Algoritmo genético multiobjetivo

Aplicado a política de manutenção de uma empresa

Gabriel Jeronimo Tavares
Universidade Federal de Minas Gerais
Belo Horizonte, Brasil
gabrieljt@ufmg.br

***Resumo* — O presente trabalho trata do problema de otimização biobjetivo de política de manutenção de uma empresa, em que busca-se a minimização do custo total de manutenção e do custo de falha total. Será apresentado a utilização de um algoritmo genético para resolução da versão mono-objetivo do problema obtida por meio da técnica de ε-restrito.**

Palavras-chaves — Otimização, multiobjectivo, algoritmo genético, método ε-restrito.

I. INTRODUÇÃO

Algoritmos genéticos, uma classe particular de algoritmos evolutivos que usam técnicas inspiradas pela biologia evolutiva, tem sido aplicados na resolução de diferentes problemas mono-objetivos No entanto em aplicações no mundo real é extremamente comum a existência de problemas que consideram mais de um objetivo. Em muitos desses casos os objetivos em questão se tornam conflitantes. Dessa forma a otimização multiobjectivo busca encontrar um conjunto de soluções não-dominadas, soluções estas que superam outras em todos os objetivos analisados. Ao longo deste trabalho, mostrara-se a aplicação de um algoritmo genético na resolução de um problema biobjetivo, relacionado a política de manutenção de uma empresa.

II. ESPECIFICAÇÃO E FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

O problema a ser resolvido consiste na determinação da política de manutenção ótima para cada um dos 500 equipamentos de uma empresa, de forma a minimizar o custo de manutenção e o custo de falha esperado. A empresa trabalha com três planos de manutenções, dos quais cada equipamento deve necessariamente ser enquadrado em um. Estes planos de manutenção são divididos em: a) nenhuma manutenção; b) manutenção intermediária, e; c) manutenção detalhada, de forma que quanto mais detalhada é a manutenção maior o custo monetário desta.

Cada um dos equipamentos apresenta uma importância distinta na empresa, estimada com base no custo decorrente de um falha de um determinado equipamento, fazendo com que equipamentos com maior importância apresente custo de falhar maior, enquanto que equipamento menos importantes têm custo de falha menor. A probabilidade de falha de cada um desses equipamentos foi estimada levando em conta a idade desse equipamento t_0 e o efeito do plano de manutenção aplicado à ele no horizonte de manutenção, modelado por meio de um fator de risco (k), de modo que quanto mais detalhado o plano, menor o fator de risco. Estas probabilidades de falha foram determinadas por meio de distribuições de Weibull, com parâmetro de escala η_i e parâmetro de forma β_i.

A probabilidade de falha $p_{i,j}$ de um equipamento i, sob o plano de manutenção j, até um dado horizonte de planejamento da manutenção Δt é estimada pela equação (1).

$$p_{i,j} = \frac{F_i(t_0 + k_j \Delta t) - F_i(t_0)}{1 - F_i(t_0)} \tag{1}$$

onde:

$$F_i(t) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta_i}\right)^{\beta_i}\right] \tag{2}$$

A formulação para resolução do problema consiste na minimização do custo de manutenção total, dado pela soma dos custos dos planos de manutenção adotados para todos os equipamentos e na minimização, conforme equação (3), e do custo esperado de falha total, correspondente a soma do custos esperados de falha de cada um dos equipamentos, dado pelo produto da probabilidade de falha e o custo de falha do equipamento, conforme equação (4).
.

A. Abreviações

Considerando que N represente o número de equipamentos da empresa, p_{ij} represente a probabilidade de falha do equipamento i, sob o plano de manutenção j, cm_{ij} seja o custo da aplicação do plano de manutenção j no equipamento i, e cf_i seja o custo esperado de falha do equipamento i, a formulação do problema é dada por:

B. Formulação

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & se\ o\ i - ésimo\ equipamento\ está\ sob\ o\ plano\ de\ manutenção\ j; \\ 0, & caso\ contrario \end{cases}$$

$$\text{Min} \quad \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{3} cm_{ij} x_{ij}\,, \tag{3}$$

$$\text{Min} \quad \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{3} cf_i p_{ij}\, x_{ij}\,, \tag{4}$$

sa.

$$\sum_{j=1}^{3} x_{ij} = 1, \forall\, i \in \{1, \dots, N\} \tag{5}$$

$$x_{ij} \in \{0,1\}, \forall\, i \in \{1, \dots, N\};\ \forall\, j \in \{1,2,3\} \tag{6}$$

$$cf_i \in \mathcal{R}^+\ \forall\, i \in \{1, \dots, N\} \tag{7}$$

$$cm_{ij} \in \mathcal{R}^+\ \forall\, i \in \{1, \dots, N\};\ \forall\, j \in \{1,2,3\} \tag{8}$$

C. Restrições

- A restrição (5) assegura que um equipamento esteja sob um único plano de manutenção.

- A restrição (6), (7), (8) correspondem às condições de integralidade.

III. Algoritmo de Solução

O algoritmo implementado para a resolução do problema foi um algoritmo genético, que trabalhou com o formato mono-objetivo do problema, de modo a minimizar o custo de falha total. Para isso utilizou-se do método ε-restrito, fazendo com que o custo de manutenção total fosse transformada em uma restrição adicional.

Algoritmos Genéticos são inspirados no princípio Darwiniano da evolução das espécies e na genética. São algoritmos probabilísticos que fornecem um mecanismo de busca paralela e adaptativa baseado no princípio de sobrevivência dos mais aptos e na reprodução.

O método ε-restrito consiste na transformação do problema multiobjectivo em um problema mono-objetivo com restrições adicionais, fazendo com que um dos objetivos seja escolhido para ser minimizado e os demais sejam transformados em restrições de desigualdade. Considerando f_1 o objetivo escolhido para ser minimizado, tem-se que:

$$\begin{aligned} &minimizar && f_1(x) \\ &Sujeito\ a: && f_i(x) \leq \varepsilon_i, i = 1, 2, \cdots, r \end{aligned} \tag{9}$$

em que, ε_i é o limite superior do objetivo f_i.

O problema original foi então divido em 10 intervalos de acordo custo total de manutenção, sendo estes [0,...,100[; [100,...,200[, [200,...,300[, [300,...,400[, [400,...,500[, [500,...,600[, [700,...,800[, [800,...,900[, [900,...,1000], e para cada um destes intervalos o algoritmo genético foi aplicado de modo a minimizar o valor do custo de falha total, encontrando uma fronteira de soluções não dominadas. Inicialmente o algoritmo gera uma população inicial aleatória contida dentro dos limites de cada um dos intervalos com 100 indivíduos, eliminando-se em seguida indivíduos dominados. A partir de então a cada uma das geração um número aleatório de indivíduos é selecionado para o torneio, dentre os quais os dois com o melhor Fitness (menor custo de falha total) são selecionados e passam por um processo de crossover com 1 ponto de corte, gerando dois filhos que passam por mutação com probabilidade de 10%. Ao final os filhos substituem os pais casos os primeiros apresentem um Fitness melhor que dos últimos, bem como estejam dentro do intervalo de custo de manutenção total definido. O algoritmo então repete estes passos até que o número máximo de gerações pré-definido seja atingido.

IV. Resultados e Análise

Após cinco execuções do algoritmo as fronteira Pareto encontradas mostradas na figura 1a, 1b, 1c, 1d e 1e, se mostraram muito próximas. Avaliando a qualidade das soluções obtidas, por meio do indicador de hipervolume, verifica-se que em todas as execuções estes se manteve entre 0.51 e 0.52, sendo o melhor resultado 0.5138 na quarta execução.

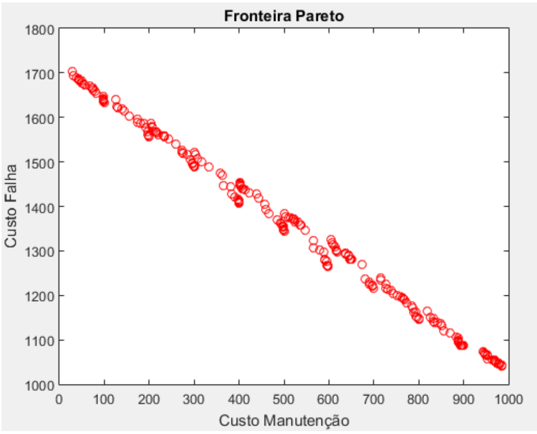

Figura 1a – Fronteira pareto 1°execução

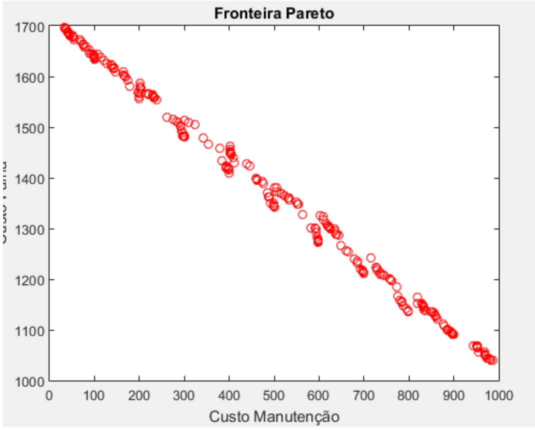

Figura 1b – Fronteira pareto 2°execução

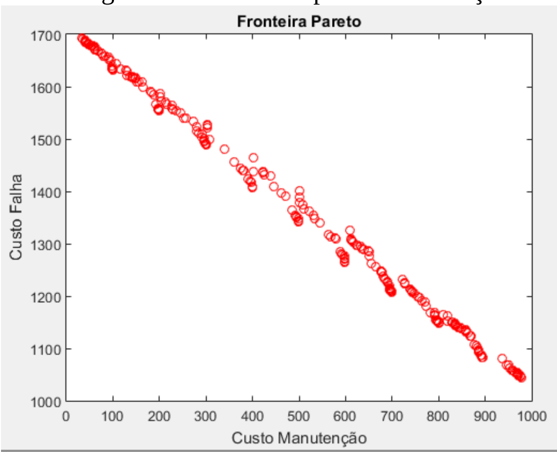

Figura 1c – Fronteira pareto 3°execução

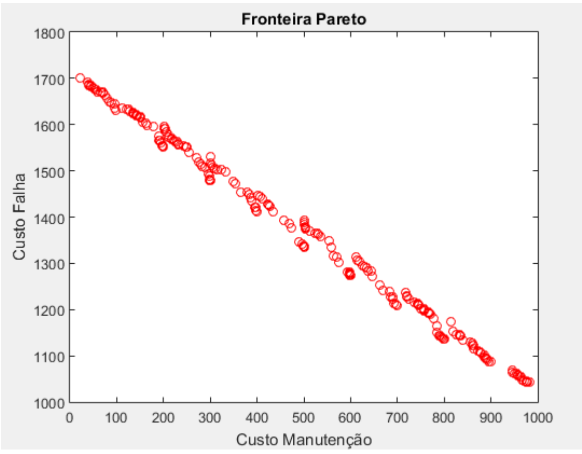

Figura 1d – Fronteira pareto 4°execução

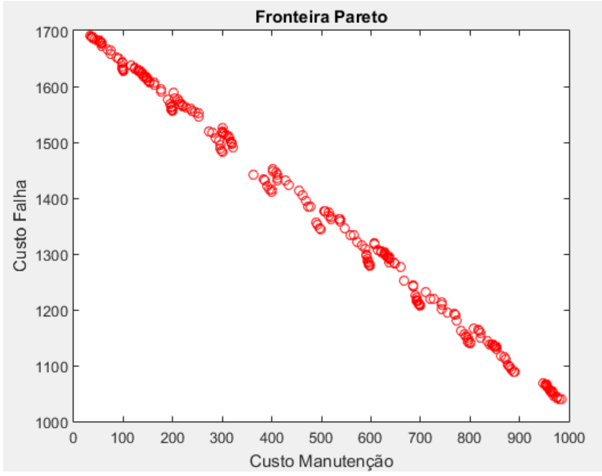

Figura 1e – Fronteira pareto 5°execução

V. CONCLUSÃO

Após a execução da modelagem, desenvolvimento dos algoritmos e estudos, pode-se concluir que a aplicação de um algoritmo genético pode gerar uma solução viável para problemas biobjetivo, como o apresentado.

REFERÊNCIAS

[1] G.P. Junior, “Uma abordagem multiobjetivo para o problema de sequenciamento e alocação de trabalhadores,” , 2016

[2] T. Murata, H. ISHIBUCHI “MOGA: Multi-Objective Genetic Algorithms”,

[3] E. Carrano, “Exercício Computacional – Pesquisa Operacional”, 2021