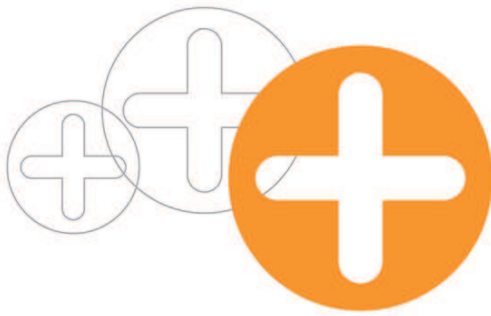


Anais do XIX Encontro Nacional de Modelagem Computacional – XIX
ENMC e do VII Encontro de Ciência e Tecnologia de Materiais – VII
ECTM
João Pessoa – PB, Brasil

Organização: Universidade Federal da Paraíba
Instituto Politécnico – Universidade do Estado do Rio de Janeiro

2016



CONTROLE DE EPIDEMIAS COM APRENDIZADO POR REFORÇO: ESTRATÉGIA DE COMBATE AO Aedes Aegypti

André Luiz Carvalho Ottoni¹ - andreottoni@ymail.com

Alípio Monteiro Barbosa² - alipio.barbosa@unifemm.edu.br

Erivelton Geraldo Nepomuceno¹ - nepomuceno@ufs.j.edu.br

Marcos Santos de Oliveira¹ - mso@ufs.j.edu.br

¹Universidade Federal de São João del-Rei (UFSJ) - São João del-Rei, MG, Brasil

²Centro Universitário Monsenhor Messias (UNIFEMM) - Sete Lagoas, MG, Brasil

Resumo.

A dengue é um dos principais problemas de saúde pública no Brasil e no mundo. O objetivo deste trabalho é aplicar, por meio de um modelo baseado em compartimentos, a técnica de aprendizado por reforço em uma estratégia de combate ao mosquito Aedes aegypti, vetor transmissor da dengue. Nessa investigação, elaboraram-se cenários, ou seja, um conjunto de características descritivas do sistema, que fossem compatíveis com a realidade de alguns estados brasileiros. O modelo proposto possibilita verificar a aplicabilidade do controle químico através da simulação de rotas de um veículo de saúde pública.

Palavras-chave: Modelo Epidemiológico, Dengue, Aprendizado por Reforço

1. Introdução

A dengue é um dos maiores desafios da saúde pública brasileira, estando presente em todos os estados da Federação (Santos e Thibes, 2014). O vírus pode ser transmitido por duas espécies de mosquitos o *Aedes albopictus* e o *Aedes aegypti*, que é o principal transmissor da doença no Brasil (Braga e Valle, 2007).

Doença de caráter agudo, as epidemias de dengue causam sobrecarga nos serviços de saúde e um negativo impacto na economia. O quadro epidemiológico brasileiro aponta para a vulnerabilidade de ocorrências de epidemias, bem como um aumento das formas graves, possibilitando inclusive o risco de aumento de óbitos (Machado et al., 2015).

Atualmente o combate à dengue está restrito à eliminação do vetor. O desenvolvimento de novos instrumentos de combate à dengue, como por exemplo, a criação de uma vacina, requer mais conhecimentos a cerca das características biológicas do vírus bem como a sua interação com os hospedeiros (Braga e Valle, 2007; Newton e Reiter, 1992).

Devido a relevância deste assunto, vários pesquisadores buscam o desenvolvimento de modelos matemáticos que possam contribuir para a compreensão e erradicação de doenças infecci-

osas (Anderson e May, 1992; Esteva e Vargas, 1998; Caetano e Yoneyama, 2001; Pereira et al., 2006; Nepomuceno et al., 2016). Há várias doenças que recebem atenção de pesquisas na área de modelagem matemática, sejam incidentes em humanos (Barmak et al., 2016) ou incidente em animais (Barbosa et al., 2008). Hethcote (2000) afirma que a modelagem epidemiológica pode contribuir para o projeto e análise de pesquisas epidemiológicas, sugerir qual tipo de dado deve ser coletado, identificar tendências, realizar previsões e estimar a incerteza das previsões. Behncke (2000) mostra como vários modelos epidemiológicos podem ser aplicados para o estudo de várias formas de controle, entre elas, vacinação, isolamento e até mesmo campanhas publicitárias. Já Nepomuceno et al. (2016), aplica os Modelos Baseados em Indivíduos, MBI (ou em inglês, IBM - *Individual Based Model*) na modelagem e controle de epidemias. Nesse sentido, percebe-se que a modelagem matemática pode contribuir para a compreensão e controle da dengue.

Dentre os modelos matemáticos desenvolvidos, a estratégia de compartimentos, como o caso do modelo SIR (Suscetível, Infectado, Recuperado), é significativamente mais utilizada para representação de doenças infecciosas e estudos de erradicação (Hethcote, 2000; Almeida et al., 2014). Várias técnicas de controle de epidemias vêm sendo utilizado juntamente com o modelo SIR na busca pela erradicação de doenças (Caetano e Yoneyama, 2001). Dentre as estratégias desenvolvidas pode-se citar as técnicas de Inteligência Artificial (IA), com a utilização de algoritmos genéticos (Lacerda et al., 2010; Júnior e Vasconcelos, 2014), redes neurais (Alvarenga et al., 2008) e autômatos celulares (Melotti et al., 2012), por exemplo.

Outra técnica de IA bastante estudada é o Aprendizado por Reforço (AR) (Sutton e Barto, 1998; Russell e Norving, 2004). O AR é um campo da aprendizagem de máquina, que permite aprender as tomadas de decisões a partir de "sucessos" e "fracassos" de um agente inserido em ambiente.

Portanto, o objetivo deste trabalho é aplicar o AR em uma estratégia de combate ao mosquito *Aedes aegypti*. Para isso, é apresentado um modelo baseado em compartimentos, capaz de representar a aplicabilidade da estratégia controle de epidemias proposta. Além disso, será abordado o controle químico por meio da simulação de rotas de um veículo de saúde pública. O algoritmo é aplicado no aprendizado de rotas e o veículo passa a ser entendido como um agente simulado, configurando um sistema de aprendizado por reforço (Sutton e Barto, 1998; Russell e Norving, 2004; Ottoni et al., 2015).

O trabalho está organizado da seguinte forma. A Seção 2 apresenta os conceitos preliminares. Na Seção 3 são apresentados o ambiente do sistema desenvolvido, as premissas e o controle aplicado. A Seção 4 determina os casos experimentais. Finalmente, nas Seções 5 e 6 são abordados os resultados e as conclusões.

2. Fundamentação Teórica

2.1 Modelo SI

Quando as doenças em questão não permitem a cura do indivíduo, um modelo frequentemente utilizado é o SI (Suscetível, Infectado). Nesses casos os indivíduos infectados não voltam a ser suscetíveis, não se recuperam da infecção e tão pouco adquirem imunidade, permanecendo infectados ao longo de sua vida. Portanto, o modelo SI pode ser utilizado na modelagem da dinâmica da população de mosquitos que, uma vez infectados, tendem a permanecer infectados até o fim do seu ciclo de vida.

2.2 Controle com Inseticidas

O controle dos vetores inclui vigilância, redução dos criadouros, controle biológico e o controle químico, realizado, principalmente, usando inseticidas que atacam diretamente o vetor transmissor da doença.

Os inseticidas podem ser constituídos de substâncias orgânicas ou inorgânicas, e é uma das metodologias mais adotadas no controle de vetores em Saúde Pública.

No modelo proposto o inseticida faz parte do sistema de controle. Representado pela letra ρ , é a taxa de eficiência do remédio.

2.3 Aprendizado por Reforço

O Aprendizado por Reforço (AR) é uma técnica de Aprendizado de Máquina fundamentada nos Processos de Decisão de Markov (PDM) (Sutton e Barto, 1998). Uma estrutura de PDM é composta pelo conjunto de estados do ambiente (S), conjunto de ações que o agente pode realizar (A), uma matriz T de transições de estados e uma função de recompensa (R).

Assim, no AR para cada tomada de decisão, o agente observa o ambiente (estado), e recebe um reforço que varia de acordo com o "sucesso" ou "fracasso" na execução da ação.

Um dos algoritmos de AR mais tradicionais é o Q -learning (Algoritmo 1) (Watkins e Dayan, 1992). Em que, $Q_t(s,a)$ é o valor no instante t na matriz de aprendizado Q para o par estado (s) \times ação (a); $Q_{t+1}(s,a)$ é a atualização da matriz de aprendizado no instante $t + 1$ pela execução da ação a no estado s ; $r(s,a)$ é o recompensa imediata para a execução da ação a no estado s ; $\max_{a'} Q(s')$ é a utilidade do s' , ou seja, o valor máximo na matriz de aprendizado na linha do novo estado s' ; α é a taxa de aprendizado; γ é o fator de desconto; ϵ é responsável pelo controle entre gula e aleatoriedade na seleção das ações na $\epsilon - greedy$; $s = s_t$, $a = a_t$, $s' = s_{t+1}$ e $a' = a_{t+1}$.

-
- 1 Definir os parâmetros: α , γ e ϵ
 - 2 Para cada par s,a inicialize a matriz $Q(s,a)=0$
 - 3 Observe o estado s
 - 4 **repita**
 - 5 Selecione a ação a usando a política $\epsilon - greedy$
 - 6 Execute a ação a
 - 7 Receba a recompensa imediata $r(s, a)$
 - 8 Observe o novo estado s'
 - 9 $Q_{t+1}(s,a) = Q_t(s,a) + \alpha[r(s, a) + \gamma \max_{a'} Q(s') - Q_t(s,a)]$
 - 10 $s = s'$
 - 11 **até o critério de parada ser satisfeito;**
-

Algoritmo 1: Q -learning.

3. Controle de Epidemias com Aprendizado por Reforço

3.1 Definição do Cenário

O cenário proposto neste trabalho visa implementar uma estratégia de combate ao mosquito *Aedes aegypti*. Para isso, será abordada o controle químico através da simulação de rotas de um veículo de saúde pública (VSP) que libera inseticida. Assim, dada uma cidade, o VSP deve realizar uma rota que atenda todas as regiões do município buscando minimizar o número de mosquitos infectados ao final da trajetória. Além disso, o VSP não deve retornar as localidades já atendidas, até finalizar a rota.

Dessa forma, essa estrutura proposta vai de encontro ao Problema do Caixeiro Viajante, que visa encontrar o menor caminho (custo) entre um conjunto de localidades, passando por cada nó uma única vez (Applegate et al., 2007).

Em seguida, são levantados aspectos das premissas epidemiológicas adotadas e do sistema de controle com Aprendizado por Reforço.

3.2 Premissas Epidemiológicas

O modelo epidemiológico adotado é baseado na estrutura SI. O objetivo é representar a fase adulta do mosquito *Aedes aegypti*. Assim, em uma população, os vetores nascem suscetíveis e morrem com probabilidade μ . Além disso, os mosquitos podem se infectar com o vírus da dengue, a partir de uma taxa de infecção (β). Já o fator de controle é dado por ρ (taxa de eficiência de inseticida), que possibilita eliminar uma porcentagem da população de vetores.

A cada instante de tempo t são realizados três passos para a atualização do conjunto de Suscetível e Infectados: Morte Natural, Infecção e Controle Epidemiológico. As Equações 1, 2 e 3 retratam esse processo, considerando a premissa de população constante.

I) Morte Natural:

$$\begin{cases} S_{Mi} = S_{ti} + \mu I_{ti}, \\ I_{Mi} = I_{ti} - \mu I_{ti}. \end{cases} \quad (1)$$

II) Infecção:

$$\begin{cases} S_{Ii} = S_{Mi} - \beta S_{Mi}, \\ I_{Ii} = I_{Mi} + \beta S_{Mi}. \end{cases} \quad (2)$$

III) Controle Epidemiológico:

$$\begin{cases} S_{Ci} = S_{Ii} + \rho I_{Ii}, \\ I_{Ci} = I_{Ii} - \rho I_{Ii}. \end{cases} \quad (3)$$

Nas Equações 1, 2 e 3, o índice i representa a identificação da localidade. Já S_{ti} e I_{ti} , representam o número de vetores suscetíveis e infectados, respectivamente, no instante t e localidade i . Além disso, deve-se observar que as etapas são dependentes. Porém, o passo de Controle Epidemiológico somente é executando caso o VSP se encontre na localidade i . Caso contrário, apenas as duas primeiras etapas são calculadas.

A Fig. 1 representa o processo de cálculo de suscetíveis e infectados em cada instante de tempo t .

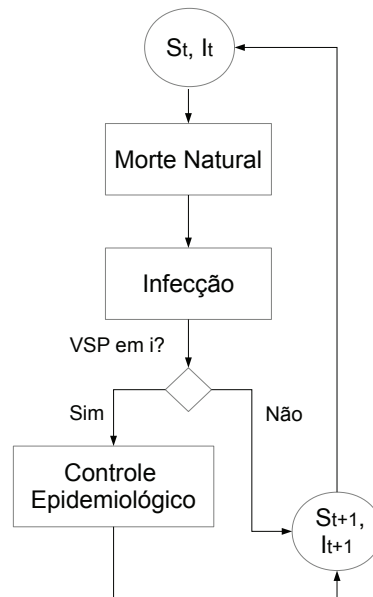


Figura 1- Etapas do processo epidemiológico.

3.3 Sistema de Aprendizado por Reforço

Neste trabalho, o algoritmo *Q-learning* é aplicado no aprendizado de rotas de um veículo VSP. Dessa forma, o VSP passa a ser entendido como um agente simulado que aprende por recompensas a ordem de deslocamento entre as regiões de uma cidade para minimizar o número de vetores infectados.

O sistema de Aprendizado por Reforço foi estruturado de acordo com as etapas de modelagem apresentadas em (Ottoni et al., 2015):

- Definição dos Estados: os estados do ambiente representam as localidades (regiões) em que o VSP (agente) deve se locomover.
- Definição das Ações: as ações representam a intenção do agente se locomover para outra localidade (estado) do ambiente.
- Definição dos Reforços: O reforço (R_{ijt}) é a recompensa recebida pelo agente em ir da região i para a região j no instante t . Como o objetivo é minimizar o número de vetores infectados, $R_{ijt} = -I_{jt}$, número de vetores infectados em j no instante t .
- Implementação Computacional: O Algoritmo 2 representa a estrutura computacional realizada, que aborda o controle epidemiológico com Aprendizado por Reforço (*Q-learning*). A simulação foi realizada no *software* MATLAB[®].

Os parâmetros do também AR foram definidos baseando nas análises de (Ottoni et al., 2015): $\gamma = 0,01$, $\epsilon = 0,10$ e taxa de aprendizado decaindo de acordo com número de visitas em cada par estado \times ação, $\alpha_n(s,a) = \frac{1}{1+visitas_n(s,a)}$.

```
1 Matriz  $Q$  Inicial;
2 repita
3   População Inicial:  $S_0, I_0$ ;
4   repita
5     Observa o estado atual ( $s$ );
6     Selecione a ação ( $a$ );
7     Execute a ação ( $a$ );
8     Atualize a Matriz  $Q$ ;
9     repita
10      Morte Natural (Eq. 1);
11      Infecção (Eq. 2);
12      se localidade é igual a ação então
13        | Controle (Eq. 3);
14      fim
15    até o número de localidades;
16    Atualiza  $S, I$ ;
17  até o número de localidades;
18 até o episódio final;
```

Algoritmo 2: Controle Epidemiológico com Aprendizado por Reforço.

4. Experimentos Realizados

Os experimentos realizados abordaram a influência da taxa de eficiência do inseticida (ρ). Para isso, foram realizadas simulações com seis valores para ρ : 0 (sem controle); 0,2 (20% de eficiência); 0,4 (40% de eficiência); 0,6 (60% de eficiência); 0,8 (80% de eficiência); 1 (100% de eficiência).

Além disso, foram propostas 4 configurações (problemas) a serem estudados (Tabela 1). Cada um desses problemas refere-se a uma cidade com um determinado número de regiões a serem visitadas pelo VSP e uma população de vetores. Para a determinação do número de vetores em cada região de uma cidade, foi considerada a relação de um mosquito infectado para cada pessoa diagnosticada com dengue em determinado mês. As fontes dos dados são: Folha de São Paulo / Secretária de Saúde da Cidade de São Paulo¹ - mês 01/2016; Boletim Epidemiológico de Dengue da Prefeitura de Natal² - mês 01/2015; Prefeitura do Rio de Janeiro³ - mês 01/2016.

¹<http://www1.folha.uol.com.br/cotidiano/2016/02/1742649-zona-leste-de-sao-paulo-se-firma-como-lider-de-dengue-na-cidade.shtml>

²http://portal.natal.rn.gov.br/_anexos/boletimdengue/boletim_dengue_a08n06.pdf

³<http://www.rio.rj.gov.br/dlstatic/10112/6198005/4163009/denguenotificadosexcetodescartadosMES2016.htm>

Tabela 1- Problemas estudados.

Problema	Cidade	Regiões	Pop. de Vetores
SP17	São Paulo	17	402
RJ32	Rio de Janeiro	32	2290
NT36	Natal	36	1238
RJ160	Rio de Janeiro	160	2290

Foram realizadas 3 repetições de simulações para cada cada combinação de problema e taxa de eficiência. Cada repetição contou com 5000 episódios, sendo que 1 episódio equivale ao VSP realizar uma rota completa na cidade, atendendo todas as regiões.

5. Análise dos Resultados

Os resultados em seguida, apresentam o menor número de vetores infectados (I) e o maior número de vetores suscetíveis (S) calculado pelo aprendizado por reforço, em cada cidade ao final da realização de uma rota do VSP. Vale ressaltar que, no início de cada episódio $S = I$. Assim, de acordo com a sequência adotada na escolha das regiões a serem visitadas, o total de mosquitos *Aedes aegypti* é alterado. Além disso, os efeitos da eficiência do inseticida também são levantados.

As Tabelas 2, 3, 4 e 5 resumem os melhores resultados encontrados para os problemas SP17, RJ32, NT36 e RJ160, respectivamente, ao longo das 3 repetições. Em todos os casos, como era esperado, o aumento da taxa de eficiência do inseticida ρ influenciou na diminuição do número de vetores infectados. Outro ponto a se destacar é que, o problema com o menor número de regiões (SP17) alcançou a menor porcentagem de vetores infectados, 23,9%, para $\rho = 1$. Nesse aspecto, é possível observar que quanto maior o número de regiões na cidade para cumprir a rota, menor é a eficiência do processo.

A Fig. 2 apresenta a variação nos 300 primeiros episódios do número de Suscetíveis e Infectados, de acordo o valor de ρ , para o problema RJ160. Pode-se observar nas figuras a estabilização do sistema após um certo número de episódios. Vale ressaltar que, os resultados na Fig. 2 representam o gráfico de uma simulação, ou seja, uma das três repetições.

Tabela 2- Resultados para a instância SP17.

ρ	S	I	S%	I%
0	196	206	48,8%	51,2%
0,2	221	181	55,0%	45,0%
0,4	245	157	60,9%	39,1%
0,6	268	134	66,7%	33,3%
0,8	291	111	72,4%	27,6%
1	306	96	76,1%	23,9%

Tabela 3- Resultados para a instância RJ32

ρ	S	I	S%	I%
0	1116	1174	48,7%	51,3%
0,2	1229	1061	53,7%	46,3%
0,4	1340	950	58,5%	41,5%
0,6	1448	842	63,2%	36,8%
0,8	1555	735	67,9%	32,1%
1	1609	681	70,3%	29,7%

Tabela 4- Resultados para a instância NT36

ρ	S	I	S%	I%
0	603	635	48,7%	51,3%
0,2	661	577	53,4%	46,6%
0,4	717	521	57,9%	42,1%
0,6	772	466	62,4%	37,6%
0,8	826	412	66,7%	33,3%
1	817	421	66,0%	34,0%

Tabela 5- Resultados para a instância RJ160

ρ	S	I	S%	I%
0	1115	1175	48,7%	51,3%
0,2	1170	1120	51,1%	48,9%
0,4	1223	1067	53,4%	46,6%
0,6	1277	1013	55,8%	44,2%
0,8	1330	960	58,1%	41,9%
1	1266	1024	55,3%	44,7%

6. Conclusão

O objetivo deste trabalho foi aplicar a técnica de Aprendizagem por Reforço em uma estratégia de combate ao mosquito *Aedes aegypti*. O modelo proposto visou investigar a aplicabilidade do controle químico através da simulação de rotas de um veículo de saúde pública.

Os resultados apontaram que, quanto maior número de regiões atendidas por um único VSP, menor a eficiência do método. Além disso, é importante ressaltar que a taxa de eficiência do inseticida deve ser alta, ou seja, o controle químico aplicado deve garantir a eliminação de um bom número de vetores.

Em trabalhos futuros, pretende-se aplicar AR no controle de epidemias abordando a formulação matemática do IBM (Nepomuceno et al., 2016).

Agradecimentos

Agradecemos à CAPES, CNPq, FAPEMIG, UFSJ, UNIFEMM e PPGEL (Associação Ampla UFSJ/CEFET-MG).

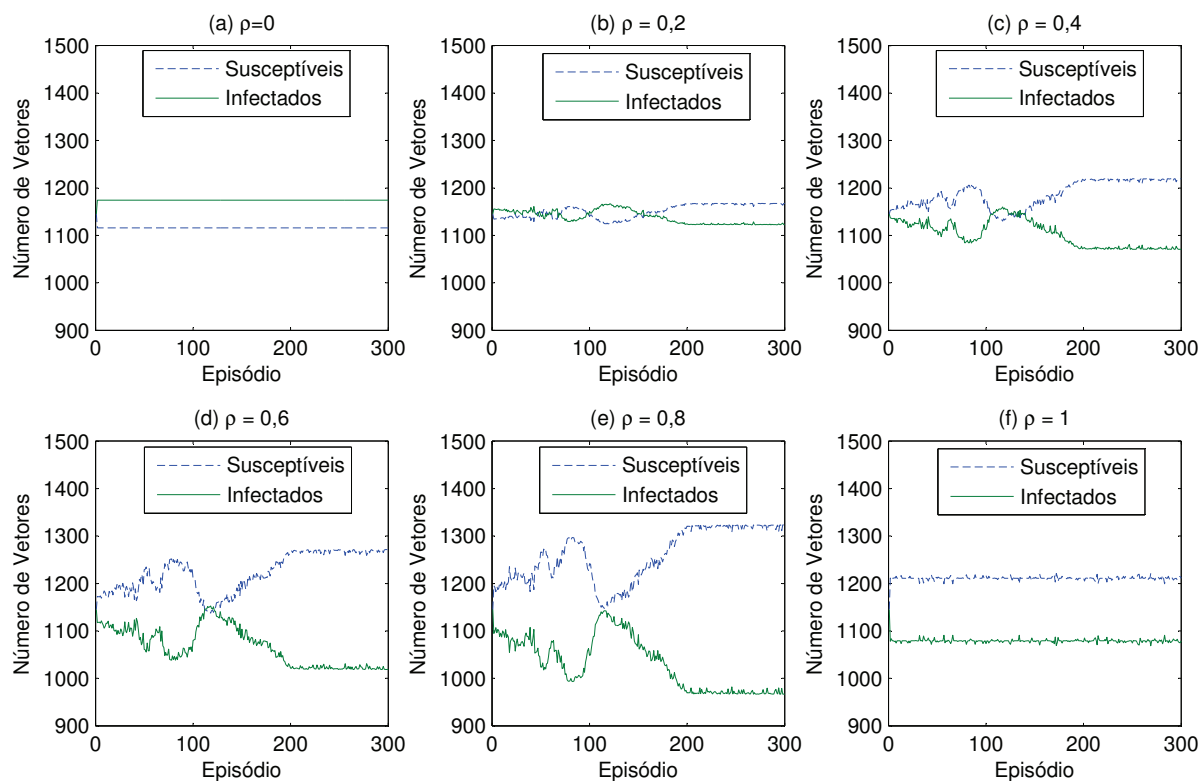


Figura 2- Gráfico SI para a instância RJ160.

REFERÊNCIAS

- Almeida, A. C. L., Takahashi, R. H. C., e Duczmal, L. H. (2014). A micro-analytical formulation of the SIR model on networks. In *XVII Encontro de Modelagem Computacional*, pp. 1–10.
- Alvarenga, L. R., Nepomuceno, E. G., e Takahashi, R. H. C. (2008). Redução do custo computacional para simulação de sistemas epidemiológicos por meio de redes neurais. *Anais do XVII Congresso Brasileiro de Automática*.
- Anderson, R. M. e May, R. (1992). *Infectious diseases of humans: Dynamics and control*. Oxford: Oxford University Press.
- Applegate, D., Bixby, R. E., Chvátal, V., e Cook, W. (2007). *The Traveling Salesman Problem: A Computational Study*. Princeton University Press Princeton.
- Barbosa, A. M., Oliveira, E. S., Lacerda, M. J., Silva, M. X., e Nepomuceno, E. G. (2008). Investigação da propagação espacial da brucelose bovina: Modelagem e controle. In *XVII Congresso Brasileiro de Automática*, pp. 1–6, Juiz de Fora – MG – Brasil.
- Barmak, D. H., Dorso, C. O., e Otero, M. (2016). Modelling dengue epidemic spreading with human mobility. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 447:129–140.
- Behncke, H. (2000). Optimal control of deterministic epidemics. *Optimal Control Applications and Methods*, 21(6):269–285.
- Braga, I. A. e Valle, D. (2007). *Aedes aegypti*: vigilância, monitoramento da resistência e alternativas de controle no brasil. *Epidemiologia e Serviços de Saúde*, 16(4):395–302.
- Caetano, M. A. L. e Yoneyama, T. (2001). Optimal and sub-optimal control in dengue epidemics. *Optimal Control Applications & Methods*, 22(2):63–73.

- Esteva, L. e Vargas, C. (1998). Analysis of a dengue disease transmission model. *Elsevier; Mathematical Biosciences*, 150:131–151.
- Hethcote, H. W. (2000). The mathematics of infectious diseases. *SIAM Review*, 42(4):599–653.
- Júnior, H. E. S. e Vasconcelos, A. S. (2014). Controle Ótimo mono e multiobjetivo de epidemias por meio de diferentes práticas vacinatórias utilizando o modelo SIR. In *XVII Encontro de Modelagem Computacional*, pp. 1–22.
- Lacerda, M. J., Teixeira, W. W. M., Vieira, J. P., e Nepomuceno, E. G. (2010). Alocação de agentes para controle de epidemias utilizando algoritmo genético. *Biomatemática*, 20:79–92.
- Machado, A. A. V., Estevan, A. O., Croda, J., Negrão, F. J., e Ortonali, L. G. (2015). Análise do impacto econômico da dengue como auxílio na gestão de campanhas de vacinação. In *XVIII Congresso Brasileiro dos Conselhos de Enfermagem*, pp. 1–20.
- Melotti, G., Nepomuceno, E. G., e Mendes, E. M. A. (2012). Modelagem e controle de sistemas epidemiológicos espacialmente distribuídos: Uma abordagem por meio de automâtos celulares. *Anais do XIX Congresso Brasileiro de Automática*.
- Nepomuceno, E. G., Takahashi, R. H. C., e Aguirre, L. A. (2016). Individual based-model (ibm): An alternative framework for epidemiological compartment models. *Revista Brasileira de Biometria*, 34(1):133–162.
- Newton, E. e Reiter, P. (1992). A model of the transmission of dengue fever with evaluation of the impact of ultra-low volume (ulv) insecticide applications on dengue epidemics. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 47:709–720.
- Otoni, A. L. C., Nepomuceno, E. G., Cordeiro, L. T., Lamperti, R. D., e Oliveira, M. S. (2015). Análise do desempenho do aprendizado por reforço na solução do problema do caixeiro viajante. *XII SBAI - Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente.*, pp. 43–48.
- Pereira, E., Lamperti, R., Barbosa, A., Melotti, G., e Nepomuceno, E. (2006). Controle epidemiológico: obtenção do valor crítico de vacinação a partir da variação do número de infectados com taxa de infecção desconhecida. In *Anais do XVI Congresso Brasileiro de Automática*, pp. 1–6, Salvador – BA – Brasil.
- Russell, S. J. e Norving, P. (2004). *Inteligência Artificial*. Campus, 2st edi.
- Santos, D. A. e Thibes, R. (2014). Simulações numéricas de um modelo de transmissão de dengue em microrregiões do sudoeste da bahia (brasil). *Tendências em Matemática Aplicada e Computacional*, 15(3):249–259.
- Sutton, R. e Barto, A. (1998). *Reinforcement Learning: An Introduction*. Cambridge, MA: MIT Press, 1st edi.
- Watkins, C. J. e Dayan, P. (1992). Technical note q-learning. *Machine Learning*.

CONTROL IN DENGUE EPIDEMICS WITH REINFORCEMENT LEARNING: STRATEGY TO ERADICATE THE Aedes Aegypti

Abstract. Dengue is a major public health problems in Brazil and worldwide. The objective of this work is to apply the Reinforcement Learning technique in a strategy to combat the *Aedes aegypti* mosquito, vector of dengue disease transmitter. We use the compartmental model to apply the technique. In this investigation, we elaborate scenarios with a set of descriptive characteristics of the system, which were compatible with the reality of some Brazilian states. The proposed model makes it possible to verify the applicability of chemical control by simulating routes of a public health vehicle.

Palavras-chave: Epidemiological Model, Dengue, Reinforcement Learning