Proceeding Series of the Brazilian Society of Applied and Computational Mathematics, v. 6, n. 1, 2018.

Trabalho apresentado no XXXVII CNMAC, S.J. dos Campos - SP, 2017.

Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics

Estado da Arte de Medidas de Desempenho de Algoritmos de Otimização Multiobjetivo

Jefferson B. A. Silva[1]
Departamento de Matemática, UFOP, Ouro Preto, MG
Thiago Santos[2]
Departamento de Matemática, UFOP, Ouro Preto, MG
Sebastião Martins Xavier[3]
Departamento de Matemática, UFOP, Ouro Preto, MG

1 Introdução

Um problema de otimização multiobjetivo consiste de um conjunto de funções que se pretende maximizar ou minimizar, restrito a um dado domínio

$$\begin{aligned} &\min f(x) = (f_1(x), f_2(x), \ldots, f_m(x)) \\ &\text{restito a } x \in \Omega \end{aligned} \tag{1}$$

onde Ω é a região na qual procuramos minimizar as funções. As funções $f_i(x)$ chamamos de *objetivos*. Dado um problema de maximização, podemos considerá-lo um de minimização apenas tomando $g(x) = -f(x)$.

Para representar o conjunto de soluções aceitáveis, utilizamos o conceito de Pareto-Dominância [1]. Um ponto x^* é dito *dominar* x se for tão bom quanto x em todos os objetivos e for estritamente melhor que x em pelo menos um dos objetivos, ou seja, $f_i(x^*) \leq f_i(x) \quad \forall i = 1, \ldots, m$ e $f_j(x^*) < f_j(x) \quad \forall j = 1, \ldots, m$. O conjunto de todos os pontos x não dominados é chamado *Conjunto Pareto*, denotado por P. O conjunto das imagens dos elementos de P é chamado *Fronteira Pareto* e é denotado por PF [1].

Em problemas reais, como na construção de pontes, desenvolvimento de produtos, projetar um sistema de controle, deseja-se minimizar o gasto mas sem perder em qualidade do produto além de outros fatores [1]. Desta forma, não há um único valor que minimize todas os objetivos simultaneamente. Desta forma, procura-se um conjunto de soluções não dominadas, PF, soluções estas que podem não ser facilmente obtidas devido a quantidade e complexidade das funções em questão. Diversos algoritmos foram elaborados para se obter uma boa aproximação desta solução ideal em um tempo razoável [1]. Denotamos

[1]jeffauh@gmail.com
[2]santostf@iceb.ufop.br
[3]semarx@iceb.ufop.br

esta aproximação de PK e suas imagens por F de PFK. Com o advento de tais algoritmos como MO-PSO, NSGA,NSGA-II,NSGA-III dentre outros, comparar seus resultados se tornou algo necessário [3]. As principais características a serem observadas são: a *cardinalidade* de PFK, a *convergência* de PFK para PFT, ou seja, o quão próximo os dois conjuntos estão, e a *dispersão*, que mede o quão uniformemente os pontos de PFK estão distribuídos e como eles se aproximam aos extremos do PFT [2, 4]

2 Objetivo

Os objetivos deste trabalho são fazer um levantamento de 22 das medidas de desempenho citadas por Jiang, Ong, Zhang e Feng [2], estudá-las, implementá-las em MATLAB e posteriormente disponibilizá-las gratuitamente para a comunidade. Para o estudo das métricas, fomos em busca de onde as métricas foram definidas e outros artigos para obter o máximo de informação possível sobre cada métrica como em [1, 3–5]. Este estudo se resume à dividi-las em quatro grupos, a saber: Métricas de Capacidade, que medem a quantidade de elementos em um dado conjunto; Métricas de Convergência, que medem a distância entre o conjunto solução (PFK) e um dado conjunto referência; Métricas de Dispersão que medem o quão uniformemente os pontos do conjunto solução estão distribuídos e como eles se aproximam aos extremos de PFK; Métricas de Capacidade-Divergência, que medem tanto a capacidade quanto a divergência e capacidade do conjunto solução.

Hoje o trabalho se encontra em fase de implementação das métricas com previsão para conclusão para Agosto de 2017.

Referências

[1] D. Simon, *Evolutionary Optimization Algorithms*, John Wiley & Sons, 2013. ISSN:978-1-118-65950-2.

[2] S. Jiang, Y. Ong, J. Zhang, and L. Feng, Consistencies and contradictions of performance metrics in multiobjective optimization, *IEEE Transactions on Cybernetics*, 44(12):2391–2404, 2014. DOI: 10.1109/tcyb.2014.2307319.

[3] D. A. Van Veldhuizen, Multiobjective evolutionary algorithms: classifications, analyses, and new innovations, Tese de Doutorado US Air Force Institute of Technology, 1999.

[4] A. Zhou, B. Qu, H. Li, S. Zhao, P. N. Suganthan, and Q. Zhang, Multiobjective evolutionary algorithms: A survey of the state of the art, *Swarm and Evolutionary Computation*, 1(1):32–49, 2011. DOI: 10.1016/j.swevo.2011.03.001.

[5] E. Ziztler, L. Thiele, M. Laumanns, C. M. Fonseca, and V. G da Fonseca, Performance assessment of multiobjective optimizers: An analysis and review, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 44(12):117–132, 2003. DOI: 10.3929/ethz-a-004363410.