



GERENCIAMENTO ÓTIMO DE RESERVATÓRIOS DE PETRÓLEO CONSIDERANDO TEMPOS INDEPENDENTES DE CICLOS DE CONTROLE POR POÇO.

Danilo Rudrigues de Almeida Lira

Silvana Maria Bastos Afonso da Silva

Leonardo Correia de Oliveira

danilo.rudrigues@gmail.com

smb@ufpe.br

leonardo.oliveira@ufpe.br

Pós-graduação Departamento de Engenharia Civil, Universidade Federal de Pernambuco.

Rua Acadêmico Hélio Ramos, S/N, Campus Universitário, Cidade Universitária, CEP 50740-530 - Recife – PE

Resumo. O trabalho aqui apresentado se propõe a realizar um estudo de otimização do valor presente líquido de um reservatório de petróleo baseado na ideia de controles independentes dos poços, ou seja, cada poço, produtor ou injetor, troca de vazão em determinado tempo sem que os outros poços estejam, necessariamente, atrelados a este valor temporal. Isto difere da ideia clássica de ciclos de controles que, em determinado tempo, todas as vazões em estudos são alteradas. Neste este projeto foi utilizada, como otimizador, a concepção de algoritmo genético por causa das características multimodais e singularidades do domínio.

Palavras-chave: Otimização, Reservatório de Petróleo, Algoritmo Genético, Controles Independentes.

1 INTRODUÇÃO

Produtos derivados de petróleo são de grande importância na vida das pessoas e estão na maioria dos segmentos industriais como insumos de transportes e até mesmo nas indústrias farmacêuticas e alimentícias. Por isso, é de suma importância à exploração de reservatórios de petróleo, e esta atividade precisa ser planejada com cuidado para evitar perdas ou custos adicionais que encareçam os produtos finais.

A otimização do sistema petrolífero de um reservatório se baseia, na maioria das vezes, na maximização dos lucros. Comumente isto pode ser representado através do cálculo do valor presente líquido (VPL) do empreendimento.

Classicamente, a avaliação do projeto ótimo em prospecção de reservatórios se faz com conceitos de ciclos de controle, ou seja, o tempo de concessão para exploração do reservatório é dividido em partes, e para cada uma delas são realizadas mudanças nas vazões dos poços (produtores e/ou injetores).

No problema de otimização do gerenciamento da produção, os ciclos de controle podem ser determinados previamente, cabendo ao otimizador apenas a tarefa de determinar a configuração dos poços para cada ciclo de controle. Uma flexibilização no gerenciamento pode ser feita quando se incorpora a definição das datas onde devem ocorrer os ciclos de controle ao conjunto de variáveis. Uma forma de flexibilizar ainda mais o gerenciamento da produção consiste em considerar as datas onde ocorrem os ciclos de controle como variáveis, porém, de forma individualizada por poço. Dessa forma, os poços alteram suas atividades no melhor tempo possível para a produção.

Na formulação matemática considerada para os problemas que envolvem simulação de reservatórios, é comum encontrar funções que apresentam características multimodais bem como singularidades ao longo do domínio de projeto. Devido a tais características, se torna indicado o uso de algoritmos evolucionários, que têm como principais qualidades, a identificação de ótimos globais e a determinação de soluções em problemas discretos. O algoritmo genético (Genetic Algorithm – GA) foi aqui selecionado para realizar os estudos.

As simulações numéricas necessárias na pesquisa são processadas pelo software IMEX da CMG (Computer Modeling Group LTD) e o ambiente computacional das ferramentas é o MATLAB. Será avaliado um reservatório acadêmico, e os resultados obtidos serão comparados com soluções reportadas na literatura.

2 CONTROLES INDEPENDENTES

Reservatórios de petróleo Possuem poços que são controlados remotamente pelos operadores, engenheiros e administradores do empreendimento. A decisão de alterar ou não as vazões dos poços depende de vários fatores os quais podem ser econômicos, operacionais, estratégicos, políticos e outros.

Observam-se em alguns artigos, dissertações e tese o estudo econômico das variações das vazões dos poços tentando encontrar o arranjo ótimo das produções dos mesmos com o intuito

de gerar maior lucratividade do projeto, ao longo do tempo de concessão, ou exploração, do reservatório.

Em algumas destas pesquisas, é evidente perceber, a divisão do tempo de exploração do objeto em intervalos de tempo onde serão realizadas avaliações das variáveis (vazão de água, vazão de óleo e outros como, por exemplo, o próprio tempo) para obtenção de um resultado ótimo ou viável. Esta divisão gera o conceito de ciclos de controle.

Considere um reservatório com quatro poços, sendo dois produtores e dois injetores de água, onde o tempo de exploração para o mesmo é de dez anos. A ideia de ciclos tende a particionar o tempo total em subdivisões, por exemplo, dois ciclos de cinco anos, e em cada uma destas partições gerarem avaliações sobre as vazões dos quatro poços. Observe.

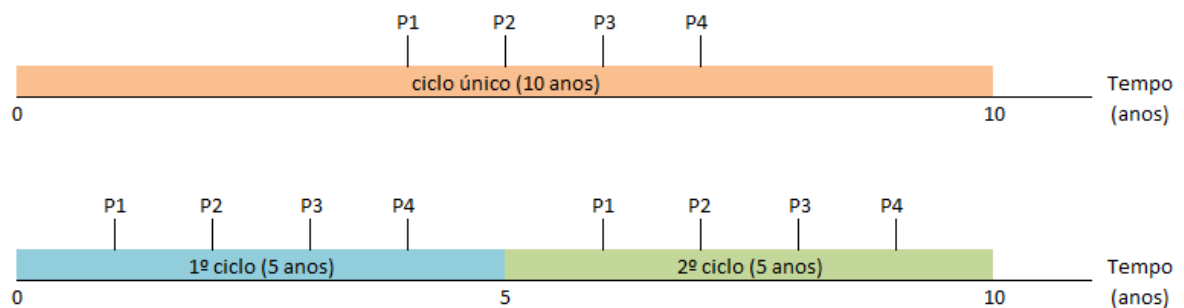


Figura 1 – Exemplo ciclo de controle

Nota-se que para cada novo ciclo aumenta o número de variáveis (P1, P2, P3 e P4) elevando-se, assim, a complexidade do sistema.

A ideia de ciclos de controle torna factível o estudo de reservatórios com grande número de variáveis, pois o mesmo unifica a mudança das vazões dos poços para cada ciclo. Porém, ao mesmo tempo que essa mudança unificada significa uma simplificação do problema, ela limita a operacionalidade dos poços, pois em um reservatório real cada poço pode ter sua vazão alterada de forma independente.

Desta liberdade operacional surgiu à concepção fazer otimizações com cada poço trocando sua variável a hora que quiser, não estando atrelado a nenhum outro. Esta é a ideia dos controles independentes.

Na formulação dos controles independentes escolhe-se a quantidade de vezes que cada poço irá realizar trocar, e permite-se que o otimizador selecione as melhores variáveis de tempo possível. Esta quantidade de troca está intimamente relacionada com a quantidade de ciclos de controle. Observe.

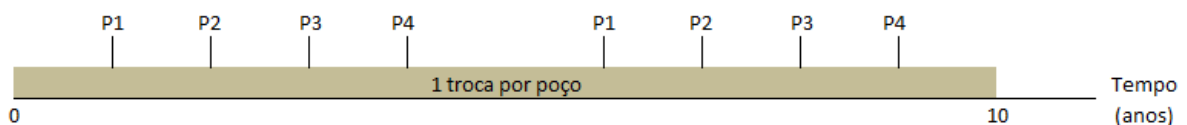


Figura 2 – Exemplo de controle Independente equivalente à figura 1

Na compara com a ideia de ciclo de controle, os dois ciclos da figura 1, foi alterado por uma troca de vazão por cada poço.

Outra comparação importante é em relação ao número de variáveis do sistema. Para a concepção de ciclos de controle, no exemplo da figura 1, tem-se quatro variáveis para o primeiro ciclo e mais quatro para o segundo, fora esses há, também, a variável de tempo. No exemplo aqui exposto a quantidade de variáveis de tempo é zero, pois os ciclos foram previamente determinados para dois de cinco anos, se caso não fosse determinado os tempos dos ciclos, isto seria escolhido pelo otimizador então seria necessário incluir mais uma variável de tempo para o primeiro ciclo e o segundo seria a complementação do tempo até atingir o período de exploração total.

Para a concepção de controles independentes, têm-se as vazões iniciais dos quatro poços mais quatro vazões relativas a uma troca de cada poço e por fim, há mais quatro variáveis referentes aos tempos em que cada poço ira sofrer mudança gerando um total de doze elementos. Observe.

Tabela 1 – Comparativo de concepções.

ATRIBUTOS	IDEIAS	
	CICLOS DE CONTROLE	CONTROLES INDEPENDENTES
Nº DE POÇOS PRODUTORES (npp)	2 (P1 e P2)	2 (P1 e P2)
Nº DE POÇOS INJETORES (npi)	2 (P3 e P4)	2 (P3 e P4)
Nº DE CICLOS DE CONTROLE (ncc)	2	***
Nº DE TROCAS POR POÇO (ntcp)	***	1
Nº DE VARIÁVEL DO PROBLEMA	9 ou 8	12

Tabela 2 – Comparativo de variáveis: ciclo de controle e controle independente

VARIÁVEIS	CICLOS DE CONTROLE (TEMPO PRÉ-DETERMINADO)	CICLOS DE CONTROLE (TEMPO VARIÁVEL)	CONTROLES INDEPENDENTES
1	P1 (1º CICLO)	P1 (1º CICLO)	P1 (INICIAL)
2	P2 (1º CICLO)	P2 (1º CICLO)	P2 (INICIAL)
3	P3 (1º CICLO)	P3 (1º CICLO)	P3 (INICIAL)
4	P4 (1º CICLO)	P4 (1º CICLO)	P4 (INICIAL)
5	P1 (2º CICLO)	P1 (2º CICLO)	P1 (1ª TROCA)
6	P2 (2º CICLO)	P2 (2º CICLO)	P2 (1ª TROCA)
7	P3 (2º CICLO)	P3 (2º CICLO)	P3 (1ª TROCA)
8	P4 (2º CICLO)	P4 (2º CICLO)	P4 (1ª TROCA)
9	***	T1 (1º CICLO)	T1 (1ª TROCA DE P1)
10	***	***	T2 (1ª TROCA DE P2)
11	***	***	T3 (1ª TROCA DE P3)
12	***	***	T4 (1ª TROCA DE P4)

A vantagem principal do conceito de controles independentes é a possibilidade de alocar, de forma mais livre, as vazões dos poços, ou seja, é a expansão do domínio de investigação para otimizador. Em contra partida, a maior desvantagem é justamente o aumento variáveis, fazendo com que o trabalho computacional seja oneroso e necessitando, assim, de hardwares e softwares cada vez mais avançados, para reduzir os tempos de rodagem.

3 ALGORITMOS GENÉTICOS

Os algoritmos genéticos estão incluídos no conceito de algoritmos evolucionários ou algoritmos evolutivos que utilizam a dinâmica da evolução biológica mais especificamente a seleção natural.

Vale salientar que esses algoritmos são processos heurísticos o que nada mais é do que procedimentos cognitivos que avaliam parte da informação total, para chegar a uma decisão mais rápida e menos custosa, isto não significa que a resposta ao estímulo seja menos importante do que se fosse analisado a totalidade da informação, pois a velocidade de informação pode gerar soluções positivas enquanto que a avaliação da informação completa pode ser computacionalmente inviável, impossibilitando a tomada de decisão.

Os algoritmos genéticos são modelos computacionais baseados nas ideias de Charles Robert Dawin, ou também chamada de Darwinismo (Darwin, 1859), que utilizam como princípio básico as estruturas cromossômicas dos DNA's e aplicam sobre eles as teorias de seleção natural, reprodução, mutação; e desta forma pretende-se disseminar nas gerações seguinte, indivíduos bem adaptados ao meio, ou seja, encontrar soluções melhores para determinado problema.

Os Algoritmos genéticos possuem grande versatilidade em resoluções de problemas. Na otimização, esses métodos se adequam com facilidade, onde são necessários três pontos básicos:

1. Implementação do problema
2. Função Objetivo.
3. Espaço de soluções.

A implementação do problema em algoritmos genéticos começa com a criação de uma população aleatória que é avaliada em relação à função objetivo e é aplicada uma probabilidade de reprodução, onde os indivíduos mais adaptados (melhor avaliação) tem mais chance fazê-lo.

A função objetivo, em si, é a representação da meta a ser atingida pelo processo, ela é responsável pelo cálculo da aptidão de cada indivíduo da população. A otimização desta função representa no surgimento do ponto máximo ou mínimo, solucionando (ou não) o processo decisório.

Para compreender bem os Algoritmos genéticos é preciso entender alguns conceitos básicos:

1. Indivíduo (ou Cromossomo, ou Genótipo) – é um conjunto de informações (bits) que pode ser avaliado diretamente pela função objetivo.
2. Genes – são as informações (bits) que compõe o cromossomo (ou indivíduo).
3. Fenótipo – partindo da biologia, é a manifestação visível do genótipo (indivíduo), ou seja, após a avaliação dos indivíduos pela função objetivo, pegasse esse resultado e transforma-o em informação inteligível.
4. População – Conjunto de indivíduos (ou Cromossomos, ou Genótipos).

5. Geração – criação de uma nova população. A cada geração esta associada uma população
6. Aptidão – avaliação de um indivíduo na função objetivo

Para melhor ilustrar:

FUNÇÃO OBJETIVO = (GENE 1 + GENE 2 + GENE 3*GENE4)GENE 5									
		GENE 1	GENE 2	GENE 3	GENE 4	GENE 5	APTIDÃO	FENÓTIPO (R\$)	
POPULAÇÃO 1	INDIVÍDUO 1	0,91	0,64	0,84	0,73	0,11	19,76481	R\$ 246.368,33	
	INDIVÍDUO 2	0,48	0,04	0,03	0,83	0,58	0,939422	R\$ 11.709,90	
	INDIVÍDUO 3	0,17	0,79	0,38	0,93	0,07	18,86025	R\$ 235.093,04	
	INDIVÍDUO 4	0,99	0,26	0,53	0,31	0,73	1,921629	R\$ 23.953,11	
	INDIVÍDUO 5	0,15	0,34	0,55	0,44	0,96	0,771049	R\$ 9.611,13	
	INDIVÍDUO 6	0,69	0,68	0,40	0,34	0,79	1,904453	R\$ 23.739,01	
	INDIVÍDUO 7	0,02	0,73	0,44	0,87	0,40	2,869802	R\$ 35.772,08	
	INDIVÍDUO 8	0,10	0,47	0,19	0,93	0,43	1,74905	R\$ 21.801,91	
	INDIVÍDUO 9	0,16	0,33	0,88	0,36	0,27	3,0187	R\$ 37.628,09	
	INDIVÍDUO 10	0,16	0,21	0,70	0,49	0,74	0,963241	R\$ 12.006,80	
↓ GERAÇÃO 1									
		GENE 1	GENE 2	GENE 3	GENE 4	GENE 5	APTIDÃO	FENÓTIPO (R\$)	
POPULAÇÃO 2	INDIVÍDUO 1	0,38	0,73	0,36	0,61	0,93	1,426992	R\$ 17.787,46	
	INDIVÍDUO 2	0,95	0,75	0,16	0,86	0,63	2,911677	R\$ 36.294,05	
	INDIVÍDUO 3	0,99	0,01	0,20	0,02	0,48	2,08911	R\$ 26.040,75	
	INDIVÍDUO 4	0,65	0,01	0,41	0,00	0,06	11,12186	R\$ 138.634,03	
	INDIVÍDUO 5	0,44	0,81	0,07	0,68	0,07	18,25055	R\$ 227.493,13	
	INDIVÍDUO 6	0,51	0,39	0,55	0,63	0,73	1,708992	R\$ 21.302,58	
	INDIVÍDUO 7	0,46	0,70	0,59	0,66	0,44	3,488317	R\$ 43.481,88	
	INDIVÍDUO 8	0,69	0,32	0,31	0,04	0,43	2,359574	R\$ 29.412,09	
	INDIVÍDUO 9	0,50	0,08	0,13	0,59	0,90	0,736556	R\$ 9.181,17	
	INDIVÍDUO 10	0,70	0,32	0,21	0,52	0,93	1,208388	R\$ 15.062,56	

Figura 3 – Características dos Algoritmos genéticos.

Para cada iteração dos algoritmos genéticos são realizadas quatro operações:

1. Cálculo da aptidão.
2. Seleção.
3. Reprodução (ou cruzamento, ou crossover).
4. Mutação.

Os algoritmos genéticos tem uma estrutura básica de funcionamento:

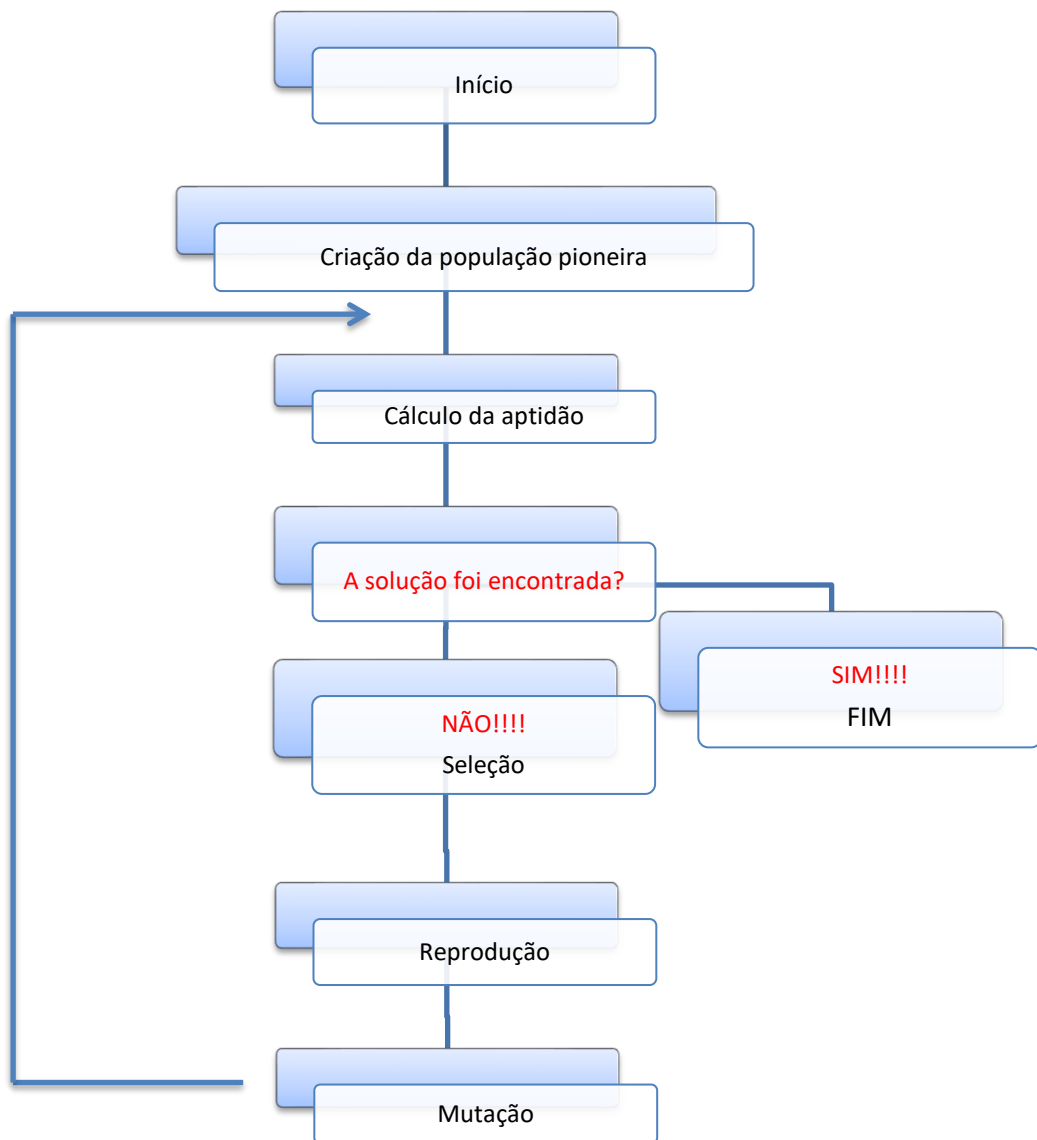


Figura 4 – Organograma dos algoritmos genéticos.

O início, o primeiro item do organograma da figura 3, colhe-se os dados inseridos no programa implementado em algoritmo genético e verifica-se a viabilidade, observando-se, caso houve algum valor fora dos limites estabelecidos.

Após o início, vem à criação da população pioneira, a qual é gerada aleatoriamente baseada nos dados inseridos no passo anterior.

Logo em seguida vem o cálculo das aptidões, baseado na função objetivo, onde os indivíduos são classificados em função dos valores obtidos.

O próximo passo é um momento decisivo, faz-se a seguinte pergunta “A solução foi encontrada?” Esta resposta é medida em função do critério de parada inserido na primeira etapa (o início). O critério de parada pode ser uma tolerância de valor na aptidão, pode ser o número máximo de gerações permitido, pode ser o limite máximo de tempo de rodagem do programa e qualquer outro critério planejado.

Caso a solução tenha sido encontrada o processo se encerra e é obtido o valor final, porém se a resposta de pergunta for “não” segue-se para o próximo passo, a seleção.

Na seleção são escolhidos os indivíduos para reprodução e a escolha se dá por probabilidade onde os mais aptos tem mais chance de serem selecionados. Existem vários métodos de seleção, alguns deles são:

1. Seleção estocástica uniforme = Este método cria uma linha com tamanho igual ao total das aptidões dos indivíduos, posteriormente essa linha é dividida para cada um proporcional a cada aptidão, por fim o algoritmo aloca os parentes aleatoriamente sobre esta linha e o cruzamento ocorrerá entre os donos das linhas e os parentes alocados.
2. Seleção por Roleta = este método escolhe o parente, baseado na ideia de um giro de roleta onde a área de cada indivíduo, na roda da roleta, é proporcional a sua aptidão.
3. Seleção do Resto = Este método trabalha diretamente no valor da aptidão. A parte inteira do valor corresponde ao número de chances que o indivíduo terá de ser selecionado na roleta enquanto que parte fracionada equivalerá à probabilidade (área) na roda da roleta.
4. Seleção por Torneio = Este método escolhe o parente. Primeiro determina-se a quantidade de indivíduos que irão batalhar depois se escolhe aleatoriamente os combatentes e o mais adaptado sai vencedor e vai reproduzir.

Ao final da seleção ocorre a reprodução. Nesta fase os indivíduos selecionados são reorganizados de forma aleatória criando uma segunda lista, sendo, esta, cruzada com a primeira. Observe.

Tabela 4 – Exemplo de reprodução 1.

LISTA 1				LISTA 2			
LISTA DE INDIVÍDUOS GERADOS PELA FASE DE SELEÇÃO . NESTA, OS INDIVÍDUOS SÃO ORDENADOS PELA APTIDÃO .				LISTA DE INDIVÍDUOS GERADOS PELA FASE DE REPRODUÇÃO . NESTA, OS INDIVÍDUOS SÃO ORDENADOS ALEATORIAMENTE .			
INDIVÍDUO	GENE 1	GENE 2	GENE 3	INDIVÍDUO	GENE 1	GENE 2	GENE 3
1	0,50	0,32	0,61	3	0,18	0,29	0,84
2	0,80	0,81	0,46	6	0,83	0,34	0,53
3	0,18	0,29	0,84	2	0,80	0,81	0,46
4	0,07	0,26	0,97	4	0,07	0,26	0,97
5	0,79	0,64	0,88	1	0,50	0,32	0,61
6	0,83	0,34	0,53	5	0,79	0,64	0,88

O cruzamento ocorrer fragmentando os indivíduos e misturando seus genes. Esta fragmentação é, também, chamada de ponto de corte onde o menor fragmento possível é do tamanho de um gene. Veja a ilustração de uma reprodução abaixo:

Tabela 5 – Exemplo de reprodução 2.

INDIVÍDUO A	Fragmento A1		Fragmento A2			Fragmento A3	Fragmento A4		Fragmento A5
	0,84	0,86	0,61	0,97	0,06	0,77	0,05	0,05	0,18
INDIVÍDUO B	Fragmento B1					Fragmento B2		Fragmento B3	Fragmento B4
	0,18	0,81	0,80	0,06	0,54	0,30	0,49	0,35	0,46
FILHO A-B	0,84	0,86	0,61	0,97	0,06	0,30	0,49	0,35	0,18

Os números em vermelho representam os fragmentos selecionados para o filho.

Outra importante observação acerca da reprodução é sobre os indivíduos de elite. Em alguns algoritmos os melhores e mais adaptados seres são passados diretamente para a próxima geração. Com o fim do cruzamento vem à última etapa, a mutação.

A mutação tem papel importantíssimo na evolução das espécies, em se tratando de biologia, a mutação permite a criação de novas características que podem gerar seres melhores adaptados ao meio. Em matéria de otimização, a mutação tem a função de impedir que o algoritmo convirja muito cedo para um mínimo local.

A realização da mutação ocorre com alteração de genes em indivíduos baseado em escolhas probabilísticas, desta forma alguns seres mudam suas informações genéticas gerando maior variabilidade na população.

Por fim, baseado em todas as breves informações aqui mencionadas, é importante salientar que os algoritmos genéticos são ferramentas recomendadas para problemas de otimização complexos e com grande número de variáveis, devido ao seu comportamento heurístico. É essencial o controle dos parâmetros básicos dos algoritmos genéticos, pois a escolha adequada faz com que a convergência seja rápida e mais eficiente, e este controle pode ser adquirido com experiência, prática e conhecimento do problema em questão.

4 EXPERIMENTO

4.1 Objetivo

O objetivo aqui almejado é realizar a otimização de um reservatório de petróleo fictício baseado na ideia de controles independentes e comparar os resultados com otimizações equivalentes, baseado na ideia de ciclos de controle, no trabalho de (Oliveira, 2013).

4.2 O Reservatório

O experimento foi realizado em um reservatório fictício que foi apresentado em (Oliveira, 2006) e explorado, mais uma vez em (Oliveira, 2013). Este reservatório consiste em um “toy case” com dimensões de 510 metros de largura com 510 metros de comprimento e 4 metros de profundidade. Possui dois poços produtores e um poço injetor de água. Observe a figura abaixo:

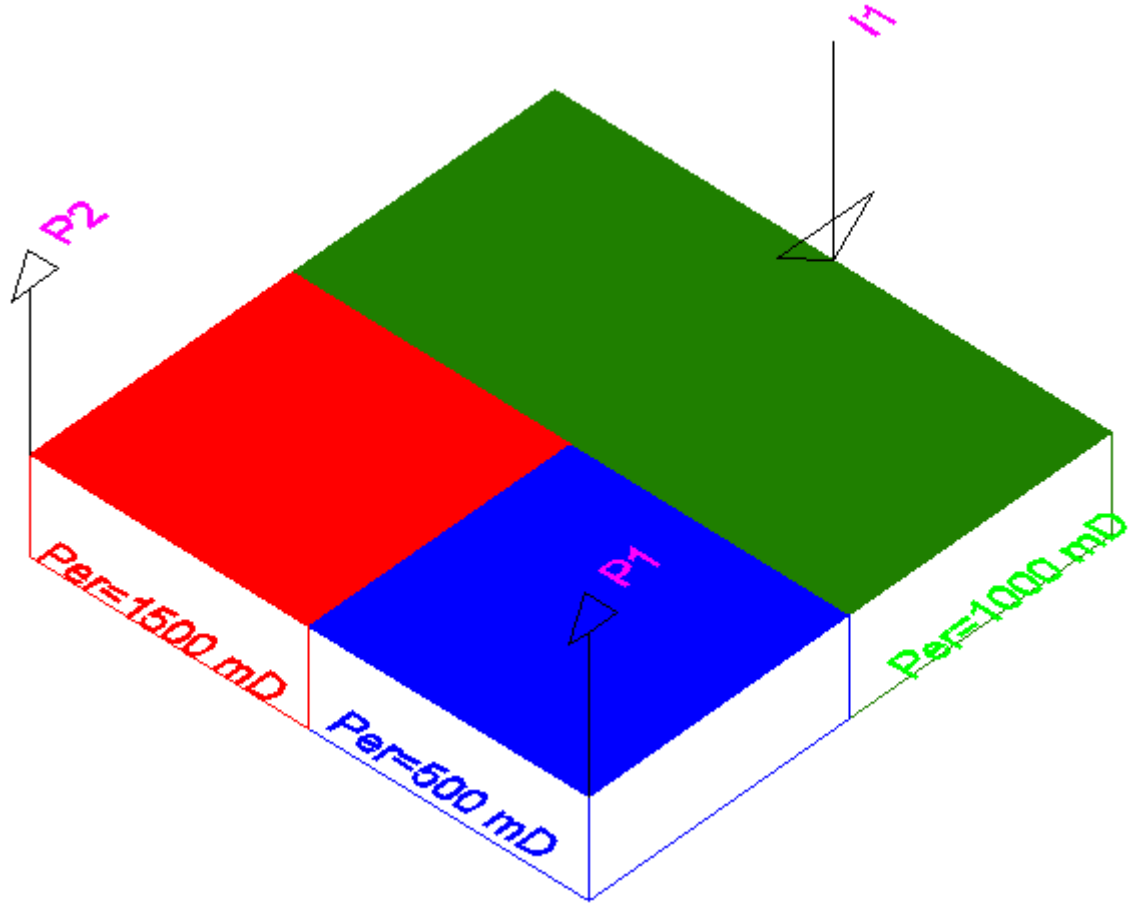


Figura 5 – Reservatório com Permeabilidades e poços.

Sobre os poços é crucial informar que as vazões máximas para os produtores estão limitadas a $30 \text{ m}^3/\text{dia}$ (P1 e P2), para o poço injetor a vazão máxima de injeção de água é de $44 \text{ m}^3/\text{dia}$ (I1). Outra limitante ao problema é a vazão máxima da plataforma de petróleo a qual não pode ultrapassar $40 \text{ m}^3/\text{dia}$, ou seja, a soma dos efluentes de P1 e P2 não pode ser maior.

$$P1 \leq 30 \frac{\text{m}^3}{\text{dia}} \quad (1)$$

$$P2 \leq \frac{30 \text{m}^3}{\text{dia}} \quad (2)$$

$$P1 + P2 \leq 40 \frac{\text{m}^3}{\text{dia}} \quad (3)$$

$$I1 \leq 44 \frac{\text{m}^3}{\text{dia}} \quad (4)$$

Outras características importantes estão listadas abaixo:

Tabela 6 – Características do reservatório.

CARACTERÍSTICAS	VALORES
Malha da simulação	51(510m) x 51(510m) x 1 (4m)
Porosidade	30%
Permeabilidade Vertical (kv)	10% de kh
Compressibilidade da rocha a 200 kgf/cm ²	$5 \times 10^{-5} \text{ (kgf/cm}^2\text{)}^{-1}$
Contato entre Fluidos	Sem contatos WOC e GOC
Pressão de Saturação (Psat)	273 kgf/cm ²
Viscosidade	0,97 cp
Razão gás-óleo de formação (RGOF)	115,5 m ³ /m ³ std

4.3 A Função Objetivo

A função objetivo é um dos pontos chave na otimização, para a situação deste artigo a mesma é composta de três partes:

- Valor presente líquido.
- Restrições.
- Método de penalização adaptativa.

Para a primeira parte da função, tem-se o calculo do valor presente liquido (VPL) simplificado. Ele é simplificado pelo fato de levar em consideração, apenas as produções dos poços, desconsiderando custos indiretos, flutuações de mercado, decisões políticas, mercado de ações e outras variáveis de difícil mensuração.

Esta facilitação é válida para o estudo, pois não faz parte do objetivo avaliar questões administrativas e sim fatos relacionados à engenharia de petróleo, levando em consideração a física de reservatórios e os processos operacionais da exploração.

A função VPL faz o link entre o MATLAB, que é o ambiente agregador dos processos, com o IMEX, que é o simulador de reservatório da CMG. A formulação do VPL é:

$$VPL = f(x_{p,t}, x_{\Delta t,k}, \mathbf{u}) = \sum_{t=0}^T \left[\frac{1}{(1+d)^t} F_t(x_{p,t}, x_{\Delta t,k}, \mathbf{u}) \right] \quad (5)$$

Onde, d é a taxa de desconto, T é o tempo de concessão do projeto, F_t é o fluxo de caixa aplicada no tempo t , P se refere aos poços produtores, I se aos poços injetores, $\mathbf{u}$ é o vetor que representa os parâmetros do reservatório, $x_{p,t}$ é a variável do projeto normalizada, que é a razão colocada no poço p em um tempo t , $x_{\Delta t,k}$ são as variáveis de tempo, normalizadas em relação a T , onde:

$$x_{p,t} = \frac{q_{p,t}}{Q_{prod\ max}} \quad \text{onde } p \in \text{Produtores} \quad (6)$$

$$x_{p,t} = \alpha \frac{q_{p,t}}{Q_{prod\ max}} \quad \text{onde } p \in \text{Injetores} \quad (7)$$

$$x_{\Delta t,k} = \frac{\Delta t_k}{T} \quad (8)$$

$$k = 1 \dots (ntcp * (npp + npi)) \quad (9)$$

Onde, $q_{p,t}$ é a vazão do poço p no tempo t , $Q_{prod \max}$ é a vazão máxima permitida no poço produtor, $ntcp$ é o número de trocas por poço, npp é o número de poços produtores, npi é o número de poços injetores, α é a razão entre óleo produzido e água injetada, onde:

$$\alpha = \frac{Q_{prod \max}}{Q_{inj \max}} \quad (10)$$

Para as restrições, tem-se: o somatório dos poços produtores deve ser menor ou igual a um (equação 11); o somatório dos poços injetores deve ser menor ou igual a um (equação 12); a restrição devido à energia do sistema (equação 13); a restrição devido aos limites inferiores e superiores (equação 14) e por fim, o somatório dos tempos de troca de cada poço deve ser menor que um (equação 15);

$$\sum_{p \in P} x_{p,t} \leq 1, \quad t = 0 \dots (ntcp * (npp + npi)) \quad (11)$$

$$\sum_{p \in I} x_{p,t} \leq 1, \quad t = 0 \dots (ntcp * (npp + npi)) \quad (12)$$

$$\sum_{p \in P} x_{p,t} \leq \sum_{p \in I} \frac{x_{p,t}}{\alpha} \leq \frac{1}{\alpha} \sum_{p \in P} x_{p,t} \quad t = 0 \dots (ntcp * (npp + npi)) \quad (13)$$

$$x_{p,t}^l \leq x_{p,t} \leq x_{p,t}^u \quad (14)$$

$$\sum_{k=1}^{ntcp} x_{\Delta t,k} \leq 1, \quad \text{para cada poço (produtor e injetor)} \quad (15)$$

A parte final da função objetivo é o método de penalização adaptativa, que tem o desígnio de punir os indivíduos que infringirem alguma restrição. A punição é feita acrescentando um valor à aptidão do indivíduo fazendo com que ele se torne menos apto ao meio ambiente. Observe.

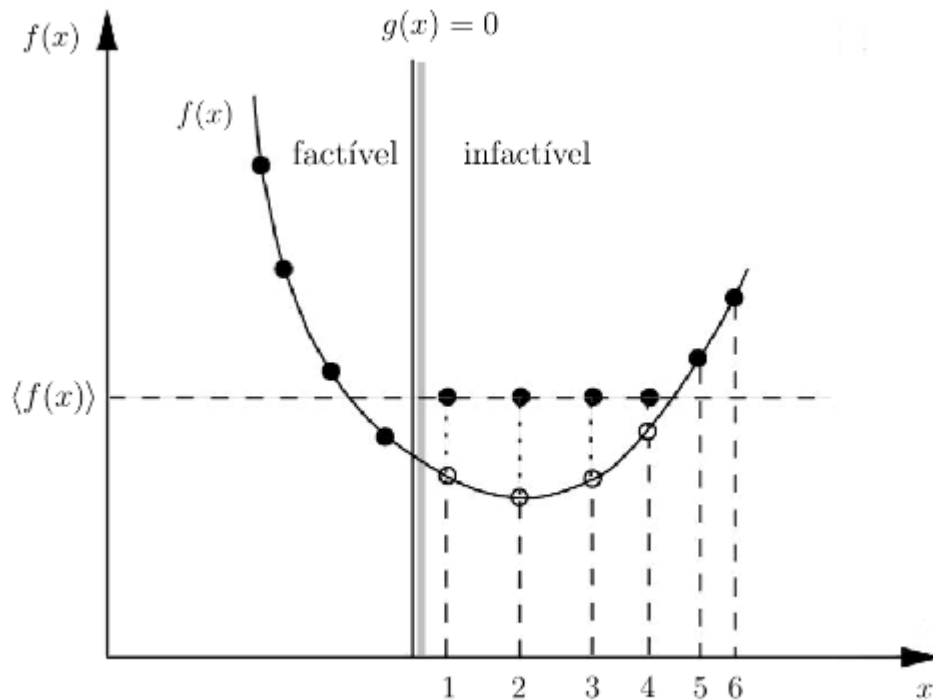


Figura 6 – Descrição de uma função adaptada em (Barbosa e Lemonge, 2008)

Observa-se que em (Barbosa e Lemonge, 2008) a penalização é feita pela média da função estudada.

4.4 Resultados Obtidos

Em (Oliveira, 2013) são encontrados diversos resultados com vários métodos diferentes, o que deve ser alvo deste artigo é o valor devido à otimização em algoritmos genéticos baseado na ideia de ciclos de controle em condições de operação não topado e com tempo variável, sendo estas informações representadas pelas letras OCNT-TV.

A condição não topada indica que cada poço pode adquirir qualquer valor de vazão desde que estejam entre os limites das restrições, já a condição, topada, indica a obrigatoriedade de que a soma dos poços (produtores e injetores) sejam iguais a um, isto quer dizer que a plataforma esta trabalhando sempre em sua potência máxima.

O tempo variável indica que o otimizador vai ter o trabalho de procurar o melhor espaço de tempo possível para que as vazões sejam alocadas nos poços, enquanto que o tempo fixo pré-determina os tempos de trocas de cada poço, é válido relembrar esta informação na tabela 2 deste artigo.

Então, os conjuntos de características que mais se aproximam do conceito de controles independentes são:

- A condição não topada, pois a condição topada torna pelo menos um poço produtor e um poço injetor vinculado à vazão dos outros e isso quebra a ideia de poço independente.

- A condição de tempo variável, pois o tempo não fica dependente da escolha de uma pessoa e sim do otimizador.

O resultado encontrado na tese de (Oliveira, 2013) em algoritmos genéticos processado na função “ga” no Matlab alcançou o valor de U\$ 1.550.018,00 (um milhão quinhentos e cinquenta mil e dezoito dólares) com 4749 avaliações. Já para o trabalho aqui exposto foi encontrado o valor de U\$ 1.531.900,00 (um milhão quinhentos e trinta e um mil e novecentos) com 673 avaliações. Observe abaixo o indivíduo ótimo:

Tabela 7 – Indivíduo ótimo.

CLASSIFICAÇÃO DOS GENES		INDIVÍDUO	FENÓTIPO	UNIDADE
P1 – inicial	A	0,4861	14,58	m ³ /dia
P2 – inicial	B	0,4932	14,80	m ³ /dia
I1 – inicial	C	0,8914	39,22	m ³ /dia
P1 – valor da 1º troca	D	0,4343	13,03	m ³ /dia
P2 – valor da 1º troca	E	0,4473	13,42	m ³ /dia
I1 – valor da 1º troca	F	0,8125	35,75	m ³ /dia
P1 – valor da 2º troca	G	0,4456	13,37	m ³ /dia
P2 – valor da 2º troca	H	0,4356	13,07	m ³ /dia
I1 – valor da 2º troca	I	0,8386	36,90	m ³ /dia
T6 – Tempo de troca de G por D	J	0,5674	9,08	Anos
T2 – Tempo de troca de E por B	K	0,2413	3,86	Anos
T3 – Tempo de troca de F por C	L	0,3651	5,84	Anos
T1 – Tempo de troca de G por A	M	0,2141	3,43	Anos
T5 – Tempo de troca de H por E	N	0,4862	7,78	Anos
T4 – Tempo de troca I por F	O	0,4502	7,20	Anos

5 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Com a explanação da pesquisa aqui apresentada tentou-se introduzir uma abordagem diferente na otimização de reservatório de petróleo. Partindo-se do preceito de que em uma situação real os poços podem alterar suas vazões de forma independente.

Algumas conclusões podem ser percebidas neste método de controles independentes:

- Observou-se que o método é eficiente como um complemento da otimização por ciclos de controle, pois o mesmo permite procurar por indivíduos melhores “ao redor” do ótimo descoberto pela ideia de ciclos de controle.
- Em otimizações livres, ou seja, com a população inicial gerada de forma aleatória e com parte dela dentro do domínio viável, há uma tendência de gerar indivíduos homogêneos, sem variações expressivas de variáveis. Vide tabela 9.
- É importante salientar que devido ao maior número e avaliações de restrições, existe uma tendência maior de convergência prematura, o que demanda um domínio maior sobre os algoritmos genéticos.

Para o futuro desta linha de pesquisa:

- É importante a variação de outras ferramentas do próprio algoritmo genético, como por exemplo, utilizar metodologias diferentes para seleção, reprodução e mutação, para avaliar qual o melhor arranjo para este método.
- É interessante a utilização de meta-modelos como krigagem e outros, para discretizar o meio e deixar de utilizar o modelo high fidelity fazendo com que seja possível estudar reservatórios de maior escala.
- É importante avaliar uma possível abordagem de otimização híbrida que permita maior eficiência na busca de resultados.

6 REFERÊNCIAS

- Barbosa, H. J. & Lemonge, A. C., 2008. An adaptive penalty method for genetic algorithms in constrained optimization problems. *Frontiers in Evolutionary Robotics*, vol. 34.
- Darwin, C. (1859). *On the Origin of Species by Means of Nature Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life*.
- M. Mitchell (1996). *An Introduction to Genetic Algorithms*. MIT Press.
- Oliveira, D. F. (2006). *Técnicas de Otimização da Produção para Reservatórios de Petróleo: Abordagens Sem Uso de Derivadas para Alocação Dinâmica das Vazões de Produção e Injeção. Dissertação de mestrado*. UFPE, Brasil.
- Oliveira, L. C. (2013). *Estratégia híbrida aplicada ao gerenciamento ótimo de reservatórios. Tese de Doutorado*. Universidade Federal de Pernambuco, Recife, PE.