



UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

INSTITUTO DE BIOCÊNCIAS

BACHARELADO EM CIÊNCIAS BIOLÓGICAS

Trabalho de conclusão de curso

**UM MODELO HIERÁRQUICO DE OCUPAÇÃO DE SÍTIOS PARA O MOSQUITO DA
DENGUE (*Aedes Aegypti*) EM PORTO ALEGRE, RIO GRANDE DO SUL, BRASIL.**

Guilherme Barradas Morés

Orientador: Prof. Dr. Gonçalo Nuno Côrte-Real Ferraz de Oliveira

Novembro de 2016

Um modelo hierárquico de ocupação de sítios para o mosquito da dengue (*Aedes aegypti*)
em Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.

Orientador: Gonçalo Ferraz, UFRGS, Dept. Ecologia

Banca Examinadora:

Prof. Me. Heinrich Hasenack

Prof. Dr. Murilo Guimarães

Porto Alegre, Novembro de 2016.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente aos meus pais, Cleomar e Lucinda, que de uma forma ou de outra foram quem moldaram em mim o desejo por fazer ciência.

Às minhas avós Cristina e Jandyra e aos meus avôs José Marcos e Osmar Guilherme (*in memoriam*), agradeço muitas coisas, mas, neste momento, em especial, agradeço por mostrarem com suas histórias de vida que existem muitas formas de se viver a vida com alegria e satisfação, o que também me inspirou a seguir a minha forma.

Agradeço fortemente a todos os amigos espalhados por este vasto mundo, do colégio ao intercâmbio, e aos meus outros familiares. A amizade e o amor são a maior riqueza de qualquer pessoa, e qualquer momento em que estes dois sentimentos estiverem presentes é para mim tão importante quanto o término da faculdade.

Agradeço principalmente à minha melhor amiga, Alana, que me deu conforto e carinho quando eu fiquei preocupado que este trabalho poderia não acontecer, e em todos os outros momentos.

Agradeço ao pessoal da Equipe de Vigilância em Roedores e Vetores da Prefeitura Municipal de Porto Alegre, que fizeram a parte chata deste trabalho (coletar os dados) e gentilmente cederam as informações para eu fazer a divertida.

Por fim, agradeço ao Pedro Rocha, que devolveu a alegria a uma geração de tricolores apaixonados.

Manuscrito formatado segundo as regras editoriais da revista PLOS One. As tabelas e figuras seguem ao longo do texto para melhor compreensão.

1 Um modelo hierárquico de ocupação de sítios para o mosquito da dengue (*Aedes aegypti*) em
2 Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.

3

4

5 Guilherme Barradas Morés^{1*} e Gonçalo Ferraz¹

6

7 ¹Laboratório de Ecologia de Populações, Departamento de Ecologia, Instituto de Biociências,
8 Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, Rio Grande do Sul, Brasil.

9

10

11 *Autor para correspondência

12 E-mail: barradas.mores@ufrgs.br(GBM)

13 **Resumo**

14 Controlar e monitorar o mosquito da dengue (*Aedes aegypti*) é um objetivo global em saúde
15 pública, já que ele é transmissor de muitas doenças. Em Porto Alegre, há uma rede de armadilhas
16 espalhadas pela cidade que são vistoriadas semanalmente, resultando num monitoramento preciso
17 da ocupação de sítios pelo mosquito. Graças a este sistema, se pode notar a extrema sazonalidade
18 do mosquito em Porto Alegre: muitos no verão e quase nada no inverno. Neste trabalho, foi
19 elaborado um modelo que explica esta sazonalidade através de uma função trigonométrica, onde a
20 data desde o começo do ano é o argumento e o resultado final tem um comportamento ondulatório.
21 O modelo aparentou explicar bem o comportamento da população de mosquito. A maior infestação
22 de mosquito foi prevista para os meses de Janeiro, Fevereiro e Março, com um pico de 0,980 em
23 18 de Fevereiro e os menores para os meses de Julho, Agosto e Setembro, com um mínimo de
24 0,073 em 19 de Agosto. O modelo considerou a possibilidade de as armadilhas falharem em
25 capturar o mosquito, e estimou probabilidade de detecção de mosquitos em áreas realmente
26 ocupadas como 0,373.

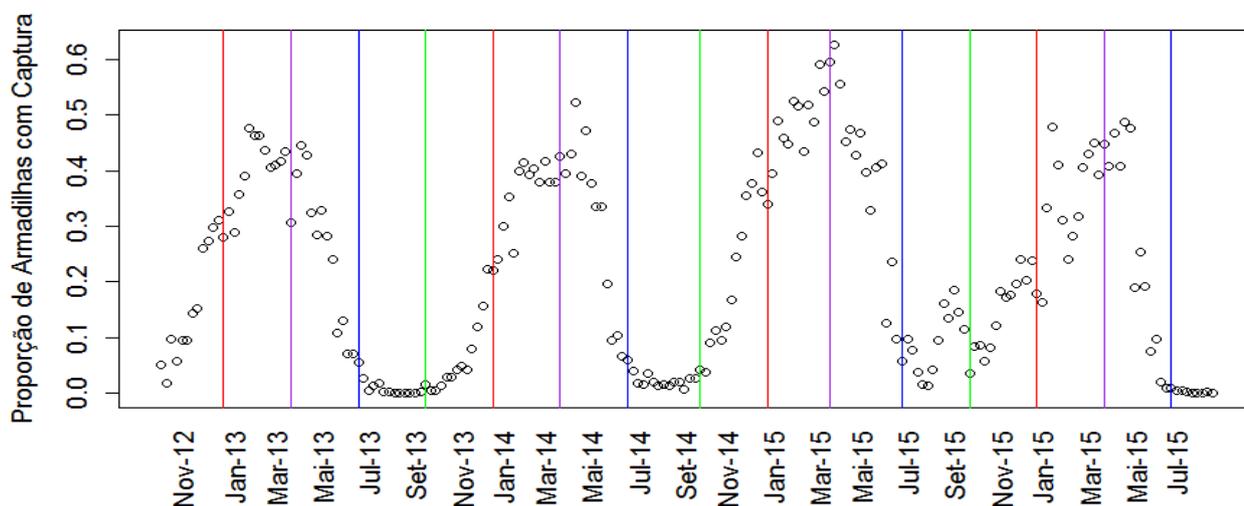
27 **Introdução**

28 O mosquito da dengue (*Aedes aegypti*) é uma ameaça à saúde pública, no Brasil e no
29 mundo. Ele é o principal transmissor da Dengue, uma arbovirose que infecta 50 milhões de
30 pessoas ao ano [1]. As características biológicas do mosquito fazem dele um vetor muito eficaz. Ele
31 é adaptado a ambientes urbanos tropicais e subtropicais, ovipositando em reservatórios artificiais
32 de água parada. As fêmeas grávidas se alimentam de sangue humano para maturar os ovos [2].
33 Seus ovos são capazes de sobreviver desidratados por meses, o que dificulta a erradicação e
34 facilita a dispersão acidental antropogênica [2].

35 Como a Dengue ainda não tem vacina, a principal maneira de prevenir epidemias é
36 controlando seus vetores. Um bom controle de qualquer população biológica parte de um bom
37 monitoramento, tanto para planejar melhor as ações quanto para medir seus resultados. Com esta
38 ideia, a Prefeitura Municipal de Porto Alegre instalou em 2012 o Monitoramento Inteligente do
39 *Aedes* (M.I. *Aedes*)[3]. Este sistema consiste de uma rede de armadilhas para mosquitos adultos
40 vistoriadas semanalmente junto com um sistema digital em que as informações das vistorias são
41 rapidamente integradas à base de dados. Assim, é possível ter com facilidade informações, tanto
42 da infestação (por infestação neste trabalho se entende a ocupação de sítios pelo mosquito vetor)
43 em tempo real, quanto de dados históricos.

44 O objetivo deste trabalho é utilizar as informações coletadas nos últimos quatro anos por
45 este sistema para inferir informações que podem ser úteis sobre a população de mosquito da
46 Dengue. Padilla-Torres et al.[4] mostraram que dados meteorológicos serviram como preditores do
47 nível de infestação em um bairro em Manaus. Lá, o clima é equatorial, com temperatura muito mais

48 estável que a do clima subtropical de Porto Alegre, e as infestações observadas e previstas
49 também variaram pouco. Em Porto Alegre, as análises exploratórias (Fig 1) dos dados revelaram
50 uma flutuação muito grande na infestação, marcada pelas estações do ano extremas, verões
51 quentes e invernos frios.



52
53 **Fig 1. Captura relativa ao longo do estudo.** As linhas vermelhas, roxas, azuis e verdes
54 representam, respectivamente, o começo do verão, outono, inverno e primavera.

55
56 É proposto então um modelo estatístico que seja capaz de prever estas flutuações sem
57 precisar de dados meteorológicos, somente o dia do ano. Isto é alcançado inserindo a data, em
58 dias julianos (i.e. contados a partir do começo do ano), em uma função trigonométrica, gerando
59 valores cíclicos. Espera-se que o dia do ano seja suficientemente relacionado às condições
60 meteorológicas a ponto de produzir uma resposta facilmente perceptível na infestação.

61 Para interpretar da melhor forma os dados disponíveis é necessário resolver um problema:
62 a detecção imperfeita. É racional pensar que muito poucas formas de detectar uma espécie
63 consigam fazê-lo com 100% de precisão. Muitos motivos existem para que a amostragem falhe, por
64 exemplo, no caso do M.I. Aedes, o responsável por vistoriar as armadilhas pode errar na hora de
65 atualizar os dados, ou o mosquito entrar na armadilha, mas conseguir escapar, ou um odor mais
66 forte na vizinhança pode diminuir a eficácia do atrativo químico usado nas armadilhas.
67 Recentemente muito tem sido feito em Ecologia para se desvincular deste problema quando
68 modelar populações ou outros fenômenos [5]. O método mais comum é se utilizar de amostragens
69 repetidas em populações fechadas [6]. Assim discordâncias entre estas réplicas (e.g. uma replica
70 positiva e duas negativas, por exemplo) acusam dois falsos-negativos, e ajudam a estimar a
71 detectabilidade (a probabilidade de a espécie ser detectada dada sua presença).

72 Incluindo a detectabilidade como parte de um modelo, forma-se um modelo hierárquico.
73 Este tipo de modelo possui dois níveis, um que descreve como os processos biológicos acontecem
74 e outro que descreve como eles são observados. Assim ele é capaz de prever tanto o estado
75 verdadeiro de uma população como o processo de observação dessa população, mesmo que os
76 dois difiram. Utilizando técnicas de análise Bayesiana é possível estimar ao mesmo tempo os
77 parâmetros que regem os dois processos, gerando ainda um grau de incerteza sobre eles [7].

78 Este trabalho, portanto, visa modelar, ao mesmo tempo, o processo cíclico de infestação
79 pelo *Aedes aegypti* em Porto Alegre e a detectabilidade desta infestação, estimando os parâmetros
80 através de uma análise Bayesiana, para obter também valores de incerteza sobre os parâmetros.

81 **Material e Métodos**

82 **Amostragem**

83 Foram utilizados os dados do sistema M.I. Aedes, da Secretaria Municipal de Saúde da
84 Prefeitura Municipal de Porto Alegre, referentes ao período de 22/09/2012 até 26/08/2016. Este
85 sistema consiste de uma rede de armadilhas que vêm sendo instaladas desde 2012 e que hoje
86 chegam a 935, distribuídas por 31 bairros. A armadilha, chamada de MosquiTRAP [8], consiste de
87 um cilindro plástico preto de aproximadamente 30 centímetros parcialmente cheio d'água com uma
88 infusão de ervas que atrai fêmeas para ovipositar [9], e uma fita adesiva na sua parede interna,
89 para capturar os mosquito que entram. A entrada na armadilha é através de um funil, o que dificulta
90 a saída daqueles mosquitos que ainda não ficaram grudados na fita.

91 As armadilhas são posicionadas em áreas externas, tanto de residências quanto de
92 estabelecimentos comerciais, com a autorização do proprietário. A posição de cada armadilha é
93 escolhida para que cada uma diste aproximadamente 250 metros de outra. Semanalmente,
94 Agentes de Combate a Endemias da Secretaria Municipal de Saúde vistoriam as armadilhas. Eles
95 identificam em campo os mosquitos capturados e atualizam rapidamente a base de dados através
96 de um aplicativo no celular.

97 Para ajustar o modelo aos dados, fez-se necessário obter observações replicadas de cada
98 evento amostral. Para isto, dividimos a cidade em quadrantes de 500 por 500 metros. Os limites
99 desta grade, em coordenadas UTM 22S Sirgas, no eixo x, foram de 470000 mN a 499000 mN e, no
100 eixo y, de 6651000 mE a 6690000 mE. Todas as armadilhas incluídas no mesmo quadrante foram
101 consideradas replicas entre si, ou seja, se o mosquito foi detectado em uma, o quadrante inteiro foi
102 considerado infestado, e armadilhas sem detecções no mesmo quadrante na mesma semana
103 foram consideradas falhas de detecção. A escolha de quadrantes deste tamanho foi influenciada
104 principalmente pela necessidade de ter vários quadrantes com armadilhas, mas também por
105 estudos que indicam que fêmeas podem se locomover até quatrocentos metros para ovipositar
106 [10].

107 **Modelo**

108 O modelo é uma adaptação do modelo proposto por Mackenzie et al. (2002) [6]. Ele foi expandido
109 para estimar a ocupação de sítios em múltiplos tempos em função de uma variável temporal cíclica.
110 A função que determina o valor de ψ_t , probabilidade de ocupação, no tempo t , é:

$$111 \quad \text{logit}(\psi_t) = \alpha + \beta \cos(2\pi(t - t_0)), \quad (1)$$

112 onde o valor de α define a média dos valores da função, β define a amplitude da oscilação, e t_0
113 define os valores para os picos e vales da função. Por praticidade de computação, o t é fornecido
114 ao modelo na forma de um valor que varia de 0 a 1, resultado da divisão da data em dias julianos
115 pelo total de dias no ano. Uma vez tendo ψ_t , a infestação do quadrante i , no tempo t , se expressa
116 como uma amostragem da distribuição de Bernoulli:

$$117 \quad z_{i,t} \sim \text{Bern}(\psi_t), \quad (2)$$

118 onde $z_{i,t}$ toma o valor 1 quando o sítio i está infestado no tempo t e o valor zero quando não está.
119 Na implementação do modelo que adotamos para este trabalho, assumimos que a probabilidade p
120 de detectar infestação em um lugar infestado se mantém fixa ao longo do tempo. Assim, concluindo
121 o modelo, a detecção $y_{i,j,t}$ do mosquito, no quadrante i , pela armadilha j , no tempo t , também
122 segue uma distribuição de Bernoulli, que tem parâmetro p quando o quadrante está infestado e
123 zero, quando não existe infestação:

$$124 \quad y_{i,j,t} \sim \text{Bern}(z_{i,t} * p) \quad (3)$$

125 **Estimativas dos Parâmetros**

126 Os parâmetros foram estimados no contexto Bayesiano através de uma computação de
127 Cadeia de Markov Monte Carlo (MCMC, na sigla em inglês), utilizando a técnica de “Gibb’s
128 sampling” [11]. O software utilizado foi o JAGS [12], versão 4.2.0, de livre acesso, que foi acessado
129 através de outro programa de livre acesso, o R [13], versão 3.3.1, utilizando-se o pacote de
130 extensão jagsUI [14]. Foram rodadas 3 cadeias, cada uma com 1000 interações na fase adaptativa,
131 1500 interações na fase de queima e 3500 interações que foram gravadas. Todas as priors
132 utilizadas eram não informativas. Na Informação de Apoio S1 está o modelo completo escrito em
133 linguagem JAGS.

134 **Resultados e Discussão**

135 Ao longo do período analisado, houve 33.561 detecções de mosquitos da dengue para uma
136 armadilha em uma semana. Isto corresponde a aproximadamente 22% das 151.101 observações
137 feitas. A captura de mosquitos apresentou um forte padrão sazonal (Fig 1), com picos nos meses
138 de verão e começo da primavera e vales nos meses de inverno e começo do outono. A proporção

139 mais alta de armadilhas com captura foi de 0,627, obtida na semana do dia 25/03/2015. Em quatro
 140 semanas, não houve nenhuma captura. Foram as semanas dos dias: 14/08/2013, 08/08/2013,
 141 4/09/2013 e 27/07/2016.

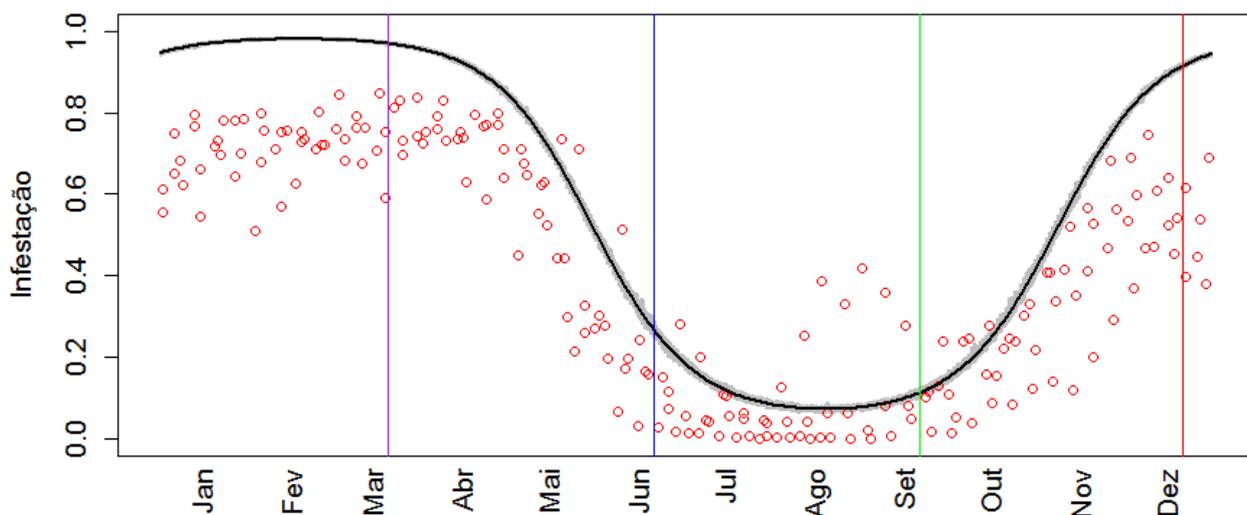
142 Os principais resultados obtidos através da amostragem pro MCMC estão descritos na
 143 Tabela 1. As estimativas aparentam ser confiável, já que todos os parâmetros convergiram com
 144 sucesso, com valores de Rhat menores que 1,01. Aplicando os valores médios obtidos ao
 145 modelo(Fig 2), o valor máximo anual de ψ_t foi de 0,980, no dia Juliano 49, equivalente a 18 de
 146 Fevereiro. O valor mínimo anual foi de 0,073, no dia juliano 231, equivalente a 19 de Agosto. A
 147 amplitude da variação é, portanto, de 0,907, com uma media anual de 0,575. Aproximadamente,
 148 em 157 dias do ano a infestação está acima de 0,8 e em 102 esta menor que 0,2.

149

	Media	D.P	I.C.- Min	I.C.- Max	Rhat
α	0.673	0.026	0.624	0.724	1.003
β	-3.216	0.043	-3.303	-3.131	1.001
ρ	0.373	0.002	0.370	0.377	1.001
t_0	0.634	0.001	0.634	0.636	1.001

150

151 **Tabela 1. Valores obtidos através da amostragem por MCMC.** “D.P.” significa Desvio Padrão.
 152 “I.C.- Min %” e “I.C.- Max %” significam, respectivamente, os valores máximos e mínimos para o
 153 Intervalo de credibilidade aonde 95% dos valores estão inseridos.



154

155 **Fig 2. Infestação observada e prevista ao longo do ano.** Os pontos vermelhos representam
 156 infestações observadas em cada época do ano, juntando todos os anos. A linha preta representa a
 157 infestação prevista a partir dos valores médios estimados. As 100 linhas cinza representam

158 infestações previstas a partir de amostragens aleatórias na distribuição de probabilidade dos
159 parâmetros. As linhas vermelhas, roxas, azuis e verdes representam, respectivamente, o começo
160 do verão, outono, inverno e primavera.

161 **Discussão e Conclusão**

162 O modelo que ajustamos aos dados foi capaz de explicar a sazonalidade da infestação do
163 mosquito da dengue. Os resultados previstos pelo modelo tiveram um padrão muito similar ao
164 observado (Fig 2). Os resultados observados estão enviesados para baixo em relação aos
165 previstos por que o modelo também prevê que não se detecte todo lugar com infestação. Apesar
166 da precisão do modelo, não é a época do ano que diretamente influencia na infestação, ela só está
167 correlacionada com o as condições meteorológicas, que deve ser o principal fator de influência.
168 Portanto, condições meteorológicas anômalas, como o inverno especialmente quente de 2015,
169 podem causar situações bem diferentes das previstas pelo modelo.

170 A convergência do valor de p em um Intervalo de Confiança estreito revela que a
171 metodologia aplicada foi capaz de inferir com precisão a probabilidade de detecção. O valor de
172 $0,373 \pm 0.002$ é baixo e acusa possíveis vieses caso a detectabilidade não seja considerada. Porém,
173 ainda está em um nível capaz de fornecer informações úteis para uma modelagem hierárquica.

174 O valor de t_0 também convergiu para um Intervalo de credibilidade bastante estreito. Isto
175 corrobora a simetria das oscilações sazonais na infestação e talvez seja a informação mais útil
176 deste estudo. Com este valor, se sabe quando a população estará crescendo e quando estará
177 diminuindo. Assim, ações de controle do vetor podem ser direcionadas aos meses em que a
178 população mais cresce a fim de evitar a infestação quase total no verão e deixar a população ainda
179 mais vulnerável à queda no próximo outono.

180 No geral, uma abordagem através de um modelo hierárquico de ocupação de sítios
181 estimado através de análise bayesiana se mostrou útil para estudar populações do mosquito da
182 dengue. Mais estudos deste tipo podem ser feitos, buscando maneiras mais praticas de se
183 monitorar a população do vetor. O sistema M.I. *Aedes* foi uma fonte rica de informações, que ainda
184 podem ser analisadas de muitas outras formas. Por exemplo, já que se sabe exatamente onde na
185 cidade está cada armadilha quando é vistoriada, talvez seja possível modelar a infestação ao longo
186 do espaço, tal qual aqui ela foi modelada ao longo do tempo.

187 **Referências:**

- 188 1. Guzmán MG, Halstead SB, Artsob H, Buchy P, Farrar J, et al. (2010) Dengue: a continuing
189 global threat. *Nat Rev Microbiol* 8(12 Suppl.): S7–S16.
- 190 2. Reiter P (2007) Oviposition, dispersal, and survival in *Aedes aegypti*: implications for the
191 efficacy of control strategies. *Vector Borne Zoonotic Dis* 7(2): 261–273..

- 192 3. Alegre PM de P. SMS - Onde está o Aedes [Internet]. [citado 28 de novembro de 2016].
193 Available at: http://www.ondeestaoaedes.com.br/default.php?p_secao=9
- 194 4. Padilla-Torres SD, Ferraz G, Luz SLB, Zamora-Perea E, Abad-Franch F (2013) Modeling
195 Dengue Vector Dynamics under Imperfect Detection: Three Years of Site-Occupancy
196 by *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* in Urban Amazonia. PLoS ONE 8(3): e58420.
197 doi:10.1371/journal.pone.0058420
- 198 5. Kéry MRoyle J. Applied hierarchical modeling in ecology. 1st ed. Academic Press; 2015.
- 199 6. MacKenzie DI, Nichols JD, Lachman GB, Droege S, Royle JA, et al. (2002) Estimating site
200 occupancy rates when detection probabilities are less than one. Ecology 83(8): 2248–2255.
- 201 7. MacKenzie, D. I., J. D. Nichols, J. A. Royle, K. H. Pollock, L. L. Bailey, and J. E. Hines.
202 2006. Occupancy Estimation and Modeling: Inferring Patterns and Dynamics of Species
203 Occurrence. Academic Press, Burlington, MA.
- 204 8. Gama RA, Silva EM, Silva IM, Resende MC, Eiras ÁE. Evaluation of the sticky
205 MosquiTRAP™ for detecting *Aedes (Stegomyia) aegypti* (L.) (Diptera: Culicidae) during the
206 dry season in Belo Horizonte, Minas Gerais, Brazil. Neotropical Entomology. abril de
207 2007;36(2):294–302.
- 208 9. Reiter P, Amador MA, Colon N. Enhancement of the CDC ovitrap with hay infusions for daily
209 monitoring of *Aedes aegypti* populations. J Am Mosq Control Assoc. março de
210 1991;7(1):52–5.
- 211 10. Abad-Franch F, Zamora-Perea E, Ferraz G, Padilla-Torres SD, Luz SLB (2015) Mosquito-
212 Disseminated Pyriproxyfen Yields High Breeding-Site Coverage and Boosts Juvenile
213 Mosquito Mortality at the Neighborhood Scale. PLoS Negl Trop Dis 9(4): e0003702.
214 doi:10.1371/journal.pntd.0003702
- 215 11. Casella G, George EI. Explaining the Gibbs Sampler. The American Statistician.
216 1992;46(3):167–74.
- 217 12. Plummer M. JAGS: A program for analysis of Bayesian graphical models using Gibbs
218 sampling. 2003.
- 219 13. R Core Team (2016). R: A language and environment for statistical computing. R
220 Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL: <https://www.R-project.org/>.
- 221 14. Kellner K. jagsUI: A Wrapper Around “rjags” to Streamline “JAGS” Analyses [Internet]. 2016
222 [citado 28 de novembro de 2016]. Available at: [https://cran.r-](https://cran.r-project.org/web/packages/jagsUI/index.html)
223 [project.org/web/packages/jagsUI/index.html](https://cran.r-project.org/web/packages/jagsUI/index.html)
224
225
226

227

228 Informações de Apoio

229

230 **S1. Modelo descrito em linguagem JAGS.** As informações que precisam ser passadas ao
231 programa são: M, o número de quadrantes; J, o número máximo de armadilhas concomitantes em
232 um quadrante; T, o número de semanas amostradas; pi, o número pi; Xtemp, um vetor com um
233 valor em dias julianos convertidos de 0 a 1 para cada semana e y, um arranjo tridimensional, com
234 dimensões J,M,T onde 0 representa observações sem captura, 1 observações com captura e NA
235 não observações.

236

237

238 model {

239 # Definindo as prioris

240 psi.intercept ~ dunif(0,1)

241 alpha <- logit(psi.intercept)

242 beta ~ dnorm(0, 0.001)

243 p ~ dunif(0,1)

244 t0 ~ dunif(0,1)

245

246 #Submodelo Ecológico:

247 for (t in 1:T){ # Loop pelas semanas

248 X[t] <- 2*pi*Xtemp[t] - 2*pi*t0 # Valor dentro da função cosseno

249 logit(psi[t]) <- alpha.psi + beta.psi * cos(X[t]) # Valor de psi para cada semana

250 } # Fim do loop pelas semanas

251 for(i in 1:M){ # Loop pelos quadrantes

252 for(t in 1:T){ # Loop pelas semanas

253 z[i,t] ~ dbern(psi[t]) # Condição do quadrante na semana:ocupado ou não

254 } # Fim do loop pelas semanas

255 } # Fim do loop pelos quadrantes

256

257 # Submodelo de Observações

258 for (i in 1:M){ # Loop pelos quadrantes

259 for (j in 1:J){ # Loop pelas armadilhas

260 for (t in 1:T){ # Loop pelas semanas

261 muy[i,j,t] <- z[i,t]*p # Valor para a Bernoulli: p com o quadrante ocupado,
262 #0 com o quadrante não ocupado

263 y[i,j,t] ~ dbern(muy[i,j,t]) # Observação da armadilha, no quadrante,
264 # na semana: Detectado ou não

265 } # Fim do loop pelas semanas

266 } # Fim do loop pelas armadilhas

267 } # Fim do loop pelos quadrantes

268

269 }

270

271

272