

# Estudo de técnicas evolutivas de refinamento de parametros de um modelo de automato celular de simulação de incêndio

Heitor F. Ferreira, Henrique Macarini, Luis G. Seiji Tateishi

<sup>1</sup>Universidade Federal de Uberlândia (UFU) – Uberlândia-MG – Brasil

**Abstract.** *This work investigates the effectiveness of various evolutionary approaches in enhancing the transition rules in a fire simulation model, utilizing cellular automata. Among the evolutionary methods applied, the evolutionary strategy and the genetic algorithm stand out, the latter using chromosomes in the  $\mathbb{R}^n$  space.*

**Resumo.** *Este trabalho analisa a capacidade de várias abordagens evolutivas em aprimorar as regras de transição em um modelo de simulação de incêndios, empregando autômatos celulares. Entre as metodologias evolutivas aplicadas, destacam-se a estratégia evolutiva e o algoritmo genético, este último utilizando cromossomos no espaço  $\mathbb{R}^n$ .*

## 1. Introdução

Com o aumento da frequência e intensidade dos incêndios florestais devido ao agravamento dos problemas climáticos, a necessidade de prever com precisão a evolução das chamas torna-se cada vez mais premente. Para abordar essa demanda, este artigo propõe um estudo de técnicas evolutivas de refinamento de parâmetros para um modelo de autômato celular de simulação de incêndio. A utilização de modelos de otimização oferece uma abordagem promissora para aprimorar a capacidade preditiva desses sistemas, permitindo uma resposta mais eficaz e proativa diante das emergências ambientais. Este estudo visa contribuir para o desenvolvimento de ferramentas mais precisas e eficientes na gestão e prevenção de incêndios florestais, proporcionando insights valiosos para a mitigação dos impactos causados por esses eventos devastadores.

Neste artigo foi explorado uma forma de evolução pensando que o problema contenha vários máximos locais, de forma a evitar a tendência do modelo a ficar preso nestes ótimos locais, e foi obtido resultados satisfatórios por serem melhores que a busca aleatória, considerando que problemas estocásticos como o abordado são notoriamente difíceis de serem resolvidos.

## 2. Referencial teórico

O estudo de técnicas evolutivas para o refinamento de parâmetros em modelos de autômatos celulares (CA) de simulação de incêndios tem se destacado como uma área de pesquisa em constante desenvolvimento. Os autômatos celulares oferecem uma abordagem poderosa para modelar a propagação de incêndios, devido à sua capacidade de capturar a dinâmica espacial e temporal do fenômeno.

Nesse contexto, os modelos de CA têm sido amplamente explorados, com destaque para aqueles que buscam simular a propagação de incêndios em diferentes cenários, como florestas heterogêneas e áreas urbanas. A utilização de algoritmos

evolutivos, como os algoritmos genéticos, tem se mostrado promissora para ajustar os parâmetros desses modelos como demonstrado em [Shan et al. 2008], considerando variáveis como tipo de vegetação, densidade, topografia e direção do vento. Estudos recentes têm focado não apenas no desenvolvimento de modelos mais precisos, mas também na avaliação do desempenho e validade desses modelos em cenários reais de incêndios e outros eventos complexos como em [Dias and Lovreglio 2018]. A simulação de eventos passados e a análise retrospectiva têm sido utilizadas para validar a eficácia dos modelos propostos e identificar áreas para melhorias.

Em suma, o estudo de técnicas evolutivas de refinamento de parâmetros em modelos de autômatos celulares de simulação de incêndios representa uma área de pesquisa multidisciplinar e em constante evolução, com o potencial de fornecer insights valiosos para a gestão e prevenção de incêndios.

### 3. Abordagem Proposta

O código que implementa a abordagem que será descrita se encontra em [https://github.com/heitorfreitasferreira/fire-spread-model/tree/genetic\\_algorithm](https://github.com/heitorfreitasferreira/fire-spread-model/tree/genetic_algorithm).

#### 3.1. Modelo a Ser Otimizado e Representação do Problema

No modelo de simulação de incêndios florestais proposto por [Ferreira et al. 2023] modelando as características e dinâmicas do bioma do Cerrado, uma abordagem foi adotada para representar a dinâmica do fogo em ecossistemas florestais. Este modelo utiliza uma estrutura de autômato celular, onde as células representam unidades de terreno e podem assumir diferentes estados, como vegetação saudável, vegetação em combustão ou células já queimadas.

Neste modelo, são definidos três estados para caracterizar diferentes tipos de vegetação e três estados para representar as fases de propagação do fogo. Diversos parâmetros são empregados para indicar a probabilidade de cada tipo de vegetação mudar para um estado de combustão, além de parâmetros que determinam a probabilidade de o fogo propagar-se para células vegetativas adjacentes, simulando assim a capacidade do fogo de expandir-se na presença de combustível. Adicionalmente, o modelo incorpora um parâmetro que reflete o impacto da umidade no comportamento do fogo. Esses sete parâmetros constituem o cromossomo sujeito ao processo evolutivo.

#### 3.2. Representação do cromossomo

Dado que para representar as probabilidades das influências que os estados de fogo tem, que são três, e as probabilidade que as vegetações tem de pegar fogo, que são três, e a influência da umidade, foi escolhido um cromossomo de tamanho 7, onde cada alelo representa um dos parâmetros do modelo, e cada alelo está no intervalo  $0 < x < 1$ . Logo podemos sumarizar que o espaço de busca é representado como um hiperespaço de 7 dimensões no intervalo unitário. Cada dimensão corresponde a um parâmetro do modelo. Matematicamente, este espaço é representado como:

$$S = [0, 1]^7$$

Onde cada elemento  $s \in S$  é um vetor 7-dimensional  $s = (s_1, s_2, \dots, s_7)$ , e cada componente  $s_i$  está no intervalo unitário  $0 \leq s_i \leq 1$ .

### 3.3. Representação da Aptidão (Fitness)

Para simular um incêndio realista, uma simulação foi realizada fixando a semente do gerador de números aleatórios em zero, funcionando como uma gravação autêntica de um evento de incêndio. Os parâmetros como direção do vento, condição inicial da matriz e a localização inicial do incêndio permanecem constantes ao longo da otimização, evitando assim qualquer interferência no processo, já que, em um cenário real, esses valores seriam determinados no momento da captura dos dados do incêndio.

A aptidão foi calculada criando uma máscara a partir de uma simulação que representasse um vídeo de um incêndio real, a máscara é uma lista das posições (iteração,  $y$ ,  $x$ ) das células queimadas. Para cada indivíduo da população, é executado o modelo estocástico 30 vezes, e a simulação do indivíduo utilizada para calcular o fitness é o resultado da moda do estado em cada posição do espaço-tempo. Com esta moda das simulações, o fitness é calculado contando em cada posição na máscara, quantas vezes o estado do indivíduo é um dos estados de fogo, e dividindo pelo tamanho da máscara.

O fitness era definido como 0 para indivíduos que tivessem algum alelo fora do intervalo  $0 < x < 1$ .

### 3.4. Da criação e reprodução da população

A população foi criada de forma aleatória, e foram utilizadas duas abordagens de reprodução, uma assexuada e outra sexuada.

#### 3.4.1. Da abordagem assexuada

Nesta abordagem, cada indivíduo se reproduzia, e todos os alelos tinham uma probabilidade 1 de sofrer mutação, e foram testadas taxas de mutação entre 0.001 a 0.15, chegando no final em um valor ótimo de 0.01.

#### 3.4.2. Da abordagem sexuada

Na abordagem sexuada foi utilizado um crossover BLX- $\alpha$  como descrito em [de Lacerda et al. 2002] com  $\alpha = 0.01$ , e a probabilidade de um de mutação foi fixada em  $mutationProb = 0.1$  para todos os testes, significando que 10% dos indivíduos gerados sofreriam mutação. A mutação foi feita de uma forma que dos indivíduos mutados, foi selecionado um alelo aleatório e o mesmo foi substituído por um novo valor aleatório entre 0 e 1.

### 3.5. Da seleção da população

Para ambas abordagens de reprodução, foram utilizadas a mesma forma de seleção, utilizando o algoritmo de seleção por torneio com  $k = 2$  modificada. A modificação consiste em remover uma porcentagem  $p$  dos indivíduos com maior fitness da população antes de realizar o torneio. O valor de  $p$  foi variado entre 0 e 0.5, e o valor ótimo encontrado foi entre 0.3 e 0.4 e estão melhores descrito na seção de resultados.

## 4. Resultado e Discussão

Primeiramente, para manter como parâmetro a ser batido, foi feita uma busca aleatória vista abaixo.

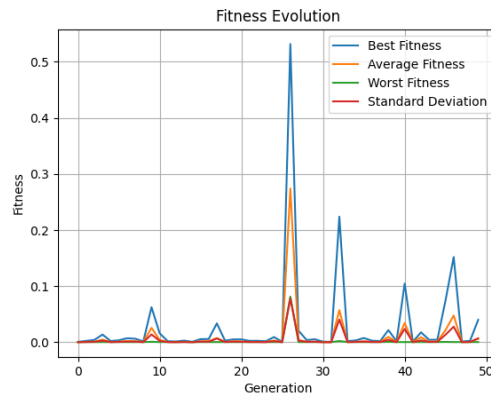


Figure 1. Resultado da busca aleatória

### 4.1. Resultados na abordagem assexuada

Todos os experimentos foram executados com a semente do gerador de números aleatórios fixada em 0, para garantir a reprodutibilidade dos resultados.

O primeiro teste foi feito com 10000 gerações, que não teve bons resultados por rapidamente convergir para um ótimo local.

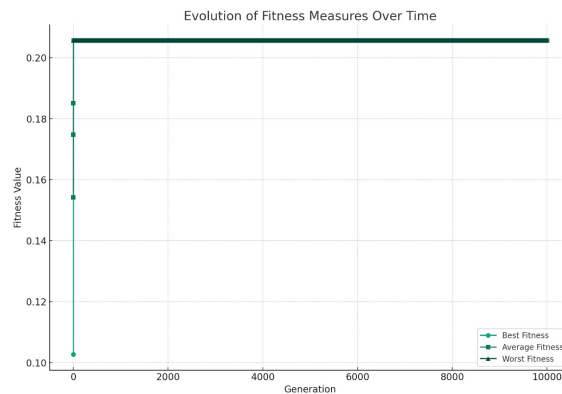
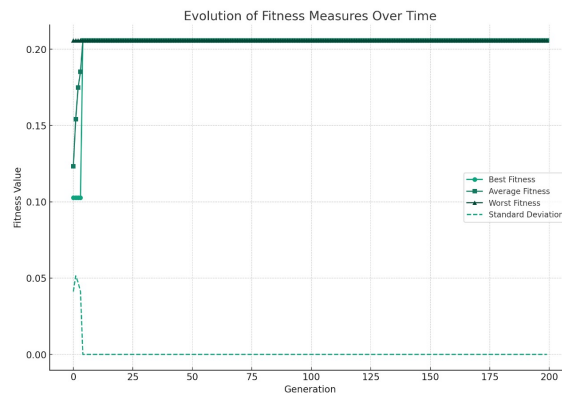


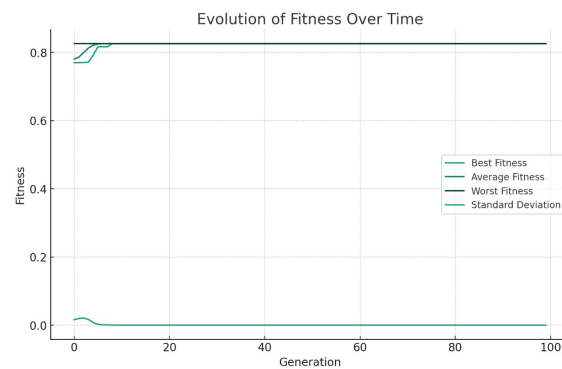
Figure 2. Evolução da população com 10000 gerações

No teste seguinte a mudança foi aplicada ao número de gerações com 200(2% da primeira tentativa) e obteve-se resultados melhores, porém com pouca informação para ser analisada.

Na terceira tentativa, ambos número de gerações e número de da população foram mudadas para 100, e com isso resultados mais satisfatórios foram apresentados.

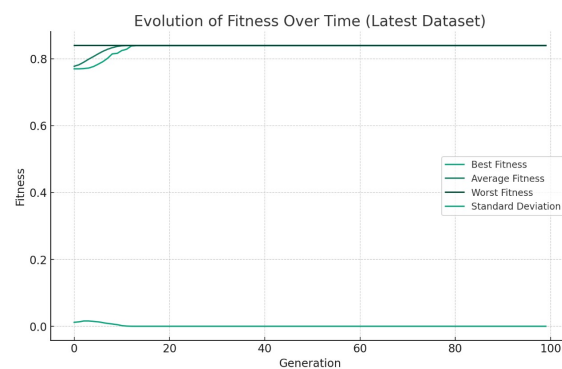


**Figure 3. Evolução da população com 200 gerações**



**Figure 4. Evolução da população com 100 gerações e 100 indivíduos**

Na última tentativa com a população agora com o tamanho de 1000, o tempo de processamento aumentou significativamente porém os resultados quase não mudaram. Com um desvio padrão de aproximadamente de 0.01 e fitness entre 0.76 e 0.84

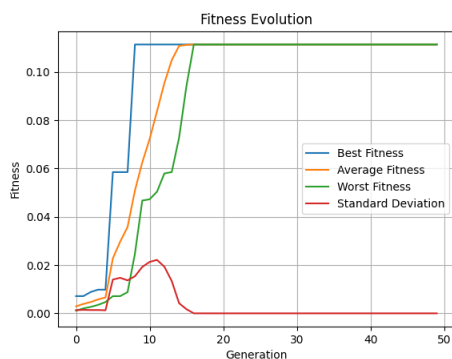


**Figure 5. Evolução da população com 100 gerações e 1000 indivíduos**

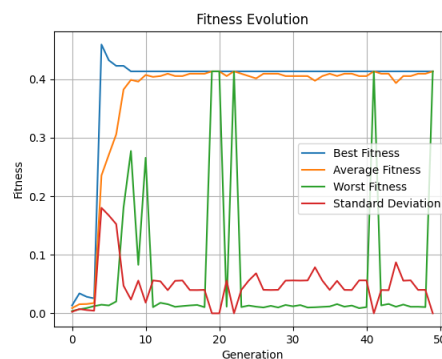
## 4.2. Resultados na abordagem sexual

Visto que o problema tendia a ficar preso em vários ótimos locais, normalmente os máximos gerados na primeira geração, que é completamente aleatória, a abordagem sexual foi testada para tentar escapar desses ótimos locais, usando várias taxas de elitismo

reverso. A taxa de elitismo reverso é a porcentagem de indivíduos que são removidos da população antes de realizar o torneio, e foi testada com valores de 0%, 10%, 20%, 30%, 40% e 50%.

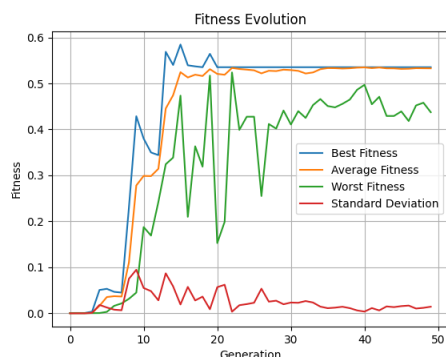


**Figure 6. Evolução da população com a taxa de elitismo reversa de 0%**

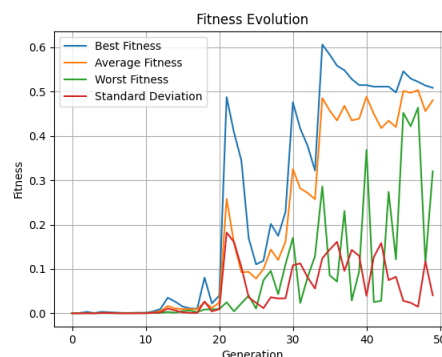


**Figure 7. Evolução da população com a taxa de elitismo reversa de 10%**

Foi notado que com 10% não há uma melhoria significativa do que com 0%, que seria a abordagem padrão de seleção de torneio. Tendo uma melhoria de aproximadamente 0.3 no fitness do melhor indivíduo da população.



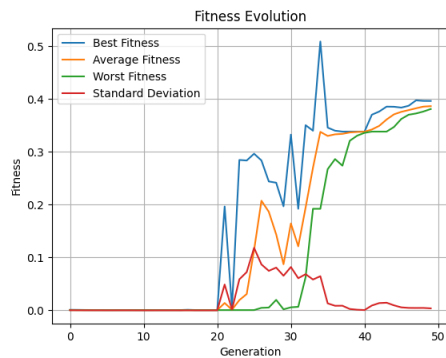
**Figure 8. Evolução da população com a taxa de elitismo reversa de 20%**



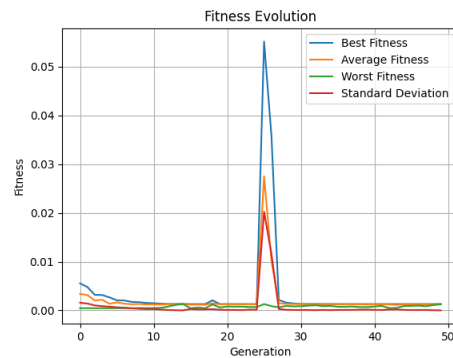
**Figure 9. Evolução da população com a taxa de elitismo reversa de 30%**

Ao aumentar a taxa de elitismo reverso para 20% e 30% foi notado uma melhoria significativa no fitness do melhor indivíduo da população, ambas abordagens alcançando os melhores valores de fitness dentre todas as abordagens testadas, com aproximadamente 0.6 de fitness. Um destaque é que a abordagem com 30% de elitismo reverso ainda continha um desvio padrão na população alto, o que pode ser um indicativo de que a população ainda não convergiu para um ótimo global e precisaria de mais gerações para convergir.

Já ao aumentar a taxa para 40%, houve uma piora de aproximadamente 0.1 no fitness do melhor indivíduo da população, no meio da evolução o melhor indivíduo foi eliminado e no final da execução não o melhor fitness ainda era 0.1 pior que o melhor



**Figure 10. Evolução da população com a taxa de elitismo reversa de 40%**



**Figure 11. Evolução da população com a taxa de elitismo reversa de 50%**

momento da execução, a população também indicava que estava convergindo em outro máximo local devido ao baixo desvio padrão. E ao aumentar para 50% houve uma piora significativa na performance do algoritmo, com um comportamento que se assemelha ao da busca aleatória.

## 5. Conclusões e Trabalhos Futuros

O modelo de seleção proposto, utilizando um algoritmo genético com cromossomos no espaço  $\mathbb{R}^7$ , mostrou-se eficaz na otimização dos parâmetros do modelo de simulação de incêndios florestais baseado em autômatos celulares. A abordagem sexuada, com a utilização de um crossover BLX- $\alpha$  e uma taxa de elitismo reverso de 30%, apresentou os melhores resultados, com um fitness de aproximadamente 0.6. A abordagem assexuada, por sua vez, apresentou resultados menos satisfatórios, com comportamentos não característicos para um algoritmo genético, como a rápida convergência para um ótimo local gerado na primeira geração.

Em trabalhos futuros será testado a utilização de diversas abordagens de seleção, como a seleção por roleta e a seleção por ranking, para avaliar a influência desses métodos na otimização dos parâmetros do modelo. Além disso, será investigada a utilização de diferentes abordagens seletivas a cada geração, para avaliar a influência da diversidade genética na convergência do algoritmo.

## 6. References

### References

- [de Lacerda et al. 2002] de Lacerda, E. G., de Leon Ferreira, A. C. P., and Ludermir, T. B. (2002). Um tutorial sobre algoritmos genéticos. *RITA*, 9(3):7–39.
- [Dias and Lovreglio 2018] Dias, C. and Lovreglio, R. (2018). Calibrating cellular automaton models for pedestrians walking through corners. *Physics Letters A*, 382(19):1255–1261.
- [Ferreira et al. 2023] Ferreira, H. F., Tinoco, C. R., Martins, L. G., and Oliveira, G. M. (2023). Stochastic model for wildfire simulation based on the characteristics of the

brazilian cerrado. In *International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*, pages 487–496. Springer.

[Shan et al. 2008] Shan, J., Alkheder, S., and Wang, J. (2008). Genetic algorithms for the calibration of cellular automata urban growth modeling. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 74(10):1267–1277.