerados no modelo. A presença de criadouros-chave deve ter amplificar o efeito sobre os índices gerados, especialmente se estiverem distribuídos agrupadamente no campo.

Em trabalhos de campo, analisou-se a eficiência da Adultrap (Donatti e Gomes, 2007), comparando as capturas obtidas em armadilhas preparadas com água e infusão de feno e em armadilhas preparadas apenas com água. Em Foz do Iguaçu, Paraná, Gomes et al. (2007) testou 30 armadilhas preparadas com cada isca e não observou diferenças entre elas. Utilizando o nível de confiança de 5% (Maciel-de Freitas et al., 2008b), também não puderam identificar diferenças significativas entre as capturas encontradas 25 armadilhas de cada tipo de iscas ( $p$ -valor=0.095). Apesar de, em ambos os estudos, a armadilha com água fenada ter capturado mais indivíduos, as diferenças encontradas não foram consideradas estatisticamente significativas. Esses resultados indicavam que a armadilha preparada com água é igualmente atrativa à armadilha com água fenada e serviram de base para que se recomendasse a utilização da armadilha proposta apenas com água, devido à praticidade (Gomes et al., 2008)

Os resultados do presente trabalho chamam a atenção para uma reinterpretação dos resultados acima. Em ambos os casos a contribuição da infusão de feno para o número de capturas foi positivo, porém, dada a imprecisão causada pelo baixo número de armadilhas empregado nos trabalhos descritos, dificilmente se encontraria uma variação estatisticamente significativa no nível de 5%.

Na figura 5.2 percebemos que a precisão e acurácia do índice é determinada

pelo resultado da interação de diferentes fatores como: o número e atratividade das armadilhas empregadas, o número de criadouros e o número de mosquitos no ambiente. Ao se estabelecer um valor arbitrário de corte para a comparação entre dois tipos de armadilhas (ex.:  $p\text{-valor}=0.05$ ) estamos simplificando essa relação, o que pode levar a conclusões precipitadas. Assim as comparações devem levar em conta o contínuo de variação dos índices em relação às variáveis descritas acima.

### **5.7 Avaliação da acurácia dos índices quando a quantidade de criadouros na área é desconhecida**

As armadilhas de oviposição são instrumentos relativamente baratos e de fácil manuseio que surgiram como uma alternativa para a amostragem populacional de *Aedes aegypti* (Focks, 2003). Porém reconhece-se que as estimativas geradas possam ser influenciadas pela disponibilidade de criadouros no local (Focks (2003), Maciel-de Freitas et al. (2008b), Sithiprasasna et al. (2003) e Krockel et al. (2006)). Isso motivou uma grande busca por melhoramentos tanto nas armadilhas ((Steinly et al., 1991), (Lenhart et al., 2005)), quanto nos atraentes utilizados (Reiter et al. (1991), Ganesan et al. (2006), Sant’ana et al. (2006) e Roque (2007)).

A medida que se descobrem compostos e/ou armadilhas mais eficientes, os anteriores acabam por ser substituídos. No entanto, é difícil acreditar que possa-se capturar todas as fêmeas grávidas de um local com armadilhas. Em um trabalho empírico, a aspiração em casas onde haviam sido instaladas armadilhas de oviposição para adultos indicou que uma parcela das fêmeas grávidas não havia sido capturada (Maciel-de Freitas et al., 2008b). Em outro trabalho, o uso simultâneo da “BG-Sentinel” e da mosquiTRAP indicou que a eficiência da última foi bastante influenciada pela época de chuvas, mesmo sendo preparada com o AtrAedes (Krockel et al., 2006).

Os resultados apresentados aqui confirmam a hipótese de que os índices gerados por armadilhas de oviposição são influenciados pela disponibilidade de criadouros no ambiente, justificando o uso das armadilhas mais atrativas possíveis.

Avaliando a figura 5.2 percebemos que, à medida que temos armadilhas mais atra-  
 tivas, menor é o efeito dos criadouros sobre o índice gerado. No caso de uma  
 armadilha perfeita o índice gerado não sofre influência do ambiente sendo monito-  
 rado.

No entanto, reconhecendo que uma armadilha 100% atrativa é improvável  
 de ser desenvolvida, outras abordagens são necessárias na tentativa de corrigir o  
 viés ambiental das estimativas. Vemos na figura 5.2 que utilizando dois conjuntos  
 de armadilhas com atratividades diferentes podemos ter uma medida de quanto o  
 índice em questão é influenciado pelo ambiente. Assim, ao estimarmos uma popu-  
 lação, é recomendável que se use mais de um método de amostragem, ajudando a  
 identificar possíveis viés nas estimativas (Silver, 2008).

Um problema semelhante ao apresentado aqui ocorre na área de matemática  
 computacional. Uma equação contínua não pode ser tratada computacionalmente,  
 sendo necessário dividi-la em um sistema de equações discretas. Essa discreti-  
 zação introduz erros na solução do problema e, quanto mais refinado for sistema  
 de equações contruído, menor será o erro associado à solução (Marchi e da Silva,  
 1999). A extrapolação de Richardson é um método que visa estimar a solução do  
 exata do problema, sem os erros de discretização. Para essa extrapolação utiliza-se  
 no mínimo duas soluções aproximadas: uma é o resultado de um sistema menos  
 refinado; já a segunda estimativa vem de um sistema mais refinado e, consequen-  
 temente, um erro menor Marchi e da Silva (1999). Dessa forma, a solução exata  
 do problema contínuo ( $I_\infty$ ) é dada pela expressão abaixo:

$$\begin{aligned} I_\infty &= I_1 + \frac{I_1 - I_2}{q^c - 1} \\ q &= \frac{h_2}{h_1} \end{aligned} \tag{5.3}$$

Na expressão 5.3  $I_1$  é a resposta obtida com o sistema mais refinado e  $I_2$   
 com o sistema menos refinado.  $h_1$  e  $h_2$  são referentes ao tamanho dos intervalos  
 definidos e estão diretamente relacionados ao erro de discretização, enquanto que  
 $c$  é a ordem de convergência do problema, uma medida da velocidade com que

a solução calculada se aproxima da solução ideal  $I_\infty$ . A ordem de convergência pode ser teórica ou estimada empiricamente, onde são necessários ao menos três resultados diferentes (Marchi e da Silva, 1999).

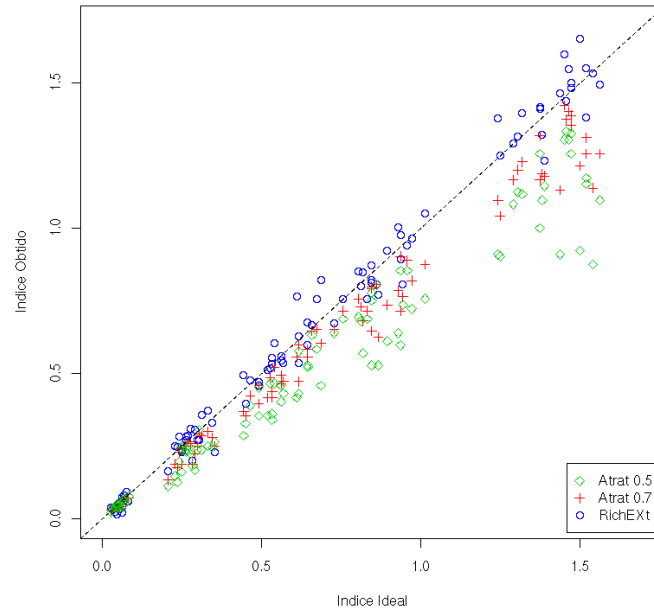


Figura 5.4: Avaliação dos índices de densidade de capturas obtidos. Índice ideal -índice obtido com armadilha de atratividade igual a 0.99 no cenário ambiental 0, com 144 armadilhas dispostas aleatoriamente na área. Comparações com índices obtidos com armadilhas de atratividade 0.5, 0.7 e o índice obtido a partir da extrapolação dos resultados dessas armadilhas (Ext).

Utilizando a equação 5.3, podemos avaliar a interferência dos criadouros sobre os índices gerados a partir da diferença entre o resultado obtido com armadilhas de atratividade igual a 0.5 (com um erro maior) e com armadilhas de atratividade igual a 0.7, equivalentes a um sistema mais refinado, com menor erro. Os valores de  $h_1$  e  $h_2$ , medidas do erro do processo, serão definidos como 1 menos a atratividade nominal da armadilha empregada. Para ilustrar esse procedimento, analisaremos apenas o resultado do cenário ambiental 0 com 144 armadilhas dispostas aleatoriamente. Nesse caso, consideraremos uma ordem de convergência linear ( $c$ ), igual a 1.

Na figura 5.4, pode-se avaliar o valor do índice obtido com a extrapolação e o índice obtido com uma armadilha ideal, que não sofre influência de criadouros no

ambiente (atratividade igual a 0.99). Na mesma figura podemos observar os valores dos índices obtidos nas mesmas situações, com armadilhas de atratividades iguais a 0.5 e 0.7. Observa-se que os índices são mais enviesados justamente nas situações de maior interesse do ponto de vista epidemiológico, quando temos altas densidades de criadouros e de mosquitos na área. A princípio, o método de extrapolação pode corrigir o viés nas estimativas.

Um desenho de amostral que combina o uso de armadilhas preparadas com água e armadilhas preparadas com infusão de gramíneas a 10% se mostrou eficiente na captura de mosquitos e, apesar de não ser o mais eficiente entre os propostos por Reiter et al. (1991) pode-se, por uma questão de praticidade, optar por esse desenho (Chadee et al. (1993), Rawlins et al. (1998) e Polson et al. (2002)). Esse sistema, além de ser eficiente na captura de mosquitos, permite que se aplique o raciocínio de extrapolação explicado acima, desde que tenhamos os valores de atratividade nominal para cada tipo de infusão e os resultados sejam apresentados por tipo de armadilha.

Nos resultados analisados na figura 5.4, a extrapolação é capaz de corrigir o viés ambiental, porém esse não será sempre o caso. Em condições em que não há criadouros no local, as armadilhas tendem a indicar o mesmo índice e a extrapolação não é necessária. Já em condições onde há muitos criadouros no local, a probabilidade de capturas em armadilhas  $p$  (figura 2.4) tenderá a ser a mesma, levando assim à índices semelhantes. Assim, a extrapolação descrita acima não será capaz de corrigir o viés ambiental. Além disso, essa técnica foi aplicada apenas à situação em que a população virtual de mosquitos se mostrou aleatoriamente distribuída no espaço. Como podemos ver na figura 5.2, nos cenários em que as populações estão agrupadas a convergência não é linear, provavelmente, teríamos que estimar empiricamente o valor da ordem de convergência  $c$ .

Quando tentamos utilizar essa análise nos dados de campo encontramos outras dificuldades. Como frisado anteriormente, diversos fatores não representados no modelo podem interferir na estimativa gerada, como ventos, temperatura e

umidade relativa do ar. Mesmo que a extrapolação não possa ser adotada rotineiramente, a apresentação dos resultados separadamente para cada tipo de isca utilizada nas armadilhas pode indicar o grau de interferência de potenciais criadouros, dando uma idéia qualitativa da confiabilidade da estimativa gerada. Porém para isso são necessárias estimativas precisas para cada uma das iscas.

## **5.8 Escolha do sistema de monitoramento a ser utilizado**

Ao estimarmos o tamanho de uma população é desejável que os índices obtidos sejam os mais precisos e mais acurados possível. Assim, o sistema de monitoramento ideal deve utilizar as armadilhas mais eficientes (e, em geral, mais caras) em um número razoavelmente grande. Em programas de monitoramento que possuam restrições de orçamento isso introduz um “trade-off” na decisão. Enquanto a utilização de armadilhas mais atrativas pode minimizar o viés ambiental, tornando o índice mais acurado, a precisão do índice obtido é maximizada pelo uso de um grande número de armadilhas, especialmente se as populações estiverem distribuídas agrupadamente.

Assim, antes de se optar pela utilização de uma armadilha mais atrativa (e mais cara) deve-se avaliar o ambiente em questão. Se é esperado que hajam poucos criadouros na área, o investimento em armadilhas mais caras não se justifica, sendo mais interessante investir em um maior número de armadilhas. Se por outro lado é esperado que as condições do ambiente em questão influenciem a estimativa gerada, um maior investimento em armadilhas e iscas mais eficientes é recomendado.

Assim, a escolha do sistema de monitoramento a ser empregado depende dos objetivos específicos do programa (Braga et al. (2000), Focks (2003)), do orçamento disponível (Silver, 2008), mas também do conhecimento das condições ambientais que se encontram no local de estudo.



# Capítulo 6

## Conclusões e Perspectivas futuras

Com base nos resultados das simulações e nos padrões observados em campo, as principais conclusões desse trabalho são:

— A redistribuição dos adultos guiada pela quantidade de sítios de oviposição no local pode explicar o padrão de distribuição espacial da espécie;

— A utilização de capturas em armadilhas para estimar o padrão de distribuição da espécie tende a subestimar o grau de agregação da população. A utilização de um número maior e de armadilhas mais atrativas é recomendada nesse caso;

— Índices de ocupação, como os índices de positividade, tendem a se saturar em condições de altas densidades populacionais. Nessa situação, grandes variações na abundância da espécie não são refletidas no índice;

— A utilização de índices de positividade para estimar a abundância da espécie deve ser feita apenas localmente;

— Comparações entre índices obtidos em áreas e/ou intervalos de tempo diferentes devem ser feitas com cautela, pois a disponibilidade de criadouros no ambiente pode modificar sistematicamente o índice gerado;

— O baixo número de armadilhas empregado em campo leva a estimativas pouco precisas, o que pode inviabilizar comparações entre áreas ou trabalhos;

— A utilização de armadilhas de atratividades diferentes na mesma área pode indicar o grau de interferência do ambiente na estimativa gerada.

Uma extensão para esse trabalho é implementar as fases iniciais do ciclo de

vida do mosquito, incluindo a dinâmica intra-criadouros da fase larvar. Com isso será possível avaliar formas de intervenção na população de *Aedes aegypti*, como a redução de criadouros ou a aplicação de larvicidas. Porém essa extensão esbarra no alto custo computacional do modelo.

A introdução de natalidade e mortalidade ao modelo permitirá que se avalie qual o processo mais importante na determinação do padrão espacial da espécie (processos demográficos ou a redistribuição do adulto).

A técnica de extrapolação de Richardson aplicada aos resultados de sistemas de monitoramento em campo deve ser verificada nos diferentes cenários estudados. Sendo verificada, essa técnica deve ser validada em condições de semi-campo e campo, a fim de poder ser adotada rotineiramente.

## Referências Bibliográficas

- Anderson, R. M. , Gordon, D. M. , Crawley, M. J. , e Hassell, M. P. . Variability in the abundance of animal and plant species. **Nature**, 296:245–248, 1982.
- Anderson, Roy M. . Discussion: The Kermack- Mc Kendrick epidemic threshold theorem. **Bulletin of Mathematical Biology**, 53(1):1–32, 1991.
- Andersson, M. . Influence of trap saturation on estimates of animal abundance based on catch per unit effort. **Oikos**, 27:316–319, 1976.
- Badano, E. I. e Regidor, H. A. . Selección de hábitat de oviposición en *Aedes aegypti* mediante estímulo físicos. **Ecol. Austral**, 12:129–134, 2002.
- Baddeley, Adrian . **Analysing spatial point patterns in R**. CSIRO, Australia, 2008.
- Bailey, T. C. e Gatrell, A. C. . **Interactive spatial data analysis**. Longman Group, 1995.
- Begon, Michael , R.Townsend, Colin , e Harper, John L. . **Ecology : from individuals to ecosystems**. Blackwell Publishing Ltd, 4 edição, 2006.
- Bellini, R , Carrieri, M. , Burgio, G. , e M., Bacchi . Efficacy of different ovitraps and binomial sampling in *Aedes albopictus* surveillance activity. **J. Am. Mosq. Control Assoc.**, 12(4):632–636, 1996.
- Benchimol, Jaime Larry . **Febre Amarela: a donça e a vacina, uma história inacabada**. Editora Fiocruz, Rio de Janeiro, 2001.

- Beserra, Eduardo , Castro, Francisco de , Santos, José , Santos, Tatiana , e Fernandes, Carlos . Biologia e exigências térmicas de *Aedes aegypti* (L.) (diptera: Culicidae) provenientes de quatro regiões bioclimáticas da Paraíba. **Neotropical Entomology**, 35(6):853–860, 2006.
- Braga, Ima Aparecida , Gomes, Almério de Castro , Nelson, Michel , Mello, Rita de Cassia G. , Bergamaschi, Denise Pimentel , e Souza, José Maria Pacheco . Comparação entre pesquisa larvária e armadilha de oviposição, para detecção de *Aedes aegypti*. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, 33(4):347–353, 2000.
- Braga, Ima Aparecida e Valle, Denise . *Aedes aegypti*: inseticidas, mecanismos de ação e resistência. **Epidemiol. Serv. Saúde**, 16(4):279–293, 2007a.
- Braga, Ima Aparecida e Valle, Denise . *Aedes aegypti*: vigilância, monitoramento da resistência e alternativas de controle no Brasil. **Epidemiol. Serv. Saúde**, 16(4):295–302, 2007b.
- Bulugahapitiya, Uditha , Siyambalapitiya, Sajith , Seneviratne, Suranjith L. , e Fernando, Devaka J.S. . Dengue fever in travellers: A challenge for European physicians. **European Journal of Internal Medicine**, 18(3):185 – 192, 2007.
- Canyon, D. V. , Hii, J. L. K. , e Muller, R. . Effect of diet on biting, oviposition, and survival of *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae). **J. Med. Entomol.**, 36:301 – 308, 1999a.
- Canyon, D. V. , Hii, J.L.K. , e Muller, R. . The frequency of host biting and its effect on oviposition and survival in *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae). **Bulletin of Entomological Research**, 89:35–39, 1999b.
- Carbajo, Aníbal Eduardo , Schweigmann, Nicolás , Curto, Susana Isabel , Garín, Alicia de , e Bejarán, Rubén . Dengue transmission risk maps of Argentina. **Tropical Medicine & International Health**, 6(3):170–183, 2001.

- Chadee, D. D. . A comparison of three *Aedes aegypti* sampling methods in Trinidad, W. I. **Cah. ORSTOM, Ent. Med et Parasitol.**, 24:199–205, 1986.
- Chadee, D. D. . Key premises, a guide to *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae) surveillance and control. **Bulletin of Entomological Research**, 94:201–207, 2004.
- Chadee, D.D. . Effects of forced egg-retention on the oviposition patterns of female *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae). **Bull. Entomol. Res.**, 87:649–651, 1997.
- Chadee, DD , Lakhan, A , Ramdath, WR , e Persad, RC . Oviposition response of aedes aegypti mosquitoes to different concentrations of hay infusion in trinidad, west indies. **J Am Mosq Control Assoc.**, 9(3):346–348, 1993.
- Christophers, S. R. . *Aedes aegypti. The Yellow Fever Mosquito: Its Life History, Bionomics and Structure.* Cambridge University Press, 1960.
- Clark, G. G. , Seda, H. , e Gubler, Duane J . Use of the cdc backpack aspirator for surveillance of aedes aegypti in san juan, puerto rico. **J. Am. Mosq. Control Assoc.**, 10(1):119–124, 1994.
- Clobert, Jean , Ims, Rolf Anker , e Rousset, Fran\_ cois . **Causes, mechanisms and consequences of dispersal.** In: Hanski, Ikka e Gaggiotti, Oscar E. (editores), **Ecology, Genetics and Evolution of Metapopulations.** páginas 307–335, Elsevier Academic Press, 2004.
- Colbert, P. S. e Chadee, D. D. . An improved method for detecting substrate preferences shown by mosquitoes that exhibit 'skip oviposition'. **Physiological Entomology**, 18:114–118, 1993.
- Colton, Y. M. , Chadee, D. D. , e Severson, D. W. . Natural skip oviposition of the mosquito *Aedes aegypti* indicated by codominant genetic markers. **Medical and Veterinary Entomology**, 17:195–204, 2003.

- Consoli, Rotraut A. G. B. e Oliveira, Ricardo Lourenço de . **Principais mosquitos de importância sanitária no Brasil**. Editora Fiocruz, 1994.
- Silva, Heloisa Helena Garcia da e Silva, Ionizete Garcia da . Influência do período de quiescência dos ovos sobre o ciclo de vida de *Aedes aegypti* (linnaeus, 1762) (diptera, culicidae) em condições de laboratório. **Revista da Sociedade Brasileira de Medicina Tropical**, 32:349 – 355, 1999.
- DeAngelis, Donald L. e Mooij, Wolf M. . Individual-based modelling of ecological and evolutionary processes. **Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics**, 36(1):147–168, 2005.
- DeGroot, M. e Schervish, M. . **Probability and Statistics**. Addison Wesley, 3 edição, 2002.
- Development Core Team, R. . **R: A Language and Environment for Statistical Computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2008. ISBN 3-900051-07-0.
- Donatti, João Edson e Gomes, Almério de Castro . *Adultrap*: descrição de armadilha para adulto de *Aedes aegypti* (diptera, culicidae). **Rev. Bras. Entomol.**, 51(2):255–256, 2007.
- Downing, John A. . Spatial heterogeneity: evolved behaviour or mathematical artefact? **Nature**, 323(6085):255 – 257, 2004.
- Dunning, Jr. , John B., Stewart, David J. , Danielson, Brent J. , Noon, Barry R. , Root, Terry L. , Lamberson, Roland H. , e Stevens, Ernest E. . Spatially explicit population models: Current forms and future uses. **Ecological Applications**, 5(1):3–11, 1995.
- Dye, Christopher . The analysis of parasite transmission by bloodsucking insects. **Annu. Rev. Entomol.**, 37:1–19, 1992.

- Edman, John D. , Scott, T. , Costero, Adriana , Morrison, A. , Harrington, Laura C. , e Clark, G. G.G. G. . *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae) movement influenced by availability of oviposition sites. **Journal of Medical Entomology**, 35(6):578–583, 1998.
- Eiras, A.E. . Armadilha para a captura de insetos. Depósito de patente no Brasil: PI0203907-9, 09 2002.
- Estevas, Lourdes e Vargas, Cristobal . A model for dengue disease with variable human population. **Journal of Mathematical Biology**, 38(3):220–240, 1999.
- Facchinelli, L. , Valerio, L. , Pombi, M. , Reiter, P. , Constantini, C. , e Della Torre, A. . Development of a novel sticky trap for container-breeding mosquitoes and evaluation of its sampling properties to monitor urban populations of *aedes albopictus*. **Medical and Veterinary Entomology**, 21(2):183–195, 2007.
- Fávaro, A. E. , Dibo, MR , Mondini, A , Ferreira, A.C. , Barbosa, A. , Eiras, A. , Barata, E. , e Chiaravalloti-Neto, F . Physiological state of *Aedes (stegomyia) aegypti* mosquitoes captured with mosquiTRAPs in mirassol, são paulo, brazil. **J Vector Ecol**, 31:285–191, 2006.
- Fay, R. W. e Eliason, D. A. . A preferred oviposition site as a surveillance method for *Aedes aegypti*. **Mosq. News**, 26:531–535, 1966.
- Ferguson, Neil M. , Donnelly, Christl A. , e Anderson, Roy M. . Transmission dynamics and epidemiology of dengue: insights from age - stratified sero - prevalence surveys. **Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences**, 354(1384):757–768, 1999.
- FIDERJ. Indicadores climatológicos do rio de janeiro. Relatório técnico, Fundação Instituto de Desenvolvimento Econômico e Social do Rio de Janeiro., 1978.
- Focks, D. A. . **A review of entomological sampling methods and indicators for dengue vectors**. OMS, 2003.

- Focks, D. A. e Alexander, N . Multicountry study of *Aedes aegypti* pupal productivity survey methodology: findings and recommendations. Relatório técnico, OMS. TDR/IRM/Den /06.1, 2006.
- Focks, D. A. , Haile, D. G. , Daniels, E , e Mount, G. A. . Dynamic life table model for *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae): analysis of the literature and model development. **J Med Entomol.**, 30(6):1003–1017, 1993a.
- Focks, D. A. , Haile, D. G. , Daniels, E , e Mount, G. A. . Dynamic life table model for *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae): simulation results and validation. **J Med Entomol.**, 30(6):1018–1028, 1993b.
- Focks, D. A. , Sackett, S. R. , Bailey, D. L. , e Dame, D. A. . Observations on container-breeding mosquitoes in New Orleans, Louisiana, with an estimate of the population density of *Aedes aegypti* ( L ) . **Am. J. Trop. Med. Hyg.**, 30 (6):1329–1335, 1981.
- Focks, DA , Brenner, RJ , Hayes, J , e Daniels, E . 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, 2000.
- Gama, R. A. , Silva, E. M. , Silva, I. M. , Resende, M. C. , e Eiras, A. . Evaluation of the sticky mosquitrap tm for detecting *Aedes (stegomyia) aegypti* (l.) (diptera: Culicidae) during the dry season in belo horizonte, minas gerais, brazil. **Neotropical Entomology**, 36(2):294–302, 2007.
- Ganesan, K. , Mendki, M. J. , Suryanarayana, M. V. S. , Prakash, S. , e Malhotra, R. C. . Studies of *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae) ovipositional responses to newly identified semiochemicals from conspecific eggs. **Australian Journal of Entomology**, 45(1):75–80, 2006.
- Gaston, Kevin . **The structure and dynamics of geographic ranges**. Oxford University Press, 2003.



- Getis, A , Morrison, A. , Gray, K , e Scott, T. . Characteristics of the spatial pattern of the dengue vector, *Aedes aegypti*, in Iquitos, Peru. **Am J Trop Med Hyg**, 69(5):494–505, 2003.
- Giacomini, Henrique C . Sete motivações teóricas para o uso da modelagem baseada no indivíduo em ecologia. **Acta Amazonica**, 37(3):431–446, 2007.
- Gillis, D. M. , Kramer, D. L. , e Bell, G. . Taylor’s power law as a consequence of Fretwell’s ideal free distribution. **J. Theo. Biol.**, 123:281–287, 1986.
- Glasser, Carmen M. e Gomes, Almério . Clima e sobreposição da distribuição de *Aedes aegypti* e *Aedes albopictus* na infestação do estado de São Paulo. **Revista de Saúde Pública**, 36:166 – 172, 2002.
- Gomes, Almério , Silva, Nilza Nunes da , Bernal, Regina , Leandro, André , Camargo, Natal de , Silva, Allan da , Ferreira, Adão , Ogura, Luis Carlos , Oliveira, Sebastião José , e Moura, Silvestre . Especificidade da armadilha *Adultrap* para capturar fêmeas de *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae). **Rev. Soc. Bras. Med. Trop.**, 40(2):216–219, 2007.
- Gomes, Almério , Silva, Nilza , Bernal, Regina , e Leandro, André . Estimativa da infestação predial por *Aedes aegypti* (díptera: Culicidae) por meio da armadilha *Adultrap*. **Epidemiol. Serv. Saúde**, 17(4):293–300, 2008.
- Gomes, Almério C. . Vigilância entomológica. **Inf Epidem SUS**, 11(2):79–90, 2002.
- Greenwood, J. J. D. . **Basic Techniques**. In: Sutherland, William J. (editor), **Ecological census techniques: a handbook**. páginas 11–109, Cambridge University Press, 1996.
- Grimm, Volker , Revilla, Eloy , Berger, Uta , Jeltsch, Florian , Mooij, Wolf M. , Railsback, Steven F. , Thulke, Hans-Hermann , Weiner, Jacob , Wiegand, Thorsten , e DeAngelis, Donald L. . Pattern-oriented modeling of agent-based complex systems: Lessons from ecology. **Science**, 310(5750):987–991, 2005.

- Gubler, Duane J . **Dengue and dengue hemorrhagic fever: its history and resurgence as a global public health problem.** In: Gubler, D. J. e Kuno, G. (editores), **Dengue and dengue hemorrhagic fever.** páginas 1–22, CAB International, Londres. Reino Unido, 1997.
- Gubler, Duane J . Dengue and dengue hemrragic fever. **Clinical Microbiology Reviews**, 11(3):480–496, 1998.
- Gubler, Duane J . Epidemic dengue/dengue hemorrhagic fever as a public health, social and economic problem in the 21st century. **Trends in Microbiology**, 10(2):100–103, 2002.
- Gubler, Duane J . The changing epidemiology of yellow fever and dengue, 1900 to 2003: full circle? **Comparative Immunology, microbiology and Infectious diseases**, 27:319–330, 2004.
- Guzman, Maria G. e Kouri, Gustavo . Dengue and dengue hemorrhagic fever in the americas: lessons and challenges. **Journal of Clinical Virology**, 27(1):1 – 13, 2003.
- Halstead, Scott B . Dengue. **The Lancet**, 370(9599):1644 – 1652, 2007.
- Hanski, Ikka e Woiwood, I. P. . Mean-related stochasticity and population variability. **Oikos**, 67(1):29 – 39, 1993.
- Harrington, L. C. , Ponlawat, A. , Edman, J. D. , e Scott, T. W. . Physical container traits influence oviposition behavior of the aedes aegypti mosquito in thailand. **Vector borne and Zoonotic Diseases**, 8(3):415–423, 2008.
- Harrington, Laura C. , Buonaccorsi, John P. , Edman, John D. , Costero, Adriana , Kittayapong, Pattamaporn , Clark, Gary G. , e Scott, Thomas W. . Analysis of survival of young and old *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae) from puerto rico and thailand. **Journal of Medical Entomology**, 38(4):537–547, 2001.

- Harrington, LC , Scott, TW , Lerdthusnee, K , Coleman, RC , Costero, A , Clark, GG , Jones, JJ , Kitthawee, S , Kittayapong, P , Sithiprasasna, R , e Edman, JD. . Dispersal of the dengue vector *Aedes aegypti* within and between rural communities. **Am J Trop Med Hyg**, 72(2):209–220, 2005.
- He, Fangliang e Gaston, Kevin J. . Occupancy-abundance relationships and sampling scales. **Ecography**, 23(4):503–511, 2000.
- Holmes, Edward C. e Twiddy, S. Susanna . The origin, emergence and evolutionary genetics of dengue virus. **Infection, Genetics and Evolution**, 3(1):19 – 28, 2003.
- Holyoak, M. , Casagrandi, R. , R.Nathan, Revilla, E. , e Spiegelc, O. . Trends and missing parts in the study of movement ecology. **PNAS**, 105(49):19060–19065, 2008.
- Honório, NA , Silva, WC , Leite, PJ , Gonçalves, JM , Lounibus, LP , e Oliveira, R. Lourenço-de . Dispersal of *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* (diptera: Culicidae) in an urban endemic dengue area in the state of rio de janeiro, brazil. **Mem Inst Oswaldo Cruz**, 98:91–98, 2003.
- Hopp, M e Foley, J . Global-scale relationships between climate and the dengue fever vector, *Aedes aegypti*. **Climatic Change**, 48(2):441 – 463, 2001.
- Huston, Michael , DeAngelis, Donald , e Post, Wilfred . New computer models unify ecological theory. **BioScience**, 38(10):682–691, 1988.
- Johansson, Michael , Dominici, Francesca , e Glass, Gregory E . Local and global effects of climate on dengue transmission in puerto rico. **PLoS Negl Trop Dis**, 3(2):e382, 2009.
- Joshi, Vinod , Mourya, D. T. , e Sharma, R. C. . Persistence of dengue-3 virus through transovarial transmission passage in successive generations of *Aedes aegypti* mosquitoes. **Am J Trop Med Hyg**, 67(2):158–161, 2002.

- Joshi, Vinod , Singhi, Manju , e Chaudhary, R. C. . Transovarial transmission of dengue 3 virus by *Aedes aegypti*. **Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene**, 90(6):643 – 644, 1996.
- Keeling, M. J. e Grenfell, B. T. . Individual-based perspectives on  $r_0$ . **J. Theo. Biol.**, 203:51–61, 2000.
- Kendal, Wayne S. . Taylor’s ecological power law as a consequence of scale invariant exponential dispersion models. **Ecological Complexity**, 1(3):193 – 209, 2004.
- Kleinbaum, D. , Kupper, L. , e Muller, K. . **Applied Regression Analysis and Other Multivariate Methods**. PWS-Kent, 2 edição, 1987.
- Krockel, U. , Rose, A , Eiras, A. , e Geier, M . New tools for surveillance of adult yellow fever mosquitoes: Comparison of trap catches with human landing rates in an urban environment. **J Am. Mosq. Control Assoc.**, 22:229–238, 2006.
- Kuno, G. . **Factors influencing the transmission of dengue viruses**. In: Gubler, D. J. e Kuno, G. (editores), **Dengue and dengue hemorrhagic fever**. CAB International, Londres. Reino Unido, 1997.
- Lenhart, Audrey E. , Walle, Mario , Cedillo, Hector , e Kroeger, Axel . Building a better ovitrap for detecting *Aedes aegypti* oviposition. **Acta Tropica**, 96(1): 56 – 59, 2005.
- Li, C.F. , Lim, T.W. , Han, L.L. , e Fang, R. . Rainfall, abundance of *Aedes aegypti* and dengue infection in selangor, malaysia. **Southeast Asian J Trop Med Public Health**, 16(4):560–568, 1985.
- Lifson, Alan R. . Mosquitoes, models, and dengue. **The Lancet**, 347(9010):1201 – 1202, 1996.
- Lima, M M , Amaral, R S , e Aragão, M B . Estudo comparativo da eficácia de armadilhas para *Aedes aegypti*. **Cadernos de Saúde Pública**, 5(2):143–150, 1989.

- Lima, S e Zolner, P . Towards a behavioral ecology of ecological landscapes. **Trends in Ecology & Evolution**, 11(3):131–135, 1996.
- Oliveira, R . Lourenço-de . Rio de janeiro against *Aedes aegypti*: yellow fever in 1908 and dengue in 2008. **Mem Inst Oswaldo Cruz**, 103:627–638, 2008.
- Luz, P. M. , Codeço, C. T. , Massad, E. , e Struchiner, C. J. . Uncertainties regarding dengue modelling in rio de janeiro, brazil. **Mem Inst Oswaldo Cruz**, 98(1):871–878, 2003.
- Luz, P. M. , Codeço, C. T. , Medlock, J. , Struchiner, C. J. , Valle, D. , e Galvani, A. P. . Impact of insecticide interventions on the abundance and resistance profile of *Aedes aegypti*. **Epidemiology and Infection**, Forthcoming(-1):1–13, 2009.
- Freitas, R. Maciel-de , Codeço, C. T. , e Oliveira, R. Lourenço-de . Daily survival rates and dispersal of *Aedes aegypti* females in rio de janeiro, brazil. **Am J Trop Med Hyg**, 76(4):659–665, 2007a.
- Freitas, R. Maciel-de , Eiras, A , e Oliveira, R Lourenço-de . Field evaluation of effectiveness of the bg-sentinel, a new trap for capturing adult *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae). **Mem Inst Oswaldo Cruz**, 101(3):321–325, 2006.
- Freitas, R. Maciel-de , Eiras, A , e Oliveira, R Lourenço-de . Calculating the survival rate and estimated population density of gravid *Aedes aegypti* (diptera, culicidae) in rio de janeiro, brazil. **Cadernos de Saúde Pública**, 24(12):2747–2754, 2008a.
- Freitas, R. Maciel-de , Marques, W. , Peres, R. , Cunha, S. , e Oliveira, R Lourenço-de . Variation in aedes aegypti(diptera: Culicidae) container productivity in a slum and a suburban district of rio de janeiro during dry and wet seasons. **Mem Inst Oswaldo Cruz**, 102(4):489–496, 2007b.
- Freitas, R. Maciel-de , Peres, Roberto Costa , Alves, Fernando , e Brandolini, Mauro Blanco.’ . Mosquito traps designed to capture *Aedes aegypti* (dip-

- tera: Culicidae) females: preliminary comparison of adultrap, mosquiTRAP and backpack aspirator efficiency in a dengue-endemic area of brazil. **Mem Inst Oswaldo Cruz**, 103(6):602–605, 2008b.
- Mammen, Mammen P , Jr., Pimgate, Chusak , Koenraadt, Constantianus J. M , Rothman, Alan L , Aldstadt, Jared , Nisalak, Ananda , Jarman, Richard G , Jones, James W , Srikiatkachorn, Anon , Ypil-Butac, Charity Ann , Getis, Arthur , Thammapalo, Suwich , Morrison, Amy C , Libraty, Daniel H , Green, Sharone , e Scott, Thomas W . Spatial and temporal clustering of dengue virus transmission in thai villages. **PLoS Med**, 5(11):1605–1616, 11 2008.
- Marchi, C. H. e Silva, A. F. C. da . Condições suficientes para estimar cam acurácia e confiabilidade erros de discretização em cfd. In: **Computational methods in engineering 99 (XX CILAMCE)**, 1999.
- McArdle, B. H. , Gaston, Kevin J. , e Lawton, J. H . Variation in the size of animal populations: patterns, problems and artefacts. **Journal of Animal Ecology**, 59:439–454, 1990.
- McDonald, G , Cuellar, CB , e Foll, CV . Dynamics of malaria. **Bulletin of the World Health Organization**, 38(5):743–755, 1968. ISSN 0042-9686.
- McDonald, J. H. . **Handbook of Biological Statistics**. Sparky House Publishing, 2008.
- Medronho, R. A. . Dengue no brasil: desafios para o seu controle. **Cadernos de Saúde Pública**, 24(5):948, 2008.
- Mogi, M. , Choocote, W. , khamboonruang, C. , e Suwanpanit, P . Applicability of presence-absence and sequential sampling for ovitrap surveillance of *Aedes* (diptera: Culicidae) in Chiang Mai, northern Thailand. **J. Med. Entomol.**, 27 (4):509–514, 1990.
- Montgomery, B. L. , Ritchie, S A , Hart, A. J. , Long, S. A. , e Walsh, I. D. .

- Subsoil drain sampls are a key container for *Aedes aegypti* in Cairns, Australia. **J. Am. Mosq. Control Assoc.**, 20:364–369, 2004.
- Moore, Chester G. , Cline, Barnett L. , Ruiz-Tiben, Ernesto , Lee, Dwayne , Romney-Joseph, Harry , e Rivera-Correa, Efrain . *Aedes aegypti* in puerto rico: Environmental determinants of larval abundance and relation to dengue virus transmission. **Am J Trop Med Hyg**, 27(6):1225–1231, 1978.
- Morris, C. D. , Larson, V. L. , e Lounibos, L. P. . Measuring mosquito dispersal for control programs. **J. Am. Mosq. Control Assoc**, 7:608â615, 1991.
- Muir, LE e Kay, BH . *Aedes aegypti* survival and dispersal estimated by mark-release-recapture in northern Australia. **Am J Trop Med Hyg**, 58(3):277–282, 1998.
- Navarro, D. M. A. F. , Oliveira, P. E. S. , Potting, R. P. J. , Brito, A. C. , Fital, S. J. F. , e Sant'ana, A. E. G. . The potential attractant or repellent effects of different water types on oviposition in *Aedes aegypti*. **J. Appl. Ent.**, 127:46–50, 2003.
- Nelson, Michael . The significance of indicators and indices in dengue vector control. **CTD/FIL(DEN)/IC/95 WP.3.4.1**, 1995.
- Newton, E. A. C. e Reiter, Paul . A model of the transmission of dengue fever with an evaluation of the impact of ultra-low volume (ULV) insecticide applications on dengue epidemics. **Am. J. Trop. Med. Hyg.**, 47(6):709–720, 1992.
- OMS. **Vector surveillance and control**. In: **Dengue haemorrhagic fever: diagnosis, treatment, prevention and control**. páginas 48–59, OMS, 1997.
- OMS. Report of the scientific working group on dengue. Relatório técnico, OMS/TDR/SWG/08, 2006.
- OPAS. Dengue y dengue hemorrágico en las américas: Guías para su prevención y control. Relatório técnico, OPAS / OMS, 1995.

- Otero, Marcelo , Schweigmann, Nicolás , e Solari, Hernán G. . A stochastic spatial dynamical model for *Aedes aegypti*. **Bulletin of Mathematical Biology**, 70: 1297–1325, 2008.
- Pates, Helen e Curtis, Christopher . Mosquito behavior and vector control. **Annu. Rev. Entomol.**, 50:53–70, 2005.
- Pena, C.J. , Gonzalvez, G. , e Chadee, D. D. . A modified tire ovitrap for monitoring *Aedes albopictus* in the field. **Journal of Vector Ecology**, 29(2):374–375, 2004.
- Platt, Kenneth B. , Linthicum, Kenneth J. , Myint, Khin S. A. , Innis, Bruce L. , Lerdthusnee, Kriangkrai , e Vaughn, David W. . Impact of Dengue Virus Infection on Feeding Behavior of *Aedes aegypti*. **Am J Trop Med Hyg**, 57(2): 119–125, 1997.
- Polson, K. A. , Curtis, C. , ChangMoh, S , Olson, J. G. , Chantha, N. , e Rawlins, S. C. . The use of ovitraps baited with hay infusion as a surveillance tool for *Aedes aegypti* mosquitoes in cambodia. **Dengue Bulletin**, 26:178–184, 2002.
- Ponnusamy, L , Xu, N , Nojima, S , Wesson, D. M. , Schal, C. , e Apperson, C. S. . Identification of bacteria-associated chemical cues that mediate oviposition site preferences by *Aedes aegypti*. **PNAS**, 105(27):9262–9267, 2008.
- Prepas, Ellie E . **Some Statistical Methods for the Design of Experiments and Analysis of Samples**. In: Downing, J.A. e Rigler, F.H. (editores), **A manual on methods for the assessment of secondary productivity in fresh waters**. páginas 266–335, Blackwell Scientific Publications, 1984.
- Rawlins, SC , Martinez, R , Wiltshire, S , e Legall, G. . A comparison of surveillance systems for the dengue vector *aedes aegypti* in port of spain, trinidad. **J Am Mosq Control Assoc**, 14(2):131–136, 1998.
- Read, Andrew F. e Thomas, Matthew B. . Mosquitoes cut short. **Science**, 323 (5910):51–52, 2009.



- Regis, L. , Monteiro, A. M. , Melo-Santos, M. A. V. , Silveira, J. C. , Furtado, A. F. , Acioli, R. V. , Santos, G.M. , Nakazawa, M , Carvalho, M. S. , Ribeiro, P. J. , e Souza, W. V. . Developing new approaches for detecting and preventing *Aedes aegypti* population outbreaks: basis for surveillance, alert and control system. **Mem Inst Oswaldo Cruz**, 103(1):50–59, 2008.
- Reiter, P , Amador, M. A. , Anderson, R. A. , e Clark, G. G. . Short report: Dispersal of *aedes aegypti* in urban area after blood feeding as demonstrated by rubidium-marked eggs. **Am. J. Trop. Hyg.**, 52:177–179, 1995.
- Reiter, P , Amador, M. A. , e Colon, N. . Enhancement of the cdc ovitrap with hay infusions for daily monitoring of *Aedes aegypti* populations. **J Am. Mosq. Control Assoc.**, 7(1):52–55, 1991.
- Reiter, Paul . Oviposition, dispersal, and survival in *Aedes aegypti*: Implications for the efficacy of control strategies. **Vector-Borne and Zoonotic Diseases**, 7(2):261–274, 2007.
- Rey, J. R. , Nishimura, N. , Wagner, B. , Braks, M. , O´ Connel, S. M. , e Lounibos, P. L. . Habitat segregation of mosquito arbovirus vectors in south florida. **J Med. Entomol.**, 43(6):1134–1131, 2006.
- Rigau-Perez, Jose G , Clark, Gary G , Gubler, Duane J , Reiter, Paul , Sanders, Eduard J , e Vorndam, A Vance . Dengue and dengue haemorrhagic fever. **The Lancet**, 352(9132):971 – 977, 1998.
- Ritchie, S A , Long, S , Hart, A , Webb, C , e Russel, R C . An adulticidal sticky ovitrap for sampling container-breeding mosquitoes. **J. Am. Mosq. Control Assoc.**, 19:235–242, 2003.
- Ritchie, S A , Long, S , Smith, G , Pyke, A , e Knox, T . Entomological investigations in a focus of dengue transmission in cairns, queensland, australia using the sticky ovitrap. **J. Med. Entomol.**, 41:1–4, 2004.

- Rodhain, F. e Rosen, L. . **Mosquito Vectors and dengue virus-vector interactions**. In: Gubler, D. J. e Kuno, G. (editores), **Dengue and dengue hemorrhagic fever**. CAB International, Londres. Reino Unido, 1997.
- Romero-Vivas, Claudia M. E. e Falconar, Andrew K. I. . Investigation of relationships between *Aedes aegypti* egg, larvae, pupae and adult density indices where their main breeding sites were located indoors. **Journal of the American Mosquito Control Association**, 21(1):15–21, 2005.
- Roque, R e Eiras, A . Calibration and evaluation of field cage for oviposition study with *Aedes (stegomyia) aegypti* female (l.) (diptera: Culicidae). **Neotropical Entomology**, 37(4):478–485, 2008.
- Roque, Rosemary . **Avaliação de atraentes de oviposição, identificados em infusões de capim colônia (*Panicum maximum*) para fêmeas de *Aedes aegypti* (L. 1762) (Diptera: Culicidae) em condições de semicampo e campo**. Tese de Doutorado, Departamento de Parasitologia, ICB/UFMG, 2007.
- Russel, R C , Webb, C E , Williams, C R , e Ritchie, S A . Mark-release-recapture study to measure dispersal of the mosquito *Aedes aegypti* in cairns, queensland, australia. **Medical and Veterinary Entomology**, 19(4):451 – 457, 2005.
- Sant’ana, A , Roque, R , e Eiras, A . Characteristics of grass infusions as oviposition attractants to *Aedes (stegomyia)* (diptera: Culicidae). **J. Med. Entomol.**, 43 (2):214–220, 2006.
- Schatzmayr, H. G. . Dengue situation in brazil by year 2000. **Mem Inst Oswaldo Cruz**, 95(1):179–181, 2000.
- Scheffer, M. , Baveco, J. M. , DeAngelis, D. L. , Rose, K. A. , e Nes, E. H. van . Super-individuals a simple solution for modelling large populations on an individual basis. **Ecological Modelling**, 80(2-3):161 – 170, 1995.

- Scott, Thomas W. e Morrison, Amy C. . *Aedes aegypti* density and the risk of dengue-virus transmission. In: Takken, W. e Scott, T. W. (editores), **Ecological aspects for application of genetically modified mosquitoes**, páginas 187–206, Frontis, Dordrecht, The Netherlands, 2003.
- Scott, Thomas W. , Morrison, Amy C. , Lorenz, Leslie H. , Clark, Gary G. , Strickman, Daniel , Kittayapong, Pattamaporn , Zhou, Hong , e Edman, John D. . Longitudinal studies of *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae) in thailand and puerto rico: Population dynamics. **Journal of Medical Entomology**, 37(1): 77–88, 2000.
- Scott, Thomas W. , Takken, Willem , Knols, Bart G. J. , e Boete, Christophe . The ecology of genetically modified mosquitoes. **Science**, 298(5591):117–119, 2002.
- Serufo, José C , Oca, Hector Montes de , Tavares, Valéria A , Souza, Andréa M , Rosa, Reinaldo V , Jamal, Marcos C , Lemos, José R , Oliveira, Maria A , Nogueira, Rita M. R , e Schatzmayr, Hermann G. . Isolation of dengue virus type i from larvae of *Aedes albopictus* in Campos Alto city, state of Minas Gerais, Brazil. **Mem Inst Oswaldo Cruz**, 88:53–54, 1993.
- Silver, John B. . **Mosquito Ecology: Field Sampling Methods**. Springer, 2008.
- Siqueira, Joao Bosco Jr , Martelli, G. E. , Celia Maria T.and Coelho, Simplicio, A. C. R. , e Hatch, D. L. . Dengue and dengue hemorrhagic fever, brazil, 1981-2002. **Emerging Infectious Diseases**, 11(1):48–53, 2005.
- Sithiprasasna, R. , Mahapibul, P , Noigamol, C , Perich, M J , Zeichner, B C , Burge, Bob , Norris, S L W , Jones, J W , Schleich, S S , e Coleman, R E . Field evaluation of a lethal ovitrap for the control of *Aedes aegypti* (diptera: Culicidae) in thailand. **J. Med. Entomol.**, 40(4):455–462, 2003.

- Southwood, TR , Murdie, G , Yasuno, M , Tonn, RJ , e Reader, PM. . Studies on the life budget of *aedes aegypti* in wat samphaya, bangkok, thailand. **Bull World Health Organ**, 46(2):211–226, 1972.
- Souza-Santos, Reinaldo . Fatores associados à ocorrência de formas imaturas de *Aedes aegypti* na Ilha do Governador, Rio de Janeiro, Brasil. **Rev. Bras. Med. Trop.**, 32:373–382, 1999.
- Steinly, B. A. , Novak, B. J. , e Webb, D. W. . A new method for monitoring mosquito oviposition in artificial and natural containers. **J. Am. Mosq. Control Assoc.**, 7:3–4, 1991.
- Stubbs, Mary . Density dependence in the life-cycles of animals and its importance in k- and r-strategies. **The Journal of Animal Ecology**, 46(2):677–688, 1977.
- Styer, L. M. , Carey, J. R. , Wang, J. , e Scott, T. W. . Mosquitoes do senesce: Departure from the paradigm of constant mortality. **Am J Trop Med Hyg**, 76(1):111–117, 2007.
- Subra, R e Mouchet, J . 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, 1984.
- Taylor, L. R . Aggregation, variance and the mean. **Nature**, 189:732–735, 1961.
- Taylor, L. R. , Woiwod, I. P. , e Perry, J. N. . The density-dependence of spatial behaviour and the rarity of randomness. **Journal of Animal Ecology**, 47(2): 383–406, 1978.
- Taylor, LR , Woiwood, IP , e Perry, JN . Variance and the large-scale spatial stability of aphids, moths and birds. **Journal of Animal Ecology**, 49(3): 831–854, 1980.
- Taylor, R. A. J. e Taylor, L. R . **A behavioural model for the evolution of spatial dynamics**. In: Anderson, R. M. , Turner, B. D. , e Taylor, L. R. (edito-

- res), **Population Dynamics**. páginas 1–27, Blackwell Scientific Publications, Oxford, 1979.
- Teixeira, M. G. , Barreto, M. L. , e Guerra, Z. . Epidemiologia e medidas de prevenção do dengue. **Inf Epidem SUS**, 8(4):5–33, 1999.
- Tokeshi, Mutsunori . On the mathematical basis of the variance-mean power relationship. **Researches on Population Ecology**, 37(1):43–48, 1995.
- Torres, Jaime R. e Castro, Julio . The health and economic impact of dengue in latin america. **Cadernos de Saúde Pública**, 23(1):S23–S31, 2007.
- Trpis, Milan e Hausermann, Walter . 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(6):1263–1279, 1986.
- Tsuda, Y , Takagi, M , Wang, S , Wang, Z , e Tang, L . Movement of aedes aegypti (diptera: Culicidae) released in a small isolated village on hainan island, china. **J Med Entomol**, 38:93 – 98, 2001.
- Tun-Lin, W. , Kay, B. H. , e Barnes, A. . Understanding productivity, a key to *Aedes aegypti* surveillance. **Am. J. Trop. Med. Hyg.**, 53(6):595–601, 1995.
- Tun-Lin, W. , Kay, B. H. , Barnes, A. , e Forsyth, S . Critical examination of *Aedes aegypti* indices: Correlations with abundance. **Am. J. Trop. Med. Hyg.**, 4(5):543–547, 1996.
- Turchin, Peter . **Quantitative analysis of movement: Measuring and Modelling Population Redistribution in Animals and Plants**’. Sinauer Associates, 1998.
- Rossum, G. van e Drake, F. L. (eds) . **Python Reference Manual**. PythonLabs, Virginia, USA, 2001. URL <http://www.python.org>.
- Vezzani e Albicocco. The effect of shade on the container index and pupal productivity of the mosquitoes *Aedes aegypti* and *Culex pipiens* breeding in artificial

- containers. **Medical & Veterinary Entomology**, Vol. 23, No. 1., pp. 78-84., 23(1):78–84, 2009.
- Warren, M. , McGeoch, M. A. , e Chown, S. L. . Predicting abundance from occupancy: A test for an aggregated insect assemblage. **Journal of Animal Ecology**, 72(3):468–477, 2003. ISSN 00218790.
- Wiegand, Thorsten , Jeltsch, Florian , Hanski, Ilkka , e Grimm, Volker . Using pattern-oriented modeling for revealing hidden information: a key for reconciling ecological theory and application. **Oikos**, 100(2):209–222, 2003.
- Williams, C. R. , Leach, K. J. , Wilson, N. J. , e Swart, V. R. . The Allee effect in site choice behaviour of egg-laying dengue vector mosquitoes. **Tropical Biomedicine**, 25(2):140–144, 2008a.
- Williams, C R , Long, S. A. , Webb, C. E. , Bitzhenner, M. , Geier, M. , Russel, R. C. , e Ritchie, S. A. . *Aedes aegypti* population sampling using bg-sentinel traps in north queensland australia: Statistical considerations for trap deployment and sampling strategy. **J. Med. Entomol.**, 44(2):345–350, 2007.
- Williams, C R , Ritchie, S A , Eiras, A , Kline, D , e Geier, M . Geographic variation in attraction to human odor compounds by *Aedes aegypti* mosquitoes (diptera: Culicidae): a laboratory study. **J. Chem. Ecol.**, 32:1625–1634, 2006.
- Williams, Craig R. , Johnson, Petrina H. , Long, Sharron A. , Rapley, Luke P. , e Ritchie, Scott A. . Rapid estimation of aedes aegypti population size using simulation modeling, with a novel approach to calibration and field validation. **Journal of Medical Entomology**, 45(6):1173–1179, 2008b.
- Wilson, L. T. e Room, P. M. . Clumping patterns of fruit and arthropods in cotton, with implications for binomial sampling. **Environ. Entomol.**, 12(1): 50–54, 1983.
- Yakob, Laith , Alphey, Luke , e Bonsall, M . *Aedes aegypti* control: the concomitant

- role of competition, space and transgenic technologies. **Journal of Applied Ecology**, 45(4):1258 – 1265, 2008.
- Yamamura, Kohji . Sampling scale dependence of taylor's power law. **Oikos**, 59 (1):121–125, 1990.
- Yang, H.M. e Ferreira, C. P. . Dinâmica populacional do vetor transmissor da dengue. **TEMA**, 4(2):287–293, 2003.
- Zar, Jerrold . **Biostatistical Analysis**. Prentice Hall, 3 edição, 1999.
- Zeidler, J. D. , Acosta, P. O. , Barreto, P. P. , e Cordeiro, J. S. . Vírus dengue em larvas de *Aedes aegypti* e sua dinâmica de infestação, roraima, brasil. **Rev. Saúde Pública**, 42(6):986–991, 2008.
- Zollner, Patrick A. e Lima, Steven L. . Search strategies for landscape-level inter-patch movements. **Ecology**, 80(3):1019–1030, 1999.

# Apêndice A

## Código Fonte do Modelo



```

1 import random,math,pylab
2 # Módulos necessários para a implementação do modelo
3 import psycho
4 psycho.full()
5 # módulo de otimização das simulações, cria objetos em C++ a partir das classes em Python
6
7
8
9 class mosq:
10     ''' Classe mosq cria mosquitos que voam em uma area de tamanho dim
11     entre os mosquitos é necessário definir seu estágio gonotrófico (gono),
12     raio de oviposição (rovip) e deslocamento máximo por coordenada (desloc)'''
13
14     def __init__(self, area , gono , rovip , desloc=30):
15
16         self.area = area
17         self.pos=(random.uniform(0,self.area.dim),(random.uniform(0,self.area.dim)))
18         self.d = desloc
19         # variaveis fisiologicas iniciais
20         self.idade=0
21         self.gonostate = gono
22         # contador do estagio gonotrofico (ha quantos dias esta no estado gonostate)
23         self.statecount = 0
24         # duracao dos estados gono =0 e gono=1
25         self.gono0 = 2
26         self.gono1 = 2
27         # raio de busca local de sitios para ovipor
28         self.r = rovip
29         self.LinventarioA = []
30         self.LinventarioP = []
31
32         # Posicao nas celulas da grade na area
33         self.posX = int(self.pos[0])/int(self.r)
34         self.posY = int(self.pos[1])/int(self.r)
35         self.celula = self.area.M[self.posX][self.posY]
36         self.area.M[self.posX][self.posY].LM.append(self)
37
38
39     def age(self):
40         '''Método que controla o ciclo gonotrófico: estágio
41         gonotrofico 0 (nao ovipondo) e estagio gonotrofico 1 (ovipondo)'''
42         self.idade +=1
43         # se ja tiver chegado ao fim do estagio gonotrofico, mudar de etagio e resetar
44         # o contador, senao apenas avancar o contador
45         if self.gonostate == 0:
46             if self.statecount == self.gono0:
47                 self.gonostate = 1
48                 self.statecount = 0
49             else: self.statecount += 1
50
51         elif self.gonostate == 1:
52             if self.statecount == self.gono1:
53                 self.gonostate = 0
54                 self.statecount = 0
55             else: self.statecount += 1
56
57
58     def inventario(self):
59         '''fazer inventario dos sitios para ovipor na vizinhanca, buscando
60         aqueles que estao a menos de um raio r. Cada celula tem lado = rovip,
61         garantindo que a busca através da matriz de vizinhanças na
62         célula atual e nas oito vizinhas é suficiente'''
63
64         self.LinventarioA = []
65         self.LinventarioP = []
66         for i in [-1,0,1]:
67             for j in [-1,0,1]:
68                 x=self.posX+i
69                 y=self.posY+j
70                 if (x <0 or y<0):
71                     pass
72                 if (x>=self.area.nLinhas or y>=self.area.nLinhas):
73                     pass
74

```

```

75         else:
76             for p in self.area.M[ x ][ y ].LR:
77                 if(self.pos[0]-p.pos[0])**2 + (self.pos[1]-p.pos[1])**2 < self.r:
78                     self.LinventarioP.append(p)
79
80             for a in self.area.M[ x ][ y ].LA:
81                 if(self.pos[0]-a.pos[0])**2 + (self.pos[1]-a.pos[1])**2 < self.r:
82                     self.LinventarioA.append(a)
83
84
85
86     def desloc(self, distancia = 30):
87         ''' 0 deslocamento aleatorio é um passeio aleatório na superficie de um torus'''
88         self.pos=((self.pos[0]+random.uniform(-distancia,distancia)),
89                 (self.pos[1]+random.uniform(-distancia,distancia)))
90         if self.pos[0] > self.area.dim:
91             self.pos = (self.pos[0] - self.area.dim,self.pos[1])
92         if self.pos[1] > self.area.dim:
93             self.pos = (self.pos[0], self.pos[1] - self.area.dim)
94         if self.pos[0] < 0:
95             self.pos = (self.area.dim + self.pos[0],self.pos[1])
96         if self.pos[1] < 0:
97             self.pos = (self.pos[0],self.area.dim + self.pos[1])
98
99         if self.pos[0]<0 or self.pos[1]<0 or self.pos[0]>self.area.dim or
100 self.pos[0]>self.area.dim:
101             print "mosquitos estao saindo da area"
102
103         self.posX = int(self.pos[0])/int(self.r)
104         self.posY = int(self.pos[1])/int(self.r)
105         self.celula = self.area.M[self.posX][self.posY]
106
107
108     def desloc2(self):
109         '''0 deslocamento adaptativo depende do numero de sitios de oviposicao
110 encontrados (LinventarioA e LinventarioP). O tamanho dos passos
111 iniciais (self.d) é semelhante ao deslocamento aleatorio, porem
112 esse valor é atualizado com o tempo'''
113         if self.gonostate==0:
114             self.desloc(self.d)
115             return 0
116         else:
117             self.n = len(self.LinventarioA) + len(self.LinventarioP)
118             self.d = 100./(self.n + 1)
119             self.pos = ((self.pos[0]+random.uniform(-self.d,self.d)),(self.pos[1]+
120 random.uniform(-self.d,self.d)))
121
122             if self.pos[0] > self.area.dim:
123                 self.pos = (self.pos[0] - self.area.dim,self.pos[1])
124             if self.pos[1] > self.area.dim:
125                 self.pos = (self.pos[0], self.pos[1] - self.area.dim)
126             if self.pos[0] < 0:
127                 self.pos = (self.area.dim + self.pos[0],self.pos[1])
128             if self.pos[1] < 0:
129                 self.pos = (self.pos[0],self.area.dim + self.pos[1])
130
131             if self.pos[0] <0 or self.pos[1] <0 or self.pos[0] > self.area.dim or
132 self.pos[0] > self.area.dim:
133                 print "mosquitos estao saindo da area"
134
135             self.posX = int(self.pos[0])/int(self.r)
136             self.posY = int(self.pos[1])/int(self.r)
137             self.celula = self.area.M[self.posX][self.posY]
138
139
140     def oviposit(self):
141         ''' Se a femea esta no estagio gono 1, ele fara um inventario para ovipor,
142 caso controrio retorna ao ciclo. Estando no estagio gono 1, ocorrerá a oviposição
143 de acordo com o numero de armadilhas (LinventarioA) e criadouros (LinventarioP)
144 encontrados. Esses valores são ponderados para cada valor de atratividade nominal
145 das armadilhas (armef.e = [.1,.3,.5,.7,.9,.99])'''
146         if self.gonostate == 0:
147             return 0
148

```

```

149         else:
150             iCtrl = 0
151             self.inventario()
152             armef = self.area.LA[0]
153             for e in armef.e:
154                 np=len(self.LinventarioP)
155                 na=len(self.LinventarioA)
156                 np=len(self.LinventarioP)*(1-e)
157                 na=len(self.LinventarioA)*(e)
158                 n=np+na
159                 if n:
160                     x=random.uniform(0,1)
161                     if x>((na)/n):
162                         # eficiencia ou numero de armadilhas baixos; ovoposicao nas pocas
163                         if self.LinventarioP:
164                             alvo = random.sample(self.LinventarioP,1)
165                             alvo[0].contagem[iCtrl]+=1
166
167                         else:
168                             # a eficiencia das armadilhas e alta, ou so ha aramadilhas;
169                             # ovoposicao nas armadilhas
170                             if self.LinventarioA:
171                                 alvo = random.sample(self.LinventarioA,1)
172                                 alvo[0].contagem[iCtrl] +=1
173
174             iCtrl+=1
175
176
177 class arma:
178     def __init__(self,area,eficiencia,armtype='0'):
179         '''Cada instância da classe armadilha possui 6 espaços de
180         armazenamento, um referente a cada valor de atratividade nominal modelado
181         'eficiencia' é uma lista com os 6 valores de atratividade modelados'''
182         self.area=area
183         self.e = eficiencia #atratividade das armadilhas
184         self.contagem = [0,0,0,0,0,0]
185
186
187 class poca:
188     def __init__(self,area):
189         '''Semelhante às armadilhas, os criadouros possuem 6 espaços de armazenamento'''
190         self.area=area
191         self.contagem = [0,0,0,0,0,0]
192
193
194
195 class celula:
196     '''Unidade da grade regular que serve de apoio à escolha do local de oviposição
197     do mosquito. Cada célula possui uma lista das armadilhas (LA), criadouros
198     (LR) e mosquitos (LM) presentes em sua região'''
199     def __init__(self, area):
200         self.area=area
201         self.LR = []
202         self.LA = []
203         self.LM = []
204
205
206
207
208
209 class area:
210     ''' Define o local onde os mosquitos vivem. Na criação da area,
211     precisa-se especificar seu tamanho (tam). Como são métodos dessa
212     classe que criarão os mosquitos, armadilhas e criadouros do modelo,
213     é preciso também passar os atributos desses objetos'''
214     def __init__(self,nmosq,narms,npocas,rovip,eficiencia,tam=900):
215         self.dim = tam # tam e o lado do quadrado
216         self.LA = [] # lista vazia de armadilhas
217         self.LM =[] # lista vazia de mosquitos
218         self.LR=[] #lista vazia de reservatorios
219         self.nmosq=nmosq
220         self.narms=narms
221         self.npocas=npocas
222

```

```

223     self.M = []
224     # matriz para otimizar a oviposicao. Tamanho das celulas é definido
225     # pelo raio de oviposicao
226     if tam%rovip:
227         self.nLinhas = (tam/rovip) +1
228     else: self.nLinhas = tam/rovip
229
230     self.criaMatriz(self.nLinhas)
231
232     #no momento que a area e criada, cria-se tb os mosquitos:
233     self.createMosqPop(nmosq,rovip)
234
235     def criaMatriz(self, nLinhas):
236         for i in xrange(nLinhas):
237             self.M.append([])
238         for l in self.M:
239             for c in xrange(nLinhas):
240                 l.append(celula(self))
241
242
243     def createMosqPop(self, nmosq, rovip):
244         '''cria mosquitos distribuidos aleatoriamente no espaco e aleatoriamente
245         entre os estados gonotroficos, todos com idade 1, e raio de busca de
246         oviposicao = rovip. São colocados 'nmosq' mosquitos'''
247         self.LM=[mosq(self,(random.choice([0,1])),rovip) for i in xrange(nmosq)]
248
249
250     def armaAleatoria(self, eficiencia, narms, rovip):
251         ''' coloca 'narms' armadilhas aleatoriamente no local, uma
252         margem de 20 m é utilizada para evitar problemas de borda'''
253         for i in xrange(narms):
254             a=arma(self, eficiencia)
255             a.pos=(random.uniform(20,(self.dim-20)),random.uniform(20,(self.dim-20)))
256             self.LA.append(a)
257             posX = int(a.pos[0])/int(rovip)
258             posY = int(a.pos[1])/int(rovip)
259             self.M[posX][posY].LA.append(a)
260
261
262     def armaRegular(self, eficiencia, narms, rovip):
263         ''' coloca 'narms' armadilhas regularmente no local'''
264         self.q = math.sqrt(narms)
265         self.d = self.dim / self.q
266         self.b = int( self.q)
267         for i in xrange (self.b):
268             for j in xrange (self.b):
269                 a=arma(self, eficiencia)
270                 a.pos = ( self.d/2 + i*self.d , self.d/2 + j*self.d)
271                 self.LA.append(a)
272                 posX = int(a.pos[0])/int(rovip)
273                 posY = int(a.pos[1])/int(rovip)
274                 self.M[posX][posY].LA.append(a)
275
276
277     def pocaAleatoria(self, npocas, rovip):
278         ''' coloca 'npocas' criadouros aleatoriamente no local, uma
279         margem de 20 m é utilizada para evitar problemas de borda'''
280         for i in xrange(npocas):
281             p=poca(self)
282             p.pos = (random.uniform(20,(self.dim-20)),random.uniform(20,(self.dim-20)))
283             self.LR.append(p)
284             posX = int(p.pos[0])/int(rovip)
285             posY = int(p.pos[1])/int(rovip)
286             self.M[posX][posY].LR.append(p)
287
288
289     def pocaAgrupado(self, npocas, rovip, fator, nCentros=4):
290         ''' coloca 'npocas - 4' criadouros agrupadamente no local, a
291         partir de 4 criadouros inciais, dispostos regularmente'''
292         self.restante = (npocas - nCentros)/nCentros
293         self.a = math.floor ( math.sqrt(nCentros) )
294         self.d = self.dim / self.a
295         self.b = int( self.a)
296         self.DP = self.dim * fator

```

```

297         for i in xrange (self.b):
298             for j in xrange (self.b):
299                 p = poca(self)
300                 p.pos = ( self.d/2 + i*self.d , self.d/2 + j*self.d)
301                 self.LR.append(p)
302                 posX = int(p.pos[0])/int(rovip)
303                 posY = int(p.pos[1])/int(rovip)
304                 self.M[posX][posY].LR.append(p)
305
306             for m in xrange(self.restante):
307                 p2 =poca(self)
308                 pos0 = pos1 = -1
309                 while pos0 < 0 or pos0 > self.dim or pos1 < 0 or pos1 > self.dim:
310                     pos0 = random.normalvariate(p.pos[0], self.DP)
311                     pos1 = random.normalvariate(p.pos[1], self.DP)
312                 p2.pos = (pos0, pos1)
313                 posX = int(p2.pos[0])/int(rovip)
314                 posY = int(p2.pos[1])/int(rovip)
315                 self.LR.append(p2)
316                 self.M[posX][posY].LR.append(p2)
317
318
319
320 def dispersao(nPocas, nMosq=300):
321     '''Cria uma área com diferentes cenários de criadouros para analisar
322     o perfil de dispersao gerado pelo modelo. É armazenado o deslocamento
323     de cada mosquito desde o local liberado até o local de coleta'''
324     for p in nPocas:
325         print p
326         f= open("Dispersao"+str(p)+"Pocas.csv", 'w')
327         f.write("Dia1,Dia2,Dia3,Dia4,Dia5,Dia6,Dia7,Dia8,Dia9,Dia10,"
328         "Dia11,Dia12,Dia13,Dia14,Dia15,Dia16,Gono\n")
329         fMosq= open("Posicao"+str(p)+"Pocas.csv", 'w')
330         fMosq.write("Dia, GonoIn, posX, posY\n")
331
332         local = area(nMosq,1,p,30,0.5,1)
333         #local.pocaAleatoria(p, 30, 1)
334         local.pocaAgrupado(p, 30, 0.006, 1)
335
336         for m in local.LM:
337             pos1 = m.pos
338             for d in xrange(16):
339                 m.desloc()
340                 m.age()
341                 pos2 = m.pos
342                 dist = math.sqrt( (pos2[0]-pos1[0])**2 + (pos2[1]-pos1[1])**2 )
343                 if d==15:
344                     f.write(str(dist)+','+str(m.gonoIn)+'\n')
345                 else:
346                     f.write(str(dist)+',')
347                     fMosq.write(str(d)+','+str(m.gonoIn)+','
348                     +str(m.pos[0])+','+str(m.pos[1])+'\n')
349
350             f.write("\n")
351         f.close()
352         fMosq.close()
353
354
355 class simulacao:
356     '''Cria cada replica e armazena os resultados. Funcao rodar
357     define o fluxo de funcionamento do modelo. Objeto que controla
358     os atributos passados para cada objeto interno. fator é o grau
359     de agrupamen to das amostras'''
360     def __init__(self,nmosq,narms,eficiencia, fator,npocas,rovip,padraoArmas,
361     padraoPocas, padraoDesloc, arqArmadilha, arqMosquito, reps=1):
362
363         self.diversasRep(nmosq, narms, eficiencia, fator, npocas, rovip, padraoArmas,
364         padraoPocas, padraoDesloc, arqArmadilha, arqMosquito)
365
366
367
368
369
370

```

```

371 def diversasRep(self,nmosq,narms,eficiencia, fator, npocas,rovip, padraoArmas,
372 padraoPocas, padraoDesloc, arqArmadilha, arqMosquito, reps=5):
373     for r in xrange(reps):
374         self.replica=area(nmosq,narms,npocas,rovip,eficiencia,fator)
375         if padraoArmas==0:
376             self.replica.armaAleatoria(eficiencia, narms, rovip)
377         else:
378             self.replica.armaRegular(eficiencia, narms, rovip)
379
380     if padraoPocas==0:
381         self.replica.pocaAleatoria(npocas, rovip)
382     else:
383         self.replica.pocaAgrupado(npocas, rovip, fator)
384
385     self.rodar(padraoDesloc, arqArmadilha, arqMosquito, r)
386
387 def rodar(self, padraoDesloc, arqArmadilha, arqMosquito, nReplc, ndias=10):
388
389     #durante os dias, os mosquitos irao envelhecer, se deslocar e ovipor
390     if(padraoDesloc==0):
391         for d in xrange(ndias):
392             self.r=[( i.age(),i.desloc(), i.oviposit() ) for i in self.replica.LM]
393             if (d+1)%10==0:
394                 arma = 1
395                 mos = 1
396                 for a in self.replica.LA:
397                     iCtrl=0
398                     for e in a.e:
399                         arqArmadilha.write( str(self.replica.narms)+''+str(e)+''+
400 str(self.replica.npocas)+''+str(self.replica.nmosq)+''+
401 str(nReplc)+''+str(arma)+''+str(a.pos[0])+''+
402 str(a.pos[1])+''+str(a.contagem[iCtrl])+''\n')
403
404                     iCtrl+=1
405                     arma += 1
406
407                 for m in self.replica.LM:
408                     arqMosquito.write( str(self.replica.narms)+''+
409 str(self.replica.npocas)+''+str(self.replica.nmosq)+''+
410 str(nReplc)+''+str(mos)+''+str(m.pos[0])+''+
411 str(m.pos[1])+''\n')
412
413                 mos +=1
414     else:
415         #tempo de estabilizacao
416         for d in xrange(400):
417             self.r=[( i.age(),i.desloc2(), i.oviposit() ) for i in self.replica.LM]
418             for a in self.replica.LA:
419                 a.contagem=[0,0,0,0,0]
420             #periodo de contagem
421             for d in xrange(ndias):
422                 self.r=[( i.age(),i.desloc2(), i.oviposit() ) for i in self.replica.LM]
423                 if (d+1)%10==0:
424                     arma = 1
425                     mos = 1
426                     for a in self.replica.LA:
427                         iCtrl=0
428                         for e in a.e:
429                             arqArmadilha.write( str(self.replica.narms)+''+str(e)+''+
430 str(self.replica.npocas)+''+str(self.replica.nmosq)+''+
431 str(nReplc)+''+str(arma)+''+str(a.pos[0])+''+
432 str(a.pos[1])+''+str(a.contagem[iCtrl])+''\n')
433
434                         iCtrl+=1
435                         arma += 1
436
437                     for m in self.replica.LM:
438                         arqMosquito.write( str(self.replica.narms)+''+
439 str(self.replica.npocas)+''+str(self.replica.nmosq)+''+
440 str(nReplc)+''+str(mos)+''+str(m.pos[0])+''+
441 str(m.pos[1])+''\n')
442
443                     mos +=1

```

```

444 def run(nmosq, narms,npocas,efic,rovip, CENARIO, grafico=0):
445     '''Funcao que coordena as simulacoes, cria os arquivos e armazena
446     os resultados. CENARIO se refere as combinacoes desloc, padraoPoca.
447     Agrupamento - fator = [0.6, [0,5] '''
448     for pA in pArma:
449         for c in CENARIO:
450             print 'Cenario ', c
451             idSim = 'A'+str(pA)+'_Cenario'+str(c)
452             fArmas = open('Armadilhas_'+idSim+'.csv', 'w')
453             fArmas.write('narms, eficiencia, nPocas, nMosq, Semana,'
454             'Armadilha, posX, posY, Contagem\n')
455             fMosq = open('Mosq_'+idSim+'.csv', 'w')
456             fMosq.write('narms, nPocas, nMosq, Semana, Mosquito, posX, posY\n')
457             for p in npocas:
458                 for a in narms:
459                     for n in nmosq:
460                         print n, a, p
461                         if c==0: #desloc e pocas aleatorios
462                             cen = simulacao(n,a,efic,1,p,rovip,pA,0,0,fArmas,fMosq)
463
464                         elif c==1: #desloc aleatorio e pocas agrupadas
465                             cen = simulacao(n,a,efic,0.06,p,rovip,pA,0,1,fArmas,fMosq)
466
467                         elif c==2: #desloc dependente e pocas aleatorias
468                             cen = simulacao(n,a,efic,0.06,p,rovip,pA,0,1,fArmas,fMosq)
469
470                         elif c==3: #desloc dependente de pocas e pocas agrupadas
471                             cen = simulacao(n,a,efic,0.06,p,rovip,pA,1,1,fArmas,fMosq)
472
473                         elif c==4: #desloc dependente de pocas e pocas mais agrup
474                             cen = simulacao(n,a,efic,0.05,p,rovip,pA,1,1,fArmas,fMosq)
475             fMosq.close()
476             fArmas.close()
477
478
479 if __name__=="__main__":
480
481     run ( nmosq=[100,500,1000,1500,2500], narms=[25,49,81,121,144],
482     npocas=[4,500,1000,1500,3000,5000,7500], efic=[.1,.3,.5,.7,.9,.99],
483     rovip = 30, CENARIO = [0,1,2,3,4], pA = [0,1])
484

```

# 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](#)