

UM ALGORITMO GENÉTICO INTEGRADO COM A ANÁLISE DE MONTE CARLO PARA O PROBLEMA DE LOCALIZAÇÃO E ALOCAÇÃO DE PLATAFORMAS E MANIFOLDS MULTICAPACITADOS

Leonardo de Pádua Agripa Sales¹, Anselmo Ramalho Pitombeira Neto², Bruno de Athayde Prata³

¹ Universidade Federal do Ceará, Curso de Engenharia de Petróleo – leonardosales@alu.ufc.br

² Universidade Federal do Ceará, Departamento de Engenharia de Produção – anselmoufc@gmail.com

³ Universidade Federal do Ceará, Departamento de Engenharia de Produção – baprata@ufc.br

RESUMO

A produção de petróleo em campos *offshore* se dá cada vez mais em águas profundas e distantes da costa, assim tornando-se cada vez mais importante o problema de localização e alocação de plataformas e *manifolds* multicapacitados. Embora diversos modelos existam, não há estudos acerca do problema que considerem a influência da incerteza nas vazões dos poços. O objetivo deste artigo é formular um algoritmo genético que obtenha boas soluções levando em conta a natureza probabilística do problema. Uma simulação de Monte Carlo, assim como o algoritmo proposto, são apresentados e, com base nos resultados do estudo de caso realizado, conclui-se que a abordagem estocástica proposta traz novas perspectivas importantes para a engenharia de produção de petróleo.

Palavras-chave: análise Monte Carlo; localização de plataformas; alocação de plataformas; algoritmos genéticos.

1. INTRODUÇÃO

A localização e alocação de plataformas e *manifolds* para a produção de petróleo *offshore* têm sido uma preocupação crescente pelo setor petrolífero. Em virtude das lâminas d'água cada vez mais profundas, torna-se um desafio operar no assoalho marinho sob altas pressões e baixas temperaturas. A elevação do petróleo também é dificultada, requerendo bombas cada vez mais robustas e que suportam fluidos altamente erosivos ou corrosivos, e linhas de produção corretamente dimensionadas e posicionadas. A fim de reduzir ao máximo os vultosos custos de investimento, os custos operacionais, e os custos com a manutenção do sistema de

elevação, é importante desenvolver tecnologias a fim de reduzir ou eliminar estes problemas. Uma maneira é localizar e alocar plataformas e *manifolds* de forma ótima a fim de atenuar estas dificuldades.

A localização das plataformas e *manifolds* é função de diversos fatores, a saber: morfologia do leito do oceano, volumes das jazidas de óleo bruto e gás natural, vazões inerentes de cada poço, custos das instalações de extração e rentabilidade de cada poço.

As abordagens tradicionais para localizar plataformas de produção usualmente têm como objetivo minimizar os custos de investimento em instalações para extração de óleo bruto e gás, bem como maximizar o



II CONEPETRO

II CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA DE
PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS
IV WORKSHOP DE ENGENHARIA DE PETRÓLEO

valor presente líquido (VPL) do empreendimento. Valdivia, Vellasco e Pacheco [2002] utilizam algoritmos genéticos a fim de maximizar o VPL de um campo em desenvolvimento. Sales [2010] desenvolve uma heurística GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) multiobjetivo que minimiza os custos de investimento, maximiza a produção de petróleo e minimiza os danos ambientais nas fases de perfuração do poço e implantação da plataforma. Souza [2011] descreve uma sistemática para localização de plataformas de petróleo baseado em um algoritmo de localização, considerando a maximização do VPL das receitas do projeto. Rahmawati *et al.* [2012] integram a simulação de reservatórios, pipelines e de unidades de superfície a fim de maximizar o NPV. Santana [2012] apresenta um método para determinar uma boa localização de poços e unidades produtoras em um campo de petróleo a fim de melhorar a performance do reservatório, otimizar o volume de óleo recuperado e maximizar a rentabilidade. Abreu [2014] apresenta um modelo para a solução do problema de posicionamento de FPSOs, considerando os aspectos relevantes de um projeto de arranjo submarino, através da otimização por algoritmos genéticos. Rodrigues *et al.* [2016] reporta um modelo de programação linear inteira binária cuja função objetivo é a

minimização dos custos de desenvolvimento de um dado campo petrolífero como um todo, buscando definir no modelo: quantidade, localização e capacidades das plataformas de produção; quantidade e posições dos poços produtores e manifolds; a interconexão entre plataformas, manifolds e poços; e quais trechos de cada poço devem ser verticais ou horizontais.

Pode-se constatar que o problema de localização de plataformas de produção trata-se de um processo decisório extremamente complexo, pois envolve diversos critérios, ora conflitantes entre si, e economias da ordem de milhões de dólares, entre cada possível alternativa de intervenção.

Embora os trabalhos citados tenham abordado diversas perspectivas do problema de localização de plataformas do ponto de vista da análise de sua forte natureza combinatória, bem como da proposição e experimentação intensa de algoritmos para a resolução do mesmo, os trabalhos reportados ainda justificam novos estudos nesse contexto.

Além disso, no início do desenvolvimento de um campo petrolífero, não há informações suficientes para prever a produção de petróleo de forma precisa, pois não há informações acerca do reservatório suficientes. Neste cenário, as abordagens puramente determinísticas não conseguem

www.conepetro.com.br

br

(83) 3322.3222

contato@conepetro.com.br

obter bons resultados. Para avaliar problemas do setor petrolífero considerando as incertezas, foram propostas análises estatísticas, das quais destacamos Murtha [1994], o qual demonstra como incorporar dados históricos em simulações Monte Carlo; Huffman e Thompson [1994]; os quais quantificam a incerteza nas estimativas de reservas baseadas em dados da curva de declínio de produção (DCA); Gilman, Brickey e Red [1998], os quais apresentam técnicas de Monte Carlo que possibilitaram gerar uma faixa de perfis de produção, das quais puderam ser estimadas o valor econômico de um campo petrolífero; Cheng *et al.* [2010], os quais apresentam uma metodologia avançada para a quantificação probabilística de reservas utilizando a DCA, além de uma aplicação prática da metodologia para as DCAs individuais de cada poço; Can e Kabir [2012], os quais analisam os desafios da recuperação terciária probabilística com base na DCA e propõem uma nova abordagem de distribuição de parâmetros.

O objetivo principal deste trabalho é formular um algoritmo genético que obtenha boas soluções levando em conta a natureza probabilística do problema.

2. METODOLOGIA

A fim de estudar a vazão de poços em um cenário probabilístico, a curva de declínio

exponencial, a qual relaciona a vazão de óleo q em um instante t , apresentada na Equação 1, pode ser usada em uma simulação de Monte Carlo tratando a taxa de declínio (a) e a vazão inicial (q_i) como variáveis aleatórias, para um dado tempo t . Dessa forma, a previsão da vazão de produção não aparece apenas como uma única curva, mas sim como uma região probabilística.

$$q = q_i \exp(-at) \quad [1]$$

A taxa de declínio a pode ser definida como apresentada na Equação 2, onde k é a permeabilidade da rocha, h é o *net pay* do reservatório, μ é a viscosidade do fluido (neste caso, por questões de simplificação, apenas óleo), N_i é a quantidade inicial de óleo presente dentro do raio de drenagem (r_e), r_w é o raio do poço, c_t é a compressibilidade total do reservatório, e s é o fator de *skin* do poço. Com base em dados de diversos pontos de um reservatório ou de um campo, é possível definir distribuições de probabilidade para cada uma destas propriedades, e assim realizar a simulação de Monte Carlo.

$$a = \frac{kh}{141.2 \mu c_t N_i \left[\ln \left(\frac{0.472 r_e}{r_w} + s \right) \right]} \quad [2]$$

Utilizando a distribuição de probabilidades da vazão, sortearam-se vazões para cada um dos poços do campo. Se a soma das vazões de todos os poços resultasse em um valor maior que a capacidade total de processamento das plataformas, a amostra era



descartada e sorteavam-se vazões novamente. Denominou-se universo cada uma dessas amostras que satisfazia a restrição de capacidade de processamento total das plataformas.

Como já mencionado, a localização e alocação das plataformas e *manifolds* depende da produção, a qual depende da queda de pressão total no sistema. A queda de pressão pode ser obtida resolvendo-se a equação de balanço de energia, a qual é mostrada em sua forma diferencial na Equação 3 [ECONOMIDES, 1994],

$$\frac{dp}{\rho} + u du + g dz + \frac{2f_f u^2 dL}{D} + dW_s = 0 \quad [3]$$

onde p é a pressão, ρ é a massa específica do fluido, u é a velocidade média do fluido dentro do tubo, g é a constante gravitacional, f_f é o fator de atrito, L é o comprimento do tubo, D é o diâmetro interno do tubo, e W_s é o trabalho realizado no sistema.

De início, não consideraremos equipamentos que realizam trabalho no sistema (como bombas, compressores, turbinas, etc.), logo $W_s = 0$. Considerando que o fluido é incompressível (não há gás presente), esta equação pode ser integrada, resultando na Equação 4,

$$\Delta p = \rho g \Delta z + \frac{\rho \Delta u^2}{2} + \frac{2f_f \rho u^2 L}{D} \quad [4]$$

onde Δz é o diferencial de altura entre o começo e o fim do tubo. As três componentes principais da perda de pressão estão no lado

direito da equação: a energia potencial, a energia cinética, e as contribuições por atrito.

O diâmetro da tubulação, tanto para pipelines (tubos que se conectam à costa e às plataformas) quanto para *flow-lines* (conexões poço-*manifold*, poço-plataforma e *manifold*-plataforma) são considerados constantes. Considerando as paredes do tubo termicamente isoladas, a temperatura irá variar pouco durante a produção de óleo e desta forma é possível admitir que as variações na viscosidade e na massa específica do óleo são desprezíveis. Dado que lâmina d'água possui apenas pequenas variações ao longo do campo petrolífero, adota-se um valor médio.

Para uma altura de lâmina d'água e massa específica do fluido constantes, a energia potencial é constante no sistema. Além disso, para um diâmetro interno do tubo constante e considerando apenas o óleo como o fluido produzido, a energia cinética pode também ser considerada constante. Logo, com base nas considerações feitas, não há necessidade de analisar neste trabalho a energia potencial e a energia cinética do sistema. A componente de perda de carga por contribuição por atrito nos tubos é uma função da vazão e do comprimento do tubo. Dado que a vazão é o principal aspecto da simulação de Monte Carlo proposta e o comprimento da tubulação é diretamente

relacionado à localização dos *manifolds* e plataformas (que a partir de agora serão denominados como *receivers*), esta componente da queda de pressão está profundamente relacionada com o problema aqui estudado. Então, o problema de otimização neste trabalho irá buscar minimizar a contribuição por atrito da perda de carga, a qual será a função de aptidão do algoritmo genético proposto, como podemos ver na Equação 5 (já em função da vazão e nas unidades de campo):

$$\Delta p_{\mu} = \frac{0.002413 f_f \rho q^2 L}{D^5} \quad [5]$$

Onde q é a vazão do poço na superfície (em bbl/d), L está em pés, ρ está em lb_m/ft^3 , e D está em polegadas. O fator de atrito de Fanning, f_f , é uma função do número de Reynolds (Re) e da rugosidade relativa do tubo (ϵ), e é comumente calculado pela equação de Colebrook-White ou por sua forma gráfica, o gráfico de Moody. Entretanto, como a equação de Colebrook-White é implícita em f_f , seria necessário procedimentos iterativos que retardariam o algoritmo. Uma forma não-iterativa e precisa para calcular o fator de atrito é através da equação de Chen [1979], apresentada na Equação 6:

$$\frac{1}{\sqrt{f_f}} = \zeta - 4 \log \left[\frac{\epsilon}{3.7065} - \zeta \frac{5.0452}{Re} \log \left[\frac{\epsilon^1}{2. \zeta} \right] \right] \quad [6]$$

Para o escoamento laminar, o fator de atrito é calculado pela Equação 7:

$$f_f = \frac{16}{Re} \quad [7]$$

O número de Reynolds para um tubo, utilizando as unidades de campo, é calculado pela Equação 8:

$$Re = \frac{1.48 \rho q}{\mu D} \quad [8]$$

Onde μ é dado em centiPoise. Dado que as rugosidades relativas, a massa específica, o diâmetro interno do tubo e a viscosidade são consideradas constantes, a perda de carga por atrito é mera função da vazão. Logo, a função de aptidão depende apenas de duas variáveis: do comprimento do tubo e da vazão.

A codificação do problema é dividida em alocação e localização. O cromossomo da alocação das plataformas e *manifolds* é representado por um vetor $\mathbf{a} = \{a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_w\}$, onde n é o número de poços e w o número de *manifolds*. Esta representação indica que o poço k conecta-se ao *receiver* a_k , e o *manifold* u conecta-se à plataforma b_u .

Por exemplo, para 4 poços, 2 *manifolds* e 2 plataformas, poderíamos representar numericamente as plataformas e os *manifolds* de acordo com a Tabela 1:

Tabela 1. Representação numérica dos *receivers*-exemplo.

Receiver	Representação numérica
Plataforma 0	0



Plataforma 1	1
Manifold 1	2
Manifold 2	3

Então, uma representação de uma alocação seria: {0 3 2 1 0 1}. O primeiro poço está conectado à plataforma 0, o segundo poço está conectado ao manifold 2 (representado pelo número 3), o terceiro poço está conectado ao manifold 1 e o quarto poço está conectado à plataforma 1. O manifold 1, por sua vez, está conectado à plataforma 0, e o manifold 2 está conectado à plataforma 1.

A codificação da localização dos receivers é intuitiva: consiste em um vetor $\mathbf{b} = \{x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n\}$ de coordenadas para um grid discreto, onde n é o número de receivers. Ainda trabalhando no exemplo anterior, coordenadas possíveis para estes receivers seriam {2, 3, 6, 8, 2, 10, 3, 5}.

O algoritmo genético é formulado como visto na Figura 1. Para a construção da população, primeiramente posiciona-se cada um dos n receivers em um dos nós (coordenadas inteiras x e y do campo) com uma probabilidade de acordo com o “peso” dado ao nó. O peso de um nó é igual ao somatório das vazões dos poços que estão a uma certa distância máxima do nó. Em seguida, calcula-se a distância do receiver aos poços e aos outros receivers. A seguir, gera-se para o algoritmo M cromossomos aleatórios,

definindo-se a aptidão deles.

Para as K gerações, realiza-se o torneio binário, e em seguida o cruzamento dos pais vencedores através do *Fusion Crossover*, tanto para a alocação dos receivers, como para as coordenadas x e y das posições dos receivers. Há uma probabilidade de ocorrer mutação no cromossomo filho, tanto na alocação quanto na localização. Por fim, a distância do receiver aos poços e aos outros receivers é recalculada para o cromossomo filho. Determinada a aptidão do filho, caso este tenha uma maior aptidão que o pior pai, o filho entra na população substituindo o pior pai.

```
Para receiver  $I$  até  $N$  faça:  
  Posicionar_receiver( $I$ );  
  Calcular_distância_receiver_poços( $I$ );  
  Calcular_distância_entre_receivers( $I$ );  
Para cromossomo  $I$  até  $M$  faça:  
  Gerar_cromossomo( $I$ );  
  Definir_aptidão( $I$ );  
Para iteração  $I$  até  $K$  faça:  
  Torneio_binário( $P1, P2, P3, P4$ );  
  Fusion_crossover_alocação( $P1, P2$ );  
  Fusion_crossover_localização( $P1, P2$ );  
  Executar_mutação_alocação(FILHO);  
  Executar_mutação_localização(FILHO);  
Para receiver  $I$  até  $N$  faça:  
  Calcular_distância_receiver_poços( $I$ );  
  Calcular_distância_entre_receivers( $I$ );  
Aptidão_filho := definir_aptidão(filho);  
Se aptidão_filho > aptidão_pior_pai  
  Filho substitui o pior pai
```

Figura 1: Algoritmo Genético proposto.

Os parâmetros do algoritmo foram ajustados para propiciar boas soluções em um tempo computacional adequado. São eles:

- Tamanho da população = 1.000;



II CONEPETRO

II CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA DE
PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS
IV WORKSHOP DE ENGENHARIA DE PETRÓLEO

- Número de gerações = 100.000;
- Probabilidade de mutação (para localização e alocação): 2%;
- Raio para o cálculo dos pesos = 3 unidades de distância.

3. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Para o estudo de caso elaborado, extraiu-se os valores das propriedades do fluido e do campo da base de dados NPCPUBDB.GEO [NATIONAL ENERGY LABORATORY, 1984], com base no campo petrolífero de Wilmington. Após, gerou-se as distribuições de probabilidade para estas variáveis e realizou-se a simulação de Monte Carlo, obtendo assim a curva de probabilidade para a vazão de um poço q em determinado tempo t . Para o tempo $t = 5$ anos e considerando a curva de probabilidade normal para a vazão inicial, com média de 700 bbl/d e desvio padrão 150 bbl/d, apresentamos na Figura 2 o histograma da vazão q :

Histograma da vazão do poço

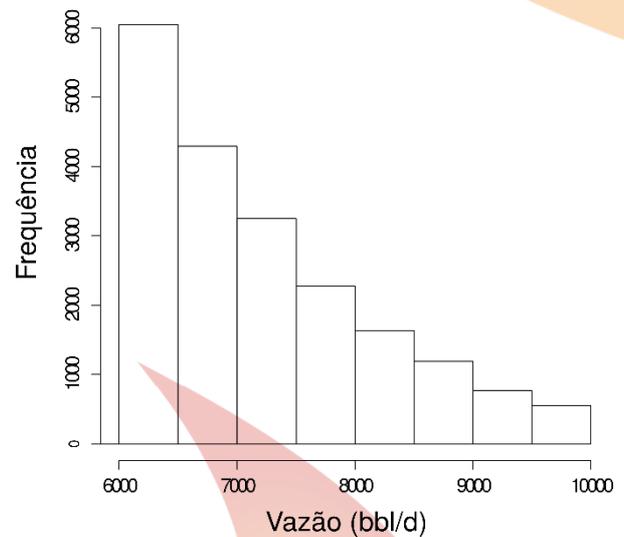


Figura 2. Frequência das possíveis vazões de um poço.

As coordenadas de cada poço utilizadas aqui foram incorporadas do trabalho de Rosa [2006], ilustradas na Figura 3. Há 22 poços distribuídos ao longo do campo de 15x15 unidades de distância ao quadrado.

A fim de realizar uma análise estatística com qualidade, foram amostrados 10.000 universos. Ao executar o algoritmo, cada universo é resolvido isoladamente e a solução obtida para a localização e alocação das plataformas é armazenada.

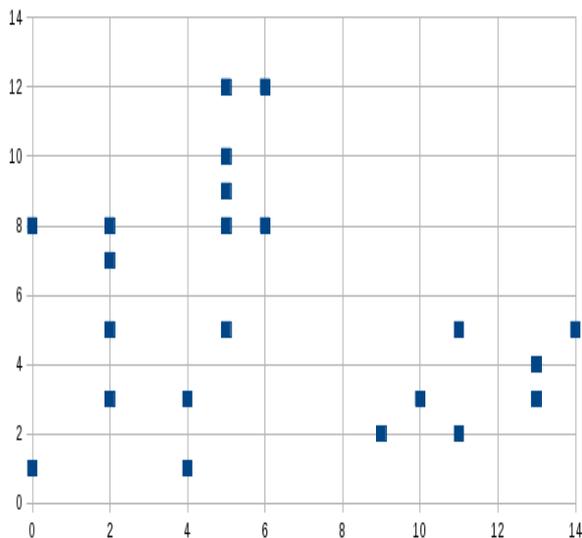


Figura 3. Coordenadas dos poços.

O algoritmo foi implementado em linguagem C e foi executado em um computador Intel i5 com 8GB de RAM, utilizando sistema operacional Debian (Linux). O tempo computacional médio registrado foi 0,83 segundos por universo, com um desvio padrão de 0,013 segundos. Devido à enorme quantidade de resultados obtidos (10.000), eles não serão reproduzidos na íntegra. O curto intervalo de tempo necessário pelo algoritmo para a resolução permite executar milhares de universos em um tempo razoável (neste caso, 10.000 universos em 2 horas e 42 minutos).

A fim de avaliar se há soluções para a alocação mais representativas que outras, determinou-se a frequência das soluções obtidas, como apresentado na Tabela 2. Como vemos, as 20 soluções mais frequentes correspondem a 95,4% das soluções encontradas pelo algoritmo. Um pequeno

conjunto de padrões de alocação é responsável pela maioria das soluções encontradas. Conclusões similares a esta são encontradas em problemas de corte e empacotamento, onde um pequeno conjunto de padrões de corte é responsável pela maioria das soluções. [ARAUJO et al., 2014]. Este é um caso clássico do princípio de Pareto [DEFEO; JURAN, 2010].

Ainda na Tabela 2, observa-se que 85% das soluções obtidas indicam que a alocação dos 15 primeiros poços deve ser para a plataforma 0 ou para a plataforma 1. Dado que *manifolds* não são utilizados nestas soluções, podemos desconsiderar os dois últimos dígitos. Dessa forma, vemos que as soluções 1, 2, 3, 4, e as soluções 5, 6, 7, 8 são uma única solução, respectivamente. A primeira solução corresponde a 45,5% das soluções encontradas e informa que os quinze primeiros poços devem ser alocados à plataforma 1 e o restante dos poços à plataforma 0. A segunda solução corresponde a 39,5% das soluções encontradas e nos informa o contrário. As soluções 9 a 18 são um híbrido entre estas duas soluções mais frequentes, e as soluções 19 e 20 utilizam o *manifold* 1. Ao total, as soluções de 9 a 20 representam 10,4% das soluções mais frequentes. Podemos concluir então que a utilização dos *manifolds* neste campo petrolífero é muito pouco provável. A decisão



II CONEPETRO

II CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA DE
PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS
IV WORKSHOP DE ENGENHARIA DE PETRÓLEO

deve ser entre alocar os quinze primeiros poços para a plataforma 0 ou para a plataforma 1.

Além da solução para a alocação dos *receivers*, avaliou-se também as soluções para a localização deles. Como já mencionado, ao resolver cada um dos universos o algoritmo registra a posição dos *manifolds* e plataformas.

Assim, ao final da execução, é possível plotar mapas de calor e analisar as regiões que recebem plataformas e *manifolds* com maior frequência.

Nas Figuras 4 e 5, são apresentados os mapas de calor da plataforma 0 e 1, respectivamente. A intensidade das cores varia de acordo com a escala de cada gráfico, estando na cor roxa regiões onde a frequência de instalação do *receiver* é menor, e em regiões verdes e amareladas, o contrário.

Observa-se que as plataformas possuem pouca diversificação de posições, concentrando-se principalmente nas coordenadas (7, 4) e (3, 11). Há uma distribuição probabilística bimodal entre estes dois pontos, ocasionado pela localização dos poços da instância. Da mesma forma que na alocação dos poços, há um pequeno conjunto de coordenadas que participa de grande parte das soluções encontradas.



II CONEPETRO

II CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA DE
PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS
IV WORKSHOP DE ENGENHARIA DE PETRÓLEO

Tabela 2. Frequência das soluções de alocação.

	Soluções para a alocação	Frequência	% total	% grupo		
1	11111111111111000000011	1170	11.70%	45.51%	85.01%	95.39%
2	11111111111111000000000	1154	11.54%			
3	111111111111110000000001	1116	11.16%			
4	111111111111110000000010	1111	11.11%			
5	000000000000000111111100	1057	10.57%	39.50%		
6	000000000000000111111110	972	9.72%			
7	000000000000000111111111	961	9.61%			
8	000000000000000111111101	960	9.60%			
9	000000100000000111111110	152	1.52%	10.38%	10.38%	
10	000000100000000111111101	142	1.42%			
11	000000100000000111111100	139	1.39%			
12	000000100000000111111111	133	1.33%			
13	11111011111111000000010	124	1.24%			
14	11111011111111000000001	112	1.12%			
15	11111011111111000000000	109	1.09%			
16	111110111111110000000011	86	0.86%			
17	000000110000000111111110	14	0.14%			
18	000000110000000111111101	11	0.11%			
19	000000000000000112111111	8	0.08%			
20	11111111111111002000000	8	0.08%			

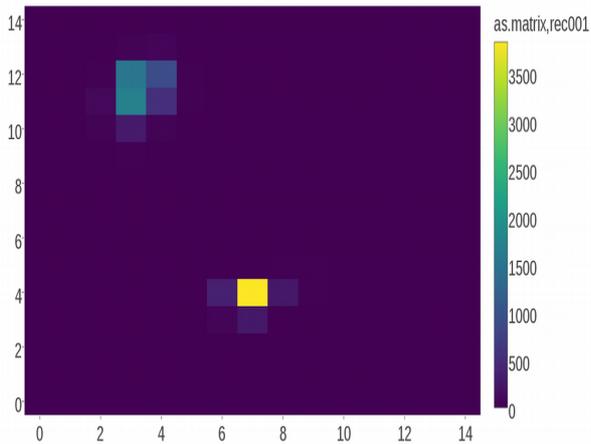


Figura 4. Mapa de calor para a plataforma 0.

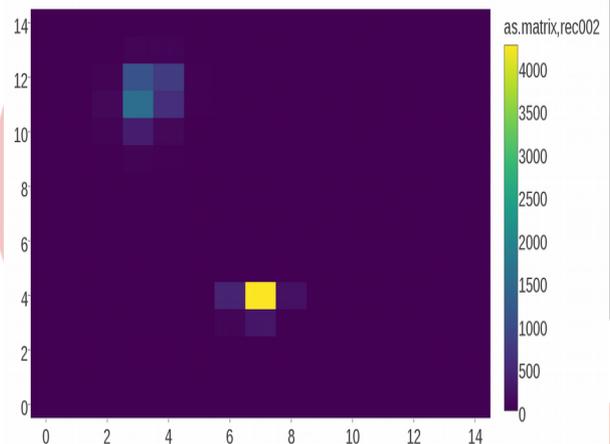


Figura 5. Mapa de calor para a plataforma 1.

Nas Figuras 6 e 7, são apresentados os mapas de calor dos *manifolds* 1 e 2, respectivamente. É possível perceber que os

manifolds tendem a ser instalados sob as plataformas, resultado que também é observado em modelos determinísticos [RODRIGUES, 2016; ROSA, 2006]. No entanto, ao contrário dos modelos determinísticos, os mapas de calor quantificam a incerteza quanto à localização ótima das plataformas e *manifolds*.

Observa-se que os *manifolds* apresentam uma região probabilística maior para a localização, inferindo assim que estes são mais sensíveis às variações de vazão dos poços que as plataformas. Além disso, nota-se que a frequência máxima dos *manifolds* está na ordem de centenas, enquanto que a das plataformas está na ordem de milhares. É mais uma evidência que para esta instância, a instalação de *manifolds* não é recomendável.

Com base no exposto, fica claro que a abordagem aqui proposta traz novas e importantes informações além daquelas informadas pelos métodos determinísticos tradicionais.

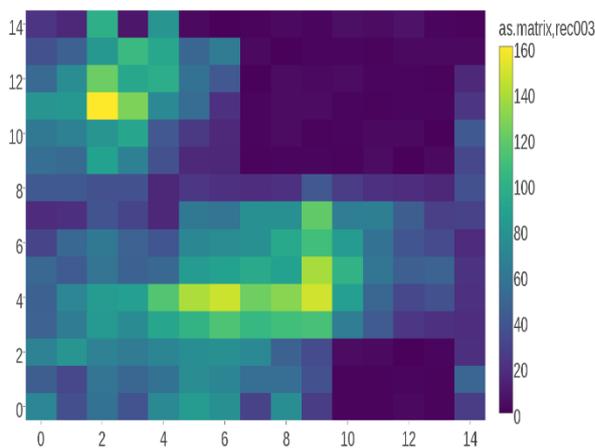


Figura 6. Mapa de calor para o *manifold* 1.

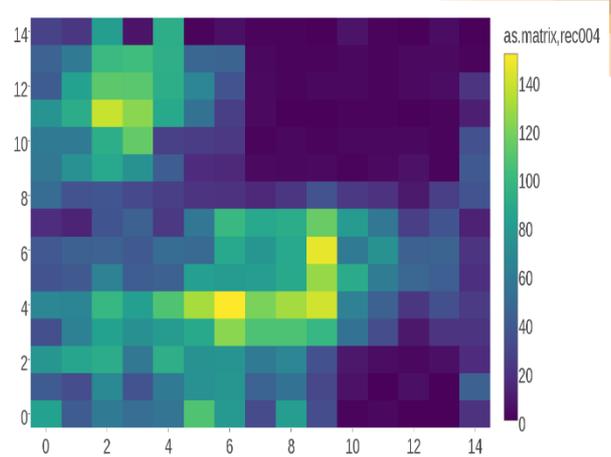


Figura 7. Mapa de calor para o *manifold* 2.

4. CONCLUSÕES

- Para o estudo de caso proposto, obteve-se um conjunto de soluções altamente representativas para a grande maioria dos universos, tanto para a alocação quanto para a localização.
- O pequeno tempo computacional exigido pelo algoritmo é importante para a resolução de múltiplos universos.
- A distribuição de probabilidade para a localização de plataformas apresentou um comportamento bimodal, ocasionado pela localização dos poços.
- A utilização de *manifolds* para o caso estudado não é recomendada.
- Os *manifolds* possuem mais flexibilidade operacional em seu posicionamento do que as plataformas.
- A abordagem probabilística traz novas informações acerca do problema, principalmente durante o início do desenvolvimento do campo.



II CONEPETRO

II CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA DE
PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS
IV WORKSHOP DE ENGENHARIA DE PETRÓLEO

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABREU, J. M. V. *Otimização do posicionamento de plataformas de produção de petróleo do tipo FPSO utilizando algoritmos genéticos*. Universidade Estadual do Norte Fluminense, 2014.

ARAUJO, S. A. et al. *A genetic algorithm for the one-dimensional cutting stock problem with setups*. Pesquisa Operacional, v. 34, n. 2, p. 165–187, 2014.

CAN, B.; KABIR, S. *Probabilistic Production Forecasting for Unconventional Reservoirs With Stretched Exponential Production Decline Model*. SPE Reservoir Evaluation & Engineering, v. 15, n. 01, p. 41–50, 2012.

CHEN, N. H. *An Explicit Equation for Friction Factor in Pipe*. Industrial & Engineering Chemistry Fundamentals, v. 18, n. 3, p. 296–297, 1979.

CHENG, Y. et al. *Practical Application of a Probabilistic Approach to Estimate Reserves Using Production Decline Data*. SPE Economics & Management, v. 2, n. 01, p. 19–31, 2010.

DEFEO, J.; JURAN, J. M. *Juran's Quality Handbook: The Complete Guide to Performance Excellence*. 6. ed. New York: McGraw Hill, 2010.

ECONOMIDES, M. J.; HILL, A. D.; EHLIG-ECONOMIDES, C. *Petroleum Production Systems*. New Jersey: Prentice Hall, 1994.

GILMAN, J. R.; BRICKEY, R. T.; RED, M. M. *Monte Carlo Techniques for Evaluating Producing Properties*. SPE Rocky Mountain Regional/Low-Permeability Reservoirs Symposium, 1998.

STARTZMAN, R. A. *Optimization of Offshore Field Development To Minimize Investment*. SPE Drilling Engineering, v. 3, n. 04, p. 403–410, 1988.

HUFFMAN, C. H.; THOMPSON, R. S. *Probability Ranges for Reserve Estimates From Decline Curve Analysis*. SPE Annual Technical Conference and Exhibition, 1994.

MURTHA, J. A. *Incorporating Historical Data Into Monte Carlo Simulation*. SPE Computer Applications, v. 6, n. 02, p. 11–17, 1994.

NATIONAL ENERGY TECHNOLOGY LABORATORY. *NPC Public Database: (NPCPUBDB.GEO)*, 1984.

RAHMAWATI, S. D. et al. *Integrated field operation and optimization*. Journal of Petroleum Science and Engineering, v. 81, p. 161–170, 2012.

RODRIGUES, H. W. L.; BONATES, T. O.; PRATA, B. A. *Integrated Optimization Model for Location and Sizing of Offshore Platforms and Location of Oil Wells*. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2016.

ROSA, V. R. *Otimização em localização de plataformas de produção*. Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2006.

SALES, D. DA S. *Uma Heurística para o Problema de Localização Multiobjetivo de Plataforma de Produção de Petróleo Multicapacitada*. Universidade Estadual do Norte Fluminense, 2010.

SANTANA, R. G. D. S. *Otimização Da Produção Em Campo De Petróleo Pelo Estudo Do Problema De Localização De Poços E Unidades De Produção*. 2012. Dissertação de Mestrado. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro-RJ.

SOUZA, E. E. *Processo de Localização de Plataformas de Petróleo*. 2011. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro-RJ.

VALDIVIA, Y. J. T.; VELLASCO, M. M. B. R.; PACHECO, M. *Selection of Alternatives*

www.conepetro.com.br

br

(83) 3322.3222

contato@conepetro.com.br



II CONEPETRO

II CONGRESSO NACIONAL DE ENGENHARIA DE
PETRÓLEO, GÁS NATURAL E BIOCOMBUSTÍVEIS
IV WORKSHOP DE ENGENHARIA DE PETRÓLEO

*for Oil field Development by Genetic
Algorithms.* Revista de Engenharia Térmica –
RETERM, n. No. 2, p. p. 51–54, 2002.



[www.conepetro.com.](http://www.conepetro.com.br)

br

(83) 3322.3222

contato@conepetro.com.br