

Algoritmo Genético Aplicado ao Controle da Dengue

Daniela R. Cantane

UNESP - Univ. Estadual Paulista, IBB - Instituto de Biociências, Departamento de Bioestatística,
Distrito de Rubião Júnior, S/N, CEP: 18618-970, Botucatu, SP, Brazil.
E-mail: dcantane@ibb.unesp.br

Helenice O. Florentino

UNESP - Univ. Estadual Paulista, IBB - Instituto de Biociências, Departamento de Bioestatística,
Distrito de Rubião Júnior, S/N, CEP: 18618-970, Botucatu, SP, Brazil.
E-mail: helenice@ibb.unesp.br

Fernando L.P. Santos

UNESP - Univ. Estadual Paulista, IBB - Instituto de Biociências, Departamento de Bioestatística,
Distrito de Rubião Júnior, S/N, CEP: 18618-970, Botucatu, SP, Brazil.
E-mail: flpio@ibb.unesp.br

Bettina F. Bannwart

UNESP - Univ. Estadual Paulista, IBB - Instituto de Biociências, Departamento de Bioestatística,
Distrito de Rubião Júnior, S/N, CEP: 18618-970, Botucatu, SP, Brazil.
E-mail: bettina@ibb.unesp.br

Resumo

A dengue é um dos principais problemas de saúde pública no mundo, especialmente em países tropicais como o Brasil, e sua incidência tem crescido nos últimos anos. Mais de 2,5 bilhões de pessoas - cerca de 40% da população mundial - estão agora em risco para a doença. A OMS (Organização Mundial de Saúde) calcula que pode haver 50 a 100 milhões de infecções em todo o mundo a cada ano. Atualmente, a única forma de controlar a doença é reduzir a população do mosquito transmissor, o *Aedes aegypti*. Os controles mais utilizados são físico e químico. Uma alternativa são os controles genético e biológico. Este trabalho propõe técnicas numéricas utilizando algoritmos genéticos para resolução do modelo de controle ótimo aplicado a problemas de combate a dengue, proposto por [2, 3], objetivando a minimização de custo econômico dos controles químico (inseticidas) e genético (liberando machos estéreis no ambiente natural).

Palavras-chave. Dengue, otimização, algoritmo genético.

Abstract.

Dengue is a problem currently global public health, specially in tropical areas like Brazil, and its incidence has increased in recent years. More than 2,5 billion people - about 40% of the world population - are now at risk for the disease. Estimate of the World Health Organization (WHO) annually from 50 million to 100 million people are infected in all the world in each year. Actually, the only the disease control is to reduce the mosquitoes population, the *Aedes aegypti*. The controls more used are physical and quimical. An alternative are the genetic and biological controls. This work proposes numerical techniques using genetics algoritms to solving optimal control models applied to the dengue problems, proposed by [2, 3], with the objective of the minimize the economic cost of chemical (insecticide) and genetics controls (sterile male mosquitoes in the environment).

Keywords. Dengue, optimization, genetic algorithm.

1 Introdução

A dengue é uma doença endêmica em mais de 100 países na África, nas Américas, no Mediterrâneo Oriental, Sudeste Asiático e Pacífico Ocidental. O Sudeste Asiático e as regiões ocidentais do Pacífico são as mais afetadas, onde as condições do meio ambiente favorecem o desenvolvimento e a proliferação do *Aedes aegypti*, o principal mosquito transmissor, tecnicamente chamado de vetor. Nos períodos quentes e chuvosos ocorrem um aumento da densidade dos mosquitos, ocasionando maior incidência de dengue.

Casos nas Américas, Sudeste Asiático e Pacífico Ocidental ultrapassaram 1,2 milhão de casos em 2008 e mais de 2,2 milhões em 2010 (com base em dados oficiais apresentados pelo Member States). Recentemente, o número de casos notificados continua a aumentar. Em 2010, 1,6 milhões de casos de dengue foram notificados só nas Américas, dos quais 49 mil eram casos de dengue hemorrágica. Estima-se que 500 mil pessoas com dengue hemorrágica necessitem de hospitalização a cada ano, uma grande proporção das quais são crianças. Cerca de 2,5% das pessoas atingidas morrem [5].

Não só o número de casos está aumentando à medida que a doença se espalha, mas surtos explosivos estão ocorrendo. A ameaça de um possível surto de dengue já existe na Europa e a transmissão local da dengue foi relatada pela primeira vez na França e na Croácia em 2010. Casos importados foram detectados em três outros países europeus.

A dengue é uma infecção causada por um vírus e não há tratamento específico. A detecção precoce e o acesso aos cuidados médicos podem reduzir os casos fatais para menos de 1%. A prevenção e o controle da doença dependem de medidas que controlem efetivamente o vetor, o mosquito *Aedes aegypti* [5].

O maior problema da dengue é o fato da doença ser causada por quatro sorotipos distintos conhecidos como DEN1, DEN2, DEN3 e DEN4, pertencentes à família Flavivirus. Uma pessoa infectada por um desses quatro sorotipos não será infectada novamente pelo mesmo sorotipo, mas a imunidade dela fica baixa em relação aos outros três sorotipos por aproximadamente 12 semanas e então ela torna-se suscetível ao desenvolvimento da dengue hemorrágica [1].

A doença é transmitida pela picada da fêmea adulta do mosquito, que acasala uma única vez em sua vida e após o acasalamento ela evita outros machos. Adicionalmente, a fêmea do mosquito não deposita seus ovos de uma vez, a liberação é feita aos poucos e em lugares distintos, para aumentar a probabilidade de nascimento dos mosquitos. Após 8 ou 10 dias de ter sugado o sangue de uma pessoa contaminada, a fêmea infectada está apta a transmitir o vírus. Um único vetor pode contaminar até 300 pessoas em 45 dias de vida. O período de incubação do vírus no ser humano varia de 3 a 15 dias após a picada do vetor, sendo, em média, de 5 a 6 dias [2, 3].

O mosquito apresenta os seguintes ciclos de desenvolvimento: ovo, larva, pupa (fase aquática) e adulto (fase alada). Os controles utilizados pela SUCEN (Superintendência de Controle de Endemias) são: controle físico, feito pelos agentes de saúde pública e pelos moradores removendo os criadouros e controle químico, aplicando inseticidas. Com o passar do tempo, os vetores adquirem resistência aos inseticidas, sendo necessário um aumento de produtos químicos, elevando os custos do controle e afetando a saúde pública.

Uma forma alternativa é utilizar o controle genético/biológico, alterando o processo de reprodução. Neste caso, mosquitos machos são produzidos em laboratório, em larga escala, incapazes de gerar filhotes, pois são bombardeados com radiação gama para torná-los estéreis. Essa técnica é conhecida como *Sterile Insect Technique* (SIT) [4] e tem-se mostrado eficiente no controle de pragas agrícolas, como por exemplo, no programa de erradicação da mosca varejeira.

O objetivo deste trabalho é aplicar técnicas de otimização no modelo de controle de mosquitos que minimiza os custos com inseticida, produção de mosquitos machos estéreis e número de mosquitos fêmeas fertilizadas.

O artigo está organizado como segue. Na próxima seção, é apresentado o modelo matemático que descreve o controle biológico do mosquito transmissor da dengue. Na Seção (3), encontra-se o algoritmo utilizado para solucionar o problema apresentado na Seção (2). Na Seção (4) encontram-se os resultados computacionais obtidos e as conclusões encontram-se na Seção (5). Por último, encontram-

se as referências bibliográficas.

2 O Modelo Matemático

O modelo matemático utilizado foi desenvolvido em [2, 3], utilizado e amplamente discutido em [6, 7] e é descrito a seguir. Analisa-se a minimização do custo de utilizar a técnica de controle da dengue através do uso de inseticidas e de liberação de machos estéreis, considerando as variáveis de decisão do problema de controle ótimo:

$u_1(t)$ - Investimento com inseticida e $u_2(t)$ - Investimento com mosquitos estéreis.

Considere a seguinte notação:

A(t) - População de mosquitos na fase aquática (ovo, larva e pupa);

I(t) - População de mosquitos fêmeas imaturas (antes de acasalar);

F(t) - População de mosquitos fêmeas fertilizadas (depois de acasalar);

U(t) - População de mosquitos fêmeas não-fertilizadas (depois de acasalar);

M(t) - População de mosquitos machos (macho natural);

S(t) - População de mosquitos machos estéreis (macho estéril devido à técnica de irradiação);

As taxas de mortalidade per capita dos mosquitos serão dadas por:

μ_A - Fase aquática; μ_I - Fêmea imatura; μ_F - Fêmea fertilizada; μ_U - Fêmea não-fertilizada; μ_M - Macho natural; μ_S - Macho estéril.

A taxa de oviposição da fêmea fertilizada F é proporcional a sua densidade, mas também dependerá do número de criadouros e neste modelo é dada por $\phi \left(1 - \frac{A}{C}\right)$, onde ϕ é a taxa de oviposição intrínseca e C é a capacidade do meio relacionada com o número de nutrientes, espaço, etc. Os mosquitos na fase aquática A passam para a fase alada com uma taxa per capita γ , onde uma proporção r são de fêmeas e $(1 - r)$ são de machos. A mudança de fase das fêmeas imaturas I para as fases fertilizadas F e não-fertilizadas U depende principalmente do número de encontros com os machos naturais M e com os machos estéreis S (irradiados). Assumiremos que a probabilidade de encontro entre uma fêmea I com um macho natural M é igual a $\frac{M}{M + S}$. A taxa per capita com que as fêmeas são fertilizadas é dada por $\frac{\beta M}{M + S}$, onde β é a taxa de acasalamento dos mosquitos naturais. A probabilidade de encontro de um macho estéril S com uma fêmea I não depende apenas do número de mosquitos machos irradiados e é dada por $\frac{pS}{M + S}$, onde $0 \leq p \leq 1$ é a proporção com que os mosquitos estéreis são colocados nos locais adequados. A taxa de acasalamento efetiva dos mosquitos estéreis é dada por $q\beta$, com $0 \leq q \leq 1$, onde q é a redução do interesse em acasalamento do mosquito macho após o processo de irradiação. A taxa per capita com que as fêmeas I são fertilizadas pelos mosquitos estéreis S é dada por $\frac{\beta_S S}{M + S}$, onde $\beta_S = pq\beta$. Finalmente, α é a taxa em que a população de mosquitos estéreis S são colocadas no meio ambiente.

$$\text{Minimizar } J = J[u_1, u_2] = \frac{1}{2} \int_0^T (c_1 u_1^2 + c_2 u_2^2 + c_3 F^2 - c_4 S^2) dt \quad (2.1)$$

Sujeito a

$$\begin{aligned} \frac{dA}{dt} &= \phi \left(1 - \frac{A}{C} \right) F - (\gamma + \mu_A) A \\ \frac{dI}{dt} &= r\gamma A - \left[\frac{\beta M}{M+S} + \frac{\beta_S S}{M+S} + (\mu_I + u_1) \right] I \\ \frac{dF}{dt} &= \frac{\beta M I}{M+S} - (\mu_F + u_1) F \\ \frac{dM}{dt} &= (1-r)\gamma A - (\mu_M + u_1) M \\ \frac{dS}{dt} &= u_2 - (\mu_S + u_1) S \\ R &= \frac{\phi r \gamma \beta}{(\gamma + \mu_A)(\beta + \mu_I)\mu_F} \\ A(0) = A_0 &= \frac{C(R-1)}{R} \\ I(0) = I_0 &= \frac{r\gamma A_0}{\mu_I + \beta} \\ F(0) = F_0 &= \frac{(\gamma + \mu_A) C A_0}{\phi(C - A_0)} \\ M(0) = M_0 &= \frac{(1-r)\gamma A_0}{\mu_M} \\ S(0) = S_0 &= 0 \\ u_1 &\geq 0 \\ u_2 &\geq 0, \end{aligned} \quad (2.2)$$

onde:

- c_1 representa a importância relativa do custo com inseticidas;
- c_2 representa a importância relativa do custo com a produção de mosquitos estéreis;
- c_3 representa a importância relativa do custo com número de fêmeas fertilizadas (custo social);
- c_4 representa a importância relativa do custo de preservação de mosquitos estéreis.

As técnicas discutidas na literatura [2, 3, 7] para determinar a formulação precisa do controle ótimo u_1 e u_2 (problema 2.1) consistem na utilização do Princípio do Máximo de Pontryagin [8]. Onde é definido um novo sistema de otimalidade, utilizando um sistema adjunto juntamente com o sistema de estado original, criando um problema de contorno com dois pontos e com condições de fronteira separadas nos tempos $t = 0$ e $t = T$. Este problema é difícil de se resolver numericamente, pois o novo sistema de otimalidade apresenta comportamento instável nas variáveis adjuntas. Um outro fator importante é que o sistema de otimalidade é um problema não-linear e, portanto, necessita de uma aproximação inicial para começar uma iteração do método de Newton, mas este método depende criticamente de uma aproximação inicial suficientemente perto da solução desejada, sendo impossível prever uma aproximação que garanta a convergência na iteração do método de Newton. Assim, propomos a resolução do problema (2.1) com uso de heurísticas. A seguir, discutiremos um algoritmo genético proposto para resolução deste problema.

3 Algoritmo Genético para o Problema de Controle Ótimo Mono-Objetivo

Nesta seção apresentamos um Algoritmo Genético (AG) para resolução do problema de controle ótimo mono-objetivo (2.1), (2.2), que consiste em determinar (u_1^*, u_2^*) que minimiza $J[u_1, u_2]$ sujeito às restrições propostas.

Tabela 1: Estrutura dos cromossomos

	t_0	t_1	t_2	...	t_f
$u_1(t)$	$u_1(0)$	$u_1(1)$	$u_1(2)$...	$u_1(f)$
$u_2(t)$	$u_2(0)$	$u_2(1)$	$u_2(2)$...	$u_2(f)$

Neste algoritmo é gerada uma população de soluções $(u_1(t), u_2(t))$ para o problema, e esta evolui de acordo com operadores genéticos de seleção, cruzamento (crossover) e mutação, de forma que promova uma tendência dos indivíduos representarem soluções cada vez melhores à medida que o processo evolutivo continua.

Os indivíduos da população, também chamados de cromossomos ou soluções, são definidos por matrizes contendo duas linhas e $(T + 1)$ colunas. A primeira linha é referente aos valores da variável de decisão do problema de controle u_1 e a segunda referente a u_2 . Cada coluna representa um valor do tempo discretizado em $t_0, t_1, t_2, \dots, t_f$, ou seja, do tempo inicial t_0 até o tempo final t_f . Assim, cada elemento (gene) (i, j) , $i = 1, 2$ e $j = 0, 1, \dots, f$, desta matriz (cromossomo) representa o valor da variável u_i no tempo t_j , como ilustra a Tabela 1.

A população inicial é gerada com n dos indivíduos definidos, parte por método aleatório para dar diversidade na população e parte por método construtivo, tentando oferecer algumas características desejadas aos indivíduos.

A aptidão é medida pelo valor do funcional J associado a cada indivíduo. No caso de indivíduos infactíveis, é usado uma penalização P , sendo a aptidão do indivíduo (\hat{u}_1, \hat{u}_2) o inverso do valor $(J[(\hat{u}_1, \hat{u}_2)] + P)$, onde $P = 0$ se o indivíduo for factível e $P > 0$ se infactível, ou seja, quanto menor a medida $(J[(\hat{u}_1, \hat{u}_2)] + P)$ mais apto é o indivíduo, pois o problema é de minimização. O indivíduo com melhor aptidão é guardado como possível solução ótima (u_1^*, u_2^*) . O valor de J pode ser obtido usando métodos de integração numérica [9]. Em [9] pode ser encontrados métodos para resolução do sistema (2.1, 2.2).

As K melhores soluções (com melhores aptidões) encontradas são guardadas a cada iteração (geração), formando um grupo de elite que substitui os piores indivíduos da população da presente iteração (geração). Em cada iteração, o melhor indivíduo dentre os elementos da elite é analisado para possível atualização da solução ótima (u_1^*, u_2^*) .

Em todas as iterações, parte da população (pc%) é copiada em uma população intermediária para realizar crossover. A seleção dos indivíduos a serem copiados pode ser feita pelos métodos de torneio ou roleta.

O crossover é feito escolhendo aleatoriamente dois dos indivíduos copiados pela seleção (pai 1 e pai 2) e em seguida fazendo um sorteio aleatório de um ou mais locais de corte em cada linha das matrizes representantes desses indivíduos. Este processo auxilia a separação dos genes que formarão dois novos indivíduos (filho 1 e filho 2), conservando características dos pais. Dos quatro indivíduos, pai 1, pai 2, filho 1 e filho 2, escolhe-se o de melhor aptidão para retornar à população em substituição ao pior indivíduo desta. Este processo é realizado para todos os elementos da população intermediária.

Para ilustração, considere o caso de usar um local de corte. Neste caso sorteia-se dois números inteiros r_1 e r_2 entre 1 e f e faz o corte no local r_1 na linha 1 e r_2 na linha 2. Suponha que foi obtido em um processo aleatório $r_1 = 2$ e $r_2 = 3$. Assim haverá uma separação dos 2 primeiros genes da linha 1 e na linha 2, como $r_2 = 3$, haverá a separação dos 3 primeiros genes nos dois cromossomos escolhidos. Os genes do pai 1 e pai 2 se recombinam gerando os filhos 1 e 2, como mostra a Figura 1.

Depois de passar pelo crossover, são escolhidos aleatoriamente indivíduos da geração atual para a mutação, determina-se a percentagem de genes que poderão ser trocados em cada linha do cromossomo e procede-se um sorteio com probabilidade pm muito baixa ($< 0, 1$) de haver mudança no valor daquele gene. Se for favorável a mudança no valor do gene, se o número sorteado for inferior a pm , procede-se o sorteio (ou escolha, ou troca) do novo valor a ser inserido neste gene. Obtendo assim uma nova população, e nesta serão feitos o cálculo da aptidão de cada indivíduo, atualizado a elite e aplicados os operadores de seleção, crossover e mutação.

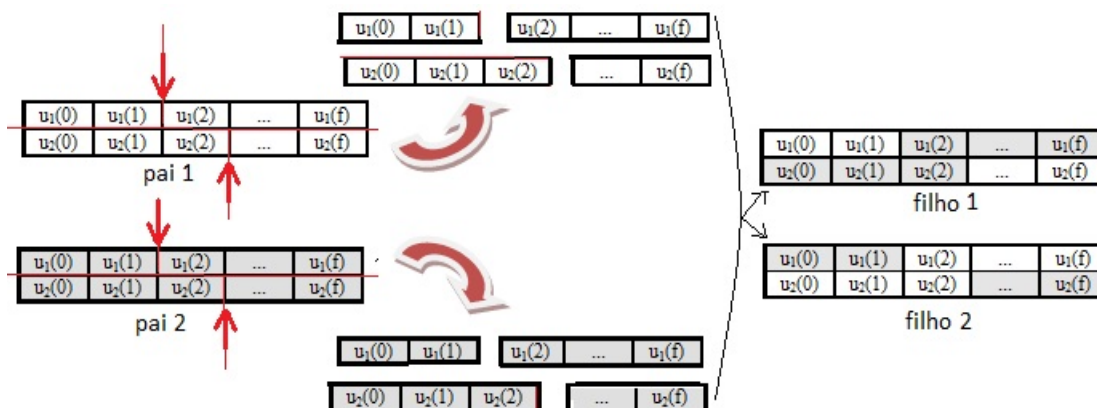


Figura 1: lustração da ação do operador crossover sobre os indivíduos.

O processo é repetido um número G vezes e a solução aproximada (u_1^*, u_2^*) é determinada ao final do processo. O algoritmo descrito na Figura 2 resume o processo.

4 Experimentos Computacionais

O Algoritmo Genético descrito na seção anterior foi implementado computacionalmente utilizando o software MATLAB 7.6.0.324 (R2008a) [?] em micro-computador Dual Core i5 – 650 com 4 GB de memória e 400 GB de disco rígido do Laboratório Científico de Informática (LCI) do Departamento de Bioestatística do Instituto de Biociências da UNESP de Botucatu SP.

Para esta implementação, foi utilizado o período de tempo $T = 120$ dias. Esse valor foi escolhido visando comparações com outros trabalhos [2, 3, 7], e também por representar os 4 meses que a estratégia de liberação de mosquitos estéreis seria utilizada [2, 3]. Os valores para os demais parâmetros foram obtidos de [2, 3] e estão mostrados nas tabelas a seguir.

A Tabela 2 apresenta os parâmetros para implementação do sistema de otimalidade (2.2) e as condições iniciais são apresentadas na Tabela 3. A Tabela 4 apresenta os parâmetros utilizados na implementação do algoritmo genético. A população inicial foi construída utilizando uma heurística

Tabela 2: Parâmetros utilizados no sistema de otimalidade

C	γ	ϕ	r	β_S	β	μ_S	μ_A	μ_I	μ_F	μ_M
13	0,07	0,5	0,5	0,7	1	0,1	0,05	0,05	0,05	0,1

Tabela 3: Condições iniciais utilizadas

A(0)	I(0)	F(0)	M(0)	S(0)
8,3200	0,2773	5,5467	2,9120	0

aleatória, onde criou-se os indivíduos da população por sorteios aleatórios com $u_1 \in [0, 3, 5]$ e $u_2 \in [0, 0, 08]$ para todo t . O processo de Seleção para cruzamento de indivíduos foi realizado pelo método da roleta, dando aos indivíduos mais aptos, maior probabilidade de serem escolhidos para o crossover. A mutação foi realizada com baixa probabilidade, 0, 05.

O cálculo da integral em (2.1) foi feito implementando a regra 1/3 de Simpson Generalizada com tempo discretizado de 1 em 1 dia, de 0 a 120 dias [9]. Para resolução do sistema de equações ordinárias não linear (em 2.2) foi implementado o método de Runge Kutta de quarta ordem [9].

Utilizando estes parâmetros, o AG foi implementado e os resultados estão discutidos a seguir.

Na Tabela 5 estão os custos relativos utilizados nesta simulação numérica, dando maior peso ao

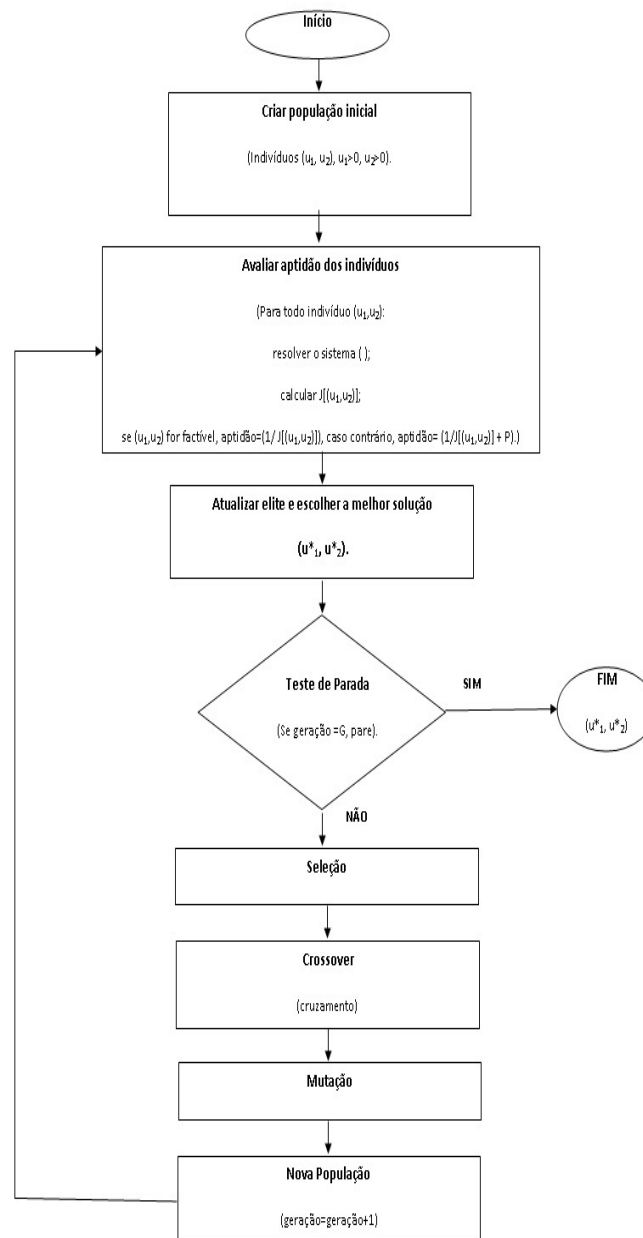


Figura 2: Fluxograma do Algoritmo Genético.

Tabela 4: Parâmetros utilizados no Algoritmo Genético

T	G	n	r	P	K	pc	pm
120	1000	300	10^9	0,7	50	70%	0,05

Em que:

- T é o período de uso do controle;
- G é o número de gerações;
- n é o número de indivíduos da população;
- P é a penalização imposta aos indivíduos infactíveis;
- K é o número de elementos da elite;
- pc é a porcentagem de indivíduos selecionados para o crossover;
- pm é a probabilidade de um indivíduo sofrer mutação.

Tabela 5: Coeficientes da função custo utilizados

c_1	c_2	c_3	c_4
1	10	100	1

custo social $c_3 = 100$, utilizando $c_2 = 10$ para a produção de mosquitos estéreis, que é um peso alto em relação aos custos de inseticida $c_1 = 1$ e preservação de mosquitos estéreis $c_4 = 1$.

Neste caso analisamos duas situações, utilizando controles fixos no tempo e controles variantes no tempo. A Tabela 6 mostra uma comparação entre os melhores valores encontrados utilizando controles fixos no tempo para o problema de controle ótimo (2.2) e os valores correspondente do funcional (2.1) dados por [2, 3, 7] e pelo AG proposto neste trabalho.

As variáveis de estado obtidas para o sistema de otimalidade (2.2) e correspondentes aos controles apresentados na tabela anterior estão mostradas na Figura 3. Observe na Tabela 6 e Figura 4 que para o caso de utilizar controle fixo no tempo, o AG ofereceu resultados superiores, visto que este proporcionou o menor valor para o funcional J , ou seja, menor custo para o controle do mosquito da Dengue e promoveu maior remoção de mosquitos nas fases aquática e alada, comparados com os métodos utilizados pelos dois outros autores (Figura 3).

Thomé [2, 3] utiliza o método da continuação analítica, o que torna a solução do problema mais complexa que a solução do problema original. Barsante [6, 7] utiliza algoritmo genético no problema original, porém trabalha num espaço de busca extremamente restrito. Neste trabalho, utilizamos algoritmo genético com um espaço de busca muito grande, ao contrário de [6, 7] e encontramos várias soluções infactíveis para o problema, que são descartadas devido à penalização que recebem. No entanto, encontramos também várias soluções superiores, o que resulta na redução do funcional J .

Além disso, pode-se observar que o resultado obtido contém uma carga maior de inseticida que as soluções anteriores. Algumas simulações foram realizadas e podemos observar que, ao utilizar somente mosquitos estéreis, a população diminui lentamente e esta redução é baixa. Porém, se utilizarmos somente inseticidas, teremos que utilizar uma quantidade muito maior, ocasionando danos ambientais e possibilitando os mosquitos tornarem-se mais resistentes.

Para o caso de controles variantes no tempo o AG obteve $J = 543,60$. As soluções das variáveis

Tabela 6: Valores dos controles fixos no tempo e valores do funcional (2.1) dados por [2, 3, 7] e obtidos pelo AG proposto neste trabalho (pesos da Tabela 5).

Autores	$u_1(t)$	$u_2(t)$	$J[u_1, u_2]$
Tomé [2, 3]	0,0931	0,0156	11023,00
Barsante [6, 7]	0,0987	0,0001	10734,00
AG Proposto	0,4197	0,0072	1967,00

de estado e variáveis de controle obtidas para o sistema de otimalidade (2.2) pelo algoritmo AG estão mostradas nas Figuras 5 e 6, respectivamente.

Para o caso de controles variantes no tempo, a melhor estratégia obtida pelo AG foi usar grandes valores no início do processo e diminuir ao longo do tempo, conforme Figura 5 (a) e (b). Esta estratégia favoreceu uma significativa redução da população na fase aquática, fêmeas imaturas e fertilizadas e machos naturais, conforme pode ser visto na Figura 5 de (a) a (d). A população de machos estéreis na Figura 5 (e) evolui de acordo com a liberação destes, como mostra o esboço gráfico de u_2 . Até aproximadamente 20 dias, houve aumento de machos estéreis e conseqüentemente aumento de fêmeas removidas, as quais diminuiriam com a diminuição de machos estéreis. Este comportamento é esperado, pois se há mais machos estéreis, há maior probabilidade de cruzamentos destes com as fêmeas.

Na Figura 6, ainda para os controles variantes no tempo, encontra-se uma normalização dos valores usando suas médias, como ilustra a Figura 7. Neste caso, o AG obteve um valor de $J = 752.19$, inferior ao anterior. Na prática, é inviável alterar diariamente tanto a quantidade de inseticida quanto os mosquitos liberados no meio ambiente, devido ao custo operacional e ao curto tempo de vida dos mosquitos estéreis. Desta forma, analisa-se períodos de 10 em 10 dias e os resultados das variáveis de controle encontram-se na Figura 8. Neste caso, encontra-se $J = 557.96$, ou seja, com custo semelhante ao encontrado na Figura 6, mas viável na prática.

5 Conclusões

Neste trabalho utiliza-se algoritmo genético aplicado ao modelo matemático de controle químico e biológico (2.1), (2.2) existente para analisar o controle do mosquito da dengue, com eficiência e menor custo possível [2, 7].

Analisa-se duas situações, utilizando controles fixos no tempo e controles variantes no tempo. Utilizando o controle fixo, podemos observar que o valor do funcional para o AG proposto neste trabalho foi superior em relação aos obtidos na literatura [2, 7], ou seja, o custo com inseticida e machos estéreis é menor, com redução da população de mosquitos utilizando um período de tempo mais curto. Para os controles variantes no tempo, a melhor estratégia obtida pelo AG foi utilizar grandes valores no início do processo e diminuir ao longo do tempo, reduzindo significativamente a população na fase aquática, fêmeas imaturas e fertilizadas e machos naturais.

Apesar do resultado obtido conter uma carga maior de inseticida que as soluções anteriores [2, 7], testes realizados mostram que, ao utilizar somente mosquitos estéreis, a população diminui lentamente e esta redução é baixa. Porém, se utilizarmos somente inseticidas, teremos que utilizar uma quantidade muito maior, ocasionando danos ambientais e possibilitando os mosquitos tornarem-se mais resistentes. Dessa forma, a combinação do uso de inseticida e machos estéreis com baixo custo é muito promissora.

Devido à inviabilidade de alterações diárias dos valores de inseticida e mosquitos estéreis liberados, analisamos períodos de 10 dias. Neste caso, encontramos um funcional com valor bem próximo ao período diário e muito superior em relação ao valor constante no tempo.

Outras simulações estão sendo realizadas, assim como um modelo multi-objetivo.

Agradecimentos

Agradecemos à FUNDUNESP, FAPESP (Temático 2009/15098-0), CNPq e CAPES.

Referências

- [1] M. Derouich, A. Boutayeb, E.H. Twizell, *A model of dengue fever*, BioMedical Engineering On-Line, **2** (2003), 1-10.
- [2] R.C.A. Thomé, H.M. Yang, *Controle ótimo aplicado na estratégia de combate ao Aedes aegypti utilizando inseticida e mosquitos estéreis*, Tese de Doutorado, IMECC/UNICAMP, 2007.

- [3] R.C.A. Thomé, H.M. Yang, L. Esteva, *Optimal control of Aedes aegypti mosquitoes by the sterile insect technique and insecticide*, Mathematical Biosciences, Elsevier, **223** (2010), 12-23.
- [4] A.C. Bartlett, R.T. Staten, *The sterile release method and other genetic control strategies*, Radcliffe's IPM World Textbook, University of Minnesota, 1996.
- [5] NEWS.MED.BR, 2012, <http://www.news.med.br/p/saude/258215/dengue-e-dengue-hemorragica-cerca-de-40-da-populacao-esta-em-risco-segundo-dados-divulgados-pela-oms.htm>
- [6] Barsante, L. S.; Cardoso, R. T. N. e Acebal, J. L., Otimização multiobjetivo no controle de gastos com inseticidas e machos estéreis no combate da dengue. Anais do XLIII Simpósio Brasileiro de PESQUISA OPERACIONAL. URL <http://www.xliiisbpo.iltc.br/pdf/87927.pdf>.
- [7] Barsante, L. S., Dependência entre pluviosidade e população de fêmeas Aedes aegypti grávidas descritas através de um sistema dinâmico não linear, Dissertação de Mestrado, CEFET/MG, 2012.
- [8] Fleming, W. , Rishel, R., *Deterministic and Stochastic Optimal Control*, Springer-Verlag, New York, 1975.
- [9] Franco, N. M. B., Cálculo Numérico, Ed. Pearson / Prentice Hall, 2007.

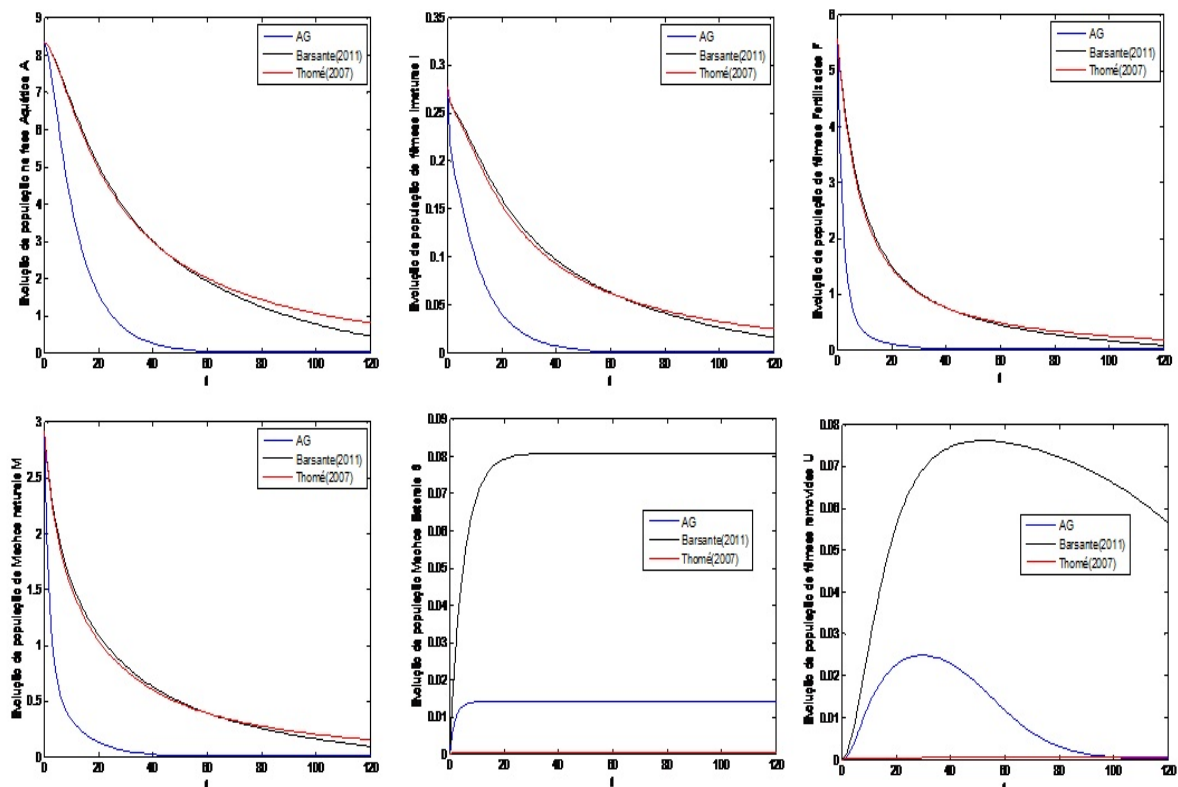


Figura 3: Variáveis de estado obtidas para o sistema de otimalidade (2.2), usando os controles obtidos por [2, 3, 7] e AG proposto.

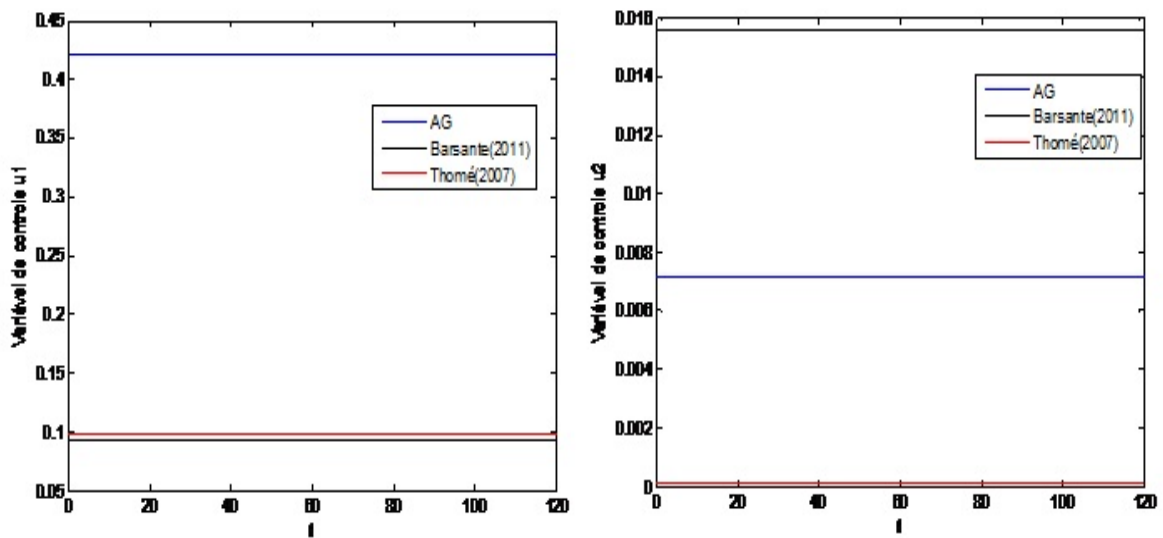


Figura 4: Variáveis de controle obtidas para o sistema de otimalidade (2.2), usando AG proposto e pesos da Tabela 5.

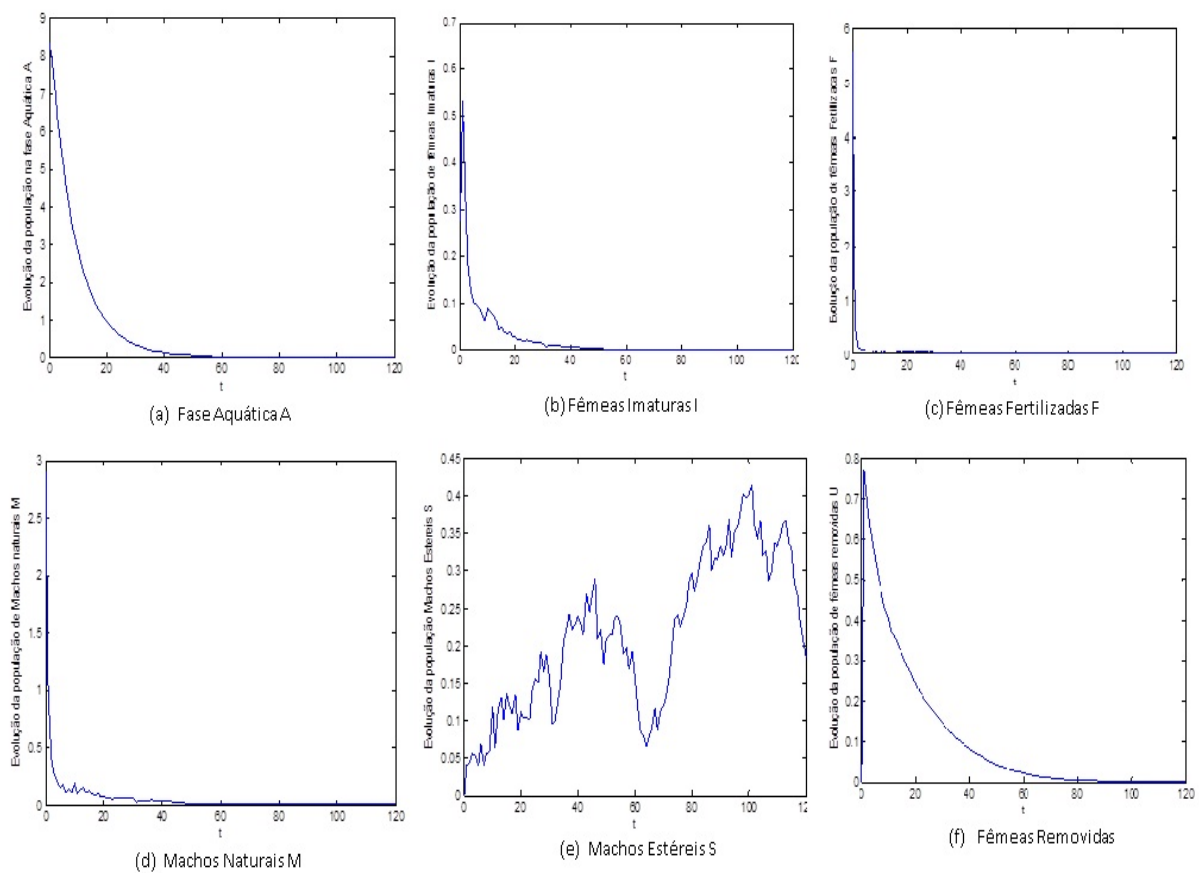


Figura 5: Variáveis de estado usando AG proposto e controles variantes no tempo.

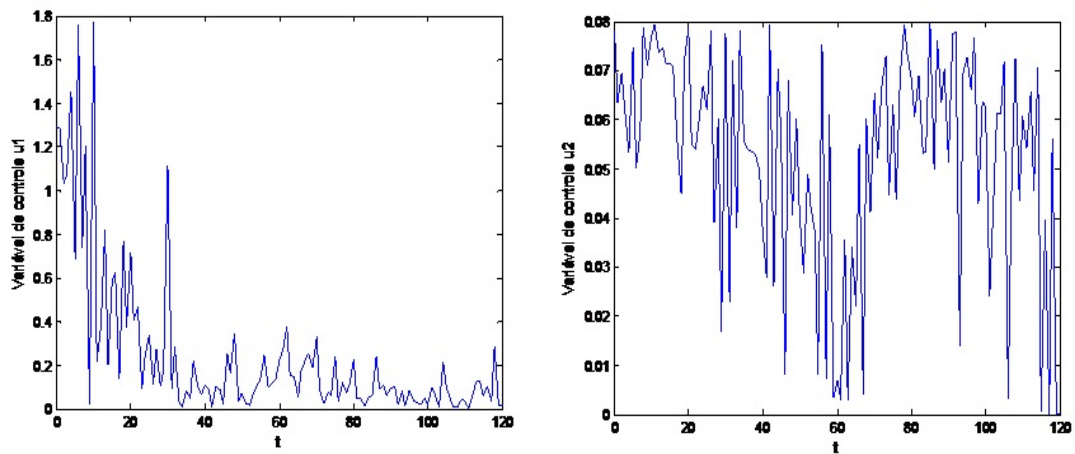


Figura 6: Variáveis de controle variantes no tempo (diário) usando AG proposto e pesos da Tabela 5.

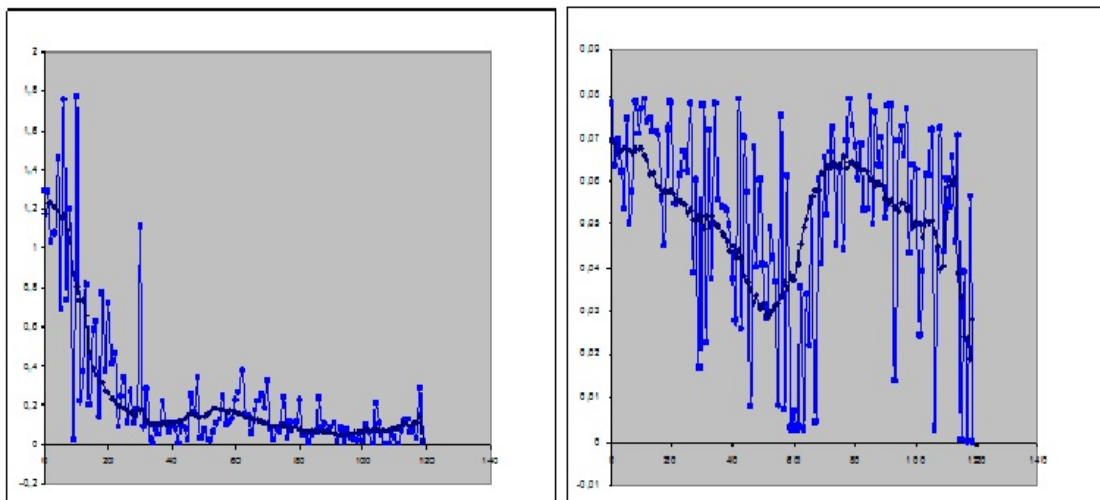


Figura 7: Normalização das variáveis de controles variantes no tempo (diário) para o AG proposto e pesos da Tabela 5.

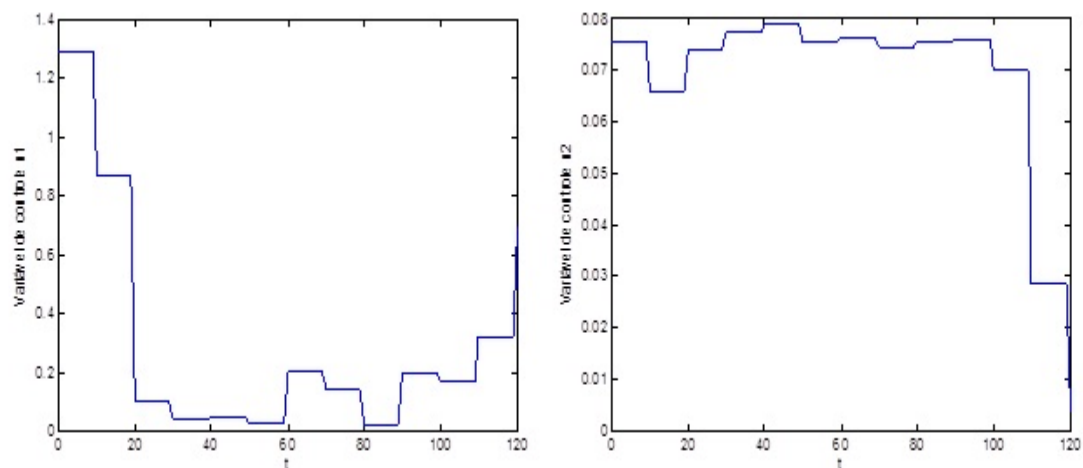


Figura 8: Variáveis de controles variantes no tempo (10 em 10 dias) para o AG proposto.