

Utilização de um Algoritmo Genético para Solução de Problemas em Engenharia

Identificação:

Grande área do CNPq.: Ciências Exatas e da Terra
Área do CNPq: Matemática
Título do Projeto: Meta-heurísticas bio-inspiradas para problemas de Otimização em Engenharia
Professor Orientador: Leonardo Delarmelina Secchin
Estudante PIBIC/PIVIC: Cintia Cassa Libardi

Resumo: Este projeto de pesquisa visa principalmente resolver problemas de otimização em engenharia. A ferramenta utilizada na resolução do problema é um Algoritmo Genético já desenvolvido em projeto anterior. Alguns problemas não podem ser facilmente resolvidos com métodos tradicionais de otimização devido à sua complexidade não polinomial. Nesse caso, uma alternativa aos métodos clássicos encontrados na literatura é a utilização de metaheurísticas, como o Algoritmo Genético, que tem se mostrado bastante eficaz. O Algoritmo foi aplicado a um problema de otimização do itinerário de sondas para exploração de petróleo. Tal problema consiste em minimizar perdas na produção devidas à ociosidade dos poços em manutenção, o que acarretará a minimização do custo total da exploração do campo petrolífero.

Palavras chave: Algoritmos Genéticos, Otimização, Petróleo, Rotas, Workover.

1 - Introdução

Os Algoritmos Genéticos são algoritmos probabilísticos que realizam buscas por soluções ótimas baseando-se na teoria de Darwin da sobrevivência dos seres com maior aptidão e na reprodução genética (ALMEIDA et al, 2007). O funcionamento do Algoritmo Genético é baseado na adaptabilidade, reprodução e aptidão dos indivíduos, assim como no princípio Darwiniano.

Algoritmos Genéticos são comumente aplicados a problemas de otimização. São flexíveis na medida em que podem ser aplicados a problemas de diferentes naturezas, mesmo aqueles modelados no contexto da otimização não linear a variáveis inteiras. Para que um Algoritmo Genético seja implementado é necessário que haja uma codificação das potenciais soluções do problema, uma população inicial criada para representar potenciais soluções, uma função de avaliação que classifique os indivíduos em relação à aptidão e operadores que realizem a geração e variação de novos indivíduos (GOLIATT, 2009). Essa função de avaliação é relacionada à função objetivo do problema, que está associada à aptidão (*fitness*) dos indivíduos que serão avaliados durante a execução do algoritmo. À medida que as populações são avaliadas, elas se reproduzem e sofrem mutação, de forma semelhante aos processos da genética. Dessa forma, é esperado que as novas populações geradas sejam cada vez mais aptas, e assim mais próximas de uma solução ótima. Estabelecido o critério de parada, o indivíduo mais

apto encontrado em todo o processo é a melhor solução dada pelo algoritmo, onde espera-se que represente uma boa solução para o problema.

Em alguns problemas em Engenharia, a resolução do problema por métodos exatos pode ser impraticável do ponto de vista do tempo computacional. Nesse caso, os Algoritmos Genéticos apresentam-se como alternativa na resolução dos problemas (VIEIRA, 2008). Podemos comprovar a eficiência desse tipo de algoritmo comparando seus resultados, em pequenas instâncias, com soluções ótimas obtidas por métodos exatos, ou ainda com limitantes cuja obtenção é razoável computacionalmente. Se mesmo assim isso não for possível, pode-se comparar os resultados com diferentes heurísticas.

A exploração *offshore* de petróleo no Brasil tem avançado cada vez mais. Com o surgimento de novos desafios na área, é necessário maior aprofundamento nas pesquisas a fim de estudar novas ferramentas computacionais ou não computacionais, suprimindo as necessidades tecnológicas desse tipo de exploração (VIEIRA, 2008). Um caso especial é o estudo de sistemas de *risers* para exploração de petróleo. *Risers* são elementos constituintes dos sistemas marítimos de produção de petróleo que transportam o óleo e gás do poço até a plataforma. O estudo de sistemas de *risers* pode ser bastante complexo, inviabilizando técnica ou economicamente o uso de métodos tradicionais para a resolução de problemas de otimização relacionados a esse tipo de sistema. Assim, a utilização dos Algoritmos Genéticos para a resolução de problemas de otimização em *risers* mostra-se bastante adequada.

No cenário *onshore* da exploração de petróleo o aprofundamento nas pesquisas também se faz necessário, à medida que a complexidade encontrada em problemas do cenário *offshore* também pode ser observada em certos casos da exploração *onshore*. Um desses casos envolve o estudo da produtividade de poços de petróleo. A produtividade dos poços diminui quando os mesmos precisam de manutenção, o que é chamado de operação de *workover*. Para solucionar o problema e fazer com que o poço volte a operar com produtividade máxima, é necessário que um veículo de *workover* visite a plataforma de operação e dê a manutenção necessária ao poço. Como os problemas podem ser de naturezas diferentes, diferentes veículos de *workover* podem ser utilizados.

Num dado campo de exploração que contém vários poços em produção, muitos deles podem necessitar de manutenção simultaneamente, sendo os problemas de otimização relacionados de natureza e complexidade diferentes. Dessa forma, uma frota de veículos de *workover* – sendo cada veículo capaz de dar manutenção a um problema de certa complexidade – precisa cumprir uma rota de atendimento aos poços.

O problema de otimização a ser tratado nesse caso é a otimização da rota trafegada pelos veículos de *workover* em termos distância e tempos de manutenção, dado um horizonte máximo de tempo, de modo que a perda na produção seja a menor possível. Nesse tipo de problema a aplicação dos Algoritmos Genéticos é bastante adequada, devido à complexidade. Deve-se considerar que as taxas de perda de produtividade em cada poço são diferentes, assim como o tipo de manutenção prestada ao

mesmo. A rota deverá ser traçada não com base no número de poços atendido ao final do horizonte máximo, mas com base na minimização das perdas de produtividade nos poços durante todo o processo.

2 - Objetivos

O principal objetivo deste subprojeto de pesquisa é “solucionar” um problema de otimização NP-difícil em Engenharia utilizando um Algoritmo Genético. Para isso precisamos compreender o problema de otimização, analisar suas restrições e modelá-las utilizamos um Algoritmo Genético já desenvolvido em projeto anterior. Em seguida, testes computacionais são feitos de modo a verificar a eficácia do algoritmo. Podemos assim propor melhorias ao método.

3 - Metodologia

Após estudar rigorosamente as etapas envolvidas no Algoritmo Genético, foi possível enriquecer o código (já desenvolvido em projeto anterior). Isso ocorreu devido a algumas adaptações feitas em relação aos parâmetros do problema escolhido, de modo que este pudesse ser implementado no código.

Algumas funções teste já conhecidas (Griewangk's, Ackley e De Jong) foram implementadas no código e testadas a fim de verificar a eficácia do algoritmo.

Inicialmente o problema escolhido para ser tratado foi o de otimização de sistemas de *risers* em poços de petróleo, com base em estudos já realizados por Vieira (2008; 2009), incluindo estudos semelhantes realizados por outros autores. Porém, devido a algumas dificuldades como falta de dados, a abordagem a outro problema se mostrou mais interessante.

O problema escolhido posteriormente para ser estudado foi o de otimização da rota de veículos de *workover* em campos de exploração de petróleo. A partir do novo problema definido então, foi necessário remodelar os parâmetros do código, adaptando-os ao problema escolhido. Nessa fase, utilizamos como base o trabalho realizado por Ribeiro (2012), a fim de comparar os resultados obtidos com os resultados mostrados pelo autor.

As adaptações no código foram feitas utilizando a linguagem de programação C, implementada através do software Dev C/C++ no Windows. Para isso, foram utilizados conhecimentos básicos em programação. Após a fase de adaptações, iniciamos os testes com o código, ajustando algumas funções específicas. Para que pudéssemos afirmar com mais certeza quão bons eram os resultados obtidos, comparamo-los com os resultados de Ribeiro (2012). Utilizamos assim as mesmas instâncias (disponibilizadas *on-line* pelo autor), número de poços, número de veículos e comprimento do horizonte de tempo utilizados pelo autor.

4 - Resultados e Discussões

Em relação ao primeiro problema estudado (minimização da função de custo de sistemas de *risers*), conforme as adaptações necessárias foram feitas no código, bons resultados surgiram, o que significaria que o código era eficiente na resolução do problema. Porém, pudemos perceber que os bons

resultados se davam em razão de algumas falhas nas funções de penalização escolhidas, que tinham pouca ligação com os parâmetros da função objetivo, não exercendo, assim, sua verdadeira função no código. Como os dados presentes na literatura disponível (VIEIRA, 2008; 2009) não possibilitavam reproduzir os testes realizados pelos autores, o estudo do problema e a comparação com os resultados se tornaram inviáveis. A falta de dados em trabalhos desenvolvidos nessa área específica utilizando como ferramenta o Algoritmo Genético. Como o acesso aos dados reais envolvidos numa plataforma de exploração é bastante restrito e os dados encontrados em outros trabalhos não são suficientes, não poderíamos estabelecer uma comparação entre os resultados encontrados e os já existentes a fim de comprovar a eficiência do Algoritmo.

Em relação ao segundo problema escolhido (otimização da rota de veículos de *workover* em campos de exploração de petróleo), adaptações precisaram ser feitas no código. Além de implementar a nova função de avaliação, que agora está associada às perdas de produção sofridas pelos poços durante as operações de *workover*, algumas etapas do Algoritmo Genético precisaram ser adaptadas, como *crossover* e mutação. Essas duas etapas precisaram ser implementadas de forma que atendesse especificamente ao problema tratado, devido aos parâmetros do problema e da forma escolhida para abordar os mesmos no algoritmo.

Com as adaptações feitas, pudemos comprovar com os testes que o algoritmo cumpre seu objetivo. Na Figura 1 é apresentado um teste onde utilizamos taxas de *crossover* e mutação de 80% e 5%, respectivamente, número de poços igual a 100, número de veículos igual a 5 e horizonte igual a 200. Podemos perceber que a perda total na produção, designada pelo parâmetro “Melhor FO”, decresce.

Figura 1: Teste do Algoritmo Genético com taxa de *crossover* e mutação igual a 80% e 5% respectivamente, número de poços igual a 100, número de veículos igual a 5, instância 1 e horizonte igual a 200.

Numero geracao	Melhor valor	Pior valor	Media fitness	Desvio Padrao	Melhor global	Melhor FO	N atend
1	0.248923	0.033400	0.118248	0.039499	0.248923	-8034	88
401	0.573633	0.246042	0.434937	0.065019	0.615709	-19872	76
801	0.612239	0.225097	0.442637	0.066517	0.631727	-20389	71
1201	0.570937	0.260170	0.439358	0.075279	0.639411	-20637	71
1601	0.540170	0.242634	0.433906	0.073024	0.666739	-21519	71
2001	0.675352	0.210044	0.440401	0.074096	0.675352	-21797	70
2401	0.569202	0.361146	0.444670	0.043720	0.675352	-21797	70
2801	0.608149	0.226274	0.413983	0.081440	0.678141	-21887	69
3201	0.562758	0.267049	0.429930	0.067555	0.678141	-21887	69
3601	0.695430	0.225097	0.407792	0.060649	0.695430	-22445	73
4001	0.768582	0.244431	0.451813	0.105907	0.768582	-24806	71
4401	0.774531	0.245732	0.443528	0.097928	0.774531	-24998	70
4801	0.717428	0.254841	0.431087	0.095955	0.774531	-24998	70

Simulacao completa
 Melhor fitness = 0.774531

A fim de melhorar a eficácia do método, testamos outras taxas de *crossover* e mutação. Os melhores resultados foram encontrados com taxas de *crossover* e mutação 74% e 5%, respectivamente.

Os resultados para o mesmo número de poços, veículos, instância e horizonte de tempo são mostrados na Figura 2.

Figura 2: Teste do Algoritmo Genético com taxa de *crossover* e mutação igual a 74% e 5% respectivamente, número de poços igual a 100, número de veículos igual a 5, instância 1 e horizonte igual a 200.

Numero geracao	Melhor valor	Pior valor	Media fitness	Desvio Padrao	Melhor global	Melhor FO	N atend
1	0.207250	0.045608	0.121564	0.037669	0.207250	-6689	90
301	0.835259	0.200062	0.432826	0.089520	0.835259	-26958	69
601	0.872161	0.306584	0.585662	0.168918	0.872161	-28149	69
901	0.839907	0.339272	0.538118	0.122657	0.882262	-28475	70
1201	0.882262	0.317149	0.605309	0.178591	0.882262	-28475	70
1501	0.858095	0.382215	0.597143	0.152576	0.884338	-28542	69
1801	0.793927	0.342990	0.576941	0.131026	0.884338	-28542	69
2101	0.884338	0.344322	0.570616	0.148288	0.884338	-28542	69
2401	0.884338	0.380170	0.614339	0.151383	0.884338	-28542	69
2701	0.840620	0.279845	0.586292	0.152022	0.884338	-28542	69
3001	0.871541	0.354640	0.617216	0.147445	0.884338	-28542	69
3301	0.800806	0.392440	0.610007	0.136206	0.884338	-28542	69
3601	0.884338	0.344973	0.617323	0.150427	0.884338	-28542	69
3901	0.884338	0.432502	0.645749	0.145368	0.884338	-28542	69
4201	0.884338	0.426088	0.694374	0.118422	0.884338	-28542	69
4501	0.884338	0.364710	0.623896	0.151051	0.884338	-28542	69
4801	0.858095	0.364710	0.633337	0.148646	0.884338	-28542	69

Simulacao completa
 Melhor fitness = 0.884338

O grande número de poços não atendidos não significa falta de eficiência do algoritmo, já que o mesmo é programado para minimizar as perdas totais de produtividade dos poços. Portanto, é possível que mesmo sendo o número de poços não atendidos grande, a perda total de produtividade seja pequena, já que as taxas de perda em cada poço são diferentes, assim como o tempo de operação de cada um.

A fim de comparar os resultados com o trabalho de Ribeiro (2012), realizamos os mesmos testes com os mesmos parâmetros do trabalho citado. Foram utilizados horizontes iguais a 200 e 300, número de poços igual a 100 e 200, número de veículos igual a 5 e 10, e instâncias de 1 a 10, conforme padronização utilizada pelos autores e disponível *on-line*¹.

Comparando os resultados, percebemos que o algoritmo é bastante eficiente nas primeiras 8 instâncias, diferente de Ribeiro que apresenta resultados satisfatórios em até 10 instâncias. A perda total calculada pelo algoritmo se aproxima dos resultados observados no trabalho citado, mas não como era esperado. Portanto novos operadores (*crossover* e mutação) devem ser analisados. Testes podem ser feitos futuramente na tentativa de corrigir o erro.

¹ <http://www.gerad.ca/~guyd/wrrp.html>.

5 - Conclusões

Depois dos testes, concluímos que o estudo do primeiro problema (de otimização de sistemas de *risers*) era inviável, devido à falta de dados disponíveis nos trabalhos de referência para que se pudesse estabelecer uma comparação e comprovar que os resultados gerados são satisfatórios para esse caso específico. Apesar disso, conseguimos comprovar que o Algoritmo é eficiente na resolução de diversas outras funções.

Em relação ao problema de otimização da rota de veículos de *workover* em campos de exploração de petróleo, concluímos que o Algoritmo Genético utilizado consegue atingir seu objetivo de minimizar a função em questão. Comparando com as etapas de teste feitas por Ribeiro (2012) observamos que o Algoritmo gerou resultados que se aproximam dos resultados do referente trabalho, mas não como era esperado.

O Algoritmo consegue minimizar as perdas na produção do óleo, ao traçar a rota ótima dos veículos dentro do horizonte, porém, esperava-se que o Algoritmo obtivesse resultados muito próximos dos observados por Ribeiro. Esse fato decorre possivelmente das funções *crossover* e *mutação*.

Em pesquisas futuras, ajustando os operações genéticas, é possível que o Algoritmo não só resolva o problema com resultados tão satisfatórios quanto o do autor mas também resolva uma das etapas de teste propostas pelo autor, a qual não obteve sucesso.

6 - Referências Bibliográficas

ALMEIDA, L.F. et al. *Otimização de alternativas para o desenvolvimento de campos de petróleo*. PUC-Rio, Rio de Janeiro, 2007.

GOLIATT, L.T. *Otimização de Sistemas de Risers para Exploração de Petróleo Offshore Através de Algoritmos Genéticos Paralelos*. Rio de Janeiro, 2009.

RIBEIRO, G.M et al. *A branch-price-and-cut algorithm for the workover rig routing problem*. Computers and Operations Research, 2012. Disponível em <<http://dx.doi.org/10.1016/j.cor.2012.04>>.

VIEIRA, L.T. *Otimização de Sistemas de Risers para Exploração de Petróleo Offshore Através de Algoritmos Genéticos Paralelos*. Rio de Janeiro, 2008.

VIEIRA, I.N. *Algoritmos Bio-Inspirados Aplicados à Otimização de Risers Rígidos em catenária*. Rio de Janeiro, 2009.