

Análise do Efeito do Tamanho da População e Intensidade de Mutação no Desempenho da Evolução Diferencial

Marcela Pires,¹ Ana Nora,² Vagner C. de Sousa,³ Ivan Aldaya,⁴ Rafael A. Penchel⁵

Center for Advanced and Sustainable Technologies (CAST)

Faculdade de Engenharia de São João da Boa Vista (FESJ)

Unesp, São João da Boa Vista, SP.

O aumento na complexidade dos processos, dispositivos e sistemas fez surgir a necessidade de desenvolver métodos mais sofisticados de otimização [1]. Neste sentido, o método de otimização denominado evolução diferencial (ED) foi concebido emulando o processo natural da evolução das espécies, em que uma população inicial é sucessivamente refinada selecionando e combinando os melhores indivíduos de cada geração [2]. Devido ao compromisso entre eficiência e complexidade computacional, este algoritmo tem sido extensivamente aplicado a múltiplas áreas da ciência e da engenharia [1]. Porém o desempenho da ED apresenta uma forte dependência dos parâmetros de configuração, sendo eles, o tamanho da população, a intensidade de mutação e a probabilidade de *crossover*. Em particular, neste trabalho estuda-se o efeito tanto do tamanho da população como da intensidade de mutação, no desempenho da ED, considerando como função de otimização uma hipersfera de dimensões 5, 10 e 20.

A ED é um método de otimização heurístico iterativo constituído por quatro etapas [1]: 1) geração aleatória de uma população inicial P^0 de N_{pop} indivíduos constituídos por N_{dim} cromossomos, sendo que cada um deles corresponde ao valor de um dos parâmetro de otimização. 2) Seleção dos melhores indivíduos, isto é, aqueles que apresentam um melhor desempenho em termo da função de custo a otimizar. 3) Combinação dos melhores indivíduos na etapa denominada *crossover*. Diferente dos algoritmos genéticos, na ED, o *crossover* é realizado considerando três indivíduos, o qual aumenta a velocidade de convergência. 4) Etapa de mutação na qual alguns cromossomos são aleatoriamente modificados a fim de evitar convergência a mínimos locais. As etapas 2 a 4 são repetidas até que o melhor indivíduo da população P^n apresente um valor da função de custo desejado ou até que o número de iterações máximo seja atingido.

Para avaliar o desempenho do algoritmo ED, foi utilizada como função de referência a função hipersférica com 5, 10 e 20 dimensões e diferentes combinações de tamanho da população e intensidade de mutação. Na Figura 1 são ilustradas as curvas de evolução do melhor valor da função de custo em termos do número de iterações para uma intensidade de mutação no intervalo [0,2, 0,8] e diferentes tamanhos de população, 5, 10 e 50 indivíduos, representados pelas cores azul, vermelha e verde, respectivamente. A Figura 1 (a) corresponde aos resultados para uma hipersfera de dimensão 5, enquanto as Figuras 1 (b) e (c) correspondem a hipersfera de dimensão 10 e 20, respectivamente. Como pode-se observar, as populações com 10 e 50 indivíduos convergem para valores de custo mais altos que quando considerada uma população de 5 indivíduos. Esse comportamento é similar para os três valores de dimensionalidade analisados. Posteriormente, fixou-se o tamanho da população em 10 indivíduos e considerou-se a intensidade de mutação nos

¹marcela.p.souza@unesp.br

²ana.nora@unesp.br

³vagner.sousa@unesp.br

⁴ivan.aldaya@unesp.br

⁵rafael.penchel@unesp.br

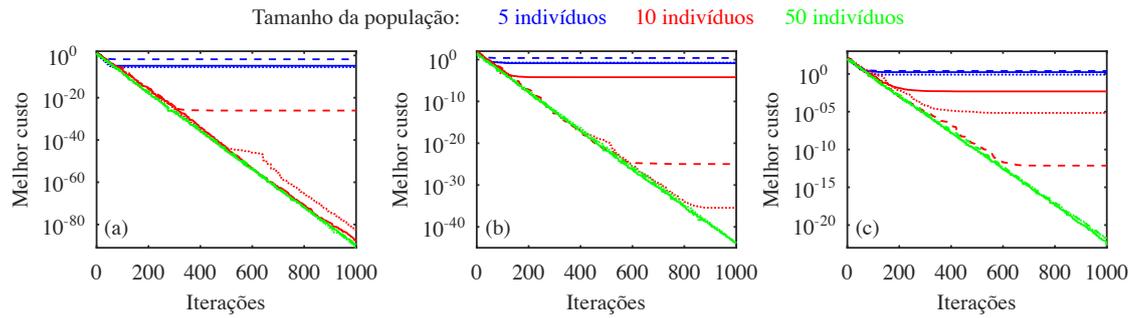


Figura 1: Melhor valor da função de custo para populações de 5, 10 e 50 indivíduos em termos do número de iterações para uma hipersfera de dimensão (a) 5, (b) 10 e (c) 20.

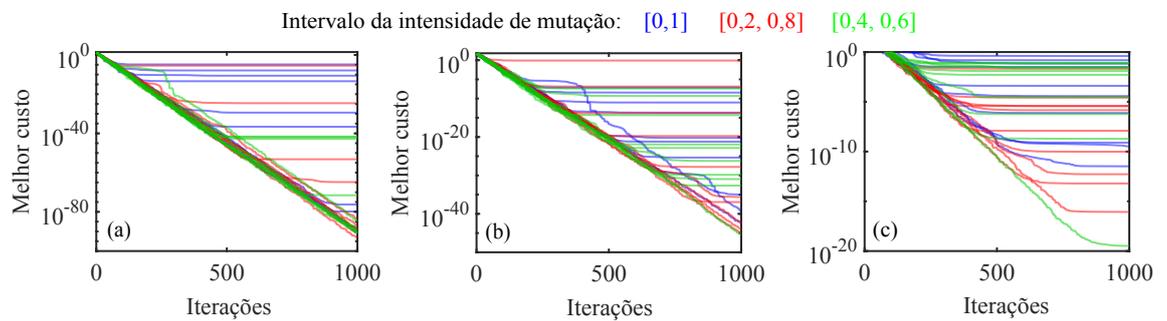


Figura 2: Melhor valor da função de custo da população para intervalos da intensidade de mutação de $[0, 1]$, $[0,2, 0,8]$ e $[0,4, 0,6]$ em termos do número de iterações para uma hipersfera de dimensão (a) 5, (b) 10 e (c) 20.

intervalos de $[0, 1]$, $[0,2, 0,8]$ e $[0,4, 0,6]$ para analisar o efeito deste parâmetro no desempenho do algoritmo. Desta maneira, nas Figuras 2 (a), (b) e (c) mostram-se os resultados para dimensões da hipersfera de 5, 10 e 20. Devido à variabilidade, realizaram-se 10 execuções para cada configuração. Os resultados obtidos revelam que para uma dimensionalidade baixa, 5, o intervalo de intensidade mais estreito considerado tende a apresentar um melhor desempenho, evitando convergência a valores de função de custo elevados. Já para dimensionalidades mais altas, 10 e 20, a variação nas curvas é significativa para os três intervalos analisados. Em particular, pode-se observar que intervalos maiores resultam numa variabilidade maior.

Agradecimentos

Esse trabalho foi parcialmente financiado pelo CNPq por meio do projeto N^o 409146/2021-8 e das bolsas de iniciação científica PIBIC/N^o 4474 e PIBIC/N^o 2715.

Referências

- [1] A. Qing. **Differential evolution: fundamentals and applications in electrical engineering**. John Wiley & Sons, 2009.
- [2] R. Storn e K. Price. “Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces”. Em: **Journ. of Global Optim.** 11.4 (1997), pp. 341–359.