

Algoritmos Evolucionários na Otimização de Alternativas para o Desenvolvimento de Campos de Petróleo

Luciana Faletti Almeida (PUC-RIO) faletti@ele.puc-rio.br

Marco A. Pacheco (PUC-RIO) marco@ele.puc-rio.br

Marley M. Vellasco (PUC-RIO) marley@ele.puc-rio.br

Resumo

Determinar a localização de novos poços de petróleo em um reservatório é um problema complexo que depende de propriedades do reservatório e critérios econômicos, entre outros fatores. O objetivo deste trabalho é avaliar o desempenho de Algoritmos Genéticos e Algoritmos Culturais como métodos de apoio à decisão na otimização de alternativas de produção em reservatórios petrolíferos, onde uma alternativa consiste de n poços p_i do tipo t_i , $t_i \in [\text{injetor, produtor, vertical, horizontal}]$, localização (x_i, y_i, k_i) e dimensão z_i (no caso de poço horizontal) de cada poço no reservatório petrolífero, conhecido e delimitado. Um sistema composto de três módulos – o otimizador com os Algoritmos Evolucionários (Genético e Cultural), o Simulador de Reservatórios IMEX e o módulo de Cálculo do Valor Presente Líquido, foi aplicado a dois reservatórios diferentes. O primeiro, é homogêneo de forma paralelepípeda com dimensões $30 \times 30 \times 1$; o segundo, não homogêneo com dimensões $33 \times 57 \times 3$. Os resultados obtidos neste trabalho apresentaram alternativas com altos VPLs, consistentes na visão de especialistas, indicando a viabilidade da utilização de Algoritmos Genéticos e Algoritmos Culturais no desenvolvimento de campos de petróleo.

Palavras Chave: Algoritmo Genético, Algoritmo Cultural, Otimização, Engenharia de Reservatório.

1. Introdução

Na engenharia de reservatórios uma tarefa inicial é desenvolver uma estratégia para alcançar a produção da maior quantidade de hidrocarboneto possível dentro dos limites físicos e econômico existentes, Bittencourt (1997) e Baris (2000). A solução deste tipo de problema envolve características do reservatório e dos poços para a sua exploração. Do reservatório é necessário conhecer suas dimensões. Como o reservatório é representado por um *grid*, precisa-se conhecer o número de células que compõem as dimensões i, j, k , bem como o tamanho de cada célula.

Para um poço, temos a variável tipo de poço que pode ser vertical ou horizontal, injetor ou produtor. Para um poço vertical é necessário definir sua localização no reservatório, ou seja sua posição i, j e sua função (injetor ou produtor). Seu sentido de crescimento é sempre na direção k e o seu comprimento corresponde a todas as camadas de k válidas para exploração. Já para um poço horizontal é preciso definir sua posição inicial i, j, k dentro do reservatório, seu comprimento z , sentido de crescimento, podendo ser na direção i ou j , e sua função, injetor ou produtor.

Encontrar uma alternativa de exploração de um campo de petróleo consiste em determinar as características dos poços que atendam aos objetivos do problema. Para que um processo de otimização possa ser aplicado nesse problema, é necessário definir uma função

objetivo a ser minimizada ou maximizada pelo processo. No problema em questão, a função objetivo a ser maximizada é o Valor Presente Líquido (VPL), de acordo com Tupác, J. Y (2002), que considera o volume de petróleo extraído. Devido à complexidade do perfil de produção de petróleo, é necessária a utilização de simuladores de reservatório como parte integrante da função de avaliação para a estimativa deste volume.

Algoritmos genéticos e culturais são métodos de busca e otimização, empregados na solução de problemas complexos ou com grandes espaços de soluções, problemas estes de difícil modelagem quando se aplicam métodos de otimização convencionais. Para esta classe de problemas, esses algoritmos evolucionários conseguem convergir para boas soluções (ou ótimas) em tempos aceitáveis.

Neste trabalho é proposto e avaliado um sistema de otimização evolucionário de alternativas, onde uma alternativa corresponde ao número e a posição de poços injetores e produtores, verticais ou horizontais, para desenvolvimento de um campo de petróleo.

2. Sistema de Otimização de Alternativas

O sistema é composto de três módulos principais: o módulo otimizador com os Algoritmos Evolucionários (Genético e Cultural), o Simulador de Reservatórios IMEX e o módulo de Cálculo do Valor Presente Líquido. O Algoritmo Otimizador gera o conjunto de variáveis e parâmetros que configuram a alternativa. Essa alternativa é então submetida ao Simulador de Reservatórios que fornece a Curva de Produção que, por sua vez, servirá para calcular o Valor Presente Líquido (VPL). Para fechar a malha, o VPL calculado é inserido no Algoritmo Otimizador como valor da avaliação da alternativa (cromossomo). Na Figura 1, a seguir, é apresentada a arquitetura do sistema de otimização desenvolvido.

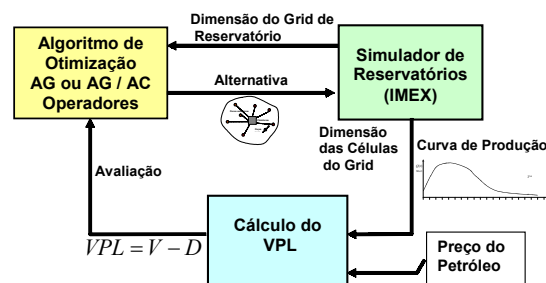


Figura 1 – Módulos que compõem o sistema de otimização evolucionário

2.1 – Algoritmo Genético

Algoritmos Genéticos (AG) são algoritmos probabilísticos que fornecem um mecanismo de busca paralela e adaptativa baseado no princípio Darwiniano de sobrevivência dos mais aptos e na reprodução genética, Michalewicz (1996). O mecanismo é obtido a partir de uma população de indivíduos (soluções), representados por cromossomos (palavras binárias, vetores, matrizes etc), cada um associado a uma aptidão (avaliação da solução no problema), que são submetidos a um processo de evolução (seleção, reprodução, cruzamento e mutação) por vários ciclos. Os componentes de um algoritmo genético são: a representação do cromossoma, os operadores genéticos e a função de avaliação.

2.1.1 Representação do Cromossomo

A representação do cromossomo é fundamental na modelagem do AG e deve descrever o espaço de busca relevante, codificando geneticamente a essência do problema.

Para este problema o cromossomo tem um tamanho real variável, de acordo com Zebulum 2001, ou seja, seu comprimento sofre alterações no decorrer da evolução, sendo interpretado como uma seqüência de genes que podem estar ativos ou inativos. Isto possibilita que o algoritmo otimize a quantidade de poços que vai compor a alternativa. O cromossomo é então formado por uma dupla estrutura, uma que contém a descrição da alternativa e uma máscara de ativação dos poços. A máscara é uma palavra binária que indica quais genes dos cromossomos estão ativos: se o valor de uma posição da máscara for 1, o gene (poço) referente a esta posição é levado em consideração; caso contrário, se o valor for zero, o gene referente aquela posição não é considerado na avaliação. Cada gene tem informações referentes à localização dos poços, e essas informações são representadas por números inteiros.

A seguir, é descrito a estrutura do cromossomo usado na otimização de alternativas em um campo de petróleo.

- Um cromossomo do AG representa uma alternativa, isto é uma distribuição de poços.
- Cada gene possui informações sobre a posição (i, j, k) , direção e comprimento (z) de poços. Todas as informações serão representadas como inteiros.
- A primeira metade do cromossomo contém informações dos poços verticais, sendo que os primeiros são poços verticais injetores e os seguintes, poços verticais produtores. Para poços verticais apenas as informações de localização i, j são levadas em conta, pois basta saber a posição i, j e perfurar em direção a k para todo k válido.
- A segunda metade do cromossomo contém informações de poços horizontais, sendo que os primeiros são poços horizontais injetores e os seguintes, poços horizontais produtores. Para poços horizontais todas as informações contidas no gene são levadas em consideração, já que para um poço horizontal precisa-se saber qual direção o poço irá percorrer, i ou j , e qual é a distância percorrida, z , que representa o comprimento do poço.

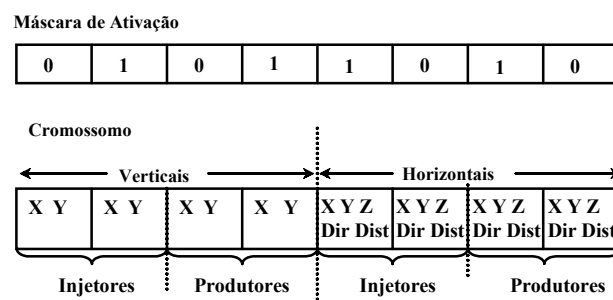


Figura 2 – Representação do cromossomo

2.1.2 Operadores Genéticos

Neste trabalho foram utilizados os seguintes operadores: Crossover Aritmético, Michalewicz (1996); Mutação Uniforme, Michalewicz (1996); Mutação *LocalMove*; Mutação *AddWell*; Mutação *FlipWell*; Mutação *AddFiveSpotWell*;

Dentre os operadores utilizados, quatro foram criados especificamente para o problema:

LocalMove – o valor do gene do cromossomo sofre um deslocamento de 1 para mais ou para menos, dependendo de uma variável aleatória. Essa mutação tem como objetivo fazer pequenos deslocamentos com os poços testando assim a região ao redor dos poços.

AddWell e *FlipWell* – atuam sobre a máscara do cromossomo: a primeira no sentido de ativação dos genes (mudança $0 \Rightarrow 1$ na máscara de ativação) e a segunda no sentido tanto de ativação como de desativação de genes (mudança $0 \Rightarrow 1$ ou mudança $1 \Rightarrow 0$ na máscara de ativação).

AddFiveSpotWell – tem por objetivo ativar uma configuração de poços conhecida como “*FiveSpot*”. Essa configuração de poços é composta por quatro poços injetores formando um quadrado, e um poço produtor no centro deste quadrado. Na opinião de especialistas, esta estrutura costuma oferecer bons resultados quando inserida em locais adequados.

2.1.3 – Avaliação de Alternativas

Como vimos, um cromossomo representa uma alternativa a ser avaliada e esta avaliação ocorre da seguinte forma:

- A alternativa é inserida no simulador, IMEX;
- O simulador fornece um perfil de produção do campo dependendo da configuração encontrada e do tempo simulado em anos;
- A partir do perfil obtido, calcula-se o Valor presente Líquido do Reservatório;

O Valor Presente Líquido é calculado a partir da diferença do valor presente e do custo de desenvolvimento, conforme Tupac (2002):

$$VPL = VP - D$$

onde VP representa o valor presente do campo e D o custo de desenvolvimento. O Custo de Desenvolvimento representa os investimentos feitos para que o reservatório possa começar a produzir.

2.2 – Algoritmo Híbrido Genético-Cultural

Nos últimos anos tem se pesquisado um modelo de processos de evolução cultural baseado numa perspectiva micro evolucionária, em termos de transmissão de comportamento e características entre indivíduos de uma mesma população, e numa perspectiva macro evolucionária, em termos de formação de crenças generalizadas fundadas em experiências individuais, conforme Robert (2002) e Robert and Chung (1996).

Algoritmos Culturais (AC) consistem de três componentes, conforme Robert and Chung (1996). O primeiro é a população a ser evoluída e o mecanismo para avaliação, reprodução e modificação. O segundo é o espaço de crença que representa a influência que está sendo adquirida pela população durante o processo de solução do problema. O terceiro é o protocolo de comunicação que é usado para determinar a interação entre a população e o espaço de crença.

No modelo utilizado neste estudo, o componente população do AC é representado e evoluído por um AG, modelado conforme a seção 2.1 deste artigo.

O Espaço de Crenças é composto por padrões que representam as características dos melhores indivíduos da população. O espaço de crença se comporta como um cromossomo, que ao invés de ter um valor para cada informação de cada gene, possui um ou mais intervalos

de valores. Estes intervalos influenciam a avaliação dos indivíduos da população: caso algum indivíduo tenha o valor de um gene dentro de um dos intervalos, este indivíduo ganha um bônus.

O protocolo de comunicação é composto por dois processos: Processo de Votação e Processo de Promoção.

O processo de Votação escolhe os melhores indivíduos de uma geração do AG para que estes influenciem o espaço de crença. Os melhores indivíduos são escolhidos em função de um parâmetro chamado *pBest* que representa o percentual dos melhores indivíduos da população que irão influenciar o Espaço de Crença.

O processo de Promoção determina como crenças atualizadas são capazes de influenciar um componente da população. Isto ocorre através da alteração das avaliações dos indivíduos da população determinada pelo parâmetro *bônus* que possui um valor que premiará a avaliação dos cromossomos que possuem genes com valores dentro dos intervalos do espaço de crença.

2.3-Outras técnicas utilizadas na evolução

A seguir, são descritas algumas técnicas específicas ao problema, desenvolvidas no sentido de aumentar o desempenho do sistema.

2.3.1 – Invalidação de poços

Durante a evolução do AG, pode ocorrer a geração duplicada de poços verticais e/ou horizontais nas mesmas posições, assim como podem ser gerados poços horizontais com posições que coincidem. Para que esse tipo de alternativa não seja considerada, o cromossomo é avaliado por um filtro que valida os poços e todas as posições geradas pelo AG.

Esse filtro segue a seguinte regra: poços horizontais tem prioridades sobre poços verticais, isto significa que, em caso de ser gerado um poço horizontal que contenha em uma(s) de suas posições um poço vertical, o poço vertical é invalidado (sua máscara é desativada) e, portanto, não é considerado na avaliação. Com relação ao cruzamento ou superposição de poços horizontais, a regra levará sempre em consideração o tipo de poço, ou seja, poços horizontais injetores tem prioridades sobre os produtores. Assim, se dois poços horizontais se cruzam, o injetor é mantido na alternativa, enquanto que o produtor é desativado. No caso dos poços serem do mesmo tipo, o segundo é desconsiderado. A mesma regra é válida para poços verticais.

2.3.2 – Tratamento das Áreas Nulas

Na descrição de um campo de reservatório a ser explorado pelo simulador de reservatório IMEX, podemos encontrar uma seção chamada *NULL que representa células do grid do reservatório que não possuem condições para serem exploradas. Nessas áreas não deve haver poços, pois o simulador não consegue avaliar a alternativa. Nesses casos, o algoritmo trata a área inválida como restrição de valores dos genes na inicialização da população e também na aplicação dos operadores de crossover e ou mutação, impossibilitando que poços sejam criados nas áreas impróprias para exploração.

2.3.3 – Uso de Conhecimento Prévio

O sistema desenvolvido permite a utilização de conhecimento prévio, ou seja, é possível aproveitar alternativas fornecidas por especialistas ou alternativas obtidas a partir de resultados de experimentos anteriores, e evoluir a partir delas, introduzindo estas alternativas na população inicial do novo experimento. Esse conhecimento é considerado como *Semente Inicial*, adicionada à primeira população. Isto é importante quando a avaliação tem um alto custo computacional pois, além de possibilitar a adição do conhecimento do especialista, permite iniciar novos experimentos a partir de resultados obtidos em experimentos anteriores, favorecendo encontrar melhores soluções.

3 – Estudo de Caso

Foram utilizados dois reservatórios diferentes, campo-1 e campo-2, para a avaliação do sistema. O campo-1 possui forma paralelepípeda, homogênea, descrito em forma de um grid com dimensões 30 X 30 X 1. Todas as células do grid possuem o mesmo tamanho e são consideradas ativas para a perfuração. O campo-2 possui dimensões de um retângulo, mas não possui a forma de um bloco homogêneo como o campo-1. O campo-2 é descrito em forma de um grid com dimensões 33 X 57 X 3, onde todas as células do grid estão ativas, porém apresentam tamanhos diferentes.

A tabela 1 apresenta os parâmetros dos testes utilizando AG e AC.

Teste	AG – Campo-1								
	Tipo de Poços	Gerações	População	Genes	SteadyState	pWell	Bonus	pBest	Operador
1	Vert/Hori	80	100	80	0.4	0.1	-	-	Todos
2	Vert/Hori	150	100	80	0.4	0.1	-	-	Todos
Teste	AG / AC – Campo-1								
	Tipo de Poços	Gerações	População	Genes	SteadyState	pWell	Bonus	pBest	Operador
3	Vert/Hori	80	100	80	0.4	0.1	3	0.1	Todos
4	Vert/Hori	150	100	80	0.4	0.1	3	0.1	Todos
Teste	AG – Campo-2								
	Tipo de Poços	Gerações	População	Genes	SteadyState	pWell	Bonus	pBest	Operador
1	Vert/Hori	150	100	80	0.4	0.3	-	-	Todos
2	Vert/Hori	80	80	80	0.4	0.3	-	-	Todos
Teste	AG / AC – Campo-2								
	Tipo de Poços	Gerações	População	Genes	SteadyState	pWell	Bonus	pBest	Operador
3	Vert/Hori	150	100	80	0.4	0.3	3	0.1	Todos
4	Vert/Hori	50	50	80	0.4	0.3	3	0.2	Todos
5	Vertical	100	50	50	0.4	0.3	3	0.1	Todos
6	Horizontal	100	50	50	0.4	0.3	3	0.1	Todos

Tabela 1 – Parâmetros da Evolução

Nos testes com o campo-1, as populações iniciais foram inicializadas aleatoriamente sem uso de conhecimento prévio, conforme descrito na seção 2.3.3. No campo-2 utilizou-se conhecimento prévio somente no teste 2, onde a população foi iniciada utilizando como *semente inicial* a melhor configuração encontrada no teste 1 deste campo.

3.1 Resultados

A tabela 2 contém os melhores VPL's e o número de poços encontrados em todos os testes. Em seguida são mostradas as configurações encontradas em dois testes, bem como o gráfico de desempenho do algoritmo de otimização (melhor VPL por geração).

Campo-1				Campo-2			
Algoritmo Genético				Algoritmo Genético			
Teste	Tipo de Poços	Nº Poços	Melhor VPL	Teste	Tipo de Poços	Nº Poços	Melhor VPL
1	Vert/Hori	19 I/ 26 P	$1.3 * 10^9$	1	Vert/Hori	5 I/6 P	$-1.38 * 10^7$
2	Vert/Hori	20 I/ 20 P	$1.57 * 10^9$	2	Vert/Hori	6 I/12 P	$9.47 * 10^7$
Algoritmo Genético / Algoritmo Cultural				Algoritmo Genético / Algoritmo Cultural			
Teste	Tipo de Poços	Nº Poços	Melhor VPL	Teste	Tipo de Poços	Nº Poços	Melhor VPL
3	Vert/Hori	19 I/ 19 P	$1.5 * 10^9$	3	Vert/Hori	5 I/ 11 P	$1.55 * 10^8$
4	Vert/Hori	15 I/ 16 P	$1.77 * 10^9$	4	Vert/Hori	5 I/ 11 P	$1.7 * 10^8$
-	-	-	-	5	Vertical	15 I/16 P	$-1.9 * 10^8$
-	-	-	-	6	Horizontal	1 I/ 2 P	$1.9 * 10^8$

Tabela 2 – Resultados dos melhores VPL's encontrados nos testes

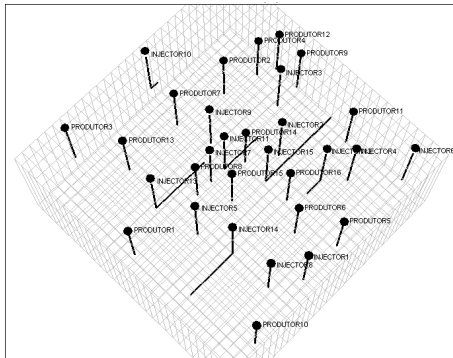


Figura 3 – Configuração teste 4 campo-1

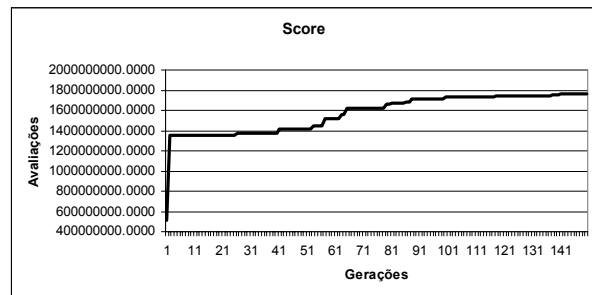


Figura 4 – Gráfico Score teste 4 campo-1

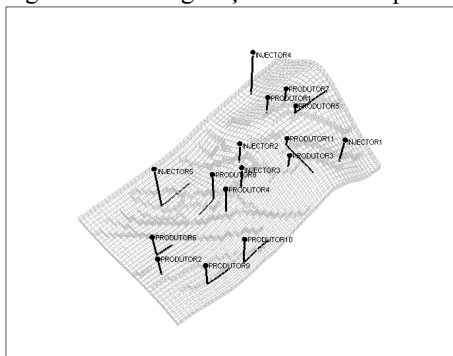


Figura 5 – Configuração do teste 3 campo-2

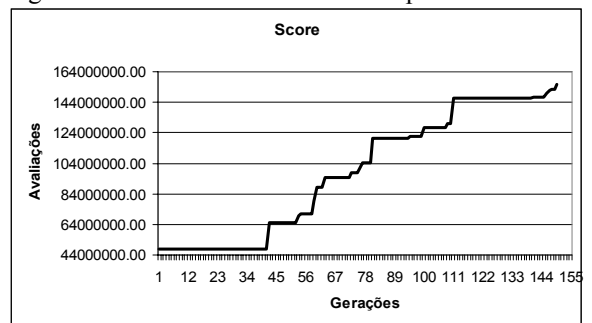


Figura 6 – Gráfico Score do teste 3 campo-2

4.3 – Discussão

Os resultados obtidos com os testes apontam, através das curvas *score*, uma otimização consistente durante a evolução e indicam que as técnicas de Computação Evolucionária, Algoritmos Genéticos e Algoritmos Culturais, são adequadas à otimização do problema de alternativas para desenvolvimento de campos de petróleo.

A hibridização do Algoritmo Genético com Algoritmos Culturais oferece um melhor desempenho (melhores resultados com um menor número de gerações), alcançando alternativas que apresentaram maiores valores de VPL. Comparando-se os testes realizados

com o campo-1 e com o campo-2, observa-se que o algoritmo híbrido chega a melhores valores de VPL com um mesmo número de gerações. A razão para isto, é que na evolução cultural não se considera apenas cromossomos promissores mas também genes promissores, evitando assim que informações de bons genes, contidos em cromossomos não tão bem avaliados, sejam desperdiçadas.

Os testes 5 e 6, feitos com o campo-2, foram propostos por um especialista, e os resultados encontrados foram compatíveis com o esperado. No teste 6, onde se tem somente o uso de poços horizontais, os valores de VPL encontrados foram mais altos do que no teste 3 e no teste 5, onde se tem uso de poços verticais. Isto ocorre porque o uso de poços horizontais permite uma maior obtenção de óleo a um custo de perfuração relativamente menor.

Outro requisito importante quanto à proporção do número de poços injetores e produtores, observado por um especialista, foi alcançado nos testes. Os resultados indicam que o número de poços injetores nunca é maior que o número de poços produtores, no máximo existe uma proporção de 1 para 1.

5 – Conclusões

Os resultados encontrados indicam de forma promissora que as técnicas de computação evolucionária usadas (AG / AC) podem se tornar boas ferramentas de apoio para encontrar melhores alternativas para o desenvolvimento de um campo de petróleo.

A especificação do sistema proposto compreendeu a representação de alternativas de exploração, a função de avaliação considerando volume de óleo e o custo de produção, operadores genéticos, heurísticas fornecidas por especialistas e algoritmos híbridos.

O modelo consegue tratar vários aspectos importantes do problema como, a criação de poços verticais e ou horizontais, a delimitação do número máximo de poços, a identificação automática do número de poços ótimo, a geração de somente soluções válidas, evitando soluções indesejáveis, a consideração da existência de áreas impróprias para exploração dentro dos limites do grid do reservatório, a possibilidade da utilização de conhecimento prévio para evoluir a partir dele. Isto reforça a utilidade desses algoritmos como uma ferramenta de apoio à decisão.

Mesmo com a convergência mais rápida, alcançada a partir da hibridização do AG com AC, o sistema apresenta um alto tempo de execução; em média cada experimento consumiu 15 horas num PC de 850MHz., isto devido principalmente ao uso do simulador.

Este projeto de pesquisa prossegue buscando um maior desempenho do sistema através de 3 principais iniciativas: processamento paralelo, uso de co-evolução e um sistema híbrido neuro-fuzzy. Na evolução de forma paralela, utilizam-se vários computadores executando simuladores de reservatórios, capazes de avaliar várias alternativas (cromossomos) simultaneamente. A Co-Evolução introduz noções explícitas de modularidade nas soluções para que elas disponham de oportunidades razoáveis de evoluir na forma de subcomponentes co-adaptados. Numa outra linha de pesquisa, um aproximador de função está sendo desenvolvido para inferir a resposta do simulador de reservatórios, reduzindo-se significativamente o tempo de processamento requerido. O uso de modelos de aprendizado Neuro-Fuzzy e Regressão Simbólica por Programação Genética para aproximar a “função de produção”, atualmente obtida apenas por simulação, é uma proposta promissora. Para isso, será necessário treinar tal sistema com exemplos calculados pelo simulador. Durante a evolução, o sistema de inferência forneceria boa parte das avaliações necessárias num tempo muitíssimo menor.

6 – Bibliografia

Bittencourt, A. C., and Horne, R. N (1997) - Reservoir Development and Design Optimization, SPE 38895 Annual Technical Conference and Exhibition, San Antonio, Texas, October 5-8.

Baris Guyaguler, Roland Horne, Leah Rogers, Jacob J. Rosenzweig (2000) - Optimization of Well Placement in a Gulf of Mexico Water Flooding Project, SPE 63221 Annual Technical Conference and exhibition, Dallas, Texas, October.

Tupác, J. Y (2002) - Selection of Alternatives for oil Field Development by Genetic Algorithms. Engenharia Térmica, Programa Interdisciplinar em Engenharia do Petróleo e Gás Natural. RETERM. Edição Especial, n.2.2002.issn-1676-1790.

IMEX (2000) Advanced Oil/Gas Reservoir Simulator version 2000 User's Guide. Computer Modelling Group LTD.

Goldberg, David E (1989) - Genetic Algorithms in Search, Optimization, and machine Learning, Addison-Wesley Publishing Company.

Michalewicz, Zbigniew (1996) - Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, Springer Verlag, USA.

Ricardo Salem Zebulum, Marco Aurélio C. Pacheco, Marley Maria B. R. Vellasco (2001) - "Evolutionary Electronics: Automatic Design of Electronic Circuits and Systems by Genetic Algorithms", CRC Press, Boca Raton, Florida, ISBN: 0849308658.

Robert G. Reynolds (2002) - An Introduction to Cultural Algorithms, 2002 World Congress on Computational Intelligence.

Robert G. Reynolds, and ChanJin Chung (1996) - A Testbed for Solving Optimization Problems Using Cultural Algorithms. Evolutionary Programming V: Proceedings of the Fifth Annual Conference on Evolutionary Programming, San Diego, CA, USA. MIT Press, 1996, ISBN 0-262-06190-2.