



OTIMIZAÇÃO ÁGIL DO POSICIONAMENTO DE POÇOS EM RESERVATÓRIOS
DE ÓLEO E GÁS ATRAVÉS DE UM NOVO METAMODELO E
METAHEURÍSTICAS DE BUSCA LOCAL

Max de Castro Rodrigues

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Civil, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil.

Orientadora: Beatriz de Souza Leite Pires de
Lima

Rio de Janeiro

Março de 2018

OTIMIZAÇÃO ÁGIL DO POSICIONAMENTO DE POÇOS EM RESERVATÓRIOS
DE ÓLEO E GÁS ATRAVÉS DE UM NOVO METAMODELO E
METAHEURÍSTICAS DE BUSCA LOCAL

Max de Castro Rodrigues

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA CIVIL.

Examinada por:

Prof^a. Beatriz de Souza Leite Pires de Lima, D.Sc.

Prof. Nelson Francisco Favilla Ebecken, D.Sc.

Prof^a. Solange Guimarães, D.Sc.

Dr. Marco Antonio Cardoso, Ph.D.

Dr. Alexandre Anoze Emerick, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

MARÇO DE 2018

Rodrigues, Max de Castro

Otimização ágil do posicionamento de poços em reservatórios de óleo e gás através de um novo metamodelo e metaheurísticas de busca local / Max de Castro Rodrigues. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2018.

XVII, 148 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadora: Beatriz de Souza Leite Pires de Lima

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Civil, 2018.

Referências Bibliográficas: p. 133-148.

1. Otimização. 2. Posicionamento de poços. 3. Metamodelo. 4. Metaheurística. I. Lima, Beatriz de Souza Leite Pires de. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Civil. III. Título.

Agradecimentos

Agradeço a minha esposa, pelas palavras de motivação em momentos oportunos e por toda a dedicação dada a mim e aos nossos pequenos. Sem ela não teria sido possível chegar até aqui.

Agradeço a meus pais, que sempre deram apoio afetivo e logístico para que eu pudesse dedicar longas horas ao estudo.

Agradeço a minha orientadora, Prof^a. Beatriz de Souza Leite Pires de Lima, que além de instruir e guiar minha formação, conquistou minha admiração com sua visão de mundo e sua preocupação sincera com a necessidade do outro.

Agradeço à pesquisadora Solange Guimarães, da PEC-COPPE/UFRJ, pelo carinho, pelas sugestões e pela parceria que estabelecemos nos últimos anos.

Agradeço a meus amigos da Petrobras da gerência de Pesquisa e Desenvolvimento (PDES), que de formas distintas colaboraram comigo nesta caminhada.

Agradeço ao consultor Flavio de Lemos Gondin da Fonseca da Petrobras pelo apoio dado desde o início desta caminhada, atuando de forma contundente e oportuna em diversos momentos de dificuldade.

Agradeço ao consultor Felipe Albuquerque Portella da Petrobras pelo convite inicial que levou a este trabalho e pelo apoio dado, fornecendo informações importantes relacionadas ao assunto estudado.

Agradeço ao consultor Marco Antonio Cardoso da Petrobras pela disposição em ajudar em muitos momentos oportunos, por todo o conhecimento fornecido relacionado ao assunto e todas as sugestões preciosas.

Agradeço a minha gerente Lourdes Alice Castilho Baranna da Petrobras pela compreensão do valor deste trabalho para minha formação.

Agradeço a Teresa Sotelino (ex-Petrobras), Mario Pimenta Schettini Pacheco (Petrobras) que defenderam minha candidatura ao doutorado dentro da Petrobras.

Agradeço a Pedro Wilson (ex-Petrobras), Alexandre Anoze Emerick (Petrobras), Carmen Escosteguy Vargas (PUC-Rio), Vinicius Luiz Santos Silva (Petrobras) e Daniel Metanias Carvalho Hallack (Petrobras) que de alguma forma ajudaram durante a longa jornada.

Dedicatória

Dedico este trabalho a meus filhos, que me inspiram a ser um homem mais digno a cada dia.

A minha terna esposa, com sua paciência e carinho infindáveis, que me apoia sempre e me faz ser mais humano.

A meus pais, que me ensinaram os valores nobres de um homem bom. Nunca faltaram quando necessitei.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

OTIMIZAÇÃO ÁGIL DO POSICIONAMENTO DE POÇOS EM RESERVATÓRIOS
DE ÓLEO E GÁS ATRAVÉS DE UM NOVO METAMODELO E
METAHEURÍSTICAS DE BUSCA LOCAL

Max de Castro Rodrigues

Março/2018

Orientadora: Beatriz de Souza Leite Pires de Lima

Programa: Engenharia Civil

Esta tese introduz dois novos métodos computacionais de otimização de posicionamento de poços, onde o objetivo final é maximizar o valor presente líquido (VPL) da produção de um reservatório de óleo e gás. Os métodos desenvolvidos e apresentados aqui estimam: a melhor localização para poços de produção vertical e direcional, a trajetória mais favorável para cada poço e a quantidade de poços da estratégia de malha de drenagem. Esses métodos buscam diminuir a necessidade de simulações através de metaheurísticas e técnicas de redução do espaço de busca. Cada método acompanha um algoritmo de base populacional totalmente novo. Além disso, a abordagem também usa um modelo substituto (metamodelo), que foi especialmente projetado para orientar o ciclo de otimização de forma a consumir menos simulações.

As experiências demonstram que os métodos alcançam resultados superiores em relação aos benchmarks produzidos e selecionados da literatura. A técnica proposta nesta tese oferece resultados de forma mais rápida (mais de duas vezes mais rápido), melhores valores de VPL e melhor robustez (desvio padrão muito menor). É capaz de ser adotada como uma solução completa de baixo custo computacional ou mesmo como um estágio inicial para um método de busca de longa duração. Como a população de soluções gerada durante o processo de busca é heterogênea, imagina-se que essa população possa servir de semente inicial para outros algoritmos de busca global.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

AN AGILE WELL PLACEMENT OPTIMIZATION TECHNIQUE TO OIL
AND GAS RESERVOIRS USING A NEW METAMODEL AND LOCAL SEARCH
METAHEURISTICS

Max de Castro Rodrigues

March/2018

Advisor: Beatriz de Souza Leite Pires de Lima

Department: Civil Engineering

To address the challenge of well placement optimization problem (WPO), this thesis introduces some new well placement optimization methods, for the estimation of the best location for vertical and directional production wells, including the best trajectory of each well and the number of them. The goal is to maximize the net present value (NPV) of production from an oil and gas reservoir with a low cost computational method. The methods try to run the simulator as few as possible by means of metaheuristics and search space reduction techniques. Some totally new population-based algorithms are the core of each of the proposed methods. Furthermore, the approach also uses a surrogate model, it was specially designed to guide the optimization cycle with less effort. The IMEX-CMG black-oil reservoir flow simulator yields the oil and gas production values and the PUNQ-S3 benchmark model was chosen to be the reservoir model of all experiments.

Experiments demonstrate the approach reach superior results over the produced benchmarks and over some solutions selected from the literature. The proposed technique delivers outcomes in a faster way (more than twice faster), better NPV values and better robustness (much lower standard deviation). It's able to be adopted as a complete low cost WPO solution or even as an early stage to a long-running method (providing good seeds).

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	1
1.1	Motivações.....	5
1.2	Objetivos.....	7
1.3	Hipóteses.....	7
1.4	Contribuições.....	8
1.5	Organização dos capítulos.....	8
2	O PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO DO POSICIONAMENTO DE POÇOS.....	10
2.1	Planejamento do desenvolvimento da produção.....	10
2.2	Características do poço de petróleo.....	11
2.3	Modelo geológico e modelo de simulação.....	16
2.4	A função objetivo.....	18
2.5	Modelos substitutos (metamodelos).....	19
2.6	Estado da arte.....	21
3	O MODELO SINTÉTICO PUNQ-S3.....	30
4	METODOLOGIAS PROPOSTAS.....	36
4.1	Um novo metamodelo bidimensional.....	38
4.1.1	VPL como resposta do metamodelo.....	40
4.1.2	Redução do espaço de busca.....	43
4.1.3	Um metamodelo de baixo custo.....	45
4.1.4	Ajustando o espaço de busca.....	51
4.1.5	Síntese da geração do metamodelo.....	56
4.1.6	Metamodelo como guia para criação de soluções candidatas.....	57
4.2	Otimização com quantidade definida de poços verticais.....	63
4.3	Otimização com quantidade variável de poços direcionais.....	66
5	EXPERIMENTOS.....	78
5.1	Configuração do cenário e da estratégia.....	79
5.2	Software de Referência.....	80
5.3	Modelo econômico de avaliação (VPL).....	84
5.4	Ambiente de execução de experimentos.....	88
5.5	Criação de benchmarks.....	88
5.5.1	Ótimo Global para estratégias com 2 poços verticais.....	88
5.5.2	<i>Benchmark</i> para estratégias com 3 poços verticais.....	91
5.5.3	<i>Benchmark</i> para estratégias com 4 poços verticais.....	93

5.5.4	Caso base com 6 poços verticais	95
5.5.5	Outros casos com 6 poços verticais	97
5.5.6	Caso de 10 poços de DING <i>et al.</i> (2014).....	99
5.5.7	Mitigando a incerteza dos resultados de 6 e 10 poços.....	100
5.5.8	Soluções do Software de Referência para poços direcionais	101
5.6	Método proposto - Otimização do posicionamento de poços verticais	103
5.7	Método proposto - Otimização do posicionamento de poços direcionais	108
6	ANÁLISE COMPARATIVA.....	113
6.1	Poços verticais	113
6.2	Poços direcionais	120
7	CONCLUSÃO.....	129
7.1	Trabalhos futuros	131
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	133

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 – Exemplo de malha de drenagem com poços produtores e injetores aplicados ao modelo de reservatório sintético UNISIM-I (AUGUST <i>et al.</i> , 2007).	1
Figura 1.2 – Exemplo de tamanho e custo computacional da simulação de modelos de alta resolução (DOGRU, 2011, OBI <i>et al.</i> , 2014).	2
Figura 2.1 - Etapas do projeto de E&P.	10
Figura 2.2 - Exemplo hipotético da complexidade estrutural e heterogeneidade de um campo com acumulação de hidrocarbonetos associado a um domo de sal (SCHLUMBERGER, 1998).	12
Figura 2.3 - Exemplo de estrutura geradora e armazenadora de petróleo (SILVA & CALMETO, 2012).	13
Figura 2.4 - Poço vertical com cabeça de poço e coluna de produção (GUO <i>et al.</i> , 2011).	14
Figura 2.5 - Tipos de poços no que se refere a trajetória (SILVA & CALMETO, 2012).	15
Figura 2.6 – Porosidade e permeabilidade da camada 1 do modelo sintético PUNQ-S3.	17
Figura 2.7 - Exemplo de Mapa de Qualidade de MASCHIO <i>et al.</i> (2008).	21
Figura 2.8 – Categorização dada por RAHMANIFARD & PLAKSINA (2018) para técnicas de otimização para a área de petróleo.	24
Figura 2.9 - Artigos que utilizam algoritmo genético para o problema de otimização do posicionamento de poços (ALQAHTANI <i>et al.</i> , 2012).	27
Figura 3.1 - Poços produtores do caso original do modelo PUNQ-S3 (FLORIS <i>et al.</i> , 2001).	32
Figura 3.2 - Modelo PUNQ-S3 visto de diferentes ângulos. As cores aplicadas as células da grade indicam a espessura de óleo calculada para o local.	33
Figura 3.3 - Mapas de permeabilidade e porosidade ilustrando a heterogeneidade petrofísica do modelo. São ilustrados também os mapas de pressão e de saturação. É possível visualizar a capa de gás e o aquífero no Mapa de Saturação.	34
Figura 3.4 - Visão dos valores de porosidade das 5 camadas do modelo PUNQ-S3.	34
Figura 3.5 - Visão dos valores de permeabilidade na direção dos eixos I e J das 5 camadas do modelo PUNQ-S3.	35
Figura 3.6 - Visão dos valores de permeabilidade na direção do eixo K das 5 camadas do modelo PUNQ-S3.	35
Figura 4.1 - Processo de otimização não automatizado conduzido por especialista.	36
Figura 4.2 – Fluxo de atividades ao ser executado o algoritmo que emprega os métodos propostos.	37
Figura 4.3 - a) Mapa de Qualidade, b) Mapa de Espessura Óleo.	39
Figura 4.4 – A espessura de óleo de uma coluna é equivalente ao somatório das espessuras de óleo de todas as células da própria coluna.	40
Figura 4.5 – Visualizando a influência dos parâmetros ao trocar o valor de produção de óleo pelo valor de VPL no Mapa de Qualidade, a) menor gasto com linhas de dutos, b) gasto intermediário com linhas de dutos, c) maior gasto com linhas de dutos.	41
Figura 4.6 - Visualizando em mesma escala de cores a influência dos parâmetros ao trocar o valor de produção de óleo pelo valor de VPL no Mapa de Qualidade, a) menor gasto com linhas de dutos, b) gasto intermediário com linhas de dutos, c) maior gasto com linhas de dutos.	42
Figura 4.7 - Redução do espaço de busca de SALLAM <i>et al.</i> (2017).	44
Figura 4.8 - a) Mapa de Espessura Óleo, b) Mapa de Espessura Óleo reduzido.	45

Figura 4.9 - Particionamento do mapa de Espessura Óleo e parâmetros utilizados. a) Mapa de Espessura Óleo reduzido, b) mapa já particionado em 7 grupos.	48
Figura 4.10 – Exemplos de estratégias definidas para a construção do Mapa de VPL. Cada estratégia possui 7 poços onde cada poço ocupa um grupo.	49
Figura 4.11 - Mapa de VPL inicial.	51
Figura 4.12 - a) Mapa de VPL inicial, b) iteração 1, c) iteração 2, d) Mapa de VPL expandido.	52
Figura 4.13 – Alguns exemplos de estratégias criadas na etapa de expansão com P_S igual a 70%, a) iteração 1, b) iteração 2, c) iteração 3.	53
Figura 4.14 - a) Mapa de VPL expandido, b) células selecionadas para descarte, c) Mapa de VPL final.	54
Figura 4.15 - a) Versão do Mapa de Qualidade com valor de VPL no lugar da produção de óleo, b) Mapa de VPL final (metamodelo).	55
Figura 4.16 – Mapa de VPL final em 3 execuções distintas do método com os mesmos parâmetros.	56
Figura 4.17 - Diagrama de fluxo de criação do metamodelo.	56
Figura 4.18 – Exemplos de regiões de interesse formadas por células de alto valor de VPL, (a) região para 1 poço, (b) região para 3 poços, (c) região para 5 poços.	58
Figura 4.19 – Agrupamentos de células para criação de soluções candidatas, (a) para 1 poço, (b) para 3 poços, (c) para 5 poços.	58
Figura 4.20 – Exemplos de duas famílias de soluções candidatas, a) projetada para produzir estratégias com 1 poço direcional, b) projetada para produzir estratégias com 3 poços direcionais, c) todas as trajetórias hipotéticas projetadas atravessam o Ponto de Interesse e obedecem as restrições.	60
Figura 4.21 - Por analogia, cada família de soluções ocupa um subdomínio do espaço de viabilidade do problema de otimização do posicionamento de poços.	61
Figura 4.22 – Dois exemplos de trajetórias hipotéticas (modelo PUNQ-S3).	62
Figura 4.23 - Configuração de poço com trajetória atravessando 9 células (9 segmentos) definida no arquivo de entrada do simulador IMEX.	62
Figura 4.24 - Substituição dos poços ao longo das iterações, o que leva à impressão de que estão caminhando no Mapa de VPL.	64
Figura 4.25 - Alcance de análise com distância Manhattan menor ou igual a 2. A substituição do exemplo só é possível por que a medida de distância é igual a 2.	65
Figura 4.26 - Fluxograma do método de otimização para poços verticais (MVert).	66
Figura 4.27 - Exemplo de cromossomo de EMERICK <i>et al.</i> (2009). A adição de novas variáveis ao cromossomo acarreta o aumento do espaço de busca.	67
Figura 4.28 - Exemplos de famílias de soluções para geração de soluções candidatas, a) para 3 poços, b) para 4 poços, c) para 5 poços.	69
Figura 4.29 - Exemplo de indivíduos gerados por uma família de 3 poços. Pode-se notar que os Pontos de Interesse da família são atravessados por todas as trajetórias em todos os indivíduos.	70
Figura 4.30 - Curva de VPL x Número de poços de DING <i>et al.</i> (2014). Pico da curva em 10 poços.	71
Figura 4.31 – Exemplo de etapa de Discernimento da quantidade de poços por estratégias. O procedimento iria até a décima iteração mas é interrompido.	73
Figura 4.32 - Funcionamento do ciclo de otimização em duas etapas, Discernimento + Competição. Os representantes gerados na etapa de Discernimento servem de entrada para a etapa de Competição.	74
Figura 4.33 - Visão geral da etapa de competição com os valores de VPL de cada indivíduo.	75

Figura 4.34 - Visão geral da etapa de competição com os valores de média de VPL de cada família.....	76
Figura 4.35 - Fluxograma do funcionamento do método para poços direcionais (MDir).	77
Figura 5.1 - Características e restrições do método de projeção de trajetórias.	79
Figura 5.2 - Produção de um poço informada no arquivo de saída IMEX (Obs.: o separador decimal é o ponto).....	87
Figura 5.3 - Ótimo global para estratégias de 2 poços verticais apresentado sobre diferentes mapas, a) Mapa de Espessura óleo, b) Mapa de Qualidade, c) Mapa de Qualidade com VPL.	89
Figura 5.4 – Domínio do VPL alcançado pelas melhores soluções do <i>benchmark</i> de 2 poços verticais.	90
Figura 5.5 – Melhor solução para estratégias de 3 poços verticais apresentada sobre diferentes mapas, a) Mapa de Espessura óleo, b) Mapa de Qualidade, c) Mapa de Qualidade com VPL.	92
Figura 5.6 – Domínio do VPL alcançado pelas melhores soluções do <i>benchmark</i> de 3 poços verticais.	93
Figura 5.7 - Melhor solução para estratégias de 4 poços verticais apresentada sobre diferentes mapas, a) Mapa de Espessura óleo, b) Mapa de Qualidade, c) Mapa de Qualidade com VPL.	94
Figura 5.8 - Domínio do VPL alcançado pelas melhores soluções do <i>benchmark</i> de 4 poços verticais.	95
Figura 5.9 – Melhores soluções encontradas em trabalhos associados ao problema com 6 poços verticais apresentadas sobre o Mapa de Qualidade, a) solução de NADERI & KHAMEHCHI (2017), b) solução de DING <i>et al.</i> (2016).	98
Figura 5.10 - Melhor solução encontrada em DING <i>et al.</i> (2014) para estratégias de 10 poços verticais apresentada sobre o Mapa de Qualidade.	99
Figura 5.11 - Melhores soluções do Software de Referência (SR) com o Mapa de Qualidade ao fundo, a) SR-BC com 3 poços, b) SR-BL com 4 poços.....	103
Figura 5.12 – Distribuição dos resultados do MVert para os 5 diferentes conjuntos (2, 3, 4, 6 e 10 poços verticais)	105
Figura 5.13 - Melhores soluções para poços verticais utilizando o MVert, a) solução de 3 poços, b) solução de 4 poços.	106
Figura 5.14 - Melhores soluções para poços verticais utilizando o MVert, a) solução de 6 poços, b) solução de 10 poços.	106
Figura 5.15 - Histograma do consumo de simulações nas 3 principais etapas do método de otimização para poços verticais (MVert).....	108
Figura 5.16 - Melhor solução encontrada para poços direcionais pelo MDir contextualizado no Mapa de VPL.	110
Figura 5.17 - Histograma do consumo de simulações nas 4 principais etapas do método de otimização para poços direcionais (MDir).	112
Figura 6.1 - Comparação do método proposto (MVert) com as soluções do <i>benchmark</i> de 2 poços verticais. Obs.: entre parênteses a quantidade de estratégias observadas...	114
Figura 6.2 - Comparação do método proposto (MVert) com as soluções do <i>benchmark</i> de 3 poços verticais. Obs.: entre parênteses a quantidade de estratégias observadas...	115
Figura 6.3 - Comparação do método proposto (MVert) com as soluções do <i>benchmark</i> de 4 poços verticais. Obs.: entre parênteses a quantidade de estratégias observadas...	117
Figura 6.4 - Comparação do método proposto com as soluções de outros trabalhos de 6 poços verticais. Obs.: entre parênteses a quantidade de estratégias observadas.	118
Figura 6.5 - Comparação do método proposto com as solução de 10 poços verticais de DING <i>et al.</i> (2014). Obs.: entre parênteses a quantidade de estratégias observadas....	119

Figura 6.6 - Resultados de 6 e 10 poços avaliados sem custo de linha de dutos.....	120
Figura 6.7 - Distribuição dos resultados de produção de óleo do método proposto MDir contra as duas variações de resultados do Software de Referência (SR).	122
Figura 6.8 - Distribuição dos resultados de VPL do método proposto MDir contra as duas variações de resultados do Software de Referência (SR).....	122
Figura 6.9 - Distribuição dos resultados de quantidade de simulações demandada do método proposto MDir contra as duas variações de resultados do Software de Referência (SR).	123
Figura 6.10 - Visualização da distribuição de valores de VPL em relação à demanda por simulações.	123
Figura 6.11 - Visualização da distribuição de valores de VPL em relação ao número de poços apresentado em cada estratégia do conjunto de resultados.	124
Figura 6.12 - Visualização da distribuição de valores de VPL em relação ao número de poços apresentado em cada estratégia do conjunto de resultados segregada por método/cenário.	125
Figura 6.13 - Curva de produção de óleo dos 20 resultados (rodadas) do método MDir.	125
Figura 6.14 - Curva de produção de óleo dos 20 resultados (rodadas) do método SR com busca curta (SR-BC).	126
Figura 6.15 - Curva de produção de óleo dos 20 resultados (rodadas) do método SR com busca longa (SR-BL).	126
Figura 6.16 - Curvas de produção de óleo sobrepostas e apresentadas em faixas com valores de média (20 resultados do MDir + 20 resultados do SR-BC).	127
Figura 6.17 - Curvas de produção de óleo sobrepostas e apresentadas em faixas com valores de média (20 resultados do MDir + 20 resultados do SR-BL).	128

LISTA DE TABELAS

Tabela 5.1 - Parâmetros do cenário.	83
Tabela 5.2 - Restrições operacionais e construtivas dos poços.	83
Tabela 5.3 - Parâmetros do algoritmo genético.	84
Tabela 5.4 – Conjunto de 10 melhores estratégias de 2 poços.	90
Tabela 5.5 - Conjunto de 10 melhores estratégias de 3 poços.	92
Tabela 5.6 - Conjunto de 10 melhores estratégias de 4 poços.	94
Tabela 5.7 - VPL de estratégias de outros trabalhos com 6 poços verticais.	99
Tabela 5.8 - VPL da melhor estratégia de com 10 poços verticais de DING <i>et al.</i> (2014).	100
Tabela 5.9 - Valores de VPL dos casos da literatura com custo de linha de dutos igual a zero.	101
Tabela 5.10 - Resultados do Software de Referência para busca curta e busca longa.	102
Tabela 5.11 – Resultados de VPL e número de simulações para o MVert.	104
Tabela 5.12 - Parâmetros específicos do método de otimização de poços verticais (MVert).	107
Tabela 5.13 - Resultados para o método de otimização do posicionamento de poços direcionais proposto.	109
Tabela 5.14 - Parâmetros específicos do método de otimização de poços direcionais (MDir).	110
Tabela 6.1 - Comparativo da otimização do posicionamento de 2 poços verticais. Na esquerda, 10 execuções de busca, e na direita, 10 melhores soluções do <i>benchmark</i>	114
Tabela 6.2 - Comparativo da otimização do posicionamento de 3 poços verticais. Na esquerda, 10 execuções de busca, e na direita, 10 melhores soluções do <i>benchmark</i>	115
Tabela 6.3 - Comparativo da otimização do posicionamento de 4 poços verticais. Na esquerda, 10 execuções de busca, e na direita, 10 melhores soluções do <i>benchmark</i>	116
Tabela 6.4 - Comparativo da otimização do posicionamento de 6 poços verticais. Na esquerda, 10 execuções de busca, e na direita, casos da literatura.	117
Tabela 6.5 - Comparativo da otimização do posicionamento de 10 poços verticais. Na esquerda, 10 execuções de busca, e na direita, o caso da literatura (DING <i>et al.</i> , 2014).	119
Tabela 6.6 - Resultados do Software de Referência e do método MDir para poços direcionais.	121

LISTA DE SÍMBOLOS

- $A_{i,j,k}$ – Altura (ou "espessura") da célula i,j,k (metros)
- Alc – Alcance do poço (metros)
- AT_{MR} – Área total do Mapa de Espessura Óleo reduzido (m^2)
- $Esp_{i,j}$ – Valor de “espessura” óleo da coluna i,j
- $CS_{i,j,k}$ – Comprimento do segmento de trajetória dentro de uma célula i,j,k (metros)
- i, j, k – Índices da grade do modelo de simulação
- $iter$ – índice da iteração da etapa de competição
- $minD$ – Mínima distância entre poços (metros)
- $maxK$ – Quantidade de camadas do modelo
- $minN_{PED}$ – Mínimo valor para N_{PED}
- $maxN_{PED}$ – Máximo valor para N_{PED}
- N_{FA} – Número de família análogas
- N_{CMR} – Número de células do Mapa de Espessura Óleo reduzido
- N_{EMV} – Número de estratégias iniciais para geração do Mapa de VPL
- N_{SC} – Número de soluções candidatas
- N_{PE} – Número de poços da estratégia analisada
- N_{PED} – Número de poços por estratégia para etapa de Discernimento
- N_{PEMV} – Número de poços por estratégia para construir o mapa de VPL
- N_R – Número de representantes (estratégias) em uma iteração na etapa de competição
- N_{RF} – Número de representantes (estratégias) gerados pela mesma família na etapa de competição até o momento
- $Lim_C(iter)$ – Limite (corte) em uma determinada iteração da etapa de competição (\$)
- Lim_{CF} – Limite (corte) da seleção de células da criação de famílias (m^2)
- Lim_D – Limite (corte) da etapa de Discernimento (\$)
- Lim_{MV} – Limite (corte) da primeira etapa de redução do mapa de VPL (%)
- Lim_{MV2} – Limite (corte) da segunda etapa de redução do mapa de VPL (\$)
- $Prod_o, Prod_g, Prod_a$ – Produção de óleo, gás e água (m^3)
- P_S – Probabilidade de substituição de um poço na etapa de expansão (%)
- $\phi_{i,j,k}$ – Porosidade da célula i,j,k (%)
- QT – Qualidade da trajetória
- RS^{iter} – Valor de referência superior em uma determinada iteração da etapa de competição (\$)

S_o, S_g, S_a – Saturação de óleo, gás e água (%)

$S_{o,i,j,k}$ – Saturação de óleo da célula i,j,k (%)

$VPL_{i,j}$ – VPL da célula (coluna) i,j do mapa de VPL (\$)

$VPL_{média}$ – Média do valor de VPL do mapa de VPL (\$)

$VPL_{média}^{iter}$ – Média do valor de VPL dos representantes (estratégias) de **diferentes** famílias **em** uma determinada iteração da etapa de competição (\$)

$VPL_{média_família}^{iter}$ – Média do valor de VPL dos representantes (estratégias) gerados pela **mesma** família **até** uma determinada iteração da etapa de competição (\$)

VPL_{melhor}^{iter} – Valor de VPL do representante (estratégia) de maior VPL **em** uma determinada iteração da etapa de competição (\$)

VPL_{pior} – Pior valor de VPL de um célula (coluna) encontrado no mapa de VPL (\$)

VPL_POCO_p – VPL relacionado a um poço de índice p na estratégia (\$)

VPL_{total} – VPL total da estratégia (somatório de VPL dos poços) (\$)

VPL_r – Valor de VPL do representante (estratégia) de índice “ r ” da etapa de competição (\$)

VPL_r^{iter} – Valor de VPL do representante (estratégia) de índice “ r ” em uma determinada iteração da etapa de competição (\$)

1 INTRODUÇÃO

Na indústria de óleo e gás em ambiente marítimo, projetos de exploração e produção apresentam longos ciclos de vida e, em sua maioria, necessitam de investimentos de alto risco (JACINTO, 2009, JAHN *et al.*, 2012). A etapa de desenvolvimento dos campos de óleo e gás define quais poços e equipamentos submarinos serão empregados. A construção destes poços e de seus respectivos sistemas de drenagem corresponde à maioria dos custos de desenvolvimento dos campos. Dentro da realidade brasileira, metade dos investimentos em campos do pré-sal são orientados para a construção e avaliação de poços, onde um poço custa entre US\$60 e US\$100 milhões de dólares (FATOS E DADOS PETROBRAS, 2014). Isto faz com que o processo de escolha da estratégia de desenvolvimento seja extremamente importante, tornando, por conseguinte, o processo de otimização de posicionamento de poços uma etapa imprescindível. Na Figura 1.1 um exemplo de estratégia de exploração com poços produtores e injetores.

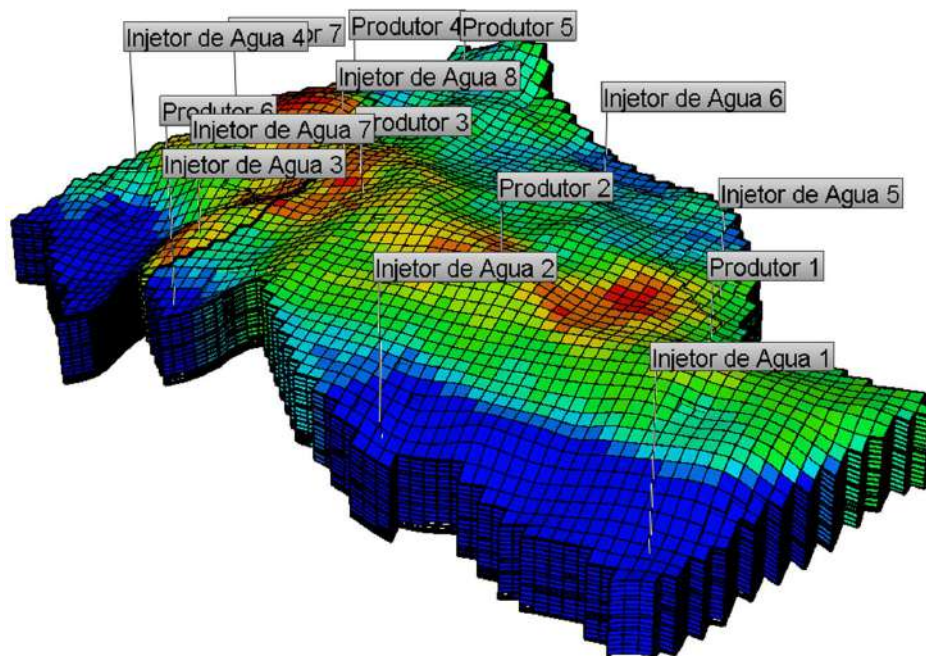


Figura 1.1 – Exemplo de malha de drenagem com poços produtores e injetores aplicados ao modelo de reservatório sintético UNISIM-I (AUGUST *et al.*, 2007).

O problema de otimização do posicionamento de poços é um problema fortemente não linear, depende de muitas variáveis e de uma diversidade considerável de restrições.

Relaciona-se também a um grande número de parâmetros, por exemplo, atributos dos fluidos, conectividade e heterogeneidade do reservatório, falhas, propriedades petrofísicas, instalações de superfície e submarinas, custos de perfuração, custos de operação, custos de abandono, etc. (BOUZARKOUNA *et al.*, 2012, LYONS & NASRABADI, 2013). Diante dessa complexidade, a resolução desse problema demanda o uso de simuladores de fluxo, o que pode levar a um consumo de tempo expressivo, ainda mais quando o modelo utilizado possui uma alta resolução com milhões de células (ARIADJI *et al.*, 2014, PARK *et al.*, 2017) ou até bilhões de células, como os cenários da Figura 1.2 relatados por DOGRU (2011) e OBI *et al.* (2014). Ciclos longos de resolução desse problema são proibitivos, principalmente quando o tempo da tomada de decisão é um ponto sensível e/ou os recursos computacionais disponíveis estão subdimensionados.

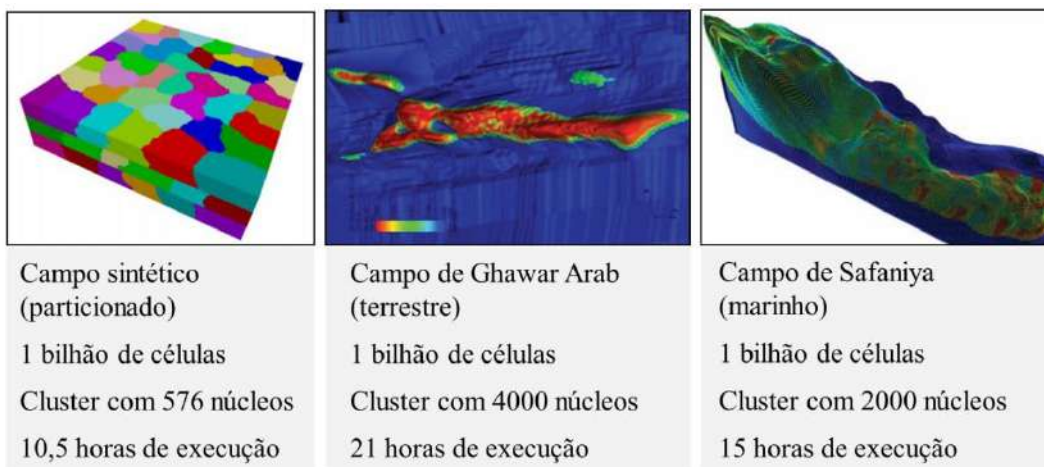


Figura 1.2 – Exemplo de tamanho e custo computacional da simulação de modelos de alta resolução (DOGRU, 2011, OBI *et al.*, 2014).

Este trabalho propõe aperfeiçoar e acelerar esse processo de tomada de decisão através do uso de técnicas de inteligência computacional, de forma a inferir o posicionamento favorável à construção de poços produtores de forma expedita. A ideia central é reproduzir parcialmente a tomada de decisão do especialista no assunto, o engenheiro de petróleo, que é o profissional responsável pelo Planejamento do Desenvolvimento da Produção. A premissa maior é de que o processo de tomada de decisão humana é muito eficaz devido ao carregamento da experiência e das inferências sofisticadas do profissional, que geralmente é altamente treinado, sendo possível assim alcançar bons resultados no método computacional com a agregação das inferências do raciocínio humano. Para tanto, a tentativa de se empregar informações *a priori*

fornecidas pelo modelo de simulação também integra o escopo da pesquisa. A proposta deste trabalho pretende abordar o problema de otimização do posicionamento de poços sob o ponto de vista computacional exclusivamente, não interferindo nas informações dos modelos de reservatório, mas somente consumindo-as, e ainda considerando o simulador como uma caixa-preta, ou seja, observando somente sua resposta diante de entradas arbitradas.

Os métodos desenvolvidos durante a pesquisa estimam o posicionamento dos poços produtores em campos desenvolvidos com a estratégia de recuperação primária, abordando também outras características como a quantidade de poços e a trajetória dos mesmos. A recuperação primária de petróleo e gás é impulsionada unicamente pela energia natural disponível reservatório, que é devido à intensa pressurização dos fluidos e da rocha (SATTER & IQBAL, 2015). Na recuperação primária, a energia do reservatório é liberada gradualmente conforme os hidrocarbonetos são produzidos. A energia natural também é fornecida por aquíferos adjacentes à zona de produção, o que é conhecido como mecanismo de produção com aquífero, caso específico que é abordado neste trabalho.

Os dois métodos de otimização apresentam complexidades diversas, ou seja, os métodos foram desenvolvidos para demandas diferentes. O método mais simples seleciona locais para poços verticais em estratégias de múltiplos poços, exigindo que se defina a quantidade de poços desejada. O segundo método é mais complexo, mas se apresenta mais flexível, infere quais são as trajetórias direcionais mais favoráveis e não exige a definição de uma quantidade de poços fixa, mas sim uma faixa limite de busca, por exemplo, entre 1 e 10 poços. Ambos os métodos são baseados em população de soluções e utilizam suas próprias metaheurísticas, desenvolvidas exclusivamente para o problema.

De forma a ter um esforço computacional menor, foi desenvolvido um metamodelo bidimensional que auxilia os métodos supracitados. O metamodelo em questão, além de fornecer uma visão simplificada da resposta do simulador, se apresenta como um redutor do espaço de busca, conseqüentemente reduzindo a necessidade de chamadas ao simulador numérico. Este novo metamodelo agiliza as inferências das metaheurísticas e é parte essencial dos métodos propostos, sendo uma contribuição importante deste trabalho. Uma característica importante do metamodelo é sua independência das

metaheurísticas, podendo ser utilizado separadamente em outros trabalhos com diferentes métodos de otimização.

O propósito dos métodos desenvolvidos neste trabalho é a maximização do retorno financeiro dos projetos de malha de drenagem, portanto um indicador econômico foi selecionado para calcular este retorno, este é o Valor Presente Líquido (VPL). O VPL é um indicador usual e muito utilizado em diversos trabalhos da literatura bem como em softwares comerciais. O cálculo do VPL aplicado neste trabalho considera valores como: vazão dos hidrocarbonetos, vazão de água, preço dos hidrocarbonetos, custos de produção, custos de perfuração, custos operacionais, custos de manutenção, royalties, impostos, custos de abandono, custos com linha de dutos *etc.*

O simulador numérico de fluxo em reservatórios utilizado foi o IMEX-CMG, fornece a predição da produção de hidrocarbonetos em um horizonte de produção pré-definido para um determinado modelo de reservatório, sendo que o modelo PUNQ-S3 foi o selecionado para os experimentos deste trabalho. Para obter uma comparação confiável foi utilizado um software que oferece, dentre outras funcionalidades, um otimizador de posicionamento de poços robusto e que utiliza um algoritmo evolutivo para efetuar a busca.

Os resultados dos experimentos e as análises efetuadas demonstram que os métodos apresentados são muito promissores. Em determinados cenários a proposta chega a ser 8 vezes mais rápida computacionalmente que o software utilizado como base comparativa, apresentando um valor equivalente de retorno financeiro e maior robustez comprovada por um desvio padrão com uma ordem de grandeza inferior. Independentemente do cenário, os resultados são positivos sob diversos aspectos, e abrem caminho para uma nova forma de abordagem para problema de otimização do posicionamento de poços. O uso de heurísticas de redução do espaço de busca, imitando o raciocínio do engenheiro de petróleo, se mostra válido e interessante diante das observações feitas nesta tese, indicando que este tipo de abordagem merece atenção em trabalhos futuros.

Observação: Neste trabalho, um modelo de simulação numérica sem poços é chamado de “cenário”, enquanto um cenário que recebeu poços inferidos pelo método se chama “alternativa”, “estratégia” ou “solução”. Assim sendo, o método proposto neste trabalho tem como entrada um cenário, e como saída uma ou mais estratégias.

1.1 Motivações

As motivações para a criação de um novo método, associadas a esta tese de doutorado, podem ser categorizadas como científicas e econômicas.

Sob o ponto de vista científico, as principais motivações são:

- O problema de otimização do posicionamento de poços não é recente (CLARK *et al.*, 1944) e vem sendo estudado ao longo de décadas (BECKNER & SONG, 1995, SEIFERT *et al.*, 1996, PAN & HORNE, 1998, IERAPETRITOU *et al.*, 1999, NORRENA & DEUTSCH, 2002). É um problema complexo devido a forte não linearidade do problema e alta dimensionalidade, exigindo métodos e algoritmos sofisticados ainda nos dias de hoje. Prova disto é a produção diversificada e ampla de trabalhos científicos em torno do assunto na atualidade (CARDOSO *et al.*, 2017, HAMIDA *et al.*, 2017, NADERI & KHAMEHCHI, 2017, PARK *et al.*, 2017, SAYYAFZADEH, 2017, GHANEM *et al.*, 2018).
- Os métodos atuais da literatura propostos para o problema de otimização do posicionamento de poços, geralmente, são muito custosos, necessitando de muitas iterações baseadas em simulação numérica de reservatórios de óleo e gás. Sofrem da maldição da dimensionalidade (POWELL, 2011, WALTER, 2014) por não reduzir o espaço de busca substancialmente, algo que um especialista humano faz naturalmente analisando e ponderando sobre a informação *a priori*. Levanta-se aqui a hipótese de que através da redução ponderada do espaço de busca e da dimensionalidade do problema, pode-se chegar a resultados confiáveis e diminuição do custo computacional.
- Os métodos propostos para o problema de otimização do posicionamento de poços, muitas vezes, exploram pouco o viés espacial do problema, ou seja, observam pouco as relações topológicas, geográficas e geométricas inerentes ao problema. Este entendimento advém do fato de que os modelos geológicos são construídos a partir de métodos geoestatísticos, sendo as feições espaciais extremamente relevantes. Levanta-se aqui a hipótese de que uma vez consideradas fundamentais as relações espaciais existentes entre os diversos elementos do problema, os resultados da busca podem ser mais eficazes.

- Disponibilidade de diversas técnicas de inteligência computacional e de aprendizado de máquina na atualidade, bem como a forte presença de métodos de otimização utilizando metaheurísticas na indústria do petróleo, justificando a escolha do tema (ALQAHTANI *et al.*, 2012, RIOS & SAHINIDIS, 2013, RAHMANIFARD & PLAKSINA, 2018).
- Os experimentos apresentados em trabalhos associados ao problema de otimização do posicionamento de poços, fazem pouco ou nenhum uso de problemas de *benchmark*, de forma que os resultados e conclusões tem pouca confiabilidade para uso amplo. Diversos métodos utilizam informações de modelos proprietários (EMERICK *et al.*, 2009, BUKHAMSIN *et al.*, 2010, FENG *et al.*, 2012, ARIADJI *et al.*, 2014), dificultando a reprodutibilidade dos métodos. Com a baixa confiabilidade traz-se a tona a incerteza quanto aos resultados atuais. Portanto, um trabalho com experimentos bem definidos e reprodutível, se torna útil para o meio científico associado ao problema em questão.
- Visão do pesquisador de que existe espaço para a modelagem de uma nova forma de abordagem para o problema, aproveitando a experiência do mesmo em problemas de otimização com restrição através de algoritmos evolutivos, aprendizado de máquina, geoestatística e engenharia de reservatórios.

Sob o ponto de vista econômico, as motivações são:

- Projetos de E&P envolvem cifras elevadas (em bilhões de dólares) e de alto risco associado (JACINTO, 2009, JAHN *et al.*, 2012, ABDEL-AAL & ALSAHLAWI, 2013, MERROW, 2012). Portanto, são projetos que necessitam de métodos de planejamento e tomada de decisão que mitiguem os riscos e maximizem o retorno financeiro.
- Etapas de Planejamento do Desenvolvimento da Produção exigem ciclos longos de tomada de decisão devido ao elevado grau de incerteza dos modelos geológicos, podendo levar a perda de oportunidades (MERROW, 2012). Minimizando o tempo de resposta dos métodos, a tomada de decisão terá menos probabilidade de perda de oportunidade.

1.2 Objetivos

A presente pesquisa tem como objetivos:

- Desenvolver metodologias computacionais para buscar o melhor posicionamento possível para a alocação de poços em reservatórios de óleo e gás, visando maximizar o retorno financeiro dos projetos de produção.
- Minimizar o custo computacional do processo de otimização, acelerando o planejamento de malhas de drenagem.
- Apresentar resultados baseados em um modelo de simulação (PUNQ-S3) utilizado em outros trabalhos (GUYAGULER & HORNE, 2001, DING *et al.*, 2014, DING *et al.*, 2016, SAYYAFZADEH, 2017, HAMIDA *et al.*, 2017, NADERI & KHAMEHCHI, 2017) e que está disponível para o público em geral (FLORIS *et al.*, 2001, BARKER *et al.*, 2001), de forma a tornar os experimentos reproduzíveis independentemente do acesso a modelos de reservatório proprietários. Efetuar experimentos utilizando esse modelo e formar *benchmarks* robustos, abrindo caminho para que trabalhos futuros possam utilizar este como base comparativa.

1.3 Hipóteses

Hipótese defendidas que foram validadas ao longo da pesquisa:

- A utilização de inferências do especialista no problema de posicionamento de poços promove a **redução de tempo dos processos** do sistema de otimização e a melhoria dos resultados de busca.
- Um **processo de otimização expedito**, para problemas com função objetivo de custo elevado, consegue fornecer soluções competitivas e se tornar útil mesmo não fornecendo soluções no ótimo global. O retorno de soluções em ótimos locais se torna suficiente se os métodos usados apresentam uma boa relação custo-benefício.
- O problema do posicionamento de poços, ao ser tratado com um algoritmo computacional **aplicado ao problema específico**, obtém melhores resultados

que métodos genéricos e pode mitigar o problema da maldição da dimensionalidade (POWELL, 2011, WALTER, 2014).

1.4 Contribuições

As contribuições deste trabalho são:

- Demonstrar que é possível obter resultados superiores com muito menos recursos computacionais para o problema de otimização do posicionamento de poços. Os resultados apresentados aqui levam a crer que a fronteira de desempenho de métodos voltados ao tema ainda está por ser definida, e por isso merece uma investigação mais aprofundada.
- Um novo metamodelo bidimensional da resposta do simulador de fluxo em reservatórios, equivalente ao conhecido Mapa de Qualidade (DA CRUZ *et al.*, 1999), mas que demanda uma quantidade de simulações uma ordem de grandeza abaixo.
- Dois métodos computacionais de otimização para o problema de otimização do posicionamento de poços, utilizando abordagens inovadoras com novas heurísticas.
- Demonstração de que associando o conhecimento do especialista ao método computacional, obtêm-se grandes melhoras nos processos de busca associados ao problema de otimização do posicionamento de poços.
- Criação de *benchmarks* baseados em simulações de reservatório do modelo PUNQ-S3 associada ao assunto, que poderão servir de referência para outros trabalhos da área.

1.5 Organização dos capítulos

O presente texto está dividido em 8 capítulos. O Capítulo 1 faz uma breve introdução desta tese e descreve as motivações, objetivos, hipóteses e contribuições deste trabalho. O Capítulo 2 discorre brevemente sobre a indústria de óleo e gás e expõe informações fundamentais para o entendimento da fase de planejamento do

desenvolvimento da produção, pois nela se insere o problema abordado nesta tese. Aproveita para discutir sobre poços de petróleo, modelos de simulação e trabalhos encontrados na literatura associados a este trabalho. O Capítulo 3 trata brevemente do modelo sintético de reservatório PUNQ-S3, explicando o motivo de sua escolha para os experimentos. O Capítulo 4 apresenta a essência deste trabalho, nele se encontram os métodos propostos e suas justificativas. No Capítulo 5 são apresentados os experimentos para a formação dos *benchmarks* e dos conjuntos de resultados utilizados nas análises comparativas. Todos os resultados produzidos pelos métodos propostos são comparados com valores de alguma origem antagonista, e é no Capítulo 6 que essa análise é feita. O Capítulo 7 oferece as conclusões finais do trabalho e no Capítulo 8 são listados os trabalhos esperados para o futuro associados a esta tese.

2 O PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO DO POSICIONAMENTO DE POÇOS

2.1 Planejamento do desenvolvimento da produção

No contexto da indústria de petróleo, os projetos de exploração e produção (E&P) de campos de óleo e gás tem um ciclo de vida esperado longo, em torno de 20 a 30 anos. Projetos de E&P contem muitas etapas (Figura 2.1) e exigem alto investimento com elevado risco associado (JACINTO, 2009, JAHN *et al.*, 2012), sendo que 78% dos projetos da indústria de óleo e gás não chegam ao retorno planejado, apresentando custos além dos planejados e atrasos (MERROW, 2012).



Figura 2.1 - Etapas do projeto de E&P.

A etapa de Planejamento do Desenvolvimento da Produção (PDP) define quais poços e equipamentos submarinos serão implantados, projetando assim a malha de drenagem dos hidrocarbonetos. A construção de poços e dos sistemas de escoamento respectivos corresponde de 60% a 70% dos custos de desenvolvimento do campo, tornando o processo de seleção da estratégia de desenvolvimento extremamente

importante (JACINTO, 2009). O investimento financeiro para estabelecer a malha de drenagem é muito elevado e a tomada de decisão associada se baseia em muita incerteza (JAHN *et al.*, 2012, ABDEL-AAL & ALSAHLAWI, 2013), isto faz com que seja imprescindível um processo otimizado de seleção das melhores configurações para a malha. Inscritas nesse processo estão as decisões sobre os locais dos poços produtores e injetores a serem implantados, assim como suas configurações de trajetória.

As análises respectivas à etapa de Planejamento do Desenvolvimento da Produção dependem dos modelos de reservatório construídos em etapas anteriores, e estes modelos são baseados em poucas informações de levantamento feitas “in loco” e se utilizam de muitas inferências, levando a modelos com muita incerteza. A predição de produção de hidrocarbonetos e água é feita utilizando-se técnicas de simulação numérica do escoamento multifásico em meio poroso, que são computacionalmente custosas e efetuadas observando-se um único modelo de simulação. Cada modelo de simulação é o resultado do preparo e do tratamento de um único modelo geológico. Como os reservatórios podem ser modelados utilizando-se técnicas diferentes, o mesmo objeto de estudo pode ter muitos modelos possíveis chamados “realizações” do modelo geológico (ALPAK *et al.*, 2015), e, por conseguinte, também terá muitos modelos de simulação. Sendo assim, a tomada de decisão a respeito das estratégias de desenvolvimento é impactada pela necessidade de execução de muitas simulações.

2.2 Características do poço de petróleo

Um poço de petróleo é, em sua forma mais simples, uma cavidade em forma cilíndrica que vai da superfície até um local mais profundo. Seu objetivo é permitir que os hidrocarbonetos (óleo e gás) se desloquem do local onde estão aprisionados (reservatório) para a superfície, e uma vez surgindo na superfície possam ser coletados, tratados e armazenados para comercialização ou refino. A escolha do local para receber um poço é um desafio ao mesmo tempo geológico e financeiro. As dimensões de um campo de petróleo são na ordem de quilômetros enquanto um poço tem um diâmetro na ordem de centímetros, o que é uma disparidade de alcance que dificulta a escolha do melhor local para o poço. A heterogeneidade das bacias e campos petrolíferos é uma característica que torna desafiadora a modelagem geológica necessária para o planejamento de E&P (Ver Figura 2.2). Associados a essas dificuldades estão os custos

elevados vinculados ao levantamento geológico e posterior construção dos poços, tornando a decisão de perfuração de um poço extremamente sensível.

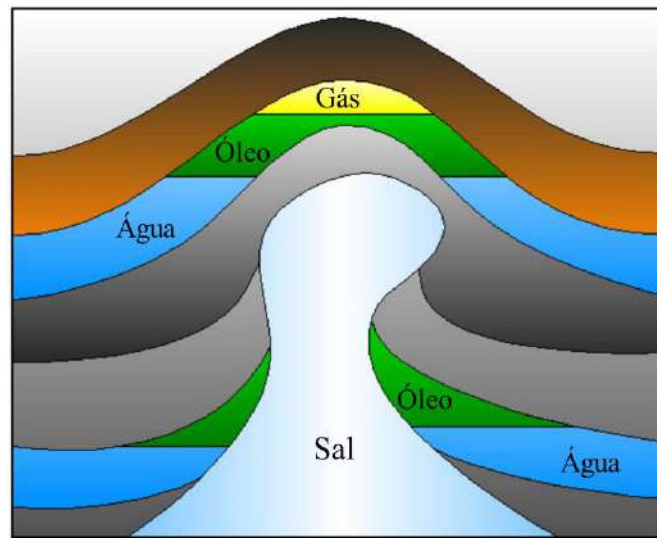


Figura 2.2 - Exemplo hipotético da complexidade estrutural e heterogeneidade de um campo com acumulação de hidrocarbonetos associado a um domo de sal (SCHLUMBERGER, 1998).

Observação: Para ilustrar a complexidade da construção de um poço, uma analogia é bem-vinda. Perfurar um poço em campo de petróleo é como tentar alcançar uma esponja (de uso caseiro) embebida em óleo colocada no interior de um bloco de concreto do tamanho de uma casa.

Encontrar o local adequado para perfuração do poço é uma tarefa que exige muito investimento em fases anteriores de levantamento. Especialistas como geólogos e geofísicos se debruçam sobre o problema por muito tempo, em uma atividade de modelagem das superestruturas de interesse. Na Figura 2.3 observa-se a visão geral da superestrutura que compõem uma jazida de petróleo em ambiente terrestre, usualmente conhecida como campo de petróleo. Em ambiente marinho, a estrutura em rocha é similar, mas com a adição de uma lâmina d'água acima da superfície. Ainda na Figura 2.3, notam-se dois poços atravessando o meio rochoso e alcançando o meio poroso, onde se observam a zona do gás (capa de gás) e a zona do óleo.

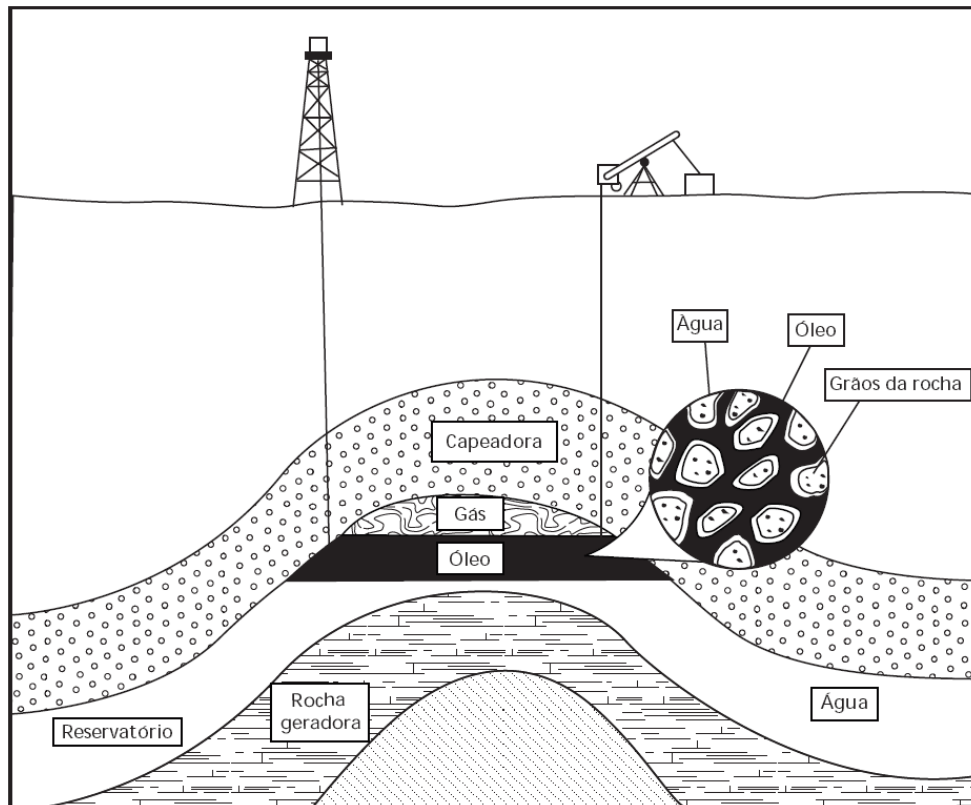


Figura 2.3 - Exemplo de estrutura geradora e armazenadora de petróleo (SILVA & CALMETO, 2012).

Um poço produtor de petróleo é uma estrutura complexa, de construção demorada e difícil. Em ambiente marinho essas características ainda se agravam com a existência de lâminas d'água extensas que exigem métodos construtivos mais complexos. Perfurar um meio rochoso até um ponto de interesse centenas ou milhares de metros abaixo, e ao mesmo tempo evitar o desmoronamento e manter a passagem livre, é uma tarefa de alto custo financeiro e arriscada. Portanto, a perfuração de um poço em um campo de petróleo é um evento singular para uma empresa do ramo, logo é planejado com extrema cautela sob um processo decisório longo, que demanda o envolvimento de profissionais de várias disciplinas (geólogos, geofísicos, engenheiros *etc.*).

Fisicamente, o local para o posicionamento de um poço de petróleo é um ponto no espaço tridimensional, definido por uma coordenada geográfica seguindo algum sistema de referência. O local é na verdade o ponto de entrada do poço no solo, podendo ele ser em ambiente terrestre ou marítimo. Em ambiente marítimo a superestrutura supracitada está abaixo da lâmina d'água. No ponto de entrada geralmente é construída a cabeça de poço (Figura 2.4) e abaixo dela é aplicado o revestimento de poço (GUO *et al.*, 2011). O revestimento é uma estrutura metálica cilíndrica que isola o interior da coluna de

perfuração, promovendo a separação entre o poço e a rocha no entorno. Em determinada profundidade selecionada pelo especialista, onde se encontra o reservatório de petróleo, o revestimento é aberto para que os fluidos penetrem na coluna de produção e sigam no sentido da superfície. As aberturas do revestimento metálico para o meio poroso são produzidas por métodos diversos, dentre eles estão o atravessamento de projéteis (canhoneio) e os métodos de corte a laser. Decidir onde produzir aberturas é uma tarefa que demanda um planejamento cuidadoso, aberturas feitas em locais com alta saturação de água permitirão a surgência da água para dentro da coluna e a queda de desempenho da produção. Portanto, a modelagem dos limites entre a zona do óleo e a zona da água (contato água-óleo) é crucial para um bom projeto de poço. Na Figura 2.4 a zona com água conata é respeitada para que somente o óleo seja produzido. O mesmo conceito vale para reservatórios com forte presença de gás, formando uma capa de gás acima da zona do óleo, há de se evitar aberturas para zona do gás caso o interesse seja o óleo.

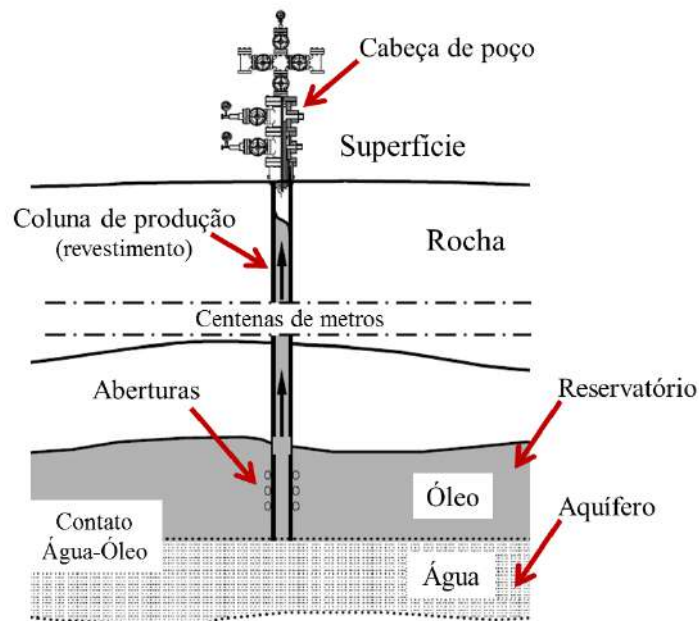


Figura 2.4 - Poço vertical com cabeça de poço e coluna de produção (GUO *et al.*, 2011).

O problema de posicionamento não se limita somente ao local onde o poço deve ser construído. O poço pode ter formas diferentes, a mais simples é a configuração com a trajetória vertical, que geometricamente é um segmento de reta iniciando na superfície (em terra ou leito marinho) e apontando no sentido do Nadir (para o centro do planeta). No que tange a trajetória, um poço de petróleo pode ter um ângulo de inclinação em relação a vertical, sendo chamado de poço direcional (ver Figura 2.5). Por convenção,

quando esse ângulo é demasiadamente grande, se aproximando de 90°, o poço é chamado de horizontal.

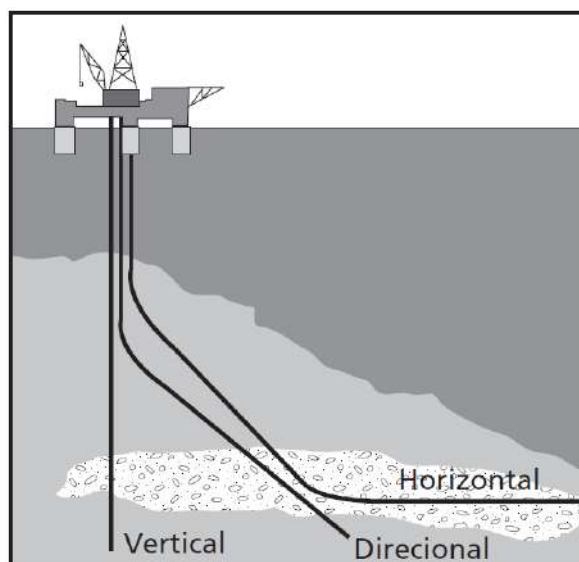


Figura 2.5 - Tipos de poços no que se refere a trajetória (SILVA & CALMETO, 2012).

Poços mais modernos podem apresentar configurações mais sofisticadas, podendo ter uma geometria diversificada com múltiplos eixos divergentes, como uma espinha de peixe que possui uma coluna central com ramificações, sendo chamado de poço multilateral. A trajetória é uma das características principais do problema e costuma aparecer como uma variável de decisão no processo de otimização (YETEN *et al.*, 2013, HANEA *et al.*, 2017), é ela que determina a região alcançável de exposição do poço ao meio poroso. A definição das regiões ao longo da trajetória que serão expostas ao meio poroso, chamadas zonas de completação, pode integrar o problema de otimização do posicionamento de poços (EMERICK *et al.*, 2009, CARDOSO *et al.*, 2017). Um dos objetivos de se definir as zonas de completação é evitar a exposição do poço a zonas de água e de baixa produção.

O problema de otimização do posicionamento de poços pode abranger também o agendamento de perfuração, da abertura e do fechamento dos poços (GUYAGULER, 2002, ÖZDOGAN, 2004), considerado importante para a manutenção da pressão de reservatório e para evitar a formação de cones de água e gás. CULLICK *et al.* (2004) utilizaram um algoritmo de Monte Carlo para efetuar uma busca global por soluções para o agendamento de unidades de produção, a capacidade associada a elas e a quantidade de poços. SIDDIQUI *et al.* (2015), além de buscarem o melhor

posicionamento para poços produtores e injetores, também buscaram as melhores configurações de vazão de injeção e produção utilizando algoritmos estocásticos.

2.3 Modelo geológico e modelo de simulação

O modelo geológico de reservatório é construído e ajustado a partir de dados de diversas fontes, sendo aqueles provenientes de levantamentos feitos *in loco* os mais importantes e caros. Dentre os principais métodos de levantamento (JAHN *et al.*, 2012) estão: levantamentos remotos (magnético, gravitacional e sísmico), perfilagem de poço com cabos, testemunhagem, amostragem lateral, amostragem de fluidos *etc.*

Os levantamentos remotos precisam de modelos de interpretação sofisticados, sendo possível encontrar muitos deles disponíveis na literatura, sendo responsabilidade dos especialistas selecioná-los. A existência de modelos diversos de interpretação impacta a definição objetiva do modelo geológico, abrindo espaço para a geração de múltiplos modelos de um mesmo campo de petróleo, as já citadas “realizações” do modelo.

Levantamentos *in loco* como a testemunhagem e amostragem de rocha entregam uma informação extremamente rica e confiável, visto que permitem a análise e aferição de rochas e fluidos pertencentes ao poço, mas também precisam de modelos de interpretação (COUTINHO *et al.*, 2010). Porém, o poço possui um volume quase desprezível em relação ao campo de petróleo, tornando a informação recuperada limitada a vizinhança do poço. Como a perfuração e construção de um poço exploratório em ambiente marinho costuma estar associada a custos elevados, somente poucos poços são efetivamente perfurados para este tipo de levantamento, o que torna ainda mais escasso o conhecimento a respeito do meio poroso do reservatório.

Para que seja possível prever a produção de óleo e gás de um campo, é preciso utilizar um simulador numérico de fluxo, que espera como entrada um modelo de simulação. O modelo de simulação surge através de um tratamento das informações do modelo geológico, nesse processo os atributos do modelo são transferidos para uma escala mais grosseira (processo de *Upscaling*) (SATTER *et al.*, 2008, EZEKWE, 2010) para que a simulação seja feita em um tempo computacional viável. Isso agrava ainda mais o fato do modelo geológico já ser impregnado de incertezas. Há de ser considerado também que uma vez gerado o modelo de simulação, ele não é absoluto,

sendo ajustado ao longo do ciclo de vida do campo de petróleo (EMERICK & REYNOLDS, 2013) em um processo conhecido como “ajuste de histórico” (*History Matching*).

O modelo de simulação contém diversas características do meio poroso, como: porosidade, permeabilidade, transmissibilidade, regiões nulas *etc.* Na Figura 2.6 pode-se observar um exemplo da distribuição das propriedades de porosidade e permeabilidade em um modelo de simulação. Ainda na Figura 2.6, observa-se a nítida heterogeneidade das características petrofísicas. Quanto maior a heterogeneidade do modelo, mais complexas são as relações físicas envolvidas, tornando a resposta do simulador ainda mais não linear.

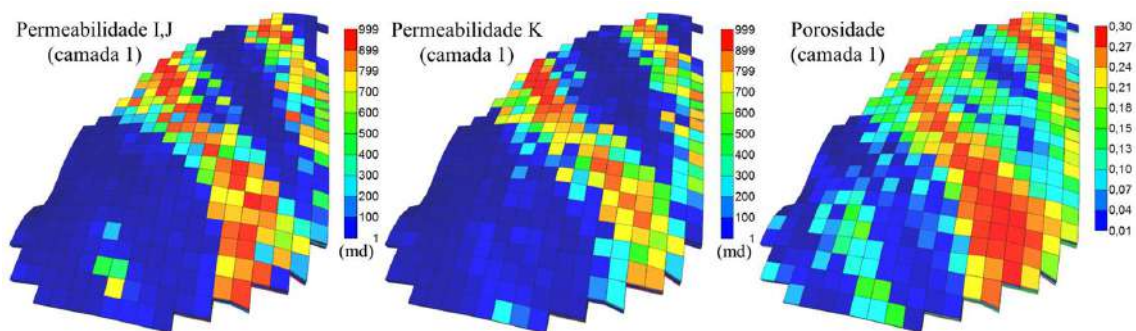


Figura 2.6 – Porosidade e permeabilidade da camada 1 do modelo sintético PUNQ-S3.

A confiabilidade dos resultados de um método que tenta resolver o problema de otimização do posicionamento de poços costuma ser baixa, pois geralmente a função objetivo utilizada se baseia em um único modelo de simulação. Como esse modelo é derivado de um processo de transferência de escala (*Upscaling*) das características do modelo geológico, muita informação do modelo original se perde. O modelo geológico por si só já é um modelo com alto grau de incerteza devido a processo de construção fundamentado em dados esparsos. Com a existência de múltiplos modelos para um mesmo reservatório, cada um desses modelos passa a ser conhecido como uma “realização” do modelo geológico. Deste modo, o problema de otimização do posicionamento de poços se apresenta como um problema extremamente sensível às incertezas de seus dados de entrada, exigindo um tratamento cauteloso sob o ponto de vista da confiabilidade.

Devido ao alto grau de incerteza dos modelos, já supracitado, algumas abordagens buscam mitigar o problema utilizando múltiplos modelos (SATTER *et al.*, 2008,

EZEKWE, 2010) para a geração de uma função objetivo mais confiável. ALPAK *et al.* (2015) trataram o problema do posicionamento utilizando esse mesmo conceito de múltiplas realizações, e de forma a economizar em chamadas a um simulador, aplicaram uma função objetivo baseada nas equações de balanço de massa para a vizinhança dos poços. WANG *et al.* (2012) desenvolveram um *framework* chamado otimização retrospectiva (*Retrospective Optimization*), considerando múltiplas realizações do modelo, onde podem ser acoplados métodos de busca tanto determinísticos quanto estocásticos.

2.4 A função objetivo

Assim como outros problemas de otimização convencionais, o processo de busca do problema de otimização do posicionamento de poços precisa de uma função objetivo. A função objetivo mais utilizada na literatura emprega um simulador numérico de fluxo em reservatório (SATTER *et al.*, 2008, ERTEKIN *et al.*, 2001, ROSA *et al.*, 2006, CHEN, 2007, MESSER, 2008), podendo também ser empregados métodos analíticos como o balanço de massa (SATTER *et al.*, 2008, ROSA *et al.*, 2006, ALPAK *et al.*, 2015), simuladores de linhas de corrente (*streamline*) como o utilizado por AFSHARI *et al.* (2011) dentre outros. O simulador ao fim de sua execução responde com valores de produção de óleo, gás e água, acompanhados dos períodos em que a produção ocorreu para cada poço definido na alternativa. Este trabalho utiliza o simulador IMEX (IMEX USER GUIDE Version 2015) da empresa CMG, um simulador de modelo Black Oil (ROSA *et al.*, 2006, AHMED, 2010, LAKE *et al.*, 2007). O modelo de simulação é utilizado como a entrada principal para a execução de um simulador como o IMEX e contém: especificação da grade que define o volume, características petrofísicas (ROSA *et al.*, 2006, ARCHIE, 1950), poços produtores e injetores, configurações da simulação *etc.* Sob o ponto de vista da otimização, cada estratégia ao longo do processo é uma possível solução para o problema de otimização, sendo assim também chamada de solução candidata.

Houve um tempo em que o Governo brasileiro tinha uma política de abastecimento de combustíveis que visava o provimento pleno da demanda, e para estes casos bastava maximizar a produção de petróleo, independente do retorno financeiro. Como esta realidade ficou no passado, a produção de hidrocarbonetos deve ser maximizada, mas depende de fatores econômicos para se tornar rentável, portanto a função objetivo

naturalmente deve ter um modelo econômico associado além da produção de hidrocarbonetos. O modelo econômico pode ser complexo e sofisticado, pois depende de características externas ao contexto geológico, podendo considerar diversas variáveis como: custos diversos (investimento, operação, abandono de poço, equipamentos), impostos, royalties, preço dos hidrocarbonetos *etc.* Como exemplo de modelos econômicos tem-se: Valor Presente Líquido (VPL), Coeficiente de retorno (CR) e Taxa Interna de Retorno (TIR) (MEZZOMO, 2001).

2.5 Modelos substitutos (metamodelos)

O problema de otimização do posicionamento de poços é normalmente abordado utilizando-se simuladores para a predição da produção, entretanto algumas abordagens não fazem uso deles ou mesmo contornam o uso excessivo deles. Trabalhos como o de CARDOSO *et al.* (2009) contornam o problema do custo computacional com simulações utilizando modelos de ordem reduzida, que promovem a simplificação da complexidade do modelo e, por conseguinte, diminuem o tempo de resposta dos cálculos inerentes à simulação numérica. Outros trabalhos constroem modelos substitutos (metamodelos), ou seja, modelos que fornecem aproximações das predições de produção e comportamento do reservatório dispensando a execução do simulador ou reduzindo a sua necessidade em tempo de otimização (MAMONOV *et al.*, 2007, ONWUNALU *et al.*, 2008, AVANSI, 2009, ZHOU *et al.*, 2013). Para a construção de modelos substitutos é preciso efetuar simulações *a priori*, normalmente uma quantidade grande, pois é através da interpretação da resposta do simulador que se infere a superfície de resposta. A construção de metamodelos é útil quando o contexto exige muitas chamadas de simulação de um mesmo modelo, tornando interessante investir na construção de um metamodelo estático.

Um metamodelo pode ser tão simples quanto uma rede neural artificial (CENTILMEN *et al.*, 1999, GUYAGULER *et al.*, 2000) ou algo inovador como um metamodelo que represente a resposta de cada poço individualmente (BOUZARKOUNA *et al.*, 2013). Modelos substitutos baseados em redes neurais são amplamente utilizados em trabalhos da área (SILVA, 2006) e alguns mesclam qualidades de outras técnicas como os sistemas de inferência fuzzy (ZAREI, 2008). Outros trabalhos comparam metamodelos diferentes para fins específicos como o trabalho de HASSANI *et al.* (2011) que investigaram três metamodelos candidatos

distintos para a predição de produção de poços horizontais. Recentemente SAYYAFZADEH (2017) utilizou um algoritmo genético acoplado a uma rede neural como modelo substituto.

ZUBAREV (2009) relata as vantagens e desvantagens da aplicação de modelos substitutos em um pesquisa detalhada, avaliando quatro tipos diferentes: modelo de regressão linear, modelo de krigagem multivariada, modelo *thin-plate spline* e rede neural artificial; ZUBAREV (2009) argumenta que a utilização de metamodelos pode ser uma boa alternativa de baixo custo computacional para a predição da recuperação de hidrocarbonetos.

Um dos mais conhecidos modelos substitutos é o Mapa de Qualidade, introduzido por DA CRUZ *et al.* (1999), que é uma representação bidimensional da resposta do simulador, apesar dos modelos de reservatório serem modelos tridimensionais do meio poroso. É um modelo simples de ser construído, pois é obtido através de múltiplas simulações contendo apenas um único poço vertical, sendo que em cada uma das simulações o poço é posicionado em uma localidade diferente no modelo de reservatório. A união de todos os resultados de produção dos poços definidos forma então o mapa. O objetivo é obter um mapa de calor da produção obtida com estes poços, indicando regiões de maior produtividade. O Mapa de Qualidade é formado através da coleta de amostras em locais arbitrários do modelo de reservatório, como existe um espaçamento entre os locais dos poços, a informação deve ser inferida nesses interstícios. O Mapa de Qualidade se mostra muito útil quando o volume do modelo de reservatório apresenta uma espessura pequena em relação à sua extensão horizontal. A confiabilidade desse tipo de metamodelo depende diretamente da resolução da malha de amostragem, com poços verticais muito espaçados a resposta se torna menos confiável. A confiabilidade aumenta se a malha de poços é adensada e forma um mapa com mais pontos. O Mapa de Qualidade mais confiável é aquele construído com a maior resolução possível, ou seja, quando todas as colunas do modelo recebem um poço vertical, e cada simulação recebe um desses poços. De acordo com DA CRUZ *et al.* (1999), o Mapa de Qualidade pode ser usado para diferentes propósitos como: incluir a incerteza na tomada de decisão; encontrar o melhor posicionamento para poços; priorizar as realizações do modelo; comparar reservatórios *etc.*. Observação: Uma coluna é o conjunto de células de mesma coordenada no eixo I e J, variando somente a

coordenada K entre as células do conjunto, estruturalmente é similar a uma pilha de blocos.

Por ser um mapa que não exige a complexidade de um algoritmo sofisticado, o Mapa de Qualidade tem sido usado em diversos trabalhos (BADRU, 2003, TUPAC *et al.*, 2007, MASCHIO *et al.*, 2008, LE RAVALEC-DUPIN, 2012, DING *et al.*, 2014). Mesmo exigindo um esforço computacional significativo em amostragens de alta resolução, o Mapa de Qualidade se apresenta uma ferramenta útil e de rápida implementação. Na Figura 2.7 observa-se um Mapa de Qualidade onde a região de maior produção de óleo é indicada por células nas cores vermelha e laranja. Cada elemento apresentado no Mapa de Qualidade, no exemplo da Figura 2.7 são quadriláteros, representa a produção de um poço vertical posicionado no centro elemento.

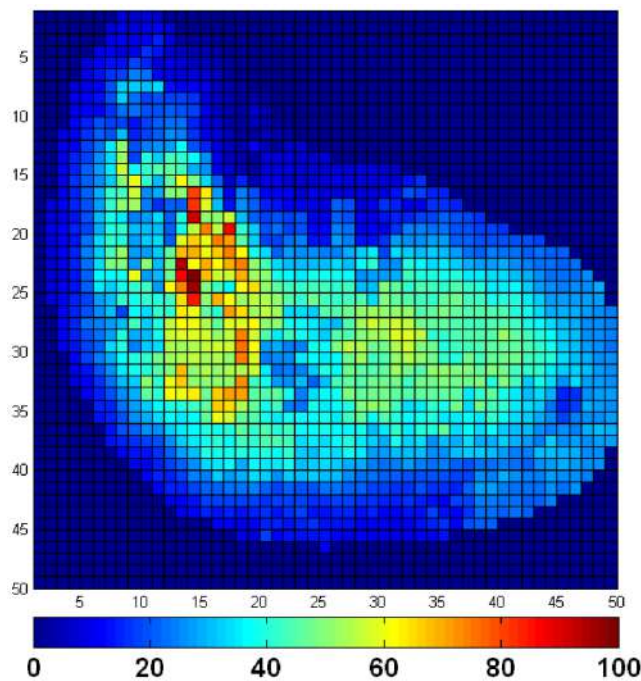


Figura 2.7 - Exemplo de Mapa de Qualidade de MASCHIO *et al.* (2008).

2.6 Estado da arte

A seleção das posições para poços é uma das decisões cruciais tomadas durante a etapa de planejamento do desenvolvimento da produção. Em grande parte dos projetos a escassez de recursos computacionais e o tamanho dos modelos de simulação limitam o conjunto de possíveis alternativas (ou “estratégias”) que podem ser consideradas. Em

alguns casos, devido ao tamanho e complexidade do problema, o diagnóstico intuitivo de um engenheiro de reservatório pode ter dificuldade em tratar o problema de forma eficiente. A não linearidade entre os parâmetros de decisão dificulta o vislumbre de soluções, exigindo técnicas de otimização específicas, como as técnicas de programação não linear. RAHMANIFARD & PLAKSINA (2018) esclarecem a utilidade e a aplicação de algumas técnicas de programação não linear, relatando uma revisão atual de métodos de otimização para a indústria do petróleo com: algoritmos evolutivos, sistema de inferência fuzzy e redes neurais artificiais.

Pesquisas sobre a melhor localização para poços de petróleo existem há mais de seis décadas (CLARK *et al.*, 1944, BOBAR, 1985, NYSTAD, 1985), portanto muito se desenvolveu nesse campo de estudo no que tange o espaçamento, o posicionamento e as trajetórias dos poços. Esses trabalhos apresentam uma grande diversidade de abordagens, mas são principalmente divididos, sob o ponto de vista computacional, em duas categorias: métodos baseados em gradiente (*gradient-based* ou *derivative-based*) e métodos livres de gradiente (*gradient-free* ou *derivative-free*). A primeira categoria precisa de acesso às funções que regem a modelagem de fluxo em reservatório, de forma que um gradiente possa ser calculado e a direção da melhor região possa ser percebida. Métodos baseados

em gradiente são usualmente menos custosos computacionalmente, mas tendem a convergir para um ponto de ótimo local. Outra questão que atinge esse tipo de abordagem é a descontinuidade das funções objetivo, ou seja, não ser suave e diferenciável, impossibilitando o uso da técnica. No que diz respeito ao problema de otimização do posicionamento de poços, o uso de métodos baseados em gradiente não é adequado devido às variáveis de posicionamento serem discretas, pois o poço deve ser posicionado na grade do modelo baseando-se nos eixos i , j e k . Imprescindível esclarecer que simuladores comerciais não expõem suas funções internas, o que se apresenta como outra dificuldade para este tipo de abordagem. Alguns exemplos de métodos que dependem do gradiente são os trabalhos de ZANDVLIET *et al.* (2008), WANG *et al.* (2007), SARMA & CHEN (2008), FOROUZANFAR & REYNOLDS (2010), ZHANG *et al.* (2010), ALPAK *et al.* (2015) e MORAES *et al.* (2017).

A segunda categoria (métodos livres de derivadas), conhecida também por empregar heurísticas, não necessita calcular o gradiente das funções de fluxo, efetua chamadas ao

simulador para que esse forneça os índices de produção. Essa categoria pode ser subdividida em métodos de busca local (baseados em trajetória) e métodos de busca global (baseados em população). Métodos baseados em trajetória efetuam alterações em somente uma solução candidata, ou seja, somente uma estratégia é continuamente modificada através de iterações, até que se satisfaça um critério definido de parada. Como exemplos de métodos de busca local livres de derivadas têm-se os trabalhos de FOROUZANFAR & REYNOLDS (2012, 2013), que empregaram o algoritmo de aproximação quadrática restrita (POWELL, 2009). Outro bom exemplo é o trabalho de BECKNER & SONG (1995), que trataram o problema de otimização do posicionamento e do agendamento de abertura de poços empregando um algoritmo de recozimento simulado (*Simulated Annealing*) (KHACHATURYAN *et al.*, 1979), e esse foi acoplado a um simulador PEGASUS pertencente a empresa Mobil (hoje conhecida como ExxonMobil). RIOS & SAHINIDIS (2013) apresentam uma pesquisa elucidativa circunscrita ao contexto do petróleo, onde expõem um amplo comparativo entre 22 métodos livres de derivadas, incluindo métodos locais e globais de busca.

Métodos de busca local aplicam ajustes sucessivos à mesma solução candidata, baseiam-se em informação da própria solução e sua vizinhança. Por outro lado, métodos globais consideram o espaço total de busca na tentativa de encontrar um ótimo global (ótimo absoluto), mas não garantem encontrá-lo. Muitos métodos computacionais na literatura fazem uso de métodos de otimização global, mesmo sendo uma abordagem que precisa de muitas execuções da função objetivo (BITTENCOURT & HORNE, 1997, BUKHAMSIN *et al.*, 2010, FENG *et al.*, 2012, ALGHAREEB *et al.*, 2014, AL DOSSARY & NASRABADI, 2016). No contexto do problema de posicionamento de poços, simular muito pode representar uma desvantagem para o processo de busca devido ao custo computacional elevado das simulações, podendo chegar a horas, dias ou até semanas para somente um mesmo modelo de simulação.

Os algoritmos baseados em população (algoritmos globais) são os mais utilizados para o problema de posicionamento de poços na atualidade. Dentre esses, alguns são recorrentemente empregados, como é o caso do algoritmo genético (HOLLAND, 1975, GREFENSTETTE *et al.*, 1985), do enxame de partículas (KENNEDY & EBERHART, 1995, EBERHART *et al.*, 2001) e da estratégia evolutiva (SCHWEFEL, 1981, BACK *et al.*, 1991). Na Figura 2.8 nota-se a categorização feita por RAHMANIFARD &

PLAKSINA (2018), onde na categoria “Inteligência Artificial” é que encontram os três tipos de algoritmos citadas imediatamente acima.

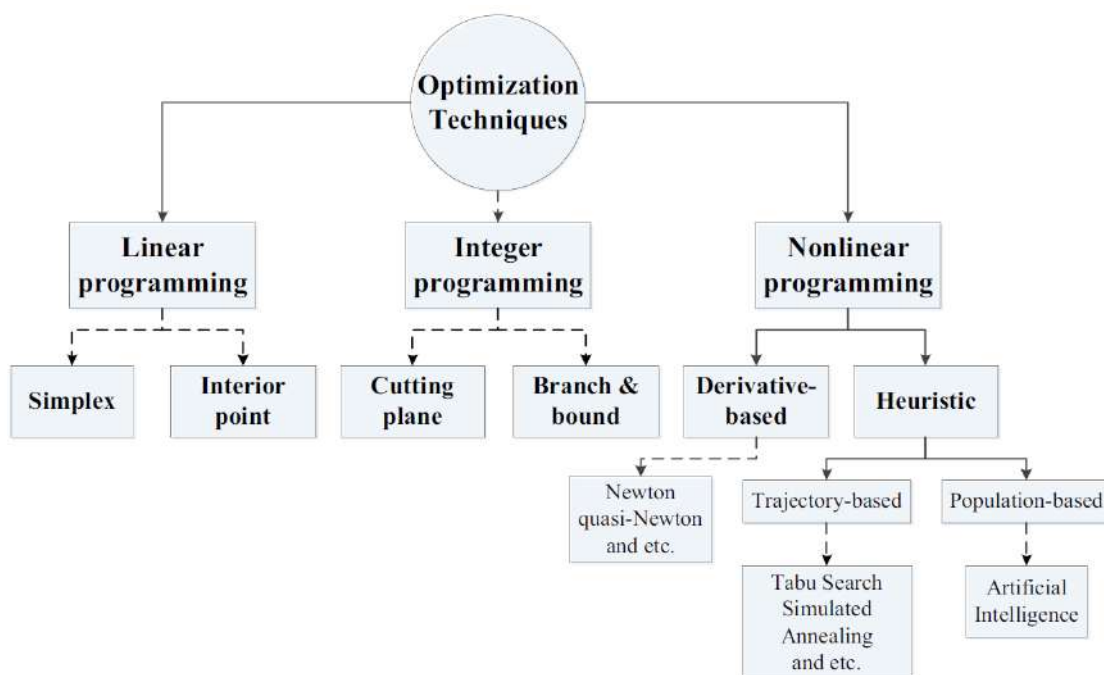


Figura 2.8 – Categorização dada por RAHMANIFARD & PLAKSINA (2018) para técnicas de otimização para a área de petróleo.

Uma porção relevante dos trabalhos apresenta o algoritmo genético (AG) como método de busca para o posicionamento de poços (MONTES *et al.*, 2001, PARK *et al.*, 2010, BUKHAMSIN *et al.*, 2010, LYONS & NASRABADI, 2013, ARIADJI *et al.*, 2014, CARDOSO *et al.*, 2017). O AG é conhecido por ser integrante da categoria de algoritmos evolutivos, inspirado nas teorias de Charles Darwin. Dentre os muitos trabalhos que empregam o AG, está o trabalho de EMERICK *et al.* (2009), que desenvolveram um método com algoritmo genético acoplado a um tratamento de restrição conhecido como GENOCOP III (MICHALEWICZ & NAZHIYATH, 1995), executando simulações de reservatórios sintéticos e da Bacia de Campos (Brasil), e ainda fazendo uso de mapas de qualidade como metamodelo. LIMA *et al.* (2015) construíram um sistema baseado em algoritmo genético, onde os poços injetores usam o sistema de injeção de água alternado com gás, sob o modelo sintético UNISIM-I (AUGUST *et al.*, 2007). ARIADJI *et al.* (2014) apresentaram resultados para poços verticais e horizontais, levando o conhecimento do modelo de simulação para dentro da lógica de um algoritmo genético associado a uma rede neural artificial.

O enxame de partículas, também integrante da categoria de algoritmos evolutivos, inspirado no comportamento de coletivos de animais, parece ser um dos algoritmos preferidos diante da quantidade de trabalhos relacionados ao tema (FENG *et al.*, 2012, NADERI & KHAMEHCHI, 2017, ONWUNALU & DURLOFSKY, 2010). HUTAHAEAN *et al.* (2014) interpretou o problema como um problema multiobjetivo, maximizando a produção de óleo concomitantemente com a minimização do risco, utilizando enxame de partículas sobre o modelo PUNQ-S3. CHEN *et al.* (2017) utilizaram uma variação dos algoritmos de inteligência de enxames chamado “Enxame de Gatos” como método de busca para um reservatório de gás natural.

A estratégia evolutiva (EE) é um dos mais antigos algoritmos evolutivos, surgiu na década de 80 e não era baseado em população, apenas uma solução candidata sofria as alterações, portanto era uma busca local. Com o passar do tempo variações coletivas surgiram. DING (2008) apresenta uma variação da EE que chamou de CMA-ES (*Covariance Matrix Adaptation Evolution Strategy*), desenvolvida para abordar o problema de otimização de posicionamento de poços. DING (2008) comparou seu novo algoritmo com o conhecido algoritmo genético e afirma que seu algoritmo é competitivo. BOUZARKOUNA *et al.* (2010) e BOUZARKOUNA *et al.* (2012) utilizaram o CMA-ES para o problema de otimização de trajetórias e de posicionamento de poços e AWOTUNDE & NARANJO (2014) também apresentaram um trabalho utilizando o CMA-ES, adicionando um tratamento próprio de restrições. BOUZARKOUNA *et al.* (2013) continuaram trabalhando com o CMA-ES acoplando ao algoritmo uma função objetivo vinculada a metamodelos criados para cada poço da estratégia de exploração.

Além dos algoritmos de busca global e local já citados, não é incomum encontrar trabalhos que apresentam métodos mais recentes como o algoritmo competitivo imperialista (ATASHPAZ-GARGARI & LUCAS, 2007), utilizado por AL DOSSARY & NASRABADI (2016), que compararam resultados de otimização do posicionamento de poços entre três algoritmos de busca: algoritmo competitivo imperialista, enxame de partículas e algoritmo genético. AFSHARI *et al.* (2011) também utilizaram um algoritmo recente inspirado no processo de afinação de um instrumento musical, conhecido como busca harmônica (GEEM *et al.*, 2001), e afirmam que o acoplamento de uma função objetivo rápida com um algoritmo de otimização eficaz é fundamental para a construção de um método eficiente. O algoritmo evolução diferencial

(*Differential Evolution*) de STORN & PRICE (1997), muito utilizado em trabalhos de otimização de diferentes indústrias, também encontrou espaço no problema de posicionamento de poços, sendo utilizado por alguns trabalhos como o de AWOTUNDE (2014), que desenvolveu um método para otimizar várias dimensões associadas ao problema em questão como o tipo do poço, a quantidade, a localização, os controles e o agendamento de abertura. CAROSIO *et al.* (2015) avaliaram o desempenho do algoritmo de evolução diferencial para o problema de posicionamento de poços, concluindo que o algoritmo é capaz de entregar soluções de alta qualidade, acrescentando-se que em seus experimentos, o espaço de busca incluiu poços produtores e injetores.

Uma pesquisa ampla feita por ALQAHTANI *et al.* (2012) cobriu mais de 40 artigos que abordam o problema de otimização do posicionamento de poços, sendo que todos utilizam métodos livres de derivadas, totalizando 9 métodos diferentes cobertos pela pesquisa, de onde conclui-se que o AG é o algoritmo mais utilizado com presença em 60% das publicações analisadas (Figura 2.9).

Authors	Year	Titles
Bittencourt and Horne	1997	"Reservoir Development and Design Optimization."
Johnson and Rogers	1998	"Using Artificial Neural Networks and the Genetic Algorithm to Optimize Well-Field Design: Phase I Final Report."
Santellani et al.	1998	"Survival of the Fittest' an Optimized Well Location Algorithm for Reservoir Simulation."
Guyaguler et al.	2000	"SPE 63221 Optimization of Well Placement in a Gulf of Mexico Waterflooding Project."
Guyaguler and Horne.	2001	"SPE 71625 Uncertainty Assessment of Well Placement Optimization."
Montes et al.	2001	"SPE 69439 The Use of Genetic Algorithms in Well Placement Optimization."
Yeten et al.	2002	"Optimization of Nonconventional Well Type, Location and Trajectory."
Badru and Kabir	2003	"SPE 84191 Well Placement Optimization in Field Development."
Özdoğan and Horne	2004	"SPE 90091 Optimization of Well Placement with a History Matching Approach."
Ermolaev et al.	2006	"Efficient Well Spacing Algorithms."
Larionov et al.	2006	"SPE 104326 Methodology of Optimal Well Pattern , Location and Paths in Productive Formations During Oil and Gas Fields Development Planning."
Túpac et al.	2007	"SPE 107552 Evolutionary Optimization of Oilfield Development."
Maschio et al.	2008	"SPE 113483 Production Strategy Optimization Using Genetic Algorithm and Quality Map."
Onwunalu et al.	2008	"SPE 117323 Application of Statistical Proxies to Speed Up Field Development Optimization Procedures."
Túpac et al.	2008	"SPE 112258 Decision Support System for Economic Analysis of E & P Projects Under Uncertainties."
Emerick, et al.	2009	"SPE 118808 Well Placement Optimization Using a Genetic Algorithm with Nonlinear Constraints."
Lee et al.	2009	"SPE 125539 Horizontal Well Design Incorporated with Interwell Interference, Drilling Location, and Trajectory for the Recovery Optimization."
Bukhamsin et al	2010	"SPE 136944 Optimization of Multilateral Well Design and Location in a Real Field Using a Continuous Genetic Algorithm."
Arsenyev-obraztsov et al.	2011	"Improvement of Oil and Gas Recovery by Optimal Well Placement."
Hassani et al.	2011	"A proxy modeling approach to optimization horizontal well placement."
Lítvak et al.	2011	"SPE 146512 Field Development Optimization with Subsurface Uncertainties."
Morales et al.	2011	"SPE 143617 A New Modified Genetic Algorithm for Well Placement Optimization under Geological Uncertainties."

Figura 2.9 - Artigos que utilizam algoritmo genético para o problema de otimização do posicionamento de poços (ALQAHTANI *et al.*, 2012).

Algumas abordagens desenvolveram métodos híbridos, na tentativa de se apropriar das qualidades de métodos diferentes, como é o caso do trabalho de DARABI & MASIHI (2013), que é composto por etapas sucessivas de execução de um algoritmo genético, um algoritmo de politopo (técnica de programação linear) e uma rede neural RBF respectivamente. BITTENCOURT & HORNE (1997) reportaram o uso de uma técnica híbrida com AG, politopo e busca Tabu (GLOVER, 1989). GUYAGULER (2002) desenvolveu um algoritmo genético híbrido (HGA) para o problema de otimização do posicionamento de poços verticais, e no ano seguinte, BADRU & KABIR (2003) estenderam o mesmo trabalho incluindo poços horizontais ao espaço de

busca. ALIYEV (2011) associou as características de busca global e local em um mesmo método livre de derivadas, onde o processo de inicia com a busca global efetuada por enxame de partículas e termina como uma busca local utilizando a busca direta de Hooke-Jeeves (HOOKE & JEEVES, 1961). NWANKWOR *et al.* (2013) mesclaram o enxame de partículas com o algoritmo evolução diferencial, e, através de experimentos, afirmam que o novo método híbrido supera seus antecessores.

O tema relacionado ao problema de posicionamento de poços oferece uma multitude de soluções no estado da arte, tornando a escolha mais difícil para um especialista interessado em uma aplicação prática. Para tentar mitigar esta dificuldade MINTON (2012) elaborou experimentos comparativos entre os algoritmos: recozimento simulado, enxame de partículas, algoritmo genético e variações do algoritmo de subida da encosta (*Hill Climbing*) extraídos da pesquisa comparativa de BANGERTH *et al.* (2006). NASRABADI *et al.* (2012) fizeram um pesquisa ampla na literatura apresentando diversos algoritmos de otimização para o problema do posicionamento: programação inteira-mista, otimização baseada em gradiente com diferenças finitas e com Adjoint, algoritmos genéticos, recozimento simulado, sobrevivência do mais apto, enxame de partícula entre outros.

Este trabalho utiliza um algoritmo livre de derivada e baseado em população, ou seja, faz uso de um conjunto de soluções candidatas diversificado, de forma a ampliar a cobertura do espaço de busca. Métodos baseados em população são métodos globais, por isso são desenvolvidos para alcançar regiões com soluções de ótimo global na superfície de resposta da função objetivo. Geralmente, cada solução candidata observa mais do que somente seus próprios atributos, relevando informações de outros indivíduos da população ou mesmo de todos ao mesmo tempo. A ideia de população é uma metáfora e uma tentativa de imitar a natureza e as relações sociais existentes no mundo real, se inspirando na forma como a natureza e os coletivos chegam a boas soluções. Esses métodos efetuam a busca através de iterações sucessivas onde os indivíduos (soluções) são criados ou modificados simulando uma progressão evolutiva. Uma desvantagem dos métodos baseados em população é a demanda por muitas execuções da função objetivo. Outra desvantagem é a característica estocástica (probabilística) dos algoritmos baseados em população, o que leva a possibilidade de entrega de soluções pobres mesmo após longos ciclos de busca, levando a um desperdício de parte das simulações e, por conseguinte, do tempo que essas consomem.

Saliente-se ainda que, em sua maioria, os métodos supracitados propõem a exploração do espaço de busca de soluções sem esgotar as possibilidades de uso da informação *a priori* fornecida pelo modelo de simulação numérica. Essa característica leva a execução de simulações com estratégias que um especialista jamais faria, levando ao desperdício computacional.

3 O MODELO SINTÉTICO PUNQ-S3

Experimentos de otimização devem usar conjuntos de problemas de *benchmark* tão grandes quanto possível para produzir uma quantidade razoável de resultados, por exemplo, RIOS & SAHINIDIS (2013) empregaram um conjunto de 502 problemas em seus experimentos, incluindo problemas com funções convexas e não convexas. DE CASTRO RODRIGUES *et al.* (2016) apresentaram resultados a partir de um conjunto de 65 funções de *benchmark* usadas em competições consagradas. O mesmo é válido para experimentos no contexto do problema de otimização do posicionamento de poços, ou seja, deveriam utilizar um conjunto significativo de modelos de simulação.

No entanto, não há muitos modelos públicos de simulação de fluxo em reservatórios disponíveis, além disso, mesmo que existissem tais *benchmarks*, seria inviável executar grandes conjuntos de resultados devido ao tempo demandado pelas simulações. Em síntese, diante da dificuldade em utilizar múltiplos modelos, um bom modelo de *benchmark* deve ser escolhido para os experimentos, ele deve ser geral o suficiente para representar adequadamente o espaço de possibilidades que é encontrado em casos reais. Ao mesmo tempo, não deve colocar questões como as impostas pelos grandes modelos, que exigem um tempo longo e uma quantidade grande de simulações para cobrir adequadamente o espaço de busca. Assim como este trabalho, muitos outros extraídos da literatura associada ao assunto não utiliza mais de um modelo de simulação devido às questões supracitadas (HAZLETT & BADU, 2005, LARIONOV *et al.*, 2006, MORALES *et al.*, 2010, BELLOUT *et al.*, 2012, ERMOLAEV & KUVICHKO, 2013, SAYYAFZADEH, 2017).

Modelos de simulação numérica podem ser provenientes de projetos de E&P de empresas (DARABI & MASIHI, 2013, ARIADJI *et al.*, 2014, EMERICK *et al.*, 2009, FENG *et al.*, 2012, BUKHAMSIN *et al.*, 2010, EMERICK & REYNOLDS, 2013), ou podem ser sintéticos (CARDOSO *et al.*, 2009, COUTINHO *et al.*, 2010, AWOTUNDE & NARANJO, 2014, BAILEY, 2017). Modelos sintéticos são construídos a partir da modificação de modelos pré-existentes ou mesmo a partir da criatividade e necessidade dos especialistas. Modelos sintéticos são encontrados na literatura (HUTAHAEAN *et al.*, 2014, BARKER *et al.*, 2001, LIMA *et al.*, 2015, WANG *et al.*, 2012, ALMEIDA *et al.*, 2007) para oferecer um *benchmark* para o desenvolvimento de métodos e troca de experiência entre empresas e centros de pesquisa. Recentemente um novo modelo

sintético foi disponibilizado, o modelo Olympus (BAILEY, 2017, OLYMPUS, 2018), produto de um consórcio entre diversas operadoras de petróleo e universidades. Esse modelo está associado a uma competição de otimização com três propósitos distintos, a saber: otimização do controle de poços, otimização do desenvolvimento de campo e otimização conjunta entre posicionamento e controle de poços.

Os experimentos e resultados inerentes a este trabalho foram gerados a partir de simulações utilizando o modelo sintético PUNQ-S3 (FLORIS *et al.*, 2001, BARKER *et al.*, 2001, HUTAHAEAN *et al.*, 2014) em sua versão “real” (*truth case*). Esse modelo foi definido dentro do projeto europeu "*Production forecasting with UNcertainty Quantification*" para servir de *benchmark* em experimentos de ajuste de histórico. Foi construído por um grupo de universidades europeias e pertence à antiga empresa Elf (*Elf Exploration and Production Company*) atual TOTAL S.A., que ofereceu para uso público 23 realizações do modelo. Cabe aqui informar que o modelo PUNQ-S3 não foi criado em sua forma original para servir de *benchmark* para problemas de otimização do posicionamento de poços.

Na primeira estratégia reportada por FLORIS *et al.* (2001) para o PUNQ-S3, seis poços produtores verticais foram implantados e nenhum poço de injeção foi utilizado devido à presença do aquífero, configuração de poços vista na Figura 3.1.

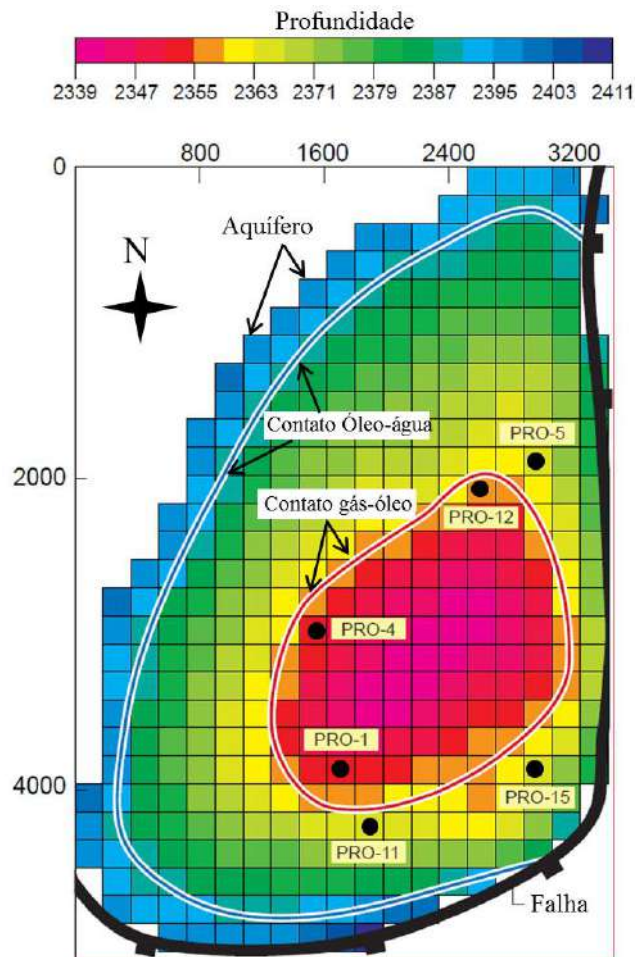


Figura 3.1 - Poços produtores do caso original do modelo PUNQ-S3 (FLORIS *et al.*, 2001).

O motivo da escolha do PUNQ-S3 tangente ao tamanho do modelo reduzido que permite simulações breves. Para a pesquisa em questão, foi muito importante não executar experimentos muito longos na etapa de desenvolvimento, pois poderia comprometer as conclusões dentro de um prazo exequível. O modelo PUNQ-S3 é considerado um modelo pequeno e de rápida resposta, apresentando um volume (grade de células) de $19 \times 28 \times 5 = 2660$ células no formato *corner-point*. Seus blocos são uniformes na face superior, de dimensão 180×180 m. A Figura 3.2 apresenta o modelo a partir de vistas diferentes, o colorido aplicado às células advém do valor da espessura de óleo, um índice calculado a partir dos valores de saturação, espessura da área e porosidade. Portanto, o mapa de “Espessura Óleo” da Figura 3.2 indica alta presença de óleo na região nordeste e na região sudeste.

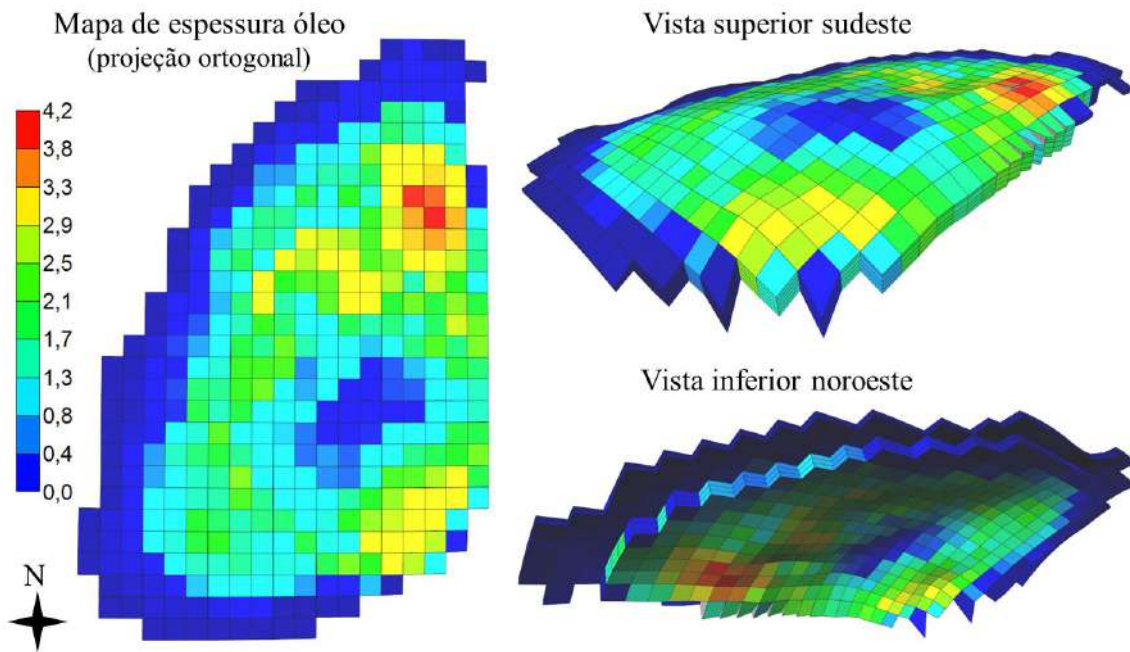


Figura 3.2 - Modelo PUNQ-S3 visto de diferentes ângulos. As cores aplicadas as células da grade indicam a espessura de óleo calculada para o local.

A Figura 3.3 apresenta a primeira camada do modelo em 5 visualizações de atributos diferentes. Podem-se observar as heterogeneidades petrofísicas do PUNQ-S3, o campo de pressão, bem como uma visualização do aquífero e da capa de gás mais ao centro, ilustrada na cor rosa no Mapa de Saturação. O aquífero está presente nas bordas do modelo, com exceção da borda leste, e é ilustrado na cor azul nesse mesmo mapa.

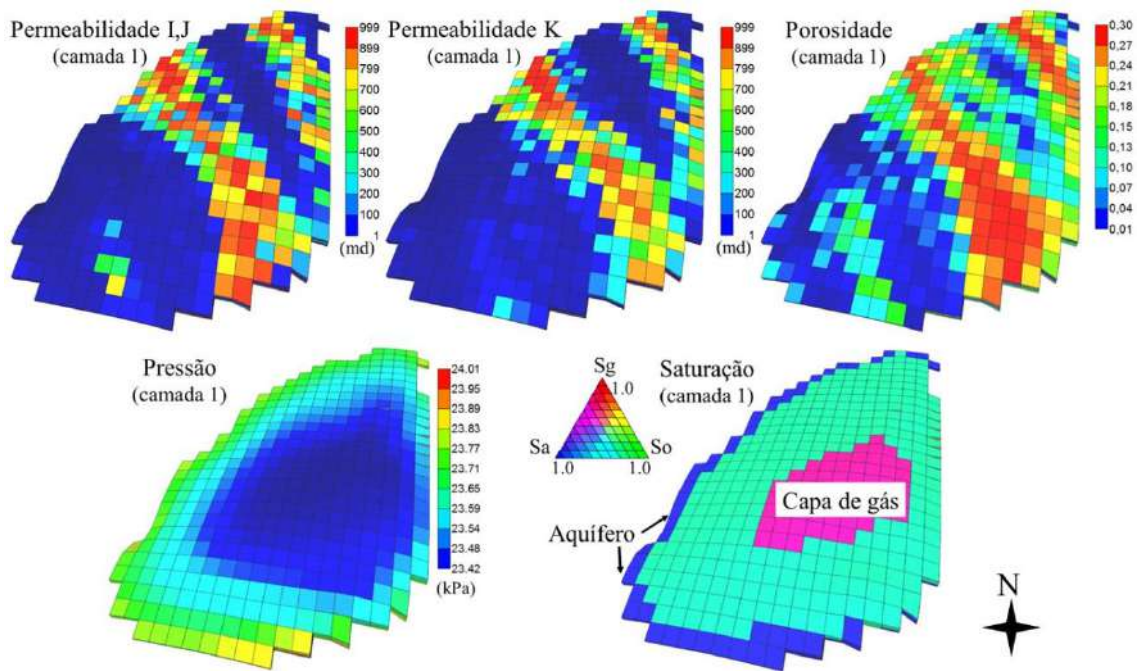


Figura 3.3 - Mapas de permeabilidade e porosidade ilustrando a heterogeneidade petrofísica do modelo. São ilustrados também os mapas de pressão e de saturação. É possível visualizar a capa de gás e o aquífero no Mapa de Saturação.

O modelo PUNQ-S3 possui somente 5 camadas, e nas Figura 3.4, Figura 3.5 e Figura 3.6 todas as 5 foram expostas, apresentando os canais de alta permeabilidade existentes nas camadas 1,3 e 5.

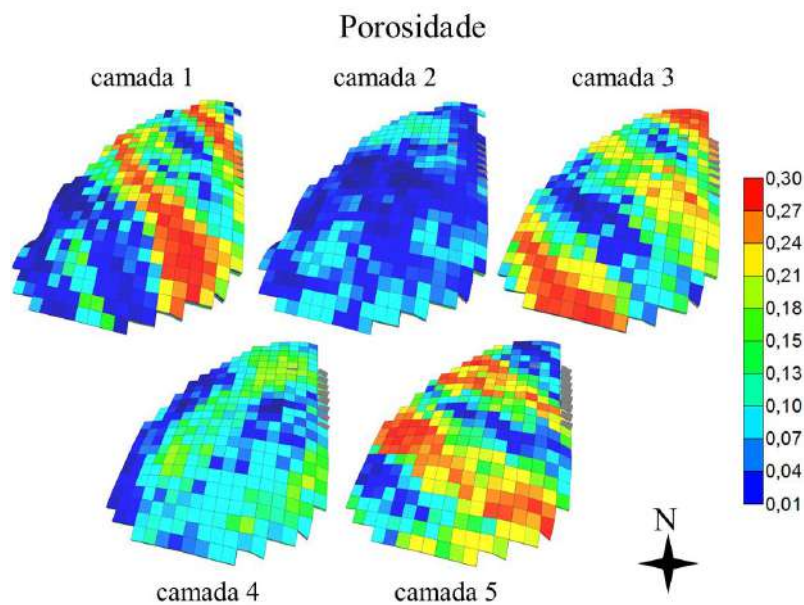


Figura 3.4 - Visão dos valores de porosidade das 5 camadas do modelo PUNQ-S3.

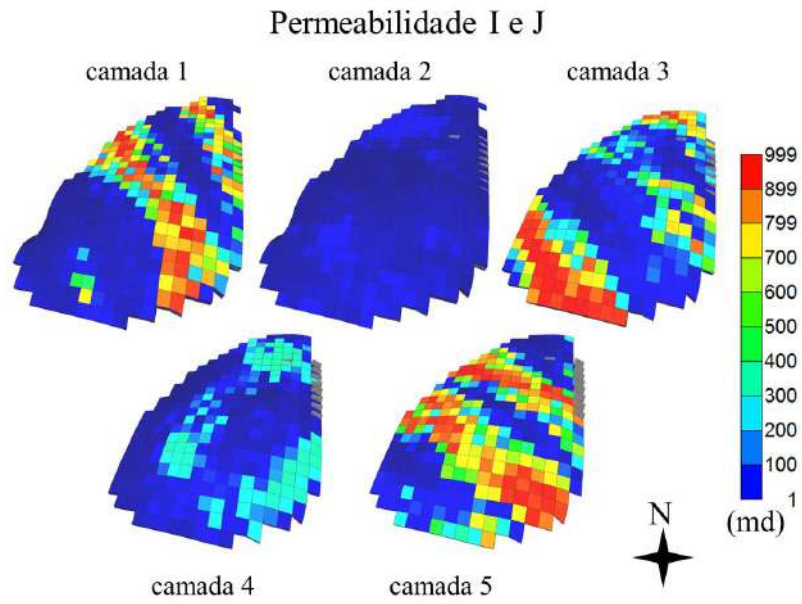


Figura 3.5 - Visão dos valores de permeabilidade na direção dos eixos I e J das 5 camadas do modelo PUNQ-S3.

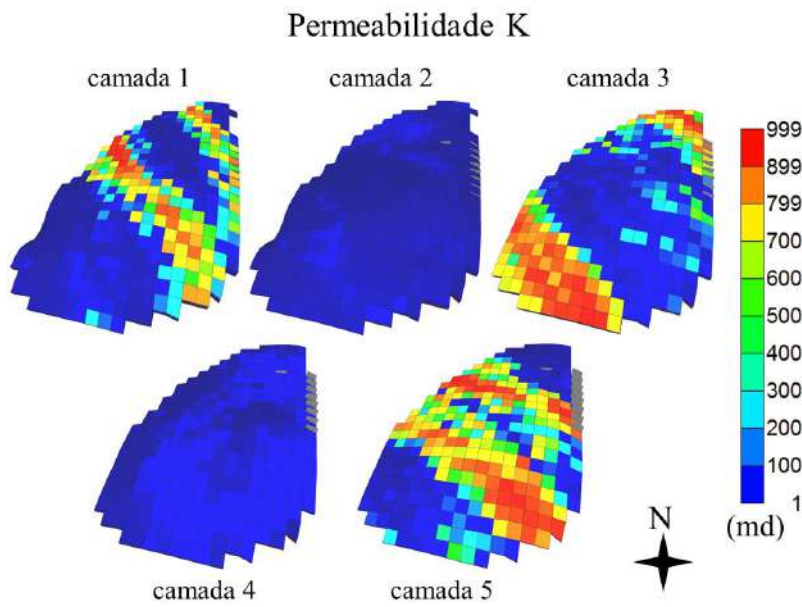


Figura 3.6 - Visão dos valores de permeabilidade na direção do eixo K das 5 camadas do modelo PUNQ-S3.

4 METODOLOGIAS PROPOSTAS

Uma das hipóteses deste trabalho tange a possibilidade de apropriação parcial do raciocínio do especialista humano por parte do método computacional. E que uma vez utilizando inferências próximas as de um especialista, este método proveria uma maior eficácia. Esta hipótese advém da observação do bom desempenho da tomada de decisão feita pelo especialista no assunto, o engenheiro de petróleo (ou de reservatório). Em um processo de otimização não automatizado, o especialista observa inicialmente as informações do modelo de simulação, que são as informações *a priori* do problema de otimização do posicionamento de poços, pois não existe nenhuma resposta do simulador ainda. Ao definir a primeira estratégia de malha de drenagem e solicitar a execução da simulação, o especialista toma a decisão baseando-se somente em indução, fundamentando suas decisões baseando-se em sua experiência e nas informações *a priori* do modelo (Figura 4.1). A seguir, o processo passa a ser iterativo, com sucessivos ajustes das estratégias diante das respostas do simulador. Os resultados obtidos ao fim deste tipo de processo, quando conduzido por especialistas experientes, são considerados muito bons, tanto que existem trabalhos que permitem informar uma estratégia inicial ao método computacional (ALMEIDA *et al.*, 2007).

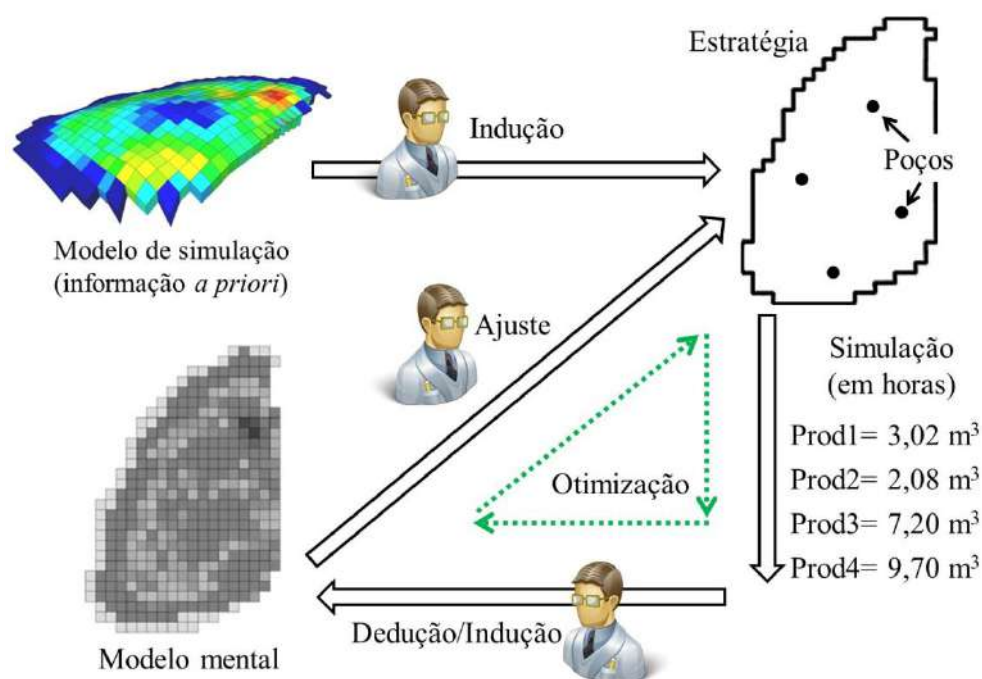


Figura 4.1 - Processo de otimização não automatizado conduzido por especialista.

A proposta deste trabalho é agregar ao método computacional o modelo mental de tomada de decisão do engenheiro de petróleo, de forma a constituir um método eficiente para o problema de otimização do posicionamento de poços.

Os métodos desenvolvidos e experimentados neste trabalho limitam-se a entregar estratégias com poços produtores, ou seja, foi desenvolvido para cenários com recuperação primária. Dois métodos de otimização do posicionamento são apresentados, um para poços verticais e outro para poços com trajetórias direcionais. Somente uma realização do modelo de simulação é considerada e alguns parâmetros não são adaptativos, precisando de definição do especialista. Para guiar o processo de otimização, um novo metamodelo foi desenvolvido. Esse metamodelo foi chamado de Mapa de VPL e auxilia no processo de busca por soluções para ambos os métodos de otimização propostos. Na Figura 4.2 pode ser observado o fluxo de atividades que ocorre ao serem aplicados os métodos de otimização propostos.

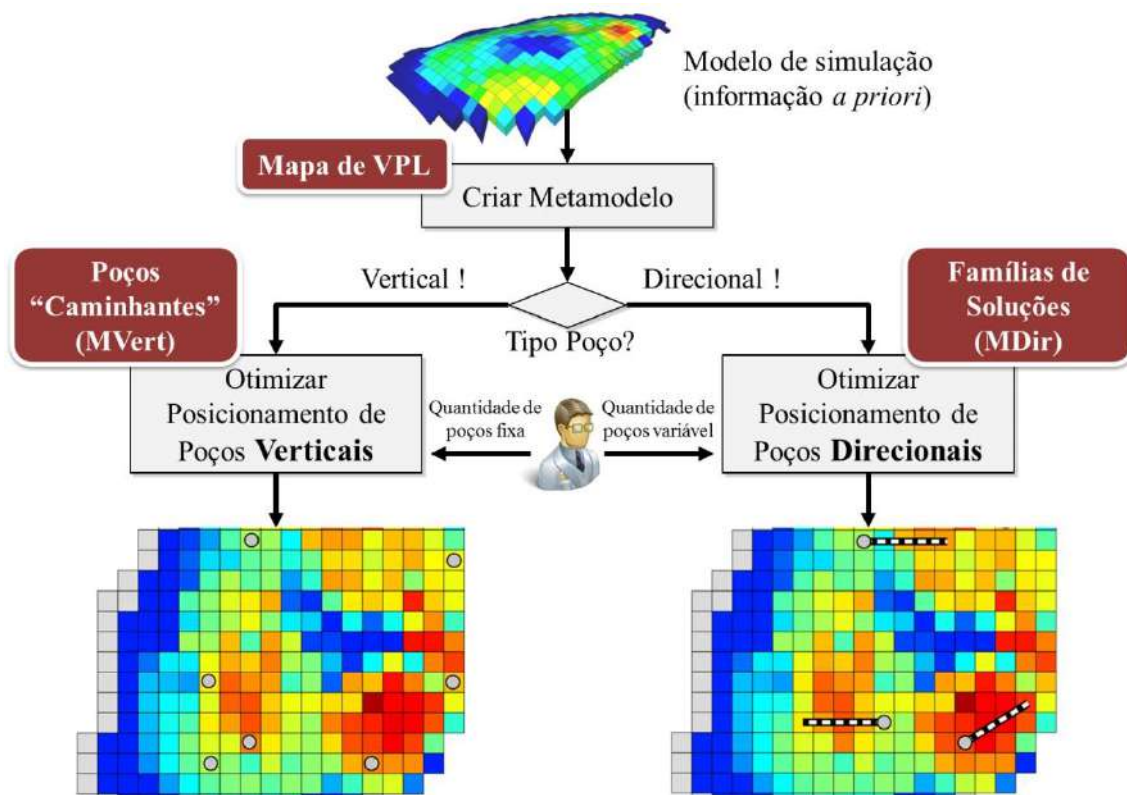


Figura 4.2 – Fluxo de atividades ao ser executado o algoritmo que emprega os métodos propostos.

4.1 Um novo metamodelo bidimensional

De modo a efetuar menos chamadas ao simulador, foi considerada uma abordagem com uso de um metamodelo durante o desenvolvimento dos métodos propostos. O metamodelo conhecido como Mapa de Qualidade (DA CRUZ *et al.*, 1999) foi considerado adequado para o propósito da pesquisa, pois é simples de construir e oferece uma representação bidimensional razoável das respostas do simulador. No entanto, o Mapa de Qualidade é computacionalmente caro, pois é obtido por meio de simulações com um poço vertical em cada coluna (pilar da grade do modelo), um poço por vez. Isso significa um grande esforço computacional para grandes modelos de reservatório e isso é proibitivo em algumas circunstâncias. Devido a essa característica, que se opõe a um dos objetivos do trabalho que é diminuir o esforço computacional, foi desenvolvido um modelo inspirado no Mapa de Qualidade que demanda menos chamadas ao simulador.

A Figura 4.3 (a) ilustra o Mapa de Qualidade do modelo PUNQ-S3, que exigiu 348 simulações. O Mapa de Qualidade dessa figura foi gerado somente para a exposição dos esclarecimentos aqui colocados, não é utilizado na metodologia. Como pode ser observado na mesma figura, as colunas (pilha de células) com 100% de saturação de água ($S_a=100\%$), que se encontram no aquífero, não foram selecionadas para serem mapeadas. O Mapa de qualidade revela três regiões principais da produção de óleo ($Prod_o$): uma mais ao norte, uma a sudeste e uma pequena a sudoeste. É importante dizer que os poços implantados para construir esse mapa evitaram atravessar as células do contato óleo-água e do contato gás-óleo, e, além disso, foram completados em todas as camadas.

Para facilitar o entendimento da utilidade do Mapa de Qualidade, foi elaborada uma comparação entre a informação *a priori* e a informação *a posteriori* associadas ao modelo de simulação. Na Figura 4.3 são apresentados dois mapas, o mapa de Espessura Óleo (Figura 4.3 (b)) e o Mapa de Qualidade (Figura 4.3 (a)) para o modelo PUNQ-S3. O Mapa de Espessura Óleo é obtido avaliando-se as informações estáticas do modelo de simulação. Altura da coluna, porosidade e saturação de óleo são os parâmetros observados para o cálculo do valor de espessura de cada coluna. O mapa de espessura se propõe a indicar regiões de forte presença de óleo baseando-se em informação *a priori*. Por outro lado, o Mapa de Qualidade é formado pela resposta do simulador, que

considera as interações de fluidos com o meio e os fenômenos físicos envolvidos, sendo então uma informação *a posteriori*. A informação *a priori* extraída do modelo de simulação PUNQ-S3 não ilustra todo o potencial de produção e isso pode ser concluído observando-se as diferenças entre os mapas.

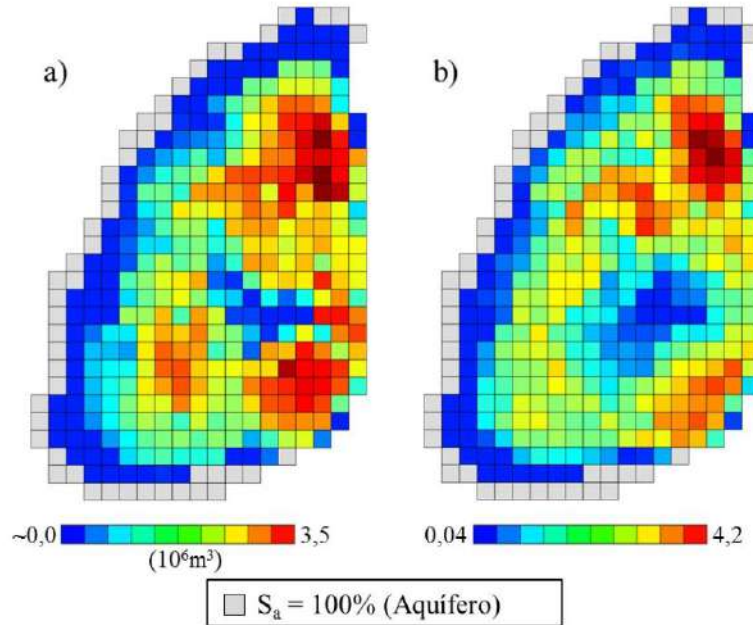


Figura 4.3 - a) Mapa de Qualidade, b) Mapa de Espessura Óleo.

O Mapa de Espessura Óleo (MEO), Figura 4.3 (b), negligenciou a região sudoeste, mas apesar disso considerou as regiões sudeste e norte como favoráveis, mostrando alguma equivalência com o Mapa de Qualidade. Apesar de ser uma fonte de informação limitada, o MEO não demanda chamadas ao simulador, pois é produto de cálculos simples (Eq. 4.1), podendo ser uma fonte de informação de baixo custo. A equação usada para calcular os valores associados a cada coluna do Mapa de Espessura de Óleo é esta a seguir:

$$Esp_{i,j} = \sum_{k=1}^{maxK} A_{i,j,k} \times \phi_{i,j,k} \times S_{o,i,j,k} \quad (4.1)$$

onde o valor de espessura de uma determinada coluna ($Esp_{i,j}$) na posição i,j é o resultado do somatório das espessuras de óleo de cada célula (bloco) da coluna. O valor da espessura de óleo de cada célula é o resultado do produto de 3 atributos da célula, a saber: a altura (espessura) do bloco ($A_{i,j,k}$), a porosidade efetiva do bloco ($\phi_{i,j,k}$) e a

saturação de óleo do bloco ($S_{o,i,j,k}$). Uma ilustração na Figura 4.4 é oferecida para facilitar a abstração do cálculo da espessura de óleo.

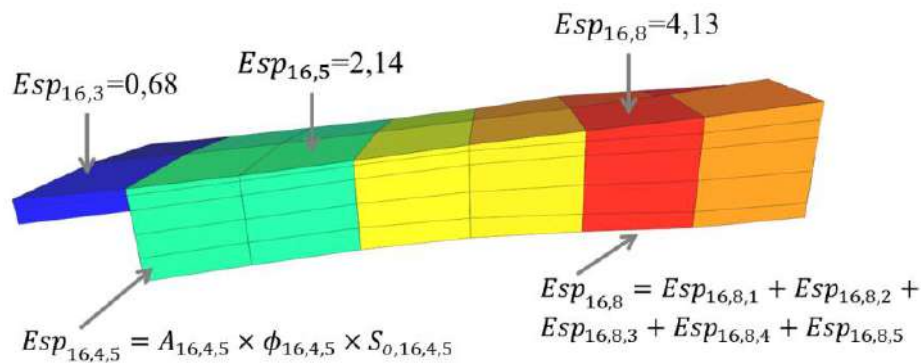


Figura 4.4 – A espessura de óleo de uma coluna é equivalente ao somatório das espessuras de óleo de todas as células da própria coluna.

Este trabalho apresenta uma metodologia para a construção de um modelo substituto inspirado no Mapa de Qualidade, que demanda menos chamadas ao simulador mas entrega uma cobertura reduzida do espaço de busca. O objetivo do metamodelo neste trabalho é indicar boas regiões de locação para poços sob o ponto de vista financeiro. O novo metamodelo foi chamado de Mapa de VPL por apresentar valores de VPL de cada coluna, e foi projetado para cobrir apenas as boas regiões para a colocação de poços, portanto, existem regiões sem informações de qualidade anexadas.

Uma observação importante, os mapas ilustrados neste trabalho está na projeção ortogonal do plano horizontal, de modo que cada quadrilátero colorido da Figura 4.3 representa toda uma coluna de células abaixo do quadrilátero, e o mesmo tem as dimensões da superfície de topo da célula da primeira camada. Como todos os mapas apresentados neste trabalho são compostos de quadriláteros, usa-se também o termo “célula” para referenciar cada coluna nos mapas, portanto a “célula” é a menor unidade dos mapas apresentados aqui.

4.1.1 VPL como resposta do metamodelo

Apesar de ser um metamodelo interessante, o Mapa de Qualidade apresenta deficiências quando a produção de petróleo não é o objetivo predominante. Quando o VPL prevalece sobre a produção, o Mapa de Qualidade pode conduzir o processo de busca (otimização) a um resultado inadequado. Dois mapas (ver Figura 4.5) foram

projetados para elucidar a questão mencionada. Esses mapas foram montados usando a mesma metodologia do Mapa de Qualidade, mas apresentando o valor de VPL ao invés da produção de óleo. Os valores de VPL dos mapas foram calculados utilizando o mesmo modelo econômico e os mesmos valores de produção de cada poço. Apenas os parâmetros de posição da plataforma e custo da linha de dutos foram definidos com valores diferentes, todos os demais parâmetros são os mesmos. Propositalmente, o cenário da Figura 4.5 (b) recebeu parâmetros exagerados para facilitar o entendimento, afinal o posicionamento de uma plataforma tão distante da zona de produção não é usual. Ambos os mapas seriam idênticos visualmente se os quadriláteros da figura fossem coloridos de acordo com a produção de óleo do poço alocado na posição em questão. Entretanto, ao usar o valor de VPL para colorir o mapa, a feição do mapa da Figura 4.5 (b) muda sutilmente enquanto o mapa da Figura 4.5 (c) muda significativamente.

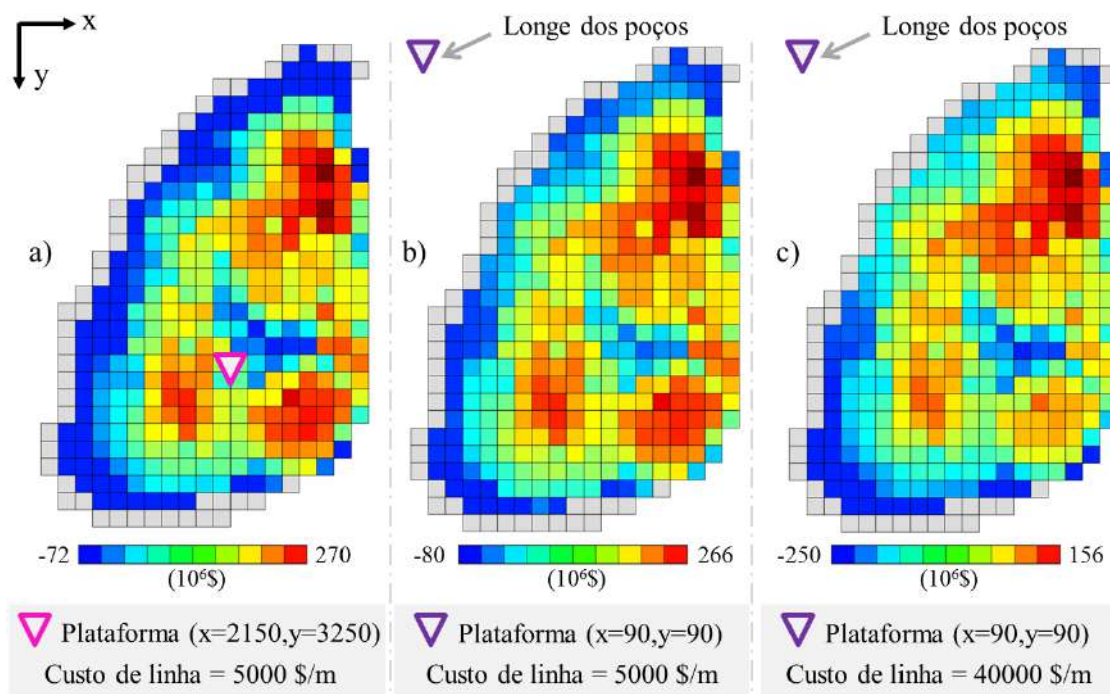


Figura 4.5 – Visualizando a influência dos parâmetros ao trocar o valor de produção de óleo pelo valor de VPL no Mapa de Qualidade, a) menor gasto com linhas de dutos, b) gasto intermediário com linhas de dutos, c) maior gasto com linhas de dutos.

O mapa da Figura 4.5 (a) se assemelha ao Mapa de Qualidade clássico da Figura 4.3 (a), porém, o mapa da Figura 4.5 (c) possui uma distribuição distinta da qualidade do VPL, que deprecia o lado sudeste e favorece o lado noroeste. Isso ocorre devido à

diferença de parâmetros entre os cenários, conduzindo a um retorno financeiro (VPL) significativamente diferente. Um alto custo com linhas de duto, e uma plataforma distante dos poços produtores, faz com que o posicionamento dos poços em relação à plataforma seja uma característica sensível para a viabilidade financeira dos poços. Conclusão, quando se utiliza uma função objetivo como o VPL, os parâmetros financeiros podem impactar sensivelmente a avaliação de regiões favoráveis, e dispor de um metamodelo que considere o VPL pode mitigar esse impacto.

Os mesmos mapas da Figura 4.5 foram coloridos em uma mesma escala de cores e ilustrados na Figura 4.6, de forma a propiciar outra análise. Alterando-se os parâmetros financeiros do cálculo de VPL, a resposta do metamodelo muda como um todo do ponto de vista financeiro. Observando-se o mapa da Figura 4.6 (a) contra o mapa da Figura 4.6 (c), pode-se notar que um apresenta muitos poços com retorno positivo de VPL enquanto o outro apresenta poços com retorno negativo na maior parte do modelo. Aqui está outro ponto positivo de um mapa baseado em VPL, ele pode fornecer visões de viabilidade de um projeto de exploração ao se variar os parâmetros financeiros.

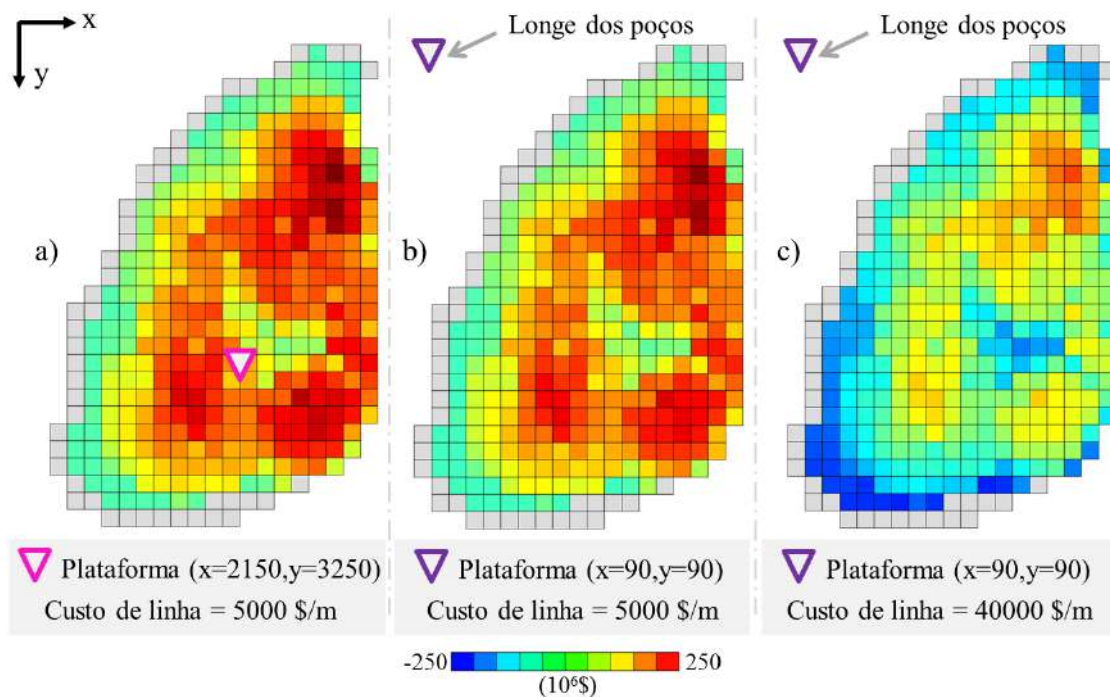


Figura 4.6 - Visualizando em mesma escala de cores a influência dos parâmetros ao trocar o valor de produção de óleo pelo valor de VPL no Mapa de Qualidade, a) menor gasto com linhas de dutos, b) gasto intermediário com linhas de dutos, c) maior gasto com linhas de dutos.

Na esperança de que a influência dos parâmetros exerça um impacto mais brando no processo de busca, o valor de VPL foi selecionado para ser a resposta do novo metamodelo. Assim, o valor de VPL de cada coluna é, de fato, o recurso usado para orientar os estágios iniciais de otimização deste trabalho.

Em síntese, toda a análise supracitada foi para justificar o uso do valor de VPL ao invés do valor de produção de óleo de cada poço usado na construção do Mapa de Qualidade. O novo metamodelo desenvolvido neste trabalho foi inspirado no Mapa de Qualidade (de produção), mas utiliza o valor de VPL como métrica associada às células, sendo intitulado de “Mapa de VPL”.

4.1.2 Redução do espaço de busca

Em um processo de otimização manual, o especialista em planejamento do desenvolvimento da produção, como um engenheiro de reservatórios, posiciona os poços no modelo de simulação e submete esse mesmo modelo ao simulador de fluxo, aguardando os valores de produção preditos. Como especialista no assunto, o engenheiro de reservatórios pode reduzir intuitivamente o espaço de busca com base em sua experiência, eliminando as improváveis regiões da produção de petróleo ao longo do processo. Essa atitude é comum e é recorrente durante toda a cadeia de decisões.

Este trabalho, inspirado no comportamento do especialista, reduz as regiões de interesse por meio de algumas heurísticas em duas etapas da construção do metamodelo. Essa atitude é bastante comum e similar ao trabalho de SALLAM *et al.* (2017), que encapsularam o espaço de busca para a vizinhança dos limites das funções de restrição de um problema (Figura 4.7).

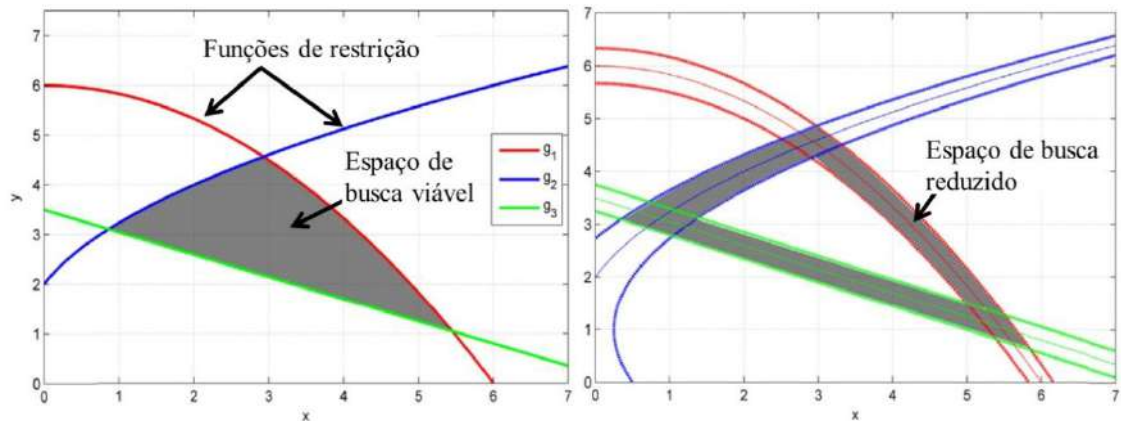


Figura 4.7 - Redução do espaço de busca de SALLAM *et al.* (2017).

A primeira redução do espaço de busca acontece quando se efetua uma seleção das melhores regiões do modelo de simulação, ou seja, baseando-se nos atributos estáticos do modelo de simulação (informação *a priori*) algumas regiões passam a ser ignoradas para a montagem do Mapa de VPL. Para esta primeira inferência das regiões mais propícias, utilizou-se o Mapa de Espessura Óleo. A Figura 4.8 apresenta Mapa de Espessura Óleo antes, Figura 4.8 (a), e depois, Figura 4.8 (b), de se efetuar a redução do espaço de busca. Foi estabelecido um critério de seleção das colunas que se baseia em um valor de corte, um limite (Lim_{MV}) a ser informado pelo especialista. Para produzir a Figura 4.8 (b) foi definido um valor de 0,5 (50%) para Lim_{MV} , deixando o mapa de espessura óleo com apenas 174 colunas. Caso um metamodelo similar ao Mapa de Qualidade fosse gerado a partir desse conjunto, necessitaria de 174 simulações ao invés das 348 do método original.

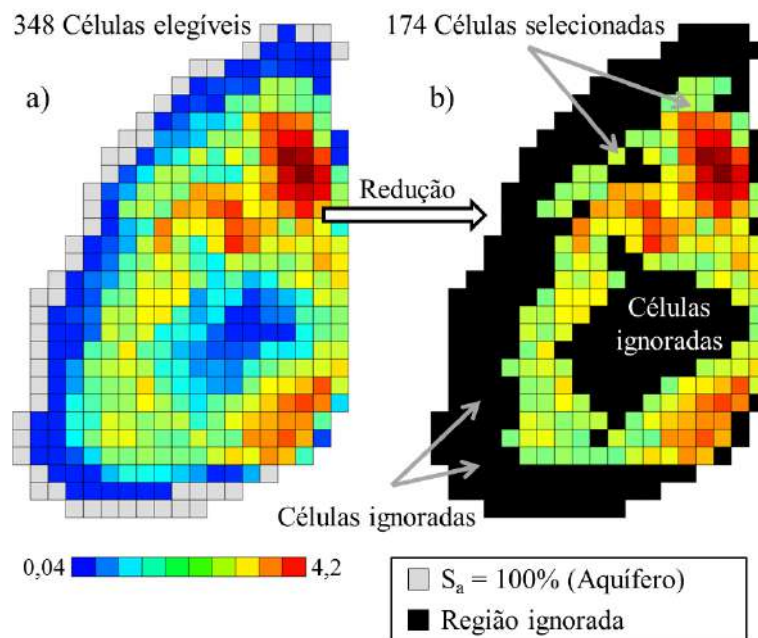


Figura 4.8 - a) Mapa de Espessura Óleo, b) Mapa de Espessura Óleo reduzido

4.1.3 Um metamodelo de baixo custo

A redução da quantidade de simulações poderia ser realizada apenas selecionando as colunas do mapa reduzido da Figura 4.8 (b), mas ao se utilizar modelos de alta resolução seriam necessárias muitas simulações, mesmo assumindo essa redução. Por essa razão, este trabalho apresenta uma abordagem singular para mitigar a necessidade de simulações de fluxo. Durante o desenvolvimento deste trabalho, percebeu-se que a resposta de produção de cada poço, mesmo em estratégias de múltiplos poços, poderia ser útil para explicar a produção regional. Assim, foram realizados experimentos para descobrir se um mapa de produção razoável poderia ser construído apenas usando estratégias com múltiplos poços. Os resultados foram favoráveis e o Mapa de VPL foi gerado utilizando-se somente simulações de estratégias com múltiplos poços, todas possuindo a mesma quantidade de poços com distribuições espaciais distintas. Com a nova abordagem, cada poço contribui com a informação de produção associada a ele, mesmo estando acompanhado de outros poços na estratégia simulada. Portanto, a cada estratégia simulada com “n” poços, “n” colunas recebem informação de VPL no Mapa de VPL. Importante observar que esta abordagem depende diretamente da distribuição dos poços na estratégia e dos locais em que se inserem esses poços, e por isso, a criação das estratégias deve ser cuidadosamente orquestrada.

A primeira definição quanto às estratégias que gerarão o Mapa de VPL é estabelecer a quantidade de poços por estratégia. A quantidade deve ser adequada para cobrir o espaço do modelo de simulação e obter uma informação útil de produção. Com uma quantidade elevada de poços, a produção dos poços tende a ser mais homogênea, contribuindo pouco para a formação de um mapa onde o que se deseja é justamente observar as diferenças. Por outro lado, se as estratégias possuírem poucos poços, a diminuição do esforço computacional pode não ser relevante, pois mais simulações serão necessárias para cobrir o espaço de busca.

Através de experimentos desenvolveu-se um modelo matemático simples para o cálculo do número de poços por estratégia para a formação do Mapa de VPL (N_{PEMV}). N_{PEMV} é definido por uma equação simples (Eq. 4.2), ela relaciona a área total da superfície do Mapa de Espessura Óleo reduzido (AT_{MR}) com a distância mínima permitida entre os poços. Se o resultado do cálculo for um valor decimal, ele é levado para o menor valor inteiro mais próximo ($\lfloor \cdot \rfloor$), ou seja, arredondado para baixo. O denominador da Eq. 4.2 é geometricamente uma circunferência em torno do poço, nomeada como alcance do poço (Alc), vista na Eq. 4.3.

$$N_{PEMV} = \left\lfloor \frac{AT_{MR}}{Alc} \right\rfloor \quad (4.2)$$

$$Alc = \pi \times [minD]^2 \quad (4.3)$$

Uma vez definido o valor de N_{PEMV} , é preciso arbitrar a quantidade de estratégias iniciais para a geração do Mapa de VPL (N_{EMV}). Essa quantidade deve ser suficiente para que todas as colunas do Mapa de Espessura Óleo recebam um poço, e assim, o Mapa de VPL seja gerado. Para isso foi criada uma relação entre a quantidade de colunas do Mapa de Espessura Óleo reduzido (N_{CMR}) e a quantidade de poços por estratégia para geração do Mapa de VPL (N_{PEMV}), exibida na Eq. 4.4.

$$N_{EMV} = \left\lceil \frac{N_{CMR}}{N_{PEMV}} \right\rceil \quad (4.4)$$

A quantidade de estratégias a serem simuladas e o número de poços a serem empregados em cada uma foram definidos até aqui, falta então estabelecer como distribuir os poços. De forma a definir uma metodologia de distribuição espacial dos poços das estratégias, decidiu-se por dividir o espaço de busca (mapa de Espessura óleo reduzido) em regiões. A quantidade de regiões é a mesma quantidade de poços por estratégia (N_{PEMV}). Definiu-se então que a técnica de agrupamentos (*clustering*) seria adequada para efetuar a segregação do espaço bidimensional em regiões. A técnica escolhida para efetuar o agrupamento emprega o algoritmo Kmeans++ (ARTHUR & VASSILVITSKII, 2007). Esse algoritmo divide o espaço de acordo com uma quantidade definida como parâmetro de entrada, empregando uma função esférica de particionamento. Essa técnica define pontos centrais chamados centróides, cada qual definindo um agrupamento. Ao se aplicar o algoritmo Kmeans++ ao Mapa de Espessura Óleo reduzido, cada coluna é associada a um grupo. A associação da coluna ao grupo depende da proximidade da mesma ao centróide do grupo. O algoritmo avalia a distância de cada coluna a todos os centróides, uma vez discernindo qual é o centróide mais próximo, o algoritmo associa a coluna ao grupo formado pelo centróide. Ao final de um processo iterativo de otimização do posicionamento dos centróides, o que se tem é o exemplo apresentado na Figura 4.9 (b), um mapa particionado com a quantidade de grupos idêntica à quantidade de poços por estratégia (N_{PEMV}).

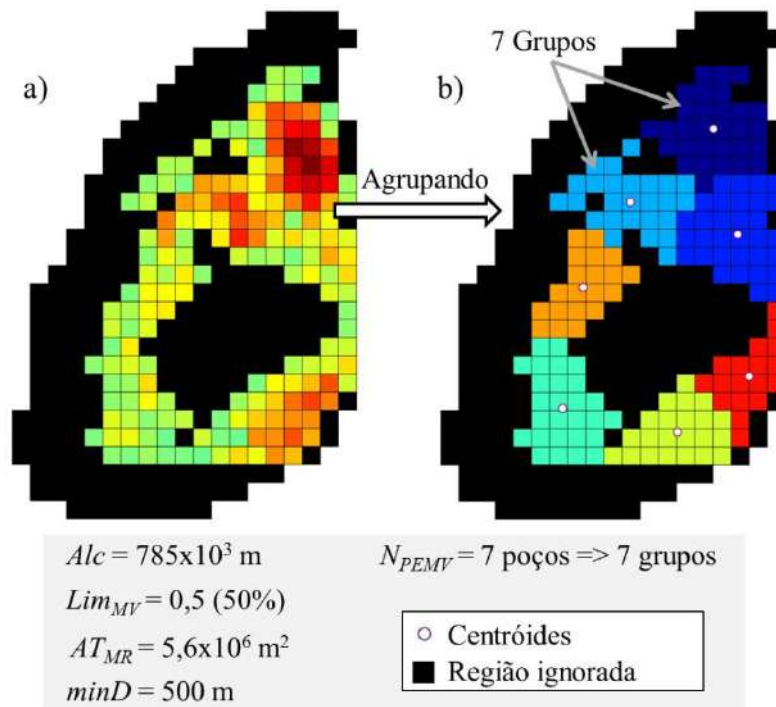


Figura 4.9 - Particionamento do mapa de Espessura Óleo e parâmetros utilizados. a) Mapa de Espessura Óleo reduzido, b) mapa já particionado em 7 grupos.

Uma vez particionado o mapa reduzido, o processo de planejamento das estratégias se inicia e passa por algumas iterações. Cada poço de cada estratégia é posicionado em um grupo do mapa particionado. Essa metodologia foi desenvolvida para tentar distribuir os poços de forma racional, de modo a evitar que poços fiquem muito próximos e sua produção seja baixa. O algoritmo coloca um poço dentro de cada grupo, como pode ser visto na Figura 4.10. As colunas que receberão os poços são selecionadas por um algoritmo de roleta probabilística com uma distribuição normal. Uma vez que é um processo estocástico, as colunas devem ser qualificadas para que as melhores tenham mais chance de serem selecionadas, mas que isso não impeça outras colunas de serem escolhidas. Para isso, as colunas são ordenadas de acordo com o valor de espessura óleo em cada grupo para habilitar a rotina de seleção. No início das iterações, o algoritmo é mais conservador e seleciona boas colunas para formar as estratégias, tentando posicionar poços nas melhores colunas de cada grupo (alto valor de $Esp_{i,j}$). Esse procedimento presente no início das iterações foi projetado para compor estratégias confiando na informação *a priori* fornecida pelo Mapa de Espessura Óleo. O procedimento segue reduzindo o rigor da escolha, isso é conseguido aumentando-se o desvio padrão empregado na roleta. O desvio padrão nesse procedimento se inicia em 0,2 e vai sendo elevado até alcançar o valor 2. Conseqüentemente, as estratégias criadas

ao final das iterações “confiam” menos na informação *a priori* e os poços são posicionados em regiões com menor valor de $Esp_{i,j}$. Como essa metodologia não é determinística, ela não garante que existam poços ocupando a mesma coluna ao se observar todo o conjunto de estratégias. Com isso, é possível que uma estratégia “A” tenha um poço na coluna ($i=12, j=9$) e outra estratégia “B” também tenha um poço nesta mesma posição. Esse comportamento é inadequado, pois vai de encontro com o objetivo defendido até aqui, afinal, colocando poços repetidamente em uma mesma coluna não se contribui com mais informação para a formação do Mapa de VPL, e ainda negligencia algumas colunas que não serão selecionadas para pertencerem ao Mapa de VPL. Neste ponto, é importante preparar estratégias com diferentes layouts para ocupar cada coluna.

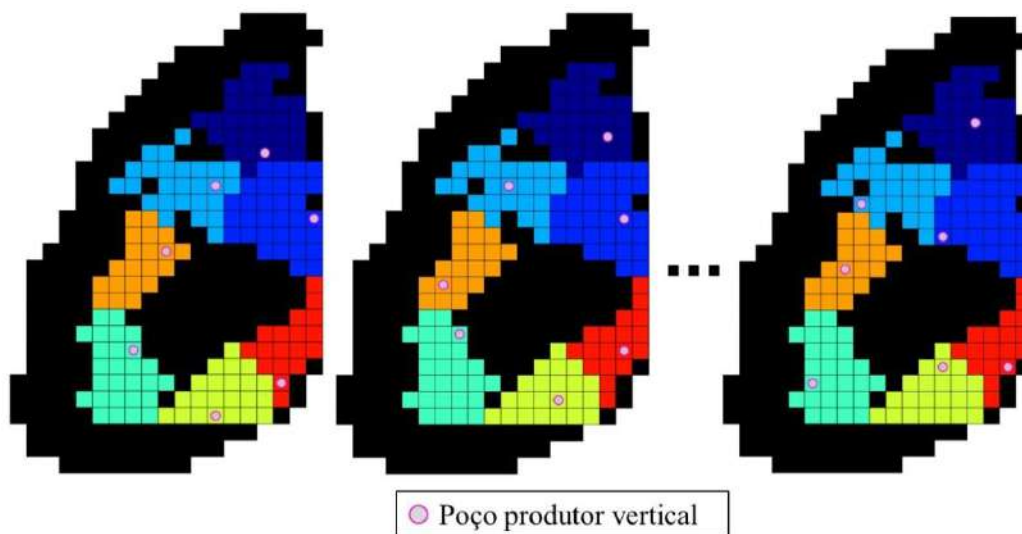


Figura 4.10 – Exemplos de estratégias definidas para a construção do Mapa de VPL. Cada estratégia possui 7 poços onde cada poço ocupa um grupo.

Foi criado um mecanismo para evitar que poços sejam posicionados nas mesmas colunas, mas não é rigoroso e algumas estratégias apresentam poços em colunas idênticas. O mecanismo em questão executa o procedimento de seleção de roleta (já citada) repetidamente até selecionar dentro do grupo uma coluna ainda não ocupada, mas aceita a ocupação repetida ao chegar à centésima tentativa. Importante notar que a quantidade de colunas entre os grupos pode não ser simétrica, aumentando as chances de poços ocuparem as mesmas colunas.

Importante ressaltar que uma vez que um ou mais poços são posicionados em uma mesma coluna, o algoritmo escolhe o valor VPL mais alto produzido para a coluna entre

todas as estratégias simuladas. Isso faz com que mesmo existindo múltiplos resultados de VPL para uma mesma coluna, somente o maior valor VPL identificará a coluna no mapa.

Em um resultado ideal do algoritmo de agrupamento, todos os grupos seriam simétricos, ou seja, teriam a mesma quantidade de colunas. Se isso ocorresse, a quantidade de colunas de cada grupo teria o mesmo valor da quantidade de estratégias iniciais para a geração do Mapa de VPL (N_{EMV}). Mas uma característica do algoritmo Kmeans++ é não garantir a entrega de grupos com a mesma quantidade de colunas. A ausência de simetria entre grupos leva ao posicionamento de poços em colunas idênticas em grupos com a quantidade de colunas abaixo de N_{EMV} .

Um Mapa de VPL construído com um poço em cada coluna, com base no mapa reduzido apresentado na Figura 4.9 (a), precisaria de 174 simulações, mas com a nova técnica, apenas 25 seriam consumidas. Na Figura 4.11 pode-se conferir um exemplo de um Mapa de VPL resultante de 25 simulações, onde cada coluna tem seu próprio valor de VPL ($VPL_{i,j}$). Outro ponto positivo desse metamodelo é ser gerado com simulações de múltiplos poços, o que leva a resultados que consideram as interdependências dos poços.

Apesar da menor demanda por simulações, há uma fraqueza nessa abordagem, o espaço de busca pode se apresentar errático, com colunas ausentes que eram esperadas no mapeamento. Isso pode ser notado em colunas sem mapeamento na região norte no exemplo da Figura 4.11.

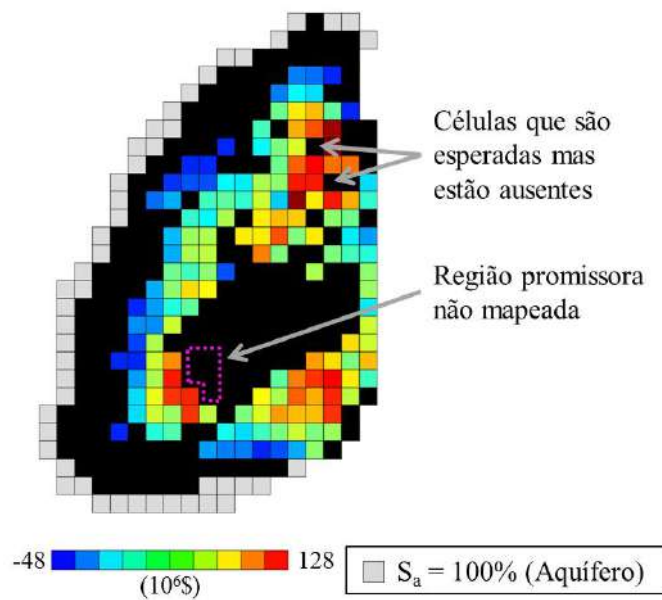


Figura 4.11 - Mapa de VPL inicial.

Outro ponto a ser notado no exemplo da Figura 4.11 é a presença de colunas de alto VPL com vizinhança não mapeada, visualizada na região sudoeste. Como a redução do espaço de busca é baseada na informação *a priori* do Mapa de Espessura de Óleo, a região sudoeste não foi vislumbrada como promissora, o que se mostra um equívoco de avaliação. A informação *a posteriori* do Mapa de VPL se torna deficiente e não confiável para casos como esse, em que a simulação fornece uma predição bastante divergente das inferências feitas *a priori*. Diante das deficiências supracitadas, foi elaborada uma etapa de ajuste para adequação das células promissoras do Mapa de VPL inicial.

4.1.4 Ajustando o espaço de busca

Para melhorar o Mapa de VPL inicial, foi adicionado outro ciclo para ajustar e expandir a região mapeada, como uma etapa de expansão do espaço de busca. Esse ciclo pretende aumentar a cobertura inicial por meio da criação de novas estratégias para preencher as lacunas existentes. A Figura 4.12 ilustra uma visão geral do processo de expansão. O ciclo começa com o Mapa de VPL inicial na Figura 4.12 (a) e evolui para o mapa apresentado na Figura 4.12 (d).

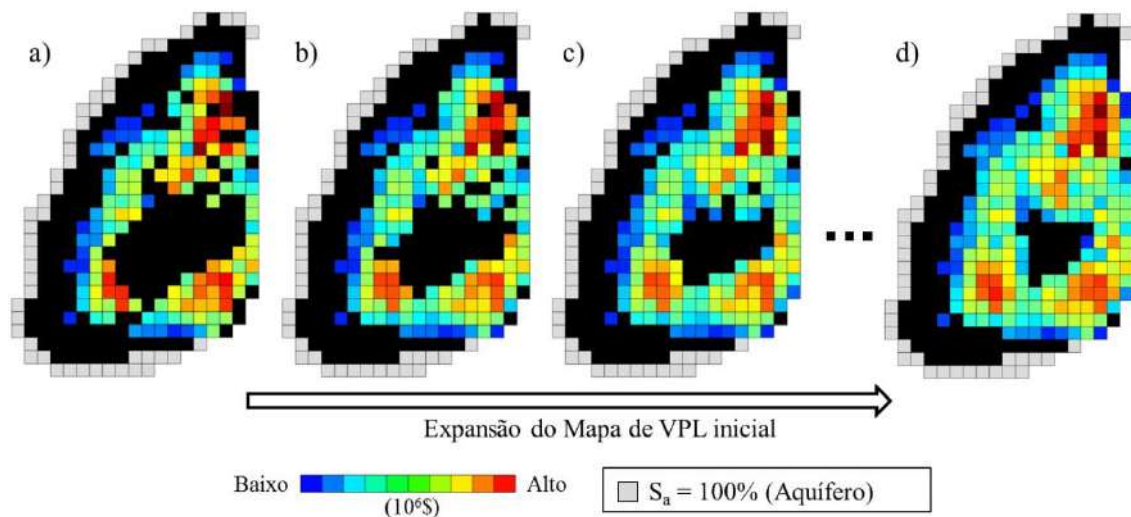


Figura 4.12 - a) Mapa de VPL inicial, b) iteração 1, c) iteração 2, d) Mapa de VPL expandido.

O ajuste se inicia com a inspeção de todas as células que têm seu VPL acima da média do Mapa de VPL inicial ($VPL_{média}$). A inspeção continua com a constatação de todas as células ausentes e ignoradas que estão adjacentes a uma célula acima da média, formando assim uma lista de células elegíveis (promissoras). As células promissoras representam uma lista de poços a serem simulados. Por conseguinte, algumas estratégias devem ser criadas para receber esses poços. Para evitar distribuições inadequadas de poços dentro das estratégias a serem simuladas nesta etapa, as mesmas estratégias usadas no Mapa de VPL inicial foram aproveitadas.

Com o conjunto de células promissoras definido, se inicia um ciclo de seleção aleatória das estratégias aproveitadas. Cada estratégia é clonada para que tenha seus poços antigos substituídos por novos poços em células promissoras. Um poço novo ocupa o lugar do poço antigo mais próximo na estratégia. Nem todos os poços antigos são substituídos para tentar preservar a distribuição espacial. A substituição de poços ocorre obedecendo a uma roleta de distribuição uniforme, onde a probabilidade de substituição é parametrizada (P_S), portanto, cada poço antigo tem uma chance arbitrada de ser substituído. Neste ponto, pode-se notar que o processo consome a lista de poços até que ela seja esgotada, sendo então interrompido. O Mapa de VPL é assim atualizado, recebendo informações onde ainda não existia. Como já explicado anteriormente, toda célula (coluna) recebe o maior valor de VPL já alcançado por um poço alocado nela, então a atualização do Mapa de VPL também implica na atualização de algumas colunas já mapeadas, pois é comum que valores superiores de VPL surjam.

Após a primeira iteração de expansão, já com o Mapa de VPL atualizado, a inspeção se repete e com ela novas células promissoras são constatadas, dando início a mais uma iteração do procedimento. O procedimento é uma sequência de iterações com as ações acima mencionadas e expande o Mapa de VPL até que não existam mais células elegíveis, conforme apresentado na Figura 4.12 (d).

A Figura 4.13 ajuda a visualizar como são as estratégias construídas para a etapa de expansão, ilustrando algumas estratégias, nela percebe-se a presença de poços antigos em células já mapeadas e poços novos em células ainda não mapeadas (promissoras).

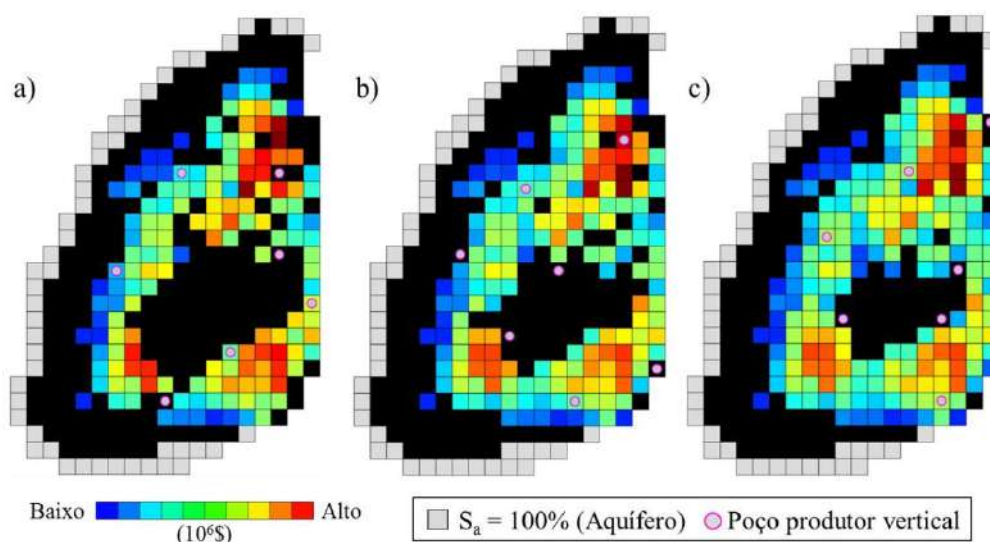


Figura 4.13 – Alguns exemplos de estratégias criadas na etapa de expansão com P_s igual a 70%, a) iteração 1, b) iteração 2, c) iteração 3.

Com a expansão do Mapa de VPL, mais chamadas ao simulador são consumidas, mas o esforço contingencia as deficiências do Mapa de VPL inicial e eleva a qualidade de cobertura do mapa. Os exemplos apresentados na Figura 4.12 e Figura 4.13 foram extraídos de um ciclo de 6 iterações e exigiram 24 simulações, todo o processo consumiu 49 simulações para cobrir 223 células (colunas). Uma economia de esforço computacional muito significativa considerando que o Mapa de Qualidade clássico consumiria 348 simulações.

Para concluir o Mapa de VPL é aplicada a segunda redução do espaço de busca. Assim como a etapa de expansão, esta etapa tenta ajustar o metamodelo eliminando as regiões que foram mapeadas, mas tem baixa produção. É mais uma ação de correção das disparidades entre a informação *a priori* e *a posteriori*. Efetua-se um descarte de

células do Mapa de VPL que estão abaixo de um limite (Lim_{MV2}), ação semelhante ao descarte aplicado para produzir o Mapa de Espessura Óleo reduzido. O cálculo do limite da segunda redução é apresentado na Eq. 4.5 e é um valor financeiro, podendo ser visto como um valor de corte dos piores poços simulados, ou seja, das piores regiões.

$$Lim_{MV2} = \frac{VPL_{média} + VPL_{pior}}{2} \quad (4.5)$$

A Figura 4.14 (b) mostra as colunas descartadas e a Figura 4.14 (c) mostra o Mapa de VPL final. Nesse exemplo, 26 células (colunas) foram eliminadas. O objetivo maior desta redução de espaço de busca é evitar que a fase de otimização faça uso destas regiões ruins.

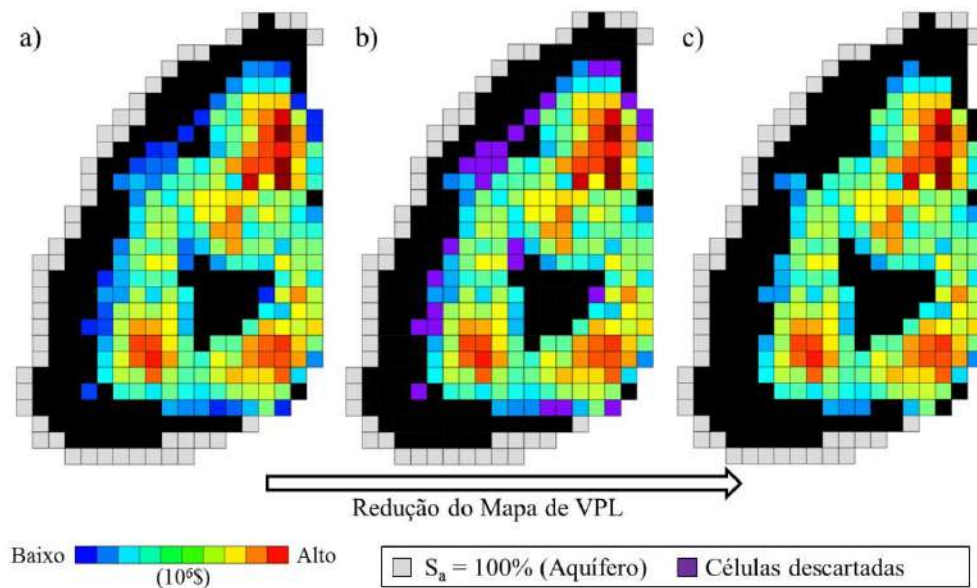


Figura 4.14 - a) Mapa de VPL expandido, b) células selecionadas para descarte, c) Mapa de VPL final.

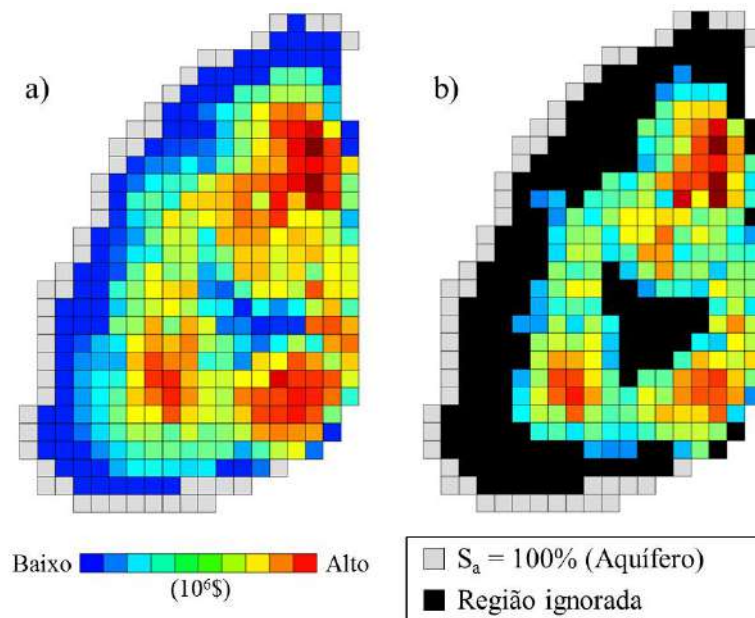


Figura 4.15 - a) Versão do Mapa de Qualidade com valor de VPL no lugar da produção de óleo, b) Mapa de VPL final (metamodelo).

Ao se observar dois mapas lado a lado, o Mapa de VPL final da Figura 4.15 (b) e o Mapa de Qualidade da Figura 4.15 (a), nota-se que eles apresentam 3 regiões de produção preponderantes: uma ao norte, uma a sudeste e outra a sudoeste. Com essa constatação conclui-se que o metamodelo desenvolvido consegue entregar uma qualificação da produção semelhante ao Mapa de Qualidade.

O processo de geração do metamodelo desenvolvido para este trabalho não é determinístico, portanto, a cada execução do algoritmo que suporta a metodologia, um novo e exclusivo Mapa de VPL é produzido (Figura 4.16). A diferença entre os metamodelos pode gerar algumas dúvidas sobre a confiabilidade de sua utilidade, no entanto, o objetivo é apenas relacionar os bons pontos apontados pelo simulador com uma certeza relativa.

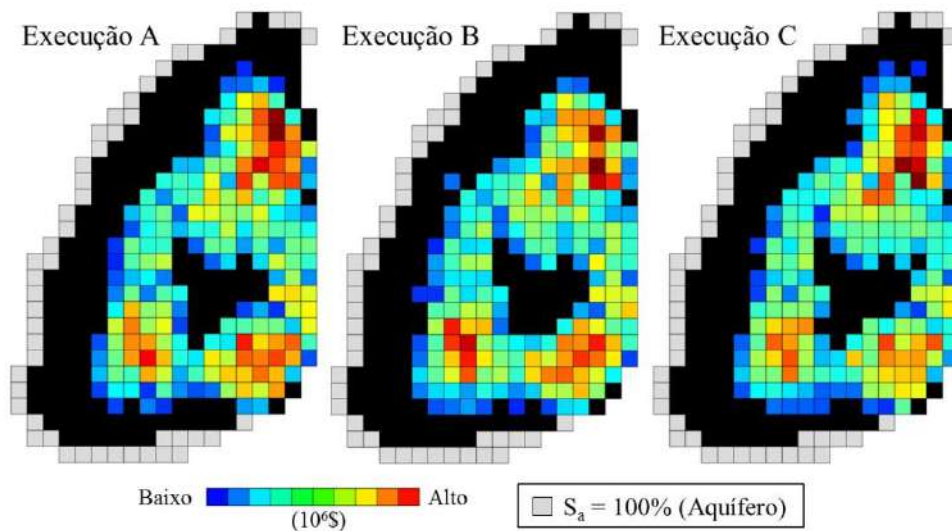


Figura 4.16 – Mapa de VPL final em 3 execuções distintas do método com os mesmos parâmetros.

O metamodelo é útil não somente para vislumbrar boas regiões, mas também para inferir quais seriam as trajetórias mais favoráveis para poços direcionais.

4.1.5 Síntese da geração do metamodelo

De forma a facilitar o entendimento das etapas da geração do metamodelo, um diagrama de fluxo com as principais ações envolvidas é ilustrado na Figura 4.17.

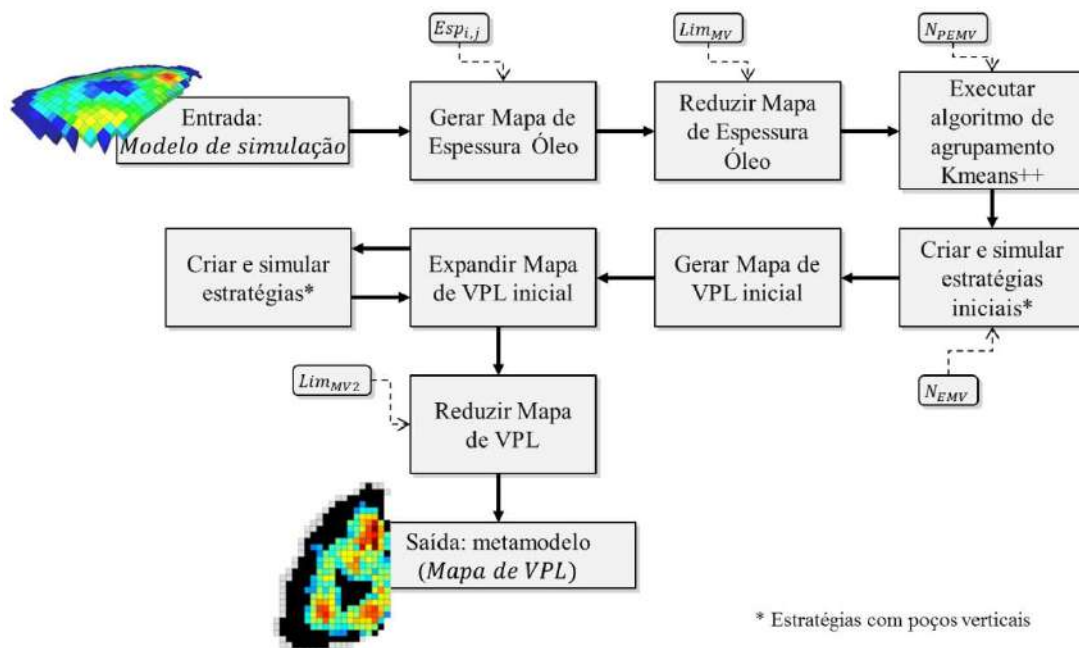


Figura 4.17 - Diagrama de fluxo de criação do metamodelo.

4.1.6 Metamodelo como guia para criação de soluções candidatas

Antes de explicar a etapa de otimização, é conveniente esclarecer como o Mapa de VPL contribui para a criação de estratégias com poços direcionais, ajudando a inferir onde posicionar os poços e quais as direções de trajetória são mais favoráveis.

O procedimento de criação de estratégias emprega, novamente, uma técnica de redução do espaço de busca. Primeiramente são selecionadas células de alto valor de VPL para formar uma região de interesse. Para que a seleção seja possível, é preciso ordenar de forma decrescente as células pelo valor de VPL presente no Mapa de VPL. Uma vez ordenadas, efetua-se o somatório da área de cada célula, uma por vez, iniciando-se pela primeira (maior valor), até alcançar um limite (Lim_{CF}). Esse valor é referente ao produto entre a quantidade de poços desejada para a estratégia (N_{PED}) e a metade do alcance de poço (Alc), visto na Eq. 4.6. A opção pela metade do valor do alcance é mais uma heurística de redução do espaço de busca definida através da observação de resultados em experimentos.

$$Lim_{CF} = N_{PED} \times \frac{Alc}{2} \quad (4.6)$$

Na Figura 4.18 são ilustrados exemplos de regiões de interesse resultantes do procedimento de seleção de células. A título de exemplo, se o alcance de poço é de cerca de 800.000 m², é preciso um conjunto de células que tenham suas áreas de superfície de topo somadas equivalente a 400.000 m². O alcance de poço é uma medida de área e serve de referência para a definição da quantidade de células que formarão a região. Na região de interesse da Figura 4.18 (a), selecionou-se um conjunto de 15 células para a criação de uma estratégia de 1 poço, pois essas mesmas 15 células juntas cobrem a área equivalente à metade do alcance de poço.

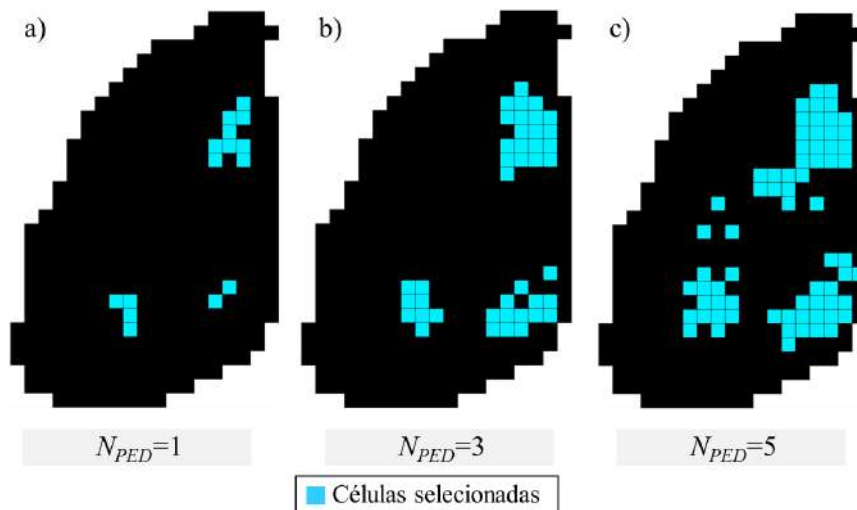


Figura 4.18 – Exemplos de regiões de interesse formadas por células de alto valor de VPL, (a) região para 1 poço, (b) região para 3 poços, (c) região para 5 poços.

A região é então segregada em tantas regiões quanto o número de poços desejados para a solução candidata (N_{PED}), portanto existe uma semelhança com a metodologia de agrupamentos do Mapa de Espessura Óleo. O algoritmo Kmeans++ é empregado novamente nesta etapa. Os mesmos exemplos anteriores são apresentados na Figura 4.19 já divididos em regiões para diferentes números de poços (1, 3 e 5).

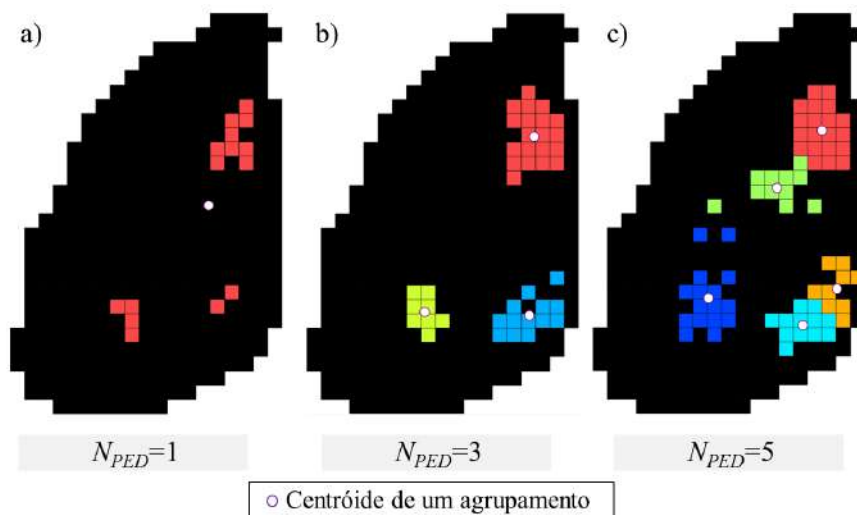


Figura 4.19 – Agrupamentos de células para criação de soluções candidatas, (a) para 1 poço, (b) para 3 poços, (c) para 5 poços.

Com a formação de grupos de regiões de interesse já é possível escolher um local único intitulado Ponto de Interesse. O Ponto de Interesse é uma célula (quadrilátero) no Mapa de VPL, mas no modelo de simulação é uma coluna (pilha de células). Essa

informação é relembrada oportunamente, pois a criação de trajetórias considera o Ponto de Interesse como um volume, ou seja, uma coluna do modelo de simulação. O Ponto de Interesse é selecionado com a ajuda de um algoritmo de roleta probabilística com uma distribuição normal, de modo a gerar um resultado estocástico. O desvio padrão nesse procedimento se inicia em 0,2 e vai sendo elevado até alcançar o valor 0,5. Cada Ponto de Interesse serve como uma referência para criação de trajetórias de um poço. São projetadas todas as trajetórias possíveis que passam pela coluna (Ponto de Interesse), incluindo a única trajetória vertical, sempre obedecendo aos parâmetros e às restrições de projeto. O conjunto de trajetórias que surge a partir do Ponto de Interesse se torna o conjunto de opções disponíveis para a criação de uma nova solução candidata.

Cada conjunto de pontos de interesse, associados às suas trajetórias, funciona como uma matriz para produção de novas soluções candidatas. Para facilitar o entendimento deste procedimento, faz-se uma analogia da matriz com uma família de indivíduos. Assim como uma matriz, uma família dá origem a elementos semelhantes. Cada família tem suas características e serve de berço para novos indivíduos que herdaram atributos dentro de um espaço de possibilidades. Mediante o exposto, cada matriz aqui passa a ser chamada de família de soluções candidatas. A Figura 4.20 mostra dois exemplos de famílias projetadas para gerar soluções candidatas, uma família para estratégias de um único poço e outra para três poços. O Mapa de VPL é apresentado como fundo na Figura 4.20 apenas para facilitar a observação de que os pontos de interesse geralmente estão posicionados em regiões favoráveis.

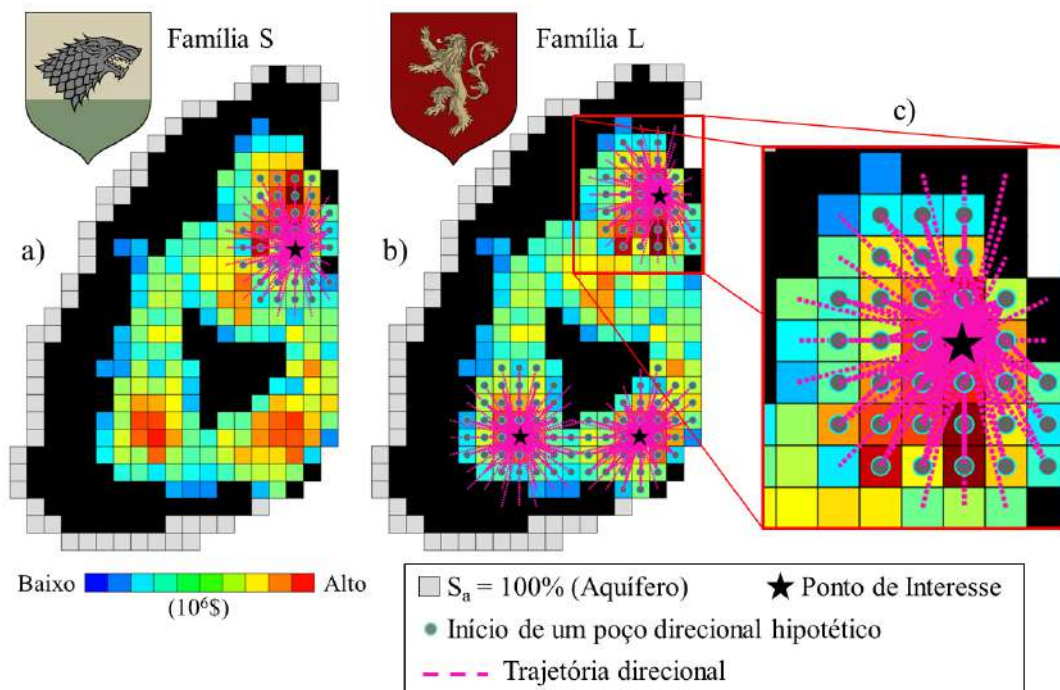


Figura 4.20 – Exemplos de duas famílias de soluções candidatas, a) projetada para produzir estratégias com 1 poço direcional, b) projetada para produzir estratégias com 3 poços direcionais, c) todas as trajetórias hipotéticas projetadas atravessam o Ponto de Interesse e obedecem as restrições.

Cada família funciona como uma origem de um ou mais indivíduos, e estabelece o espaço de busca favorável e viável ao mesmo tempo (ver Figura 4.21). As famílias podem ocupar subdomínios do espaço de busca com alguma sobreposição, essa característica é esperada quando existem Pontos de Interesse comuns entre as famílias com mesma quantidade de poços (famílias análogas). De fato, a família fornece uma maneira de fazer uma redução do espaço de busca ao delimitar as possibilidades. Uma vez que está disponível, uma família pode ser usada para gerar soluções candidatas, ou seja, uma trajetória de cada região de interesse é selecionada e surge assim uma nova estratégia.

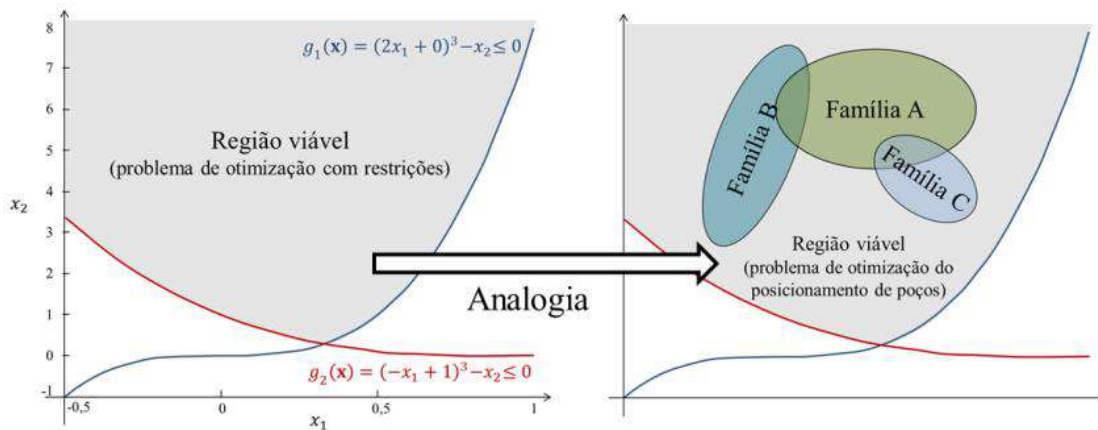


Figura 4.21 - Por analogia, cada família de soluções ocupa um subdomínio do espaço de viabilidade do problema de otimização do posicionamento de poços.

A metodologia para a escolha das trajetórias é uma parte sensível deste trabalho. Um humano, observando a Figura 4.20 (c), poderia selecionar a trajetória que atravessa as colunas com o mais alto valor de VPL. Seria uma atitude esperada e associada ao senso comum, pois uma trajetória de poço atravessando uma região de alta produção tende a produzir mais. Este trabalho introduz uma função objetivo para reproduzir essa lógica de escolher as trajetórias. A Eq. 4.7 qualifica a trajetória (QT) observando todas as colunas trespassadas por ela, efetuando o produto entre o valor de VPL das colunas atravessadas e o tamanho da trajetória dentro das mesmas.

$$QT = \sum_1^{células} CS_{i,j,k} \times VPL_{i,j} \quad (4.7)$$

Cada trajetória é composta por um conjunto de segmentos de reta ($CS_{i,j,k}$), onde cada segmento está presente em uma única célula (bloco) do modelo de simulação. Sendo assim, cada célula (bloco) trespassada pela trajetória participa do cálculo de QT . Na Figura 4.22 têm-se dois exemplos de trajetória, um com 7 segmentos que atravessa 3 colunas e outro com 6 segmentos que atravessa 2 colunas. Importante esclarecer que se uma trajetória é vertical, ou seja, apenas uma coluna é atravessada, o valor VPL é o mesmo para todos os segmentos observados para calcular o QT .

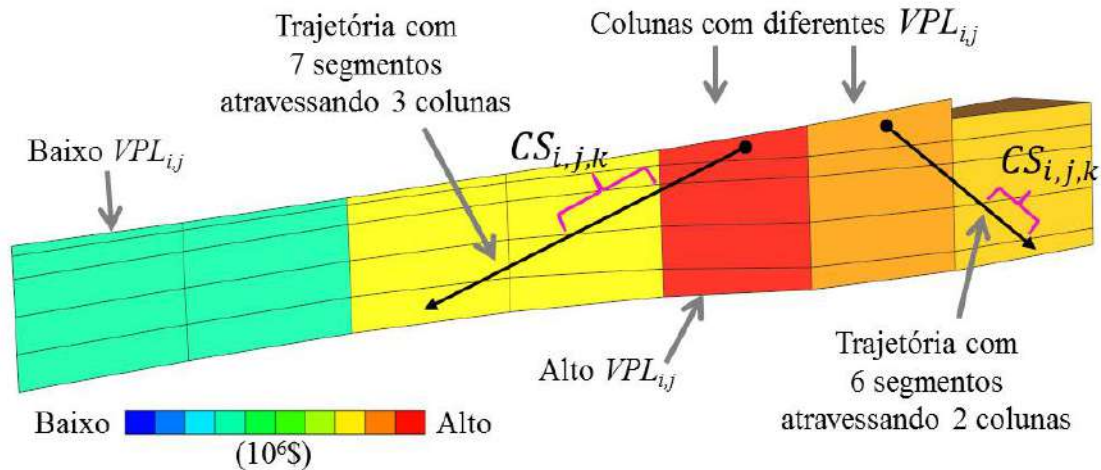


Figura 4.22 – Dois exemplos de trajetórias hipotéticas (modelo PUNQ-S3).

Se a trajetória alcançar colunas não mapeadas pelo Mapa de VPL, essas mesmas colunas são desconsideradas no cálculo de QT . Na Figura 4.23 é possível visualizar o trecho que define um poço direcional no arquivo de entrada do simulador IMEX. Nesse exemplo, o poço em questão apresenta uma trajetória composta por 9 segmentos ($CS_{i,j,k}$), somando ao todo 741 metros. Cada um dos 9 segmentos atravessa uma única célula.

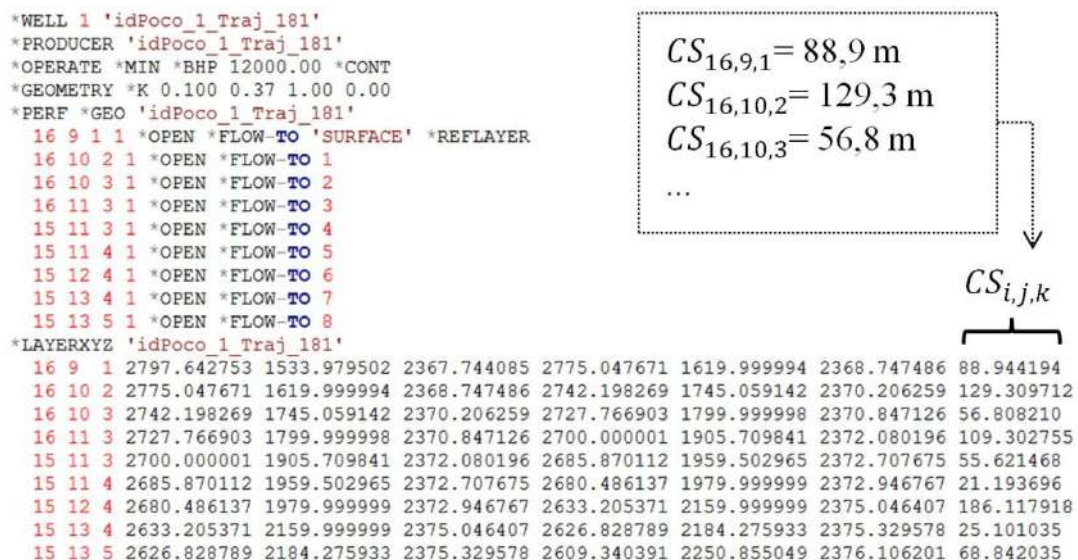


Figura 4.23 - Configuração de poço com trajetória atravessando 9 células (9 segmentos) definida no arquivo de entrada do simulador IMEX.

Uma vez calculado, o QT serve como um guia para selecionar boas trajetórias. Uma nova solução candidata surge da seleção de trajetórias observando-se seus valores QT . As trajetórias são ordenadas de forma decrescente e as de maior QT são priorizadas no

sorteio. Mais uma vez, uma roleta com uma distribuição normal é usada para fazer a tarefa de selecionar trajetórias, onde o desvio padrão é igual a 0,1.

4.2 Otimização com quantidade definida de poços verticais

Este trabalho apresenta duas metodologias para a otimização do posicionamento de poços, nesta parte será esclarecida a metodologia para estratégias com poços verticais e com a quantidade definida de poços. O método apresentado aqui foi o primeiro a ser desenvolvido durante a pesquisa, surgiu a partir do estudo do problema em uma forma simplificada, considerando somente poços verticais. Essa simplificação acarreta um espaço de busca muitas vezes menor para o problema, e permitiu ciclos expeditos de experimentos para o desenvolvimento dos métodos aqui propostos.

Um algoritmo de base populacional totalmente novo é apresentado aqui, foi inspirado em algoritmos evolutivos lamarckianos (ISHIBUCHI *et al.*, 2003, HOLZINGER *et al.*, 2014) devido ao procedimento de busca local empregado em cada indivíduo da população. Para este método, o metamodelo pode ser interpretado como uma base de conhecimento compartilhada, de forma parecida a um espaço de crenças, conceito aplicado em algoritmos culturais (COELLO & BECERRA, 2003).

O procedimento se inicia com a construção do Mapa de VPL, entretanto, é feita a parametrização forçada do número de poços por estratégia para a formação do Mapa de VPL (N_{PEMV}). A ideia central é aproveitar que o número de poços por estratégia está definido e construir o Mapa de VPL com estratégias que seguirão adiante para a etapa de otimização. Portanto, N_{PEMV} é definido com o mesmo valor da quantidade de poços verticais desejada para a otimização. O Mapa de VPL é então construído e se inicia um ciclo de otimização específico para poços verticais. O metamodelo Mapa de VPL não substitui completamente o simulador, ele serve como um guia que direciona a evolução, para a avaliação de cada solução sempre é utilizado o simulador.

O método de busca de soluções para poços verticais aproveita parte das estratégias geradas para criar o Mapa de VPL. Essa parte equivale ao conjunto de soluções candidatas que integrarão a busca. São selecionadas as melhores soluções priorizadas pelo valor de VPL, e em quantidade parametrizada pelo especialista (N_{SC}). Um processo iterativo se inicia com esse conjunto de soluções candidatas, onde para cada solução

(estratégia) são verificadas células promissoras no entorno dos poços vigentes da estratégia. Para cada poço, as células vizinhas são comparadas com seu valor de VPL, e caso exista uma célula com VPL superior, o poço é substituído por outro na célula promissora. Como é um processo iterativo, a mesma estratégia tem seus poços substituídos por outros ao longo das iterações. Visualmente, ao olhar a dinâmica de mudança da estratégia ao longo das iterações, tem-se a impressão de que os poços “caminham” no Mapa de VPL (Figura 4.24). Como novas estratégias são simuladas a cada iteração, pode ocorrer o surgimento de poços com VPL superior ao associado à célula onde se encontra o poço, nesse caso o Mapa de VPL deve ser atualizado com o maior valor. Essa atualização do Mapa de VPL ocorre também durante a etapa de expansão do Mapa de VPL inicial, já explicada.

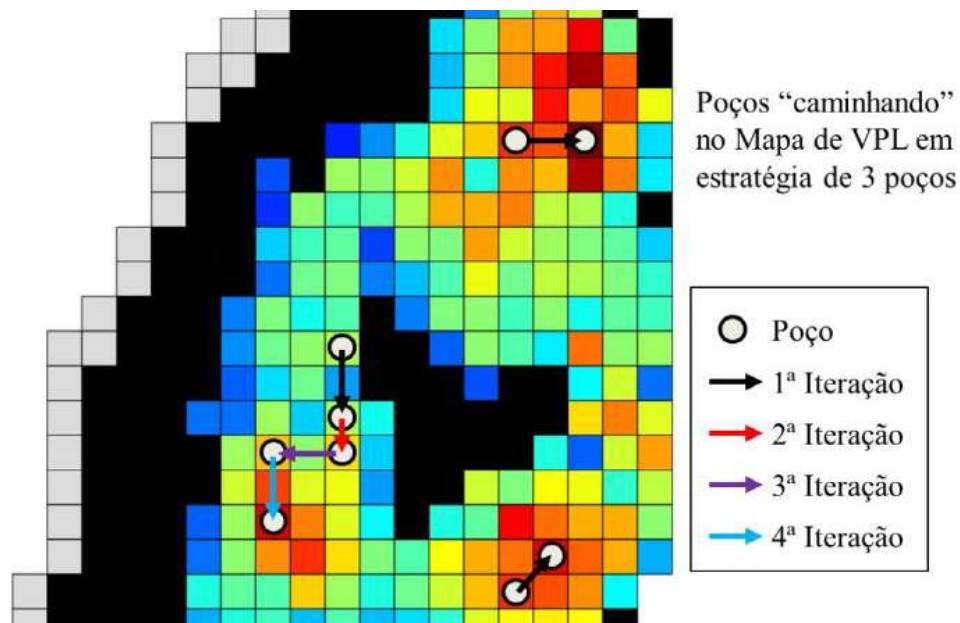


Figura 4.24 - Substituição dos poços ao longo das iterações, o que leva à impressão de que estão caminhando no Mapa de VPL.

O critério definido para verificação de vizinhança de um poço estabelece que células com distância Manhattan (DEZA & DEZA, 2009) menor ou igual a 2 devem ser analisadas. A distância Manhattan, também conhecida como distância L_1 , é uma métrica adequada para medidas em um contexto de grade, como é o caso do Mapa de VPL. Ao utilizar essa métrica, a medida de distância é efetuada contando passos para cima ou para baixo na grade, o passo na diagonal não é permitido. Portanto, partindo de uma célula para outra ao lado e depois subindo para a de cima, a distância medida tem valor 2. Uma vez que o algoritmo percebe que existem células dentro desse alcance, e que

apresentem VPL superior ao do poço, o poço em questão é substituído por outro na célula vizinha de maior VPL. Todas as restrições são respeitadas na metodologia, portanto, mesmo percebendo locais de maior VPL na vizinhança, o algoritmo não substitui um poço por outro que violará alguma restrição. Neste ponto é importante ressaltar que a violação de restrições de distância entre poços é sensível à ordem com que se analisa o problema, isto é, se um poço mudou de posição e na sequência outro “tenta se aproximar”, o segundo estará sujeito à reprovação de seu movimento, pois é suscetível a uma violação de restrição.

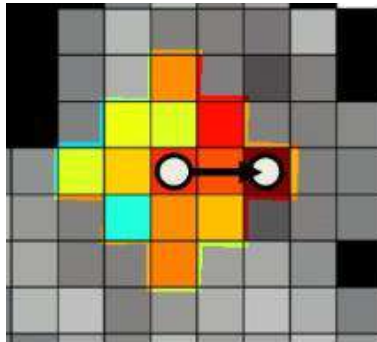


Figura 4.25 - Alcance de análise com distância Manhattan menor ou igual a 2. A substituição do exemplo só é possível por que a medida de distância é igual a 2.

O processo iterativo termina quando não existem poços a serem substituídos dentre todas as soluções candidatas. Na Figura 4.24, o poço a sudoeste caminhou durante 4 iterações até não perceber mais células vizinhas com VPL superior, portanto, a estratégia do exemplo parou de mudar na quarta iteração. A Figura 4.26 apresenta a síntese do funcionamento do método MVert.

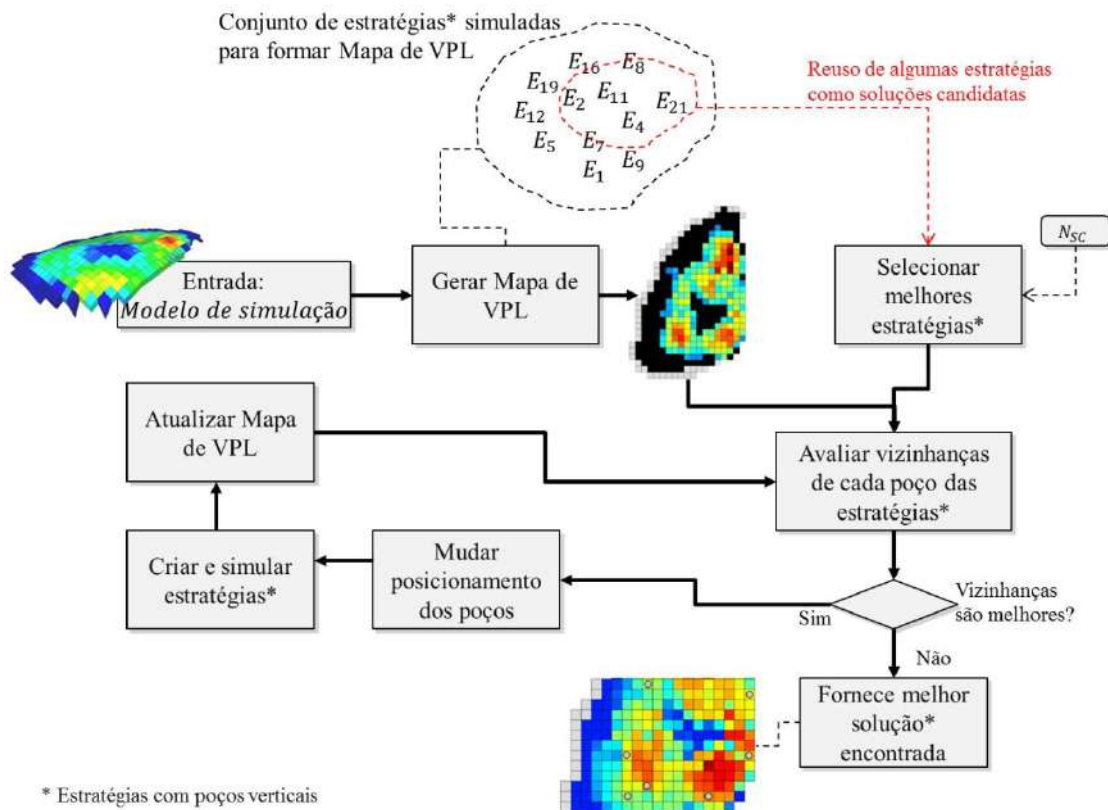


Figura 4.26 - Fluxograma do método de otimização para poços verticais (MVert).

A metodologia faz uso de um recurso de elitismo, inspirado em algoritmos evolutivos. Por conseguinte, uma cópia da solução candidata (estratégia) de maior VPL é mantida armazenada e atualizada até o final do processo, sendo então entregue como resultado do processo.

4.3 Otimização com quantidade variável de poços direcionais

O Segundo método de otimização do posicionamento de poços deste trabalho é o mais complexo. Além de buscar o melhor posicionamento, envolve a descoberta do número de poços mais adequado e as trajetórias direcionais de cada poço. O método apresentado aqui, em associação com o Mapa de VPL, é considerado a principal contribuição deste trabalho.

Em outros trabalhos que utilizam algoritmos evolutivos (AE) como método de busca, um vetor de variáveis de decisão costuma ser definido. Independentemente do AE em questão, o vetor de variáveis é tão grande quanto à complexidade do problema a ser resolvido. Um problema com espaço de busca multidimensional exige pelo menos uma variável por dimensão no vetor, de modo a permitir que a busca percorra aquela

dimensão. No caso do problema de otimização do posicionamento de poços, a posição de um único poço é uma das dimensões do problema, sendo que ela já é uma informação tridimensional, portanto a posição de um poço exige pelo menos 3 variáveis em um vetor de variáveis. A possibilidade de existirem estratégias com múltiplos poços aumenta ainda mais a dimensionalidade do problema, pois para cada poço é preciso pelo menos 3 variáveis de posição. Como a quantidade de poços é indefinida, é preciso tornar dinâmico o tamanho do vetor para que poços sejam adicionados ou suprimidos ao longo da busca. Outra opção é fixar o tamanho do vetor e adicionar uma dimensão para cada poço com informações se o poço está ou não presente na estratégia. A primeira opção exige um mecanismo sofisticado de manipulação da busca e a segunda aumenta o espaço de busca consideravelmente. Outras dimensões devem ser adicionadas a cada característica nova do problema, *e.g.*, para especificar uma trajetória direcional é preciso pelo menos mais 3 variáveis de posição do ponto final da trajetória. EMERICK *et al.* (2009) utilizaram um algoritmo genético para otimizar o posicionamento, a quantidade, a trajetória e o tipo dos poços, precisando assim elaborar um cromossomo (vetor de variáveis) que carresse toda essa informação (ver Figura 4.27).

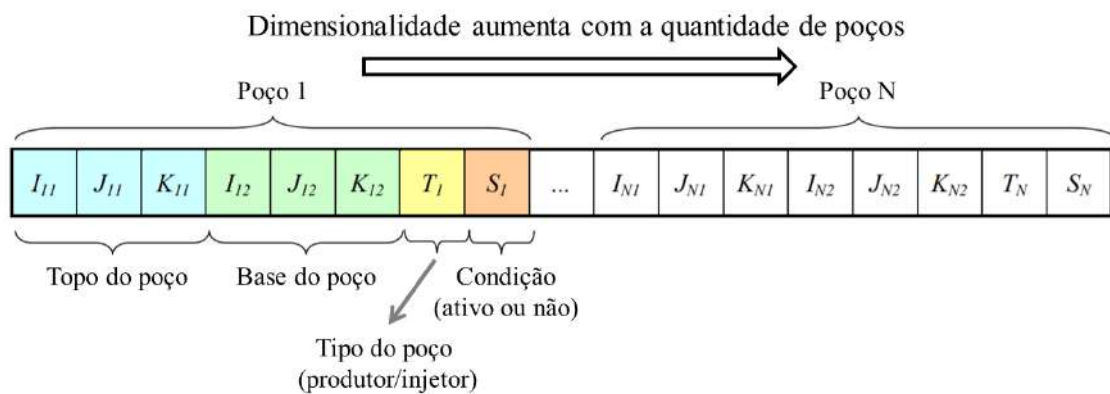


Figura 4.27 - Exemplo de cromossomo de EMERICK *et al.* (2009). A adição de novas variáveis ao cromossomo acarreta o aumento do espaço de busca.

O aumento do espaço de busca possui uma característica de crescimento geométrico, pois a cada nova variável adicionada, uma nova dimensão deve ser considerada. Isso se torna um problema grave para algoritmos de busca global que necessitam de muitas avaliações da função objetivo. Mais ainda se a função objetivo tem um custo alto. Em algoritmos populacionais, deve-se definir o tamanho da população de acordo com o espaço de busca. Se o espaço de busca é muito grande a população precisa considerar todo o domínio de possibilidades de forma a evitar problemas de esparsidade. Em um

algoritmo populacional, cada indivíduo é uma amostra da superfície de resposta da função objetivo, e, caso o conjunto amostral não seja suficiente para representar o universo de possibilidades, tem-se um problema de esparsidade. Na literatura, o problema da esparsidade inerente a coberturas amostrais é conhecido como “Maldição da Dimensionalidade” (*Curse of Dimensionality*) (POWELL, 2011, WALTER, 2014).

As metodologias desenvolvidas e expostas neste trabalho consideram a Maldição da Dimensionalidade um problema sério a ser contornado. Para que isso seja possível, técnicas de redução do espaço de busca são utilizadas durante todo o processo, tanto na geração do Mapa de VPL, quanto no ciclo de otimização. Evitou-se utilizar métodos que dependam de um vetor de variáveis, portanto, novos métodos tiveram de ser desenvolvidos, totalmente orientados ao problema de otimização do posicionamento de poços.

O algoritmo desenvolvido não apresenta características claras para sua categorização dentro dos métodos vigentes da literatura. É baseado em população, mas a busca é local a partir de fontes determinadas (famílias de soluções). Em primeira análise poderia ser classificado como algoritmo Lamarckiano (ISHIBUCHI *et al.*, 2003, HOLZINGER *et al.*, 2014), pois é baseado em população e efetua busca local, mas isso não é adequado, pois os indivíduos não se alteram durante a busca como efetuado no método com poços verticais (já citado anteriormente).

A filosofia do algoritmo é primeiramente limitar o espaço de busca, e isso é efetuado usando-se o Mapa de VPL. Famílias de soluções candidatas são criadas a partir do Mapa de VPL (explicado anteriormente), onde cada família será responsável por entregar novos indivíduos (ou representantes) para o processo de busca. Na Figura 4.28 observam-se 3 famílias responsáveis pelo fornecimento de estratégias com 3, 4 e 5 poços respectivamente.

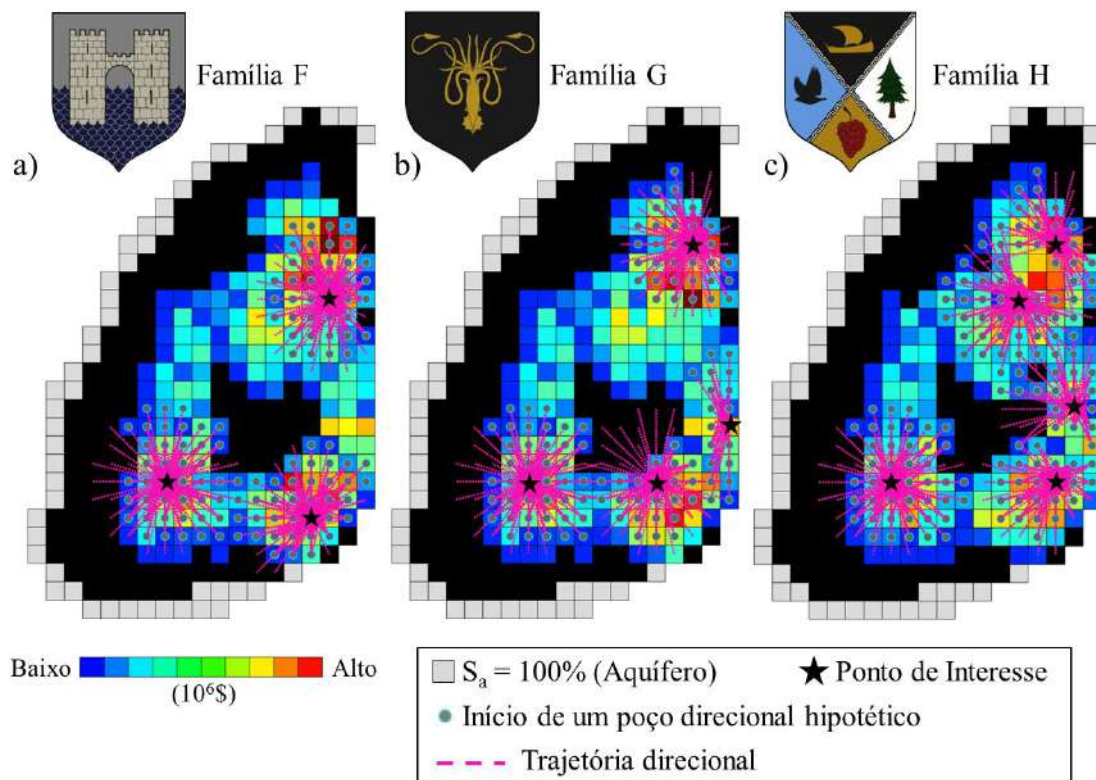


Figura 4.28 - Exemplos de famílias de soluções para geração de soluções candidatas, a) para 3 poços, b) para 4 poços, c) para 5 poços.

Assim como outros algoritmos evolutivos (*e.g.* algoritmo genético), ocorre uma competição pelo direito de continuar gerando indivíduos. Mas a geração de indivíduos (ou representantes) é responsabilidade da família de soluções, cada uma com seu espaço de busca que é limitado pelas trajetórias projetadas. Todas as famílias competem juntas pelo direito de continuar gerando representantes, o critério da competição é o VPL entregue pelos representantes de uma família. Antes de continuar, deve-se esclarecer que famílias de soluções com a mesma quantidade de poços são intituladas de famílias análogas. Na Figura 4.29 são ilustradas algumas estratégias (indivíduos da população) geradas a partir de uma família de soluções candidatas.

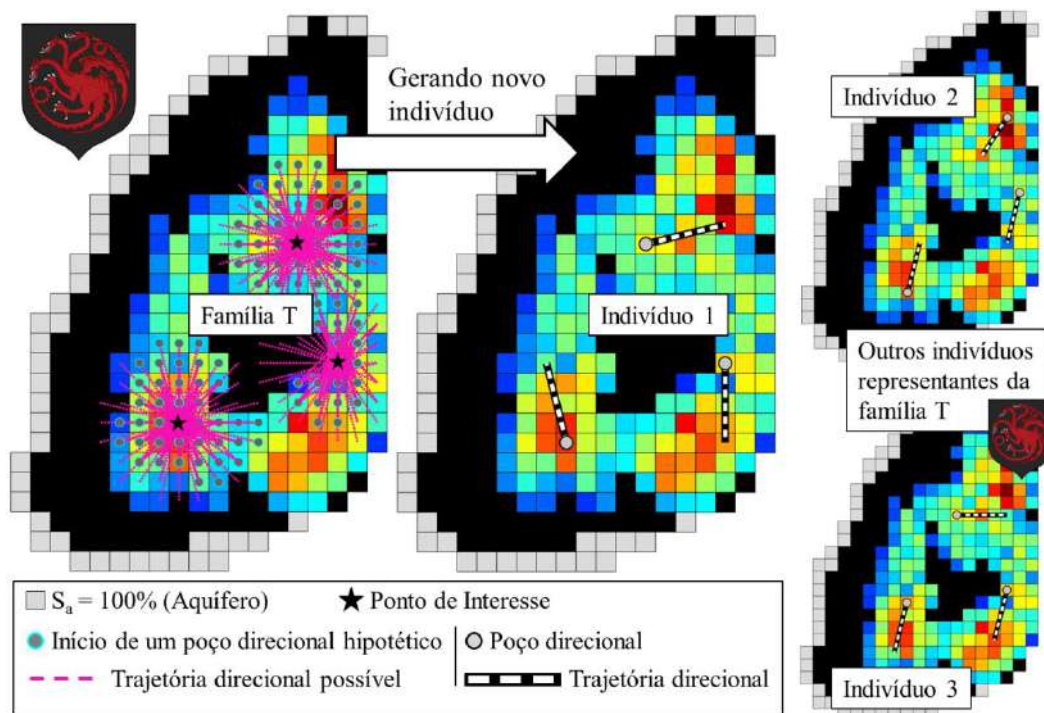


Figura 4.29 - Exemplo de indivíduos gerados por uma família de 3 poços. Pode-se notar que os Pontos de Interesse da família são atravessados por todas as trajetórias em todos os indivíduos.

A metodologia se inicia com a construção do Mapa de VPL. Como a montagem do metamodelo é feita através de estratégias com poços verticais, todas as estratégias utilizadas para construir o Mapa de VPL são descartadas, permanecendo somente o conjunto de valores de VPL de cada célula que compõe o Mapa de VPL. Todas as estratégias, a partir deste ponto, são geradas com poços direcionais e são consideradas soluções candidatas para o problema.

Uma vez disponível o Mapa de VPL, se inicia a busca que é composta de 2 etapas: o Discernimento e a Competição.

A base para a definição da heurística da etapa de Discernimento foi inspirada em relatos feitos por especialistas e na literatura. DING *et al.* (2014) afirmaram que existe um número ótimo de poços para o modelo PUNQ-S3, basearam-se em simulações de estratégias utilizando uma faixa entre 2 e 14 poços. Com o resultado das simulações traçaram uma curva (Figura 4.30) e observaram que o topo dessa curva (10 poços) seria o número ótimo de poços a serem empregados no ciclo de otimização com número de poços pré-definido. Importante ressaltar que a curva apresentada por DING *et al.* (2014)

é própria do cenário estabelecido no trabalho associado, e sua forma é única e não pode ser utilizada como parâmetro de comparação aqui, e sim como conceito.

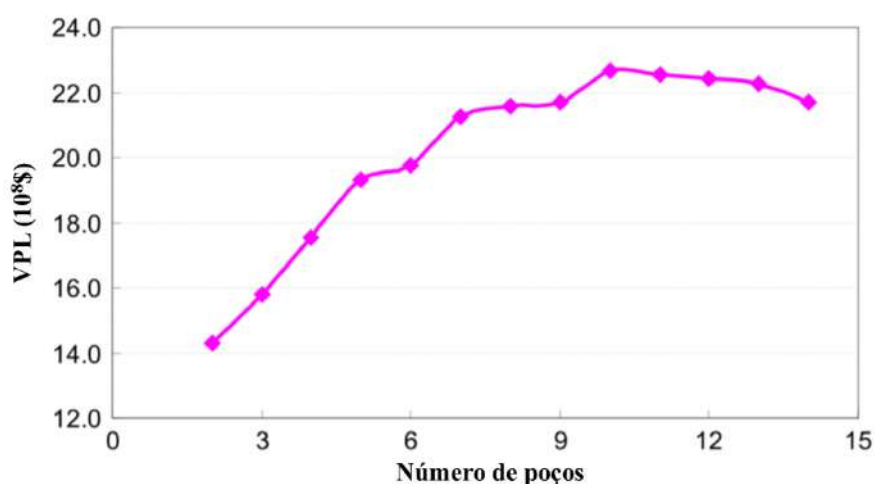


Figura 4.30 - Curva de VPL x Número de poços de DING *et al.* (2014). Pico da curva em 10 poços.

Foi considerada a hipótese de que há um número ótimo de fato, que depende estritamente do VPL alcançado, uma vez que está relacionado aos custos dos poços informados pelo especialista. Cenários com altos valores de CAPEX e OPEX associados aos poços tendem a usar menos poços para se tornar rentáveis. Com essa hipótese em mente, foi desenvolvido o procedimento de formação de uma curva relacionando VPL e quantidade de poços (ver Figura 4.31). Com base na curva somente, uma única quantidade seria a selecionada, e no caso do exemplo da Figura 4.31 esta quantidade seria de 3 poços. Porém, essa heurística foi admitida no método com ressalvas, pois durante os experimentos efetuados na pesquisa percebeu-se que 4 é uma quantidade que retorna valores superiores de VPL. Por isso, optou-se por interromper o procedimento deixando uma margem que permita a presença de famílias de soluções com mais e menos poços que o indicado pelo topo da curva.

A etapa de Discernimento tem como objetivo orientar a fase inicial do método, esclarecendo quais são as quantidades de poços por estratégia mais favoráveis para o cenário. Como o problema abordado aqui não define a quantidade de poços, o método evita efetuar uma busca em todo o espectro de possibilidades. Uma faixa de valores é esperada como um primeiro argumento para a redução do espaço de busca, portanto, um valor inicial ($minN_{PED}$) e final ($maxN_{PED}$) para a quantidade de poços são parâmetros do método, *e.g.*, início em 1 e término em 10. Com a faixa definida, o algoritmo segue simulando estratégias com diferentes quantidades de poços, inferindo quais quantidades

são mais adequadas para o cenário. Para iniciar a etapa de Discernimento, são geradas famílias análogas em uma quantidade parametrizada (N_{FA}). Famílias análogas possuem a mesma quantidade de poços e ajudam a discernir se a quantidade de poços inerente a elas é adequada. Na primeira iteração, o primeiro conjunto de famílias análogas é criado obedecendo ao parâmetro $minN_{PED}$, que é o mínimo valor para o número de poços por estratégia para a etapa de Discernimento. Cada uma das N_{FA} famílias, com $minN_{PED}$ poços, fornece uma solução candidata (envia um representante) para ser simulada. Logo após, a segunda iteração se inicia como a anterior, com a criação de N_{FA} famílias análogas de um poço a mais que a iteração anterior ($minN_{PED} + 1$), todas elas fornecendo uma estratégia para ser simulada. A terceira iteração é similar com $minN_{PED} + 2$. As iterações prosseguem capturando os valores de VPL das simulações de cada solução candidata, formando uma curva de médias de VPL como no exemplo da Figura 4.31. O procedimento é interrompido quando a solução de maior VPL da iteração vigente está abaixo da melhor média encontrada até aquele momento (Lim_D). O valor do limite que estabelece o critério de parada (Lim_D) é registrado durante o procedimento. No exemplo da Figura 4.31, a etapa de Discernimento se inicia com soluções oriundas de famílias de 1 poço, e segue até ser interrompida com famílias de 5 poços. Com o procedimento interrompido, todas as estratégias criadas são elegíveis para a próxima etapa como representantes de suas famílias. Uma observação importante a ser feita quanto ao exemplo da Figura 4.31 diz respeito à primeira iteração, que é relacionada a 1 poço porque $minN_{PED}$ foi definido como o valor 1, mas poderia ter sido definido com o valor 4, que levaria a primeira iteração a ter famílias de 4 poços. Um mecanismo de proteção evita a redundância, ou seja, impede que estratégias idênticas sejam simuladas. Caso estratégias redundantes sejam identificadas, apenas uma é considerada, as outras são descartadas. Esse mecanismo atua com frequência em estratégias de 1 poço onde é mais comum encontrar configurações idênticas.

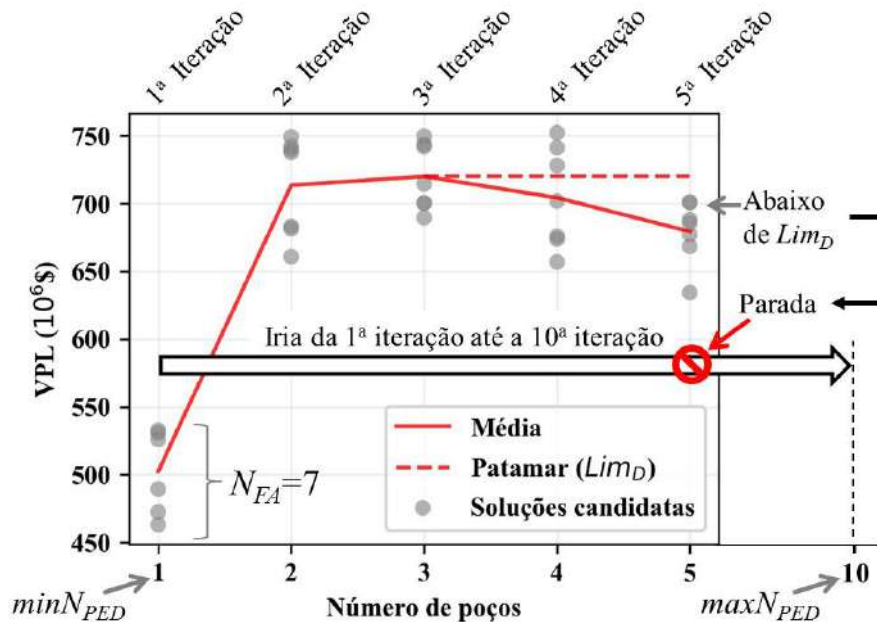


Figura 4.31 – Exemplo de etapa de Discernimento da quantidade de poços por estratégias. O procedimento iria até a décima iteração mas é interrompido.

Neste momento já é possível perceber as famílias análogas que alcançaram os maiores valores de VPL, olhando para o exemplo da Figura 4.31, percebe-se que elas possuem 2, 3 ou 4 poços. A quantidade de famílias análogas (N_{FA}) foi definida para ter o mesmo valor do número de poços por estratégia para construir o mapa de VPL (N_{EMV}). Esta heurística pretende vincular o tamanho do conjunto de famílias ao tamanho do espaço de busca.

Ao término da etapa de discernimento, se inicia a etapa de competição. A etapa de competição é por analogia um grande funil, onde ao longo das iterações as famílias de soluções candidatas ruins são preteridas por famílias mais promissoras. O objetivo é mapear as famílias mais promissoras e permitir que essas gerem novos indivíduos ao longo do processo, dando chance para o surgimento de variações de estratégias interessantes. Todas as famílias concorrem entre si na primeira iteração da competição sendo representadas pelos indivíduos já criados na etapa de discernimento. Ao submeter os valores de VPL de seus representantes a um critério de corte, algumas famílias serão eliminadas e outras seguirão para a próxima iteração, onde terão o direito de gerar mais um representante da família. A cada iteração todas as famílias ainda na competição são avaliadas e passam pelo crivo do critério de corte. As iterações se repetem até que reste somente uma família competindo (ver Figura 4.32).

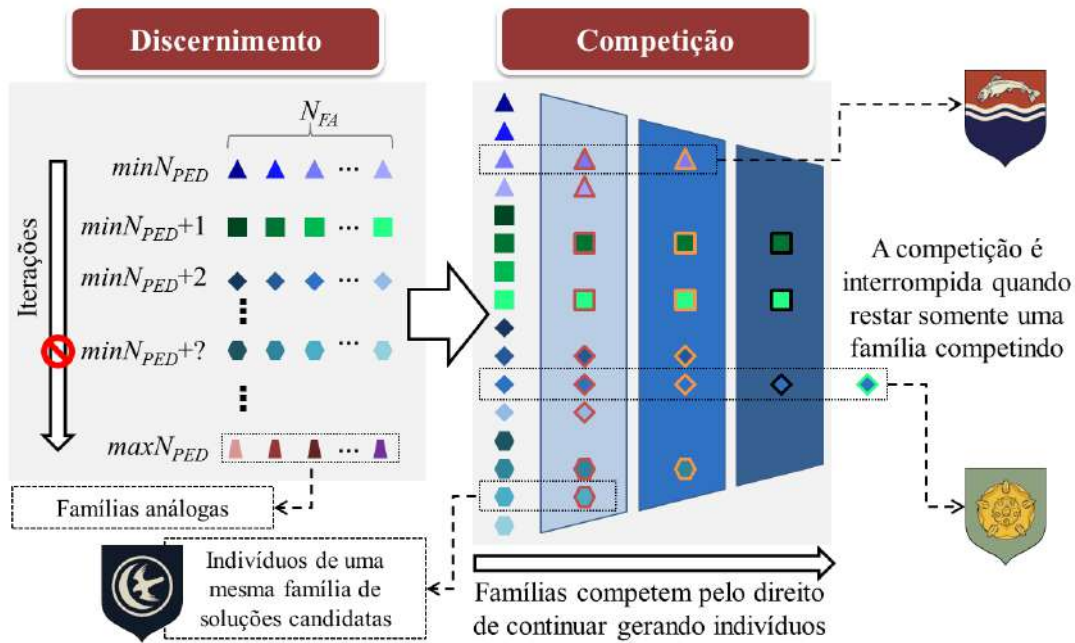


Figura 4.32 - Funcionamento do ciclo de otimização em duas etapas, Discernimento + Competição.

Os representantes gerados na etapa de Discernimento servem de entrada para a etapa de Competição.

O critério de corte para a eliminação ou manutenção de famílias na competição trata-se de uma medida flutuante de valores da iteração corrente e das iterações passadas. O valor de corte se utiliza do valor de VPL da melhor solução (VPL_{melhor}^{iter}) da iteração e do valor de média de VPL das soluções ($VPL_{média}^{iter}$) vigentes na iteração (ver Eq. 4.8 e Eq. 4.9). Um valor intermediário, presente entre os dois valores citados anteriormente, é calculado para servir de referência superior na iteração (RS^{iter}). O limite para corte é calculado a cada iteração utilizando a Eq. 4.10. As famílias competindo em uma determinada iteração são avaliadas pelo valor de média de VPL (Eq. 4.11) de todos os seus representantes gerados até então. Se esse valor de média for abaixo do limite de corte da iteração, a família deixa de competir.

$$VPL_{média}^{iter} = \frac{\sum_{r=1}^{N_R} VPL_r^{iter}}{N_R} \quad (4.8)$$

$$RS^{iter} = \frac{VPL_{média}^{iter} + VPL_{melhor}^{iter}}{2} \quad (4.9)$$

$$Lim_c(iter) = \begin{cases} RS^{iter} & \text{se } iter = 1 \\ \frac{Lim_c(iter - 1) + RS^{iter}}{2} & \text{se } iter > 1 \end{cases} \quad (4.10)$$

$$VPL_{m\u00e9dia_fam\u00edlia}^{iter} = \frac{\sum_{r=1}^{N_{RF}} VPL_r}{N_{RF}} \quad (4.11)$$

Foi adicionada ao processo uma exceção que determina que a fam\u00edlia que tiver o representante com maior VPL tem um salvo conduto para permanecer na disputa. O salvo conduto dura enquanto o VPL do representante n\u00e3o for superado. Essa regra foi elaborada para permitir que a fam\u00edlia da melhor solu\u00e7\u00e3o tenha chance de fornecer boas solu\u00e7\u00f5es ao processo. Esse recurso foi inspirado no elitismo aplicado aos algoritmos evolutivos.

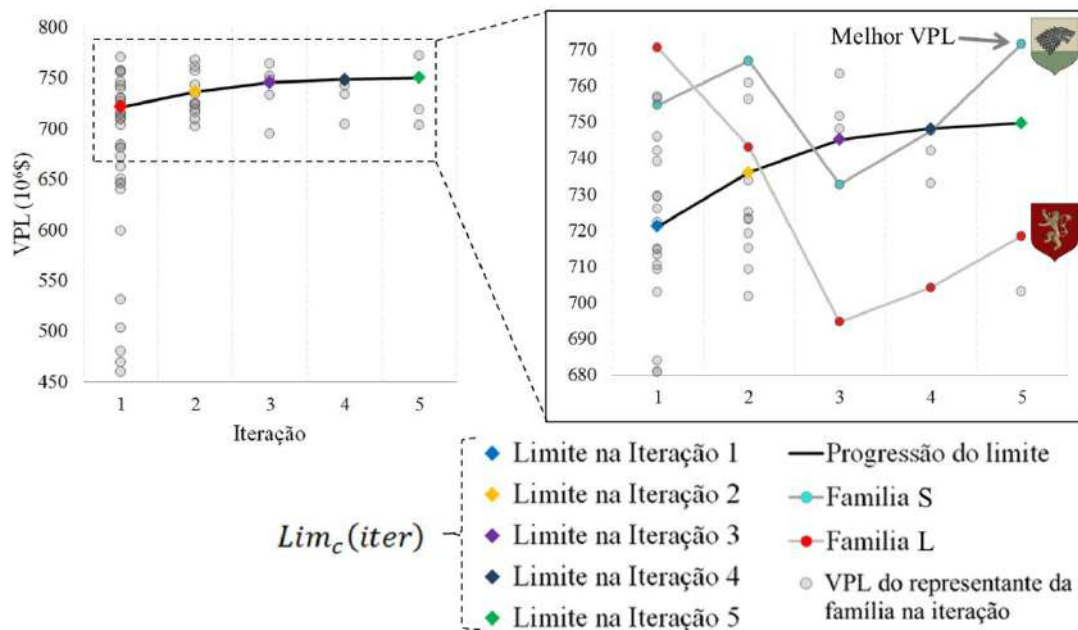


Figura 4.33 - Vis\u00e3o geral da etapa de competi\u00e7\u00e3o com os valores de VPL de cada indiv\u00edduo.

Um mesmo exemplo de competi\u00e7\u00e3o, sob dois pontos de vista diferentes, \u00e9 ilustrado na Figura 4.33 e na Figura 4.34. Na Figura 4.33, cada c\u00edrculo cinza representa o valor de VPL de um indiv\u00edduo, enquanto na Figura 4.34, cada c\u00edrculo cinza \u00e9 o valor de m\u00e9dia de VPL de uma fam\u00edlia ($VPL_{m\u00e9dia_fam\u00edlia}^{iter}$) acumulado at\u00e9 aquela itera\u00e7\u00e3o, uma esp\u00e9cie de m\u00e9dia m\u00f3vel. Duas fam\u00edlias foram escolhidas para exemplificar o comportamento do

método, sendo sinalizadas por círculos com cores diferenciadas e uma linha conectando seus representantes. Analisando as duas figuras, é possível observar que na primeira iteração surgiu um indivíduo muito bom que se manteve como o melhor até a penúltima iteração, isso forneceu um salvo conduto à família L. A quinta iteração foi a última, pois o salvo conduto foi perdido pela família L, restando apenas a família S que obedeceu ao critério de corte e ainda ganhou o salvo conduto. A característica do salvo conduto é facilmente percebida na Figura 4.34, pois se percebe que o critério de corte não foi acatado na terceira iteração, mas a família L se manteve na competição. Outro ponto importante a ser ressaltado é a forma da curva dos limites estabelecidos em cada iteração ($Lim_c(ite\text{r})$), ela descreve uma progressão que pressiona pela manutenção de boas famílias.

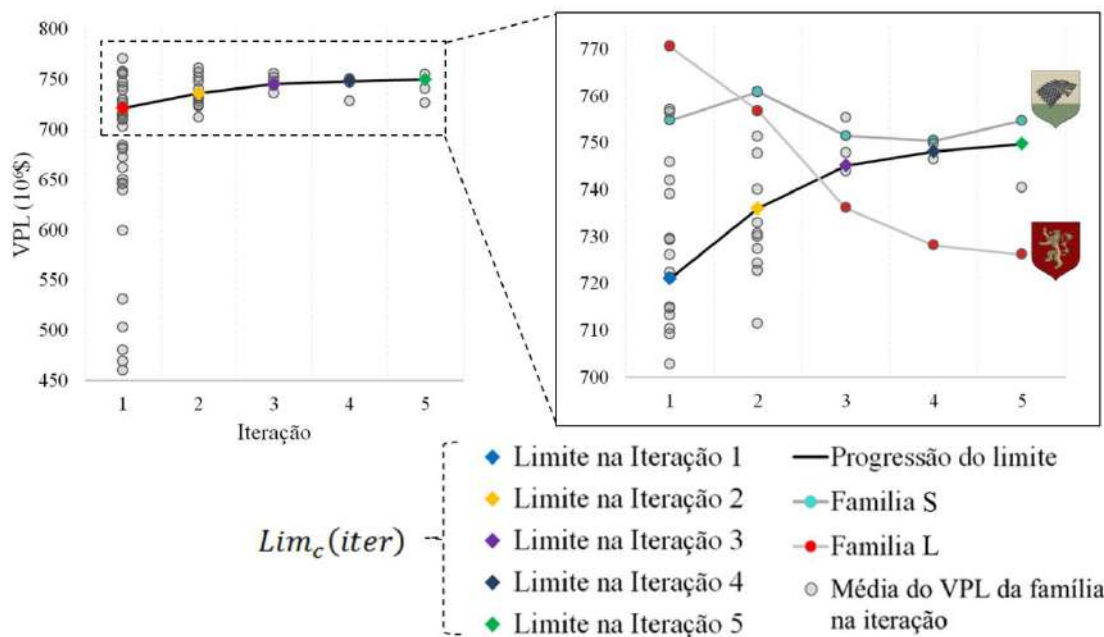


Figura 4.34 - Visão geral da etapa de competição com os valores de média de VPL de cada família.

Todas as soluções candidatas geradas durante o processo são apreciadas ao final da otimização, pois a solução com maior VPL é entregue como resultado final, não importando em que momento tenha surgido. A Figura 4.35 apresenta a síntese do funcionamento do método MDir.

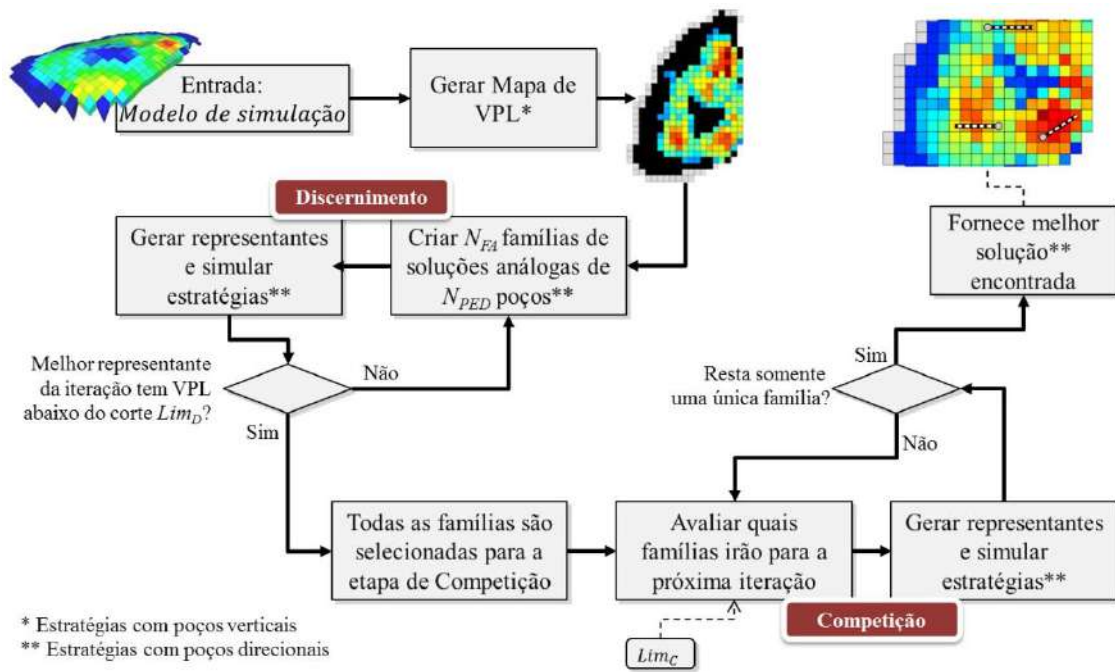


Figura 4.35 - Fluxograma do funcionamento do método para poços direcionais (MDir).

5 EXPERIMENTOS

De modo a refutar ou validar as hipóteses oferecidas neste trabalho, foram efetuados experimentos computacionais utilizando o modelo de reservatório sintético PUNQ-S3, considerando somente uma realização do modelo de simulação.

Para defender as hipóteses deste trabalho, foram elaborados dois conjuntos de resultados gerados com os dois métodos de otimização propostos. Um para poços verticais e outro para poços direcionais. Os resultados dos experimentos com os dois métodos propostos foram obtidos através de um algoritmo construído somente para esse fim. Os experimentos efetuados e os resultados usados para defender as hipóteses são descritos em detalhes mais adiante.

Para servirem como antagonistas aos resultados dos métodos propostos, foram criados conjuntos para fundamentar uma análise comparativa (*benchmarks*). Como este trabalho propõe dois métodos distintos de otimização, um para poços verticais e outro para poços direcionais, cada um deles necessita de *benchmarks* diferentes. Portanto, foram criados dois conjuntos de resultados comparativos com características diferentes, um para cada método.

Para o método mais simples, com poços verticais, foi elaborado um conjunto de resultados que se divide em 5 subconjuntos. Cada subconjunto apresenta resultados para uma quantidade fixa de poços verticais (2, 3, 4, 6 e 10 poços). Os subconjuntos foram gerados através de um algoritmo desenvolvido especialmente para produzir esse *benchmark*.

Para criar o *benchmark* para o método mais complexo de otimização, com poços direcionais e quantidade de poços limitada por uma faixa, foi utilizado um software de otimização proprietário. O software produz uma solução de malha de drenagem após um ciclo de otimização, e para gerar um conjunto expressivo de resultados teve de ser executado muitas vezes. Como o software em questão é um produto acabado e disponível através de uma interface de usuário, cada chamada a ele foi feita através de ações manuais do pesquisador. A necessidade de ações em uma interface de usuário impede a automatização da geração do *benchmark*, e isso dificultou a geração de conjuntos maiores de resultados comparativos.

5.1 Configuração do cenário e da estratégia

O cenário neste trabalho é representado como um modelo de simulação de reservatório sem a presença de poços. Uma vez que o modelo contenha poços, ele passa a se chamar estratégia de exploração (ou estratégia de malha de drenagem). Como o modelo PUNQ-S3 foi selecionado para servir de cenário de experimentos, procurou-se manter as características originais do mesmo, de forma a evitar o distanciamento de outros trabalhos da literatura que fazem uso desse modelo. O modelo PUNQ-S3 utilizado para os experimentos foi o mesmo oferecido publicamente e referenciado por outros trabalhos (FLORIS *et al.*, 2001, BARKER *et al.*, 2001).

O horizonte de produção estabelecido e restrições para poços também se manteve como no trabalho original e outros artigos (FLORIS *et al.*, 2001, GUYAGULER & HORNE, 2001, HAMIDA *et al.*, 2017). Portanto, as simulações foram feitas em um horizonte de 16 anos e 6 meses, com restrição de fechamento de poço em um valor de BHP (*Bottom Hole Pressure*) de 12000 KPa, que é aproximadamente metade da pressão de saturação do reservatório (23446 KPa). As restrições para comprimento máximo de trajetória e distância mínima entre poços (*minD*) foram definidos respectivamente para 800 metros e 500 metros. As zonas de contato água-óleo e contato gás-óleo são verificadas a partir do modelo de simulação para que as trajetórias projetadas evitem regiões de baixa produção de óleo. Na Figura 5.1 é apresentado um diagrama explicativo para facilitar o entendimento do método construtivo das trajetórias verticais e direcionais. Trajetórias iniciam na camada viável mais próxima à superfície superior do modelo, terminando na camada viável mais profunda do modelo.

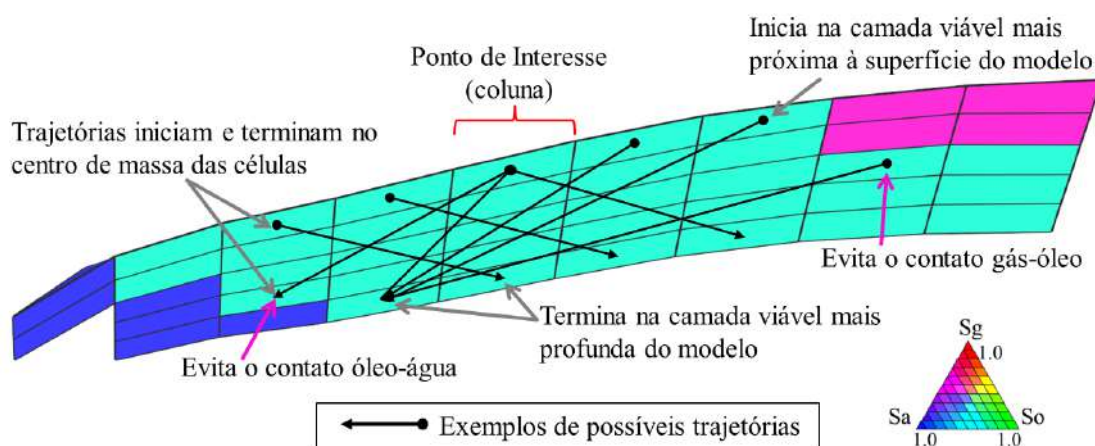


Figura 5.1 - Características e restrições do método de projeção de trajetórias.

Todas as colunas no modelo de simulação que estiverem totalmente dentro do aquífero ($S_a=100\%$) são desconsideradas no posicionamento de poços. Poços verticais não são construídos em células (blocos) abaixo do contato óleo-água e acima do contato gás-óleo. Essa mesma restrição é válida para início e fim de uma trajetória direcional.

5.2 Software de Referência

Para formar o *benchmark* necessário para a comparação do método de otimização com poços direcionais, foi selecionado um software já existente que aborda o problema de otimização do posicionamento de poços. O software em questão fornece estratégias com poços direcionais a partir de um processo de otimização com busca global. O software será referenciado neste trabalho como o “Software de Referência” (SR) e as características do mesmo serão relatadas a seguir.

O Software de Referência é uma ferramenta de otimização de malha de drenagem desenvolvida especialmente para grandes reservatórios em ambiente marinho (*offshore*). Ele suporta cenários com grandes profundidades e em lâmina d’água profundas e ultraprofundas. Pode efetuar simulações com diferentes categorias de simuladores numéricos como o tipo “black-oil” e o tipo composicional.

Além de buscar o melhor posicionamento para poços satélites, conectados à plataforma através de linhas de produção e injeção, o SR permite a otimização utilizando uma plataforma de completação seca, na qual todos os poços são perfurados a partir da plataforma. A ferramenta também permite utilizar uma malha de drenagem híbrida, *e.g.*, os poços produtores são definidos com completação seca e os injetores com completação molhada. Outra característica importante do SR é considerar as incertezas associadas aos modelos de simulação, oferecendo a possibilidade de efetuar a otimização com múltiplas realizações do modelo geológico.

O SR oferece um cardápio de poços a serem posicionados, poços produtores podem ser do tipo óleo, gás ou cíclicos. Poços injetores podem ser de água, gás, cíclicos e WAG (injeção alternada de gás e água – *Water Alternating Gas*). Além do tipo e posicionamento dos poços, o SR também define trajetórias, quantidade e o cronograma de abertura dos poços durante o processo de otimização.

O SR é uma ferramenta de escopo amplo que recebe investimento para sua contínua melhoria, de forma a atender cada vez mais as necessidades do planejamento do desenvolvimento da produção. Foi desenvolvido para aplicações reais na indústria de óleo e gás, e se encontra em pleno desenvolvimento evolutivo na atualidade. O Software de Referência é o resultado de um projeto de mais de 15 anos de desenvolvimento.

Para os fins deste trabalho, o SR foi utilizado de uma forma simplificada. Diversas funcionalidades foram desligadas ou desconsideradas para que o problema pudesse ser reduzido. A redução do problema foi essencial para que a comparação pudesse ser feita em um domínio controlado. Utilizar todas as opções do SR para gerar resultados, distorceria a validade dos experimentos e análises. Abaixo informações importantes desta redução de escopo:

- O custo da plataforma foi considerado nulo, para evitar distorcer a busca devido à magnitude do custo da plataforma em relação a outros custos;
- A Lâmina d'água foi considerada zero (0) o que levou a custos nulos para linhas de elevação (*risers*);
- Não considerou poços injetores, somente produtores de óleo foram permitidos;
- O cronograma de abertura de poços não foi considerado;
- Somente uma realização do modelo foi considerada;
- Somente uma plataforma foi considerada.
- O SR não permite desligar a otimização de zonas de completação, por isso o custo de trechos completados e não completados foi definido com o mesmo valor.

Ao efetuar a busca por boas estratégias de malha de drenagem, o SR utiliza um modelo econômico baseado no cálculo de VPL. O mesmo modelo econômico é utilizado neste trabalho para que as comparações entre resultados possam ser feitas.

O método de busca do SR é baseado em um algoritmo genético (EMERICK *et al.*, 2009) que faz uso de uma técnica específica de tratamento de restrições, o GENOCOP III (MICHALEWICZ & NAZHIYATH, 1995). Um mecanismo de proteção de redundância foi desenvolvido para o AG, onde indivíduos (estratégias) repetidos não são simulados novamente. Para empregar esse mecanismo foi desenvolvido um recurso que armazena as estratégias já simuladas, intitulado *pool* de simulações. De acordo com relatos da equipe que desenvolve o software, devido à atuação desse mecanismo, o número de indivíduos simulados de uma geração para outra pode variar bastante. Esta variação também é observada quando o Software de Referência é executado múltiplas vezes. Portanto, a variação do número de simulações em cada rodada é associada a dois fatores principais:

1. Variedade genética da população, ou seja, quanto mais indivíduos distintos forem gerados, maior será o número de simulações;
2. Reutilização das simulações existentes, ou seja, indivíduos iguais não são simulados novamente.

Os parâmetros definidos para o Software de Referência são apresentados na Tabela 5.1, Tabela 5.2 e Tabela 5.3.

Tabela 5.1 - Parâmetros do cenário.

Parâmetro	Valor
Taxa mínima de atratividade	10 %
Royalties	10 %
Alíquota de impostos	34%
Custo de abandono (percentual do custo de perfuração)	50%
Custo de perfuração (Trecho canhoneado)	15000 \$/m
Custo de perfuração (Trecho não canhoneado)	15000 \$/m
Custo de linha de duto	5000 \$/m
Preço do óleo	300 \$/m ³
Preço do gás	250 \$/10 ³ m ³
Custo operacional da produção de óleo	50 \$/m ³
Custo operacional da produção de gás	6 \$/10 ³ m ³
Custo operacional da produção de água	6 \$/m ³
Custo de manutenção por poço	1000000 \$/ano
Custos com plataforma	zerados (todos)
Custos variáveis de produção de poços	0 \$
Custos fixos de produção	0 \$
Lâmina d'água	0 m
Posição da plataforma	x=2150m, y=3250m
Número máximo de poços	10
Otimizar quantidade de poços	Sim

Tabela 5.2 - Restrições operacionais e construtivas dos poços.

Parâmetro	Valor
Raio dos poços	0,1 m
Distância mínima entre poços	500 m
Comprimento máximo do trecho canhoneado dos poços	800 m
Tipo dos poços	Produtor
Tipo de operação	“operate”
Limite de operação	Mínimo (<i>min</i>)
Parâmetro	BHP
Valor	12000 KPa
Ação	<i>cont</i>

Tabela 5.3 - Parâmetros do algoritmo genético.

Parâmetro	Valor
Tamanho da população (Busca curta)	20
Número de gerações (Busca curta)	60
Tamanho da população (Busca longa)	40
Número de gerações (Busca longa)	120
Taxa de <i>Steady State</i>	20 %
Taxa de cruzamento - inicial	80 %
Taxa de cruzamento - final	10 %
Taxa de mutação - inicial	50 %
Taxa de mutação - final	90 %
Taxa de mutação controlada - inicial	10 %
Taxa de mutação controlada - final	80 %
Taxa de mutação do tipo do poço - inicial	0 %
Taxa de mutação do tipo do poço - final	50 %
Taxa de mutação da ativação do poço - inicial	0 %
Taxa de mutação da ativação do poço - final	20 %

Todos os parâmetros foram definidos com a ajuda de um especialista (engenheiro de petróleo). Os mesmos parâmetros referentes ao cenário e restrições operacionais de poços foram utilizados no algoritmo deste trabalho para produzir os resultados dos métodos propostos.

Observação: o SR não oferece meios para geração automática de resultados para a formação de um *benchmark*, o que é normal e esperado de uma ferramenta desenvolvida para uso exclusivo através de uma interface gráfica. Para a geração dos resultados, o software teve de ser executado uma vez para cada resultado do *benchmark*. Como foi manipulado pela interface gráfica, cada resultado foi visualizado em tela, anotado e armazenado através de ação humana, ou seja, foi preciso um período longo para a geração desse *benchmark*.

5.3 Modelo econômico de avaliação (VPL)

O modelo econômico utilizado no trabalho para calcular o VPL é similar ao utilizado pelo Software de Referência. Caso a função objetivo fosse somente vinculada aos valores de produção de óleo e gás informados pelo simulador, o uso deste modelo econômico não seria necessário. Para que os resultados possam ser comparados, o SR e os métodos de otimização aqui propostos obrigatoriamente tem de ter a mesma forma de avaliação das soluções candidatas.

Como a avaliação dos métodos propostos observa o VPL de cada poço separadamente, a formulação do VPL é por poço. O VPL da estratégia é uma totalização dos valores de VPL dos poços.

$$VPL_{total} = \sum_{p=1}^{N_{PE}} VPL_{POCO}_p \quad (5.1)$$

A Eq. 5.1 ilustra a formulação do cálculo de VPL da estratégia (VPL_{total}), onde N_{PE} é quantidade de poços da estratégia analisada e VPL_{POCO} é Valor Presente Líquido relacionado a cada poço. O VPL de cada poço é calculado utilizando a Eq. 5.2.

$$VPL_{POCO} = [(RECEITA - OPEX) \times (1 - impostos)] - CAPEX \quad (5.2)$$

Onde:

RECEITA (Eq. 5.4): Valor presente da receita do poço

OPEX (Eq. 5.6): Valor presente do custo operacional do poço ($OPEX = Operational Expenditure$)

impostos : Alíquota de impostos obrigatórios aplicados ao lucro líquido (e.g. 0,1 = 10%)

CAPEX (Eq. 5.3): custo de desenvolvimento do poço, investimento inicial ($CAPEX = Capital Expenditure$)

$$CAPEX = (C_{poco} \times L_{poco}) + (C_{linha} \times L_{linha}) + [(C_{poco} \times L_{poco}) \times C_{aband}] \quad (5.3)$$

Onde:

C_{poco} : Custo de perfuração do poço

L_{poco} : Comprimento do poço

C_{linha} : Custo de linha de dutos

L_{linha} : Comprimento da linha de duto que vai do poço ao ponto de coleta

C_{aband} : Custo do abandono de poço (e.g. 0,5 = 50%).

$$RECEITA = \sum_{t_0}^T \frac{R_t}{(1 + D)^{\lceil d_t/365 \rceil}} \quad (5.4)$$

Onde:

D : Taxa de desconto (Taxa mínima de atratividade)

R_t (Eq. 5.5): Receita no tempo t .

d_t : Quantidade de dias decorridos desde o início da produção até o tempo t (e.g. $t_0 = 0$; $t_1 = 28$; $t_2 = 59$; $t_3 = 89$; ...; $t_{200} = 7300$)

T : Conjunto total de tempos t (e.g. $T = 200$).

$$R_t = (q_{o,t} \times P_o + q_{g,t} \times P_g) \times (d_t - d_{t-1}) \quad (5.5)$$

Onde:

$q_{o,t}$: Produção de óleo no tempo t .

$q_{g,t}$: Produção de gás no tempo t .

P_o : Preço do óleo.

P_g : Preço do gás.

$d_t - d_{t-1}$: Quantidade de dias de produção associado ao tempo t (e.g. se $d_1 = 28$ e $d_2 = 59$ então $d_2 - d_1 = 31$ dias)

$$OPEX = \sum_{t=1}^T \frac{CO_t}{(1 + D)^{\lceil d_t/365 \rceil}} \quad (5.6)$$

Onde:

CO_t (Eq. 5.7): Custo operacional no tempo t .

$$CO_t = \left[C_m \times \left(\frac{d_t - d_{t-1}}{365} \right) \right] + \left[(C_o \times q_{o,t} + C_g \times q_{g,t} + C_a \times q_{a,t}) \times (d_t - d_{t-1}) \right] + (royalties \times R_t) \quad (5.7)$$

C_m : Custo de manutenção por poço

C_o : Custo operacional da produção de óleo.

C_g : Custo operacional da produção de gás.

C_a : Custo operacional da produção de água.

$q_{o,t}$: Produção de óleo no tempo t .

$q_{g,t}$: Produção de gás no tempo t .

$q_{a,t}$: Produção de água no tempo t .

$royalties$: valor percentual dos royalties.

Para efetuar o cálculo do VPL de cada estratégia é preciso recuperar os valores de produção de óleo, gás e água informados pelo simulador. No caso do simulador IMEX utilizado nos experimentos deste trabalho, a captura dos valores de produção é feita através da leitura de arquivos em forma de texto (Figura 5.2).

Poço A

day	m3/day	m3/day	m3/day
0	0	0	0
31	2274.46	148027	29.1373
60	1735.22	108395	98.8718
91	1507.45	92956	120.5
121	1365.82	83478.7	130.034
152	1267.99	76978.4	133.767
182	1194.29	72119.6	133.575
213	1145.43	69006.3	129.843
244	1105.75	66550.5	122.956
274	1072.32	64508.1	116.604
305	1042.43	62692.8	111.055
335	1016.52	61126.4	106.421
366	992.977	59707.5	101.551
397	972.091	58455.7	96.7331
425	954.739	57419.9	92.4655
456	938.266	56440.3	88.2668
486	922.958	55532.9	84.4001

$q_{o,t}$ ↑ $q_{g,t}$ ↑ $q_{w,t}$ ↑

Figura 5.2 - Produção de um poço informada no arquivo de saída IMEX (Obs.: o separador decimal é o ponto).

5.4 Ambiente de execução de experimentos

A linguagem C++ foi utilizada para desenvolver todos os códigos necessários para suportar os experimentos da metodologia. O ambiente de desenvolvimento escolhido foi o Eclipse Kepler com Mingw. Todos os experimentos foram feitos em um computador workstation HP Z820 (32 processadores e 32GB de memória) com Windows 2007. O simulador utilizado foi o IMEX versão 2015.1 e é chamado de forma direta com passagem de alguns parâmetros do IMEX.

O tempo necessário para a execução de uma simulação do modelo PUNQ-S3 foi de 3 segundos em média. Esse tempo de retorno levou a experimentos de longa duração, e.g., os *benchmarks* por força bruta de 3 e 4 poços verticais demorou 7 dias, cada um, para serem completados.

O modelo de simulação é composto de um arquivo de extensão “.dat” em forma de texto. Nesse arquivo estão todos os atributos geométricos, petrofísicos e de configuração do simulador e dos poços da estratégia. O algoritmo C++, criado para os experimentos, efetua a leitura do arquivo .dat e armazena em memória toda a grade do modelo. Quando precisa simular uma estratégia, o algoritmo adiciona ao arquivo .dat as configurações de poços e efetua uma chamada ao simulador IMEX passando como parâmetro o local onde se encontra o arquivo. Ao retornar a chamada, o IMEX cria um conjunto de arquivos, alguns contendo informações relacionadas a produção dos poços. O algoritmo então efetua a leitura da produção de cada poço.

Os mapas em projeção ortogonal apresentados neste trabalho foram todos gerados pelo código C++ durante as execuções de busca. O algoritmo gera um arquivo em formato SVG (*Scalable Vector Graphics*), extensão “.svg” e a visualização foi efetuada em navegador web.

5.5 Criação de benchmarks

5.5.1 Ótimo Global para estratégias com 2 poços verticais

Devido ao tamanho do modelo PUNQ-S3 as simulações são executadas dentro de um tempo relativamente curto, por isso optou-se por gerar um conjunto de resultados absoluto para cenários de 2 poços. Um algoritmo foi construído somente para esta

finalidade. Foram projetadas soluções de 2 poços produtores verticais para cada configuração possível, ou seja, uma busca por força bruta para a definição do ótimo global. Foram necessárias 59.380 estratégias simuladas para varrer todo o espaço de busca. O conjunto foi chamado de FB2P (Força Bruta de 2 poços) e utilizou os mesmos parâmetros e restrições do Software de Referência. O algoritmo respeitou as restrições e as zonas de contato.

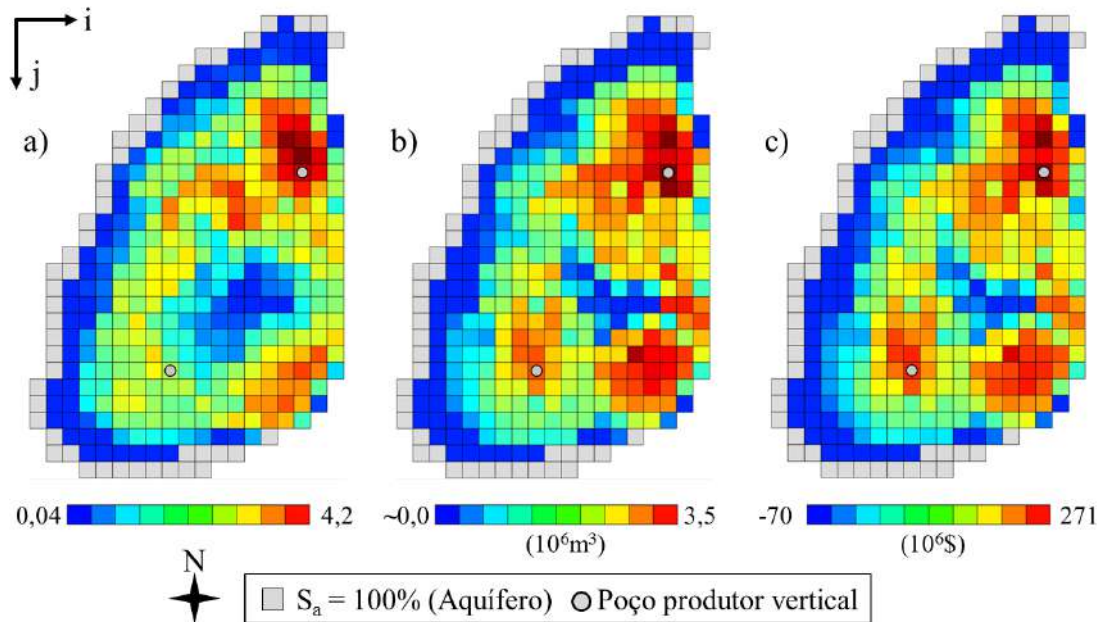


Figura 5.3 - Ótimo global para estratégias de 2 poços verticais apresentado sobre diferentes mapas, a) Mapa de Espessura óleo, b) Mapa de Qualidade, c) Mapa de Qualidade com VPL.

O ótimo global foi encontrado para as coordenadas ($i=9, j=22, k=2$; $i=9, j=22, k=5$) e ($i=17, j=10, k=1$; $i=17, j=10, k=5$). Na Figura 5.3 é possível visualizar a estratégia com 3 diferentes mapas compondo o fundo. Analisando o fundo com o Mapa de Qualidade, seria razoável afirmar que o posicionamento dos poços assume uma configuração lógica e intuitiva, pois estão sobre células de alto potencial. Porém, ao analisar o Mapa de Espessura óleo, não se pode afirmar o mesmo, visto que o poço mais ao sul não ocupa uma região de forte presença de óleo. As observações anteriores corroboram com as conclusões já expostas de que o Mapa de Espessura óleo tem uma confiabilidade limitada, podendo ser preterido pelo Mapa de Qualidade que fornece uma informação *a posteriori*.

Tabela 5.4 – Conjunto de 10 melhores estratégias de 2 poços.

Posição	VPL (10 ⁶ \$)
1 ^a	423,70
2 ^a	423,46
3 ^a	418,06
4 ^a	417,97
5 ^a	417,82
6 ^a	417,47
7 ^a	414,68
8 ^a	412,15
9 ^a	409,21
10 ^a	408,90
Média	416,34
Desvio Padrão	4,72

Para fornecer uma visão geral das soluções obtidas na geração do *benchmark* de 2 poços, foram compostos três subconjuntos do conjunto maior (59.380), contendo apenas os melhores resultados: um com 10, e outros dois com 100 e 200 respectivamente. Na Tabela 5.4 são listados os 10 melhores resultados do conjunto de 59.380 soluções possíveis para o cenário de 2 poços. Na Figura 5.4 são colocados lado a lado os alcances dos três conjuntos, onde nota-se que os 10 melhores estão isolados na parte superior.

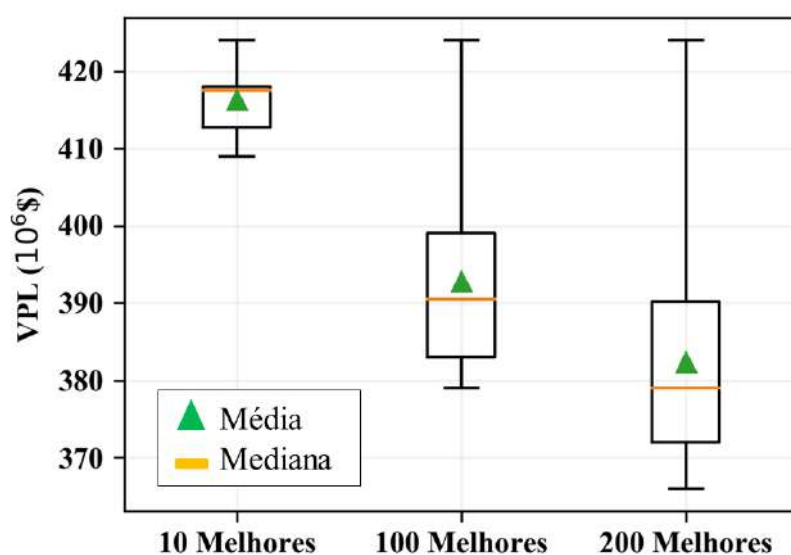


Figura 5.4 – Domínio do VPL alcançado pelas melhores soluções do *benchmark* de 2 poços verticais.

As execuções das simulações do modelo PUNQ-S3, para os parâmetros e restrições utilizados no *benchmark* de 2 poços, demoraram em média 4,2 segundos para serem completadas, totalizando 69,8 horas de processamento para o conjunto de 59.380 estratégias.

5.5.2 *Benchmark* para estratégias com 3 poços verticais

Cobrir todo o espaço de possibilidades para mapear o ótimo global não é praticável em grande parte dos casos reais. O mesmo é válido para o contexto deste trabalho, pois a função objetivo depende de um simulador.

Ao formar o *benchmark* de 2 poços, o computador Z820 demorou quase 3 dias para cobrir o conjunto de 59.380 estratégias, levando em média 4,2 segundos para completar cada simulação. Pode parecer um tempo aceitável no horizonte humano, mas para formar o *benchmark* de 3 poços com todas as possibilidades, seriam necessárias 6.146.155 simulações, o que é duas ordens de grandeza acima do consumo do *benchmark* de 2 poços. Essa quantidade de simulações foi considerada inviável para os objetivos e recursos disponíveis.

Para que o *benchmark* de 3 poços pudesse ser construído, o algoritmo de geração do *benchmark* de 2 poços foi alterado, e o espaço de busca foi reduzido de forma arbitrária através de parâmetros. A distância mínima entre poços (*minD*) foi triplicada para 1500m e uma regra de ocupação das células pelos poços foi estabelecida. Essa regra determina que poços só podem ocupar células em que a soma dos índices *i* e *j* seja um número ímpar, ou seja, um dos índices deve ser par e o outro ímpar. O propósito dessa regra, por analogia, é transformar a grade do modelo de simulação em um tabuleiro de damas, onde os poços só podem ocupar casas intercaladas. Ao executar o algoritmo, chegou-se a conjunto de 173.518 estratégias simuladas para varrer parcialmente o espaço de busca. O conjunto foi chamado de FB3P (Força Bruta de 3 poços) e, com exceção das alterações supracitadas, utilizou os mesmos parâmetros comuns a todos os experimentos deste trabalho. O algoritmo respeitou as restrições e as zonas de contato.

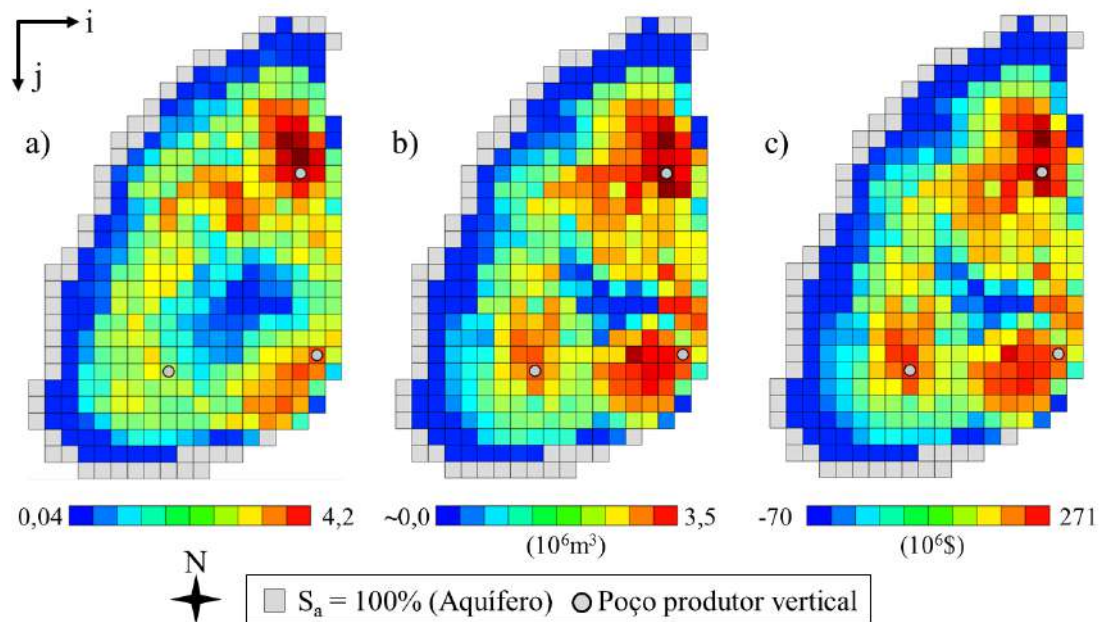


Figura 5.5 – Melhor solução para estratégias de 3 poços verticais apresentada sobre diferentes mapas, a) Mapa de Espessura óleo, b) Mapa de Qualidade, c) Mapa de Qualidade com VPL.

A melhor estratégia foi encontrada para as coordenadas ($i=9, j=22, k=2$; $i=9, j=22, k=5$), ($i=17, j=10, k=1$; $i=17, j=10, k=5$) e ($i=18, j=21, k=1$; $i=18, j=21, k=5$). Duas posições de poços, coincidiram com o ótimo global de 2 poços. Na Figura 5.5 é possível visualizar a melhor estratégia com 3 diferentes mapas compondo o fundo.

Tabela 5.5 - Conjunto de 10 melhores estratégias de 3 poços.

Posição	VPL ($10^6\$$)
1 ^a	493,64
2 ^a	488,71
3 ^a	485,09
4 ^a	484,61
5 ^a	481,03
6 ^a	479,22
7 ^a	474,93
8 ^a	473,38
9 ^a	471,57
10 ^a	468,27
Média	480,04
Desvio Padrão	7,37

De forma semelhante ao *benchmark* de 2 poços, foram compostos três conjuntos com os melhores resultados: um com 10, e outros dois com 100 e 200 respectivamente. Na Tabela 5.5 são listados os 10 melhores resultados. Na Figura 5.6 são colocados lado

a lado os alcances dos três conjuntos, onde nota-se que os 10 melhores estão isolados na parte superior, mas não tão concentrados quanto às soluções de 2 poços.

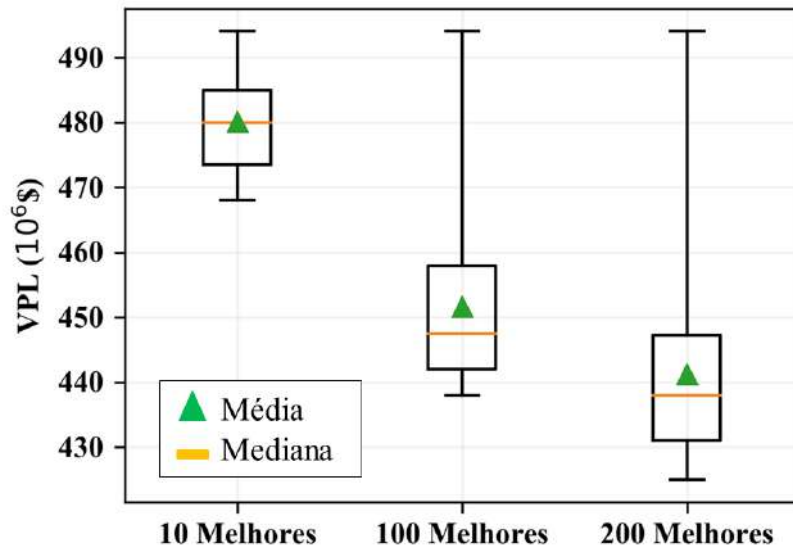


Figura 5.6 – Domínio do VPL alcançado pelas melhores soluções do *benchmark* de 3 poços verticais.

Para formar o *benchmark* de 3 poços, foram consumidas 202 horas de processamento da máquina Z820 para cobrir todo o conjunto de 173.518 estratégias, totalizando 8,4 dias de demora.

5.5.3 *Benchmark* para estratégias com 4 poços verticais

Caso todo o espaço de busca fosse coberto pelo *benchmark* com 4 poços verticais, sob os mesmos critérios usados para o *benchmark* de 2 poços, seriam necessárias mais de 70 milhões de simulações. Como isso é inviável devido aos recursos disponíveis e as prioridades estabelecidas, uma abordagem alternativa foi usada. O *benchmark* de estratégias com 4 poços verticais foi construído utilizando mais um artifício para diminuição do espaço de busca, além das regras do *benchmark* de 3 poços. Foi definido que somente células que possuíssem o valor de espessura óleo ($Esp_{i,j}$) acima de 2.0 seriam elegíveis a receberem poços. Essa regra evitou regiões próximas ao aquífero e à capa de gás. Outro artifício empregado foi a definição do valor da distância mínima entre poços ($minD$) igual a 1250m. Foram simuladas 172.677 estratégias para formar o conjunto e ele foi chamado de FB4P (Força Bruta de 4 poços).

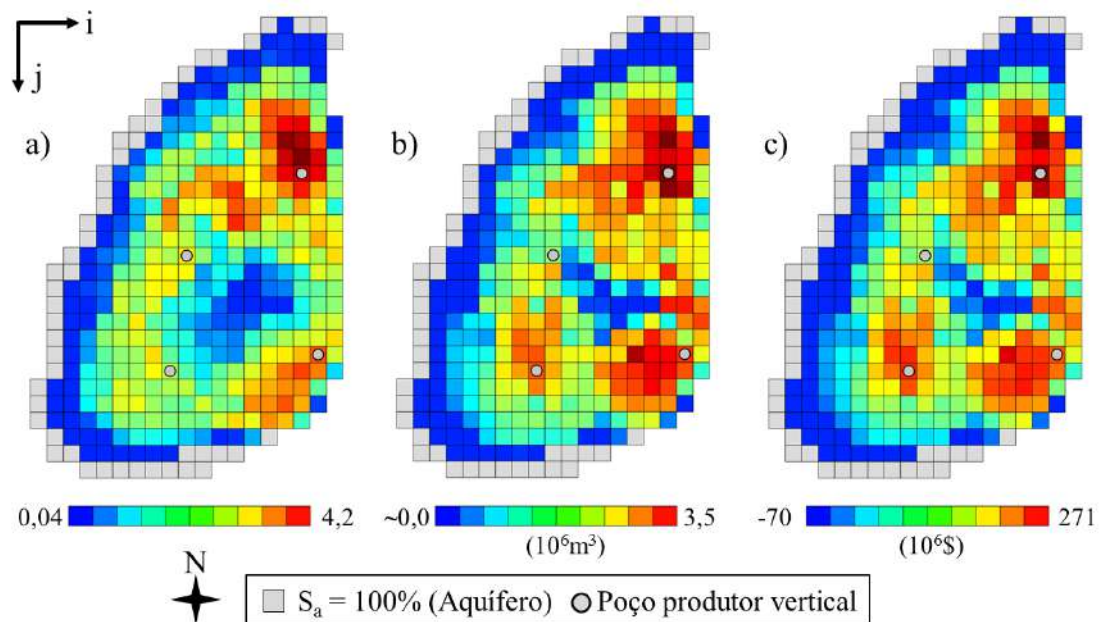


Figura 5.7 - Melhor solução para estratégias de 4 poços verticais apresentada sobre diferentes mapas, a) Mapa de Espessura óleo, b) Mapa de Qualidade, c) Mapa de Qualidade com VPL.

A melhor estratégia foi encontrada para as coordenadas ($i=9, j=22, k=2$; $i=9, j=22, k=5$), ($i=17, j=10, k=1$; $i=17, j=10, k=5$), ($i=18, j=21, k=1$; $i=18, j=21, k=5$) e ($i=10, j=15, k=1$; $i=10, j=15, k=5$). Três posições de poços coincidiram com a melhor solução do *benchmark* de 3 poços. Na Figura 5.7 é possível visualizar a melhor estratégia com 3 diferentes mapas compondo o fundo.

Tabela 5.6 - Conjunto de 10 melhores estratégias de 4 poços.

Posição	VPL ($10^6 \$$)
1 ^a	521,03
2 ^a	519,50
3 ^a	518,53
4 ^a	518,42
5 ^a	517,77
6 ^a	516,07
7 ^a	514,97
8 ^a	514,90
9 ^a	513,09
10 ^a	512,92
Média	516,72
Desvio Padrão	2,74

De forma semelhante ao *benchmark* de 2 e 3 poços, foram compostos três conjuntos com os melhores resultados: um com 10, e outros dois com 100 e 200 respectivamente.

Na Tabela 5.6 são listados os 10 melhores resultados. Na Figura 5.8 são colocados lado a lado os alcances dos três conjuntos.

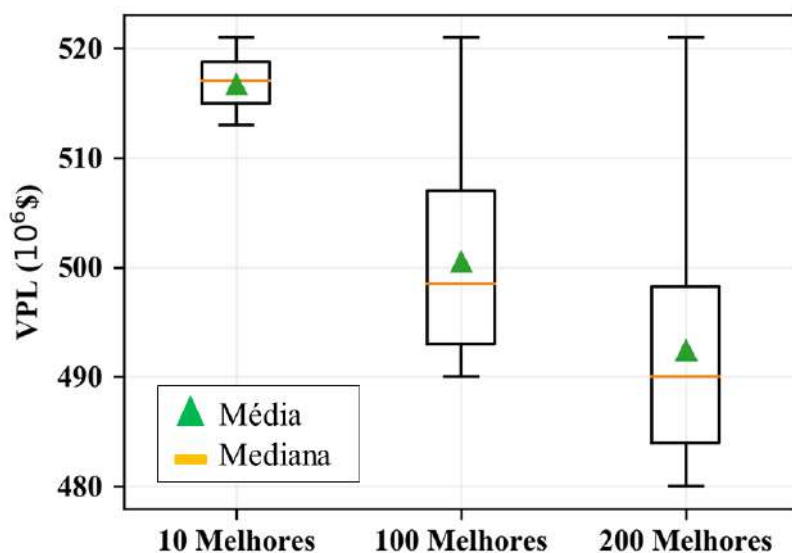


Figura 5.8 - Domínio do VPL alcançado pelas melhores soluções do *benchmark* de 4 poços verticais.

Para cobrir todo o conjunto de 172.677 estratégias do *benchmark* de 4 poços, foram consumidas 201 horas de processamento da máquina Z820, totalizando 8,3 dias.

5.5.4 Caso base com 6 poços verticais

Os trabalhos mais antigos da literatura relacionados ao modelo PUNQ-S3 (FLORIS *et al.*, 2001, BARKER *et al.*, 2001), mencionam uma estratégia de exploração com 6 poços posicionados no entorno da capa de gás (ver Figura 3.1). Essa estratégia foi selecionada para servir de referência para comparação com o método proposto para 6 poços verticais. Como supracitado, *benchmarks* de mais de 3 poços tem ordem de grandeza de milhões de simulações, por isso optou-se por usar essa estratégia já conhecida. No caso original do PUNQ-S3, todos os poços verticais são completados em somente 2 camadas, não aproveitando toda a coluna para expor o poço ao meio poroso, acarretando uma baixa produção de óleo e conseqüentemente um baixo desempenho. Para aproveitar o Caso Base, foi preciso estender as trajetórias para ampliar a produção de hidrocarbonetos. A ampliação foi ao longo de toda a coluna, da primeira camada até a quinta, mas mantiveram-se os métodos construtivos e restrições utilizados nos outros *benchmarks*, ou seja, nem todas as trajetórias foram expostas as 5 camadas do modelo. A seguir, o trecho do arquivo de configuração dos poços utilizado na simulação do caso

original do PUNQ-S3, nele é possível conferir as trajetórias arbitradas especificamente para este *benchmark*.

```
*PERF *GEO 'idPoco_1'  
  10 22 2 1 *OPEN *FLOW-TO 'SURFACE' *REFLAYER  
  10 22 3 1 *OPEN *FLOW-TO 1  
  10 22 4 1 *OPEN *FLOW-TO 2  
  10 22 5 1 *OPEN *FLOW-TO 3  
  
*PERF *GEO 'idPoco_2'  
  9 17 1 1 *OPEN *FLOW-TO 'SURFACE' *REFLAYER  
  9 17 2 1 *OPEN *FLOW-TO 1  
  9 17 3 1 *OPEN *FLOW-TO 2  
  9 17 4 1 *OPEN *FLOW-TO 3  
  9 17 5 1 *OPEN *FLOW-TO 4  
  
*PERF *GEO 'idPoco_3'  
  17 11 1 1 *OPEN *FLOW-TO 'SURFACE' *REFLAYER  
  17 11 2 1 *OPEN *FLOW-TO 1  
  17 11 3 1 *OPEN *FLOW-TO 2  
  17 11 4 1 *OPEN *FLOW-TO 3  
  17 11 5 1 *OPEN *FLOW-TO 4  
  
*PERF *GEO 'idPoco_4'  
  11 24 1 1 *OPEN *FLOW-TO 'SURFACE' *REFLAYER  
  11 24 2 1 *OPEN *FLOW-TO 1  
  11 24 3 1 *OPEN *FLOW-TO 2  
  11 24 4 1 *OPEN *FLOW-TO 3  
  11 24 5 1 *OPEN *FLOW-TO 4  
  
*PERF *GEO 'idPoco_5'  
  15 12 1 1 *OPEN *FLOW-TO 'SURFACE' *REFLAYER  
  15 12 2 1 *OPEN *FLOW-TO 1  
  15 12 3 1 *OPEN *FLOW-TO 2  
  15 12 4 1 *OPEN *FLOW-TO 3  
  15 12 5 1 *OPEN *FLOW-TO 4  
  
*PERF *GEO 'idPoco_6'  
  17 22 1 1 *OPEN *FLOW-TO 'SURFACE' *REFLAYER  
  17 22 2 1 *OPEN *FLOW-TO 1  
  17 22 3 1 *OPEN *FLOW-TO 2  
  17 22 4 1 *OPEN *FLOW-TO 3  
  17 22 5 1 *OPEN *FLOW-TO 4
```

Executando então uma simulação no IMEX com a configuração informada e efetuando os cálculos do modelo econômico já exposto, o VPL resultante do caso original (caso base) é de \$416,03 milhões e sua produção de óleo foi igual a 7,82 milhões de metros cúbicos. Importante deixar claro que o caso original não é o resultado de um processo de otimização de posicionamento de poços. O propósito original da estratégia foi servir de configuração de poços para quantificação de incerteza das predições de produção do modelo PUNQ-S3 (FLORIS *et al.*, 2001) .

5.5.5 Outros casos com 6 poços verticais

Os trabalhos de NADERI & KHAMEHCHI (2017) e DING *et al.* (2016) apresentam métodos de otimização do posicionamento de poços verticais. Em ambos os trabalhos, as melhores estratégias de 6 poços produtores verticais são expostas. De modo a aproveitar essa informação e usá-la como referência neste trabalho, as duas estratégias foram simuladas no IMEX e avaliadas com o modelo de avaliação de VPL já apresentado, e assim tiveram seus valores de VPL calculados. Esses valores de VPL resultantes são diferentes dos valores informados em ambos os trabalhos, pois a forma de avaliação e os parâmetros utilizados são distintos.

Do mesmo modo que o caso base do PUNQ-S3, o modelo econômico foi o mesmo utilizado pelo restante do trabalho. Como em ambos os trabalhos a completção não foi informada, ela foi arbitrada seguindo os métodos construtivos e restrições de todos os *benchmarks* montados para este trabalho.

Importante pontuar que os modelos econômicos utilizados não empregam custos com linha de dutos nem tão pouco define uma plataforma. Portanto, as estratégias informadas foram fruto de otimização para um cenário sem considerações de escoamento, o que é diferente do cenário aplicado neste trabalho. Essa dissonância entre as filosofias de otimização deixa claro que não é totalmente apropriado comparar as estratégias entre os métodos, pelo menos não rigorosamente. Mesmo assim, as estratégias foram usadas na comparação, com o entendimento de que a plataforma foi posicionada em uma região central do modelo, o que diminui a influência das distâncias no valor total do VPL.

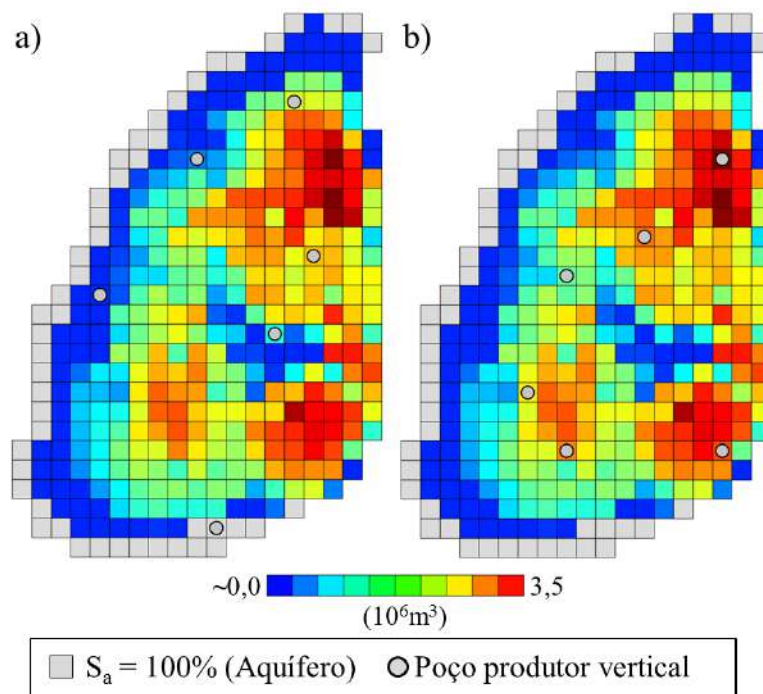


Figura 5.9 – Melhores soluções encontradas em trabalhos associados ao problema com 6 poços verticais apresentadas sobre o Mapa de Qualidade, a) solução de NADERI & KHAMEHCHI (2017), b) solução de DING *et al.* (2016).

Na Figura 5.9 são ilustradas as melhores soluções encontradas nos trabalhos citados. Percebe-se que a solução de NADERI & KHAMEHCHI (2017) posicionou um poço na região da capa de gás (ao centro) e outro na região do aquífero (sul), além do restante se encontrar distante de regiões favoráveis indicadas pelo Mapa de Qualidade. Para a solução de NADERI & KHAMEHCHI (2017) foi utilizado o algoritmo do morcego (*bat algorithm*) que consumiu **800 simulações**. Na solução exposta por DING *et al.* (2016), os poços ocupam locais de alta produção do Mapa de Qualidade e parecem ter uma distribuição racionalizada. A solução de DING *et al.* (2016) foi encontrada através de um algoritmo de enxame de partículas que consumiu **5000 simulações**.

Tabela 5.7 - VPL de estratégias de outros trabalhos com 6 poços verticais.

Origem	VPL (10 ⁶ \$)*	Produção de óleo (10 ⁶ m ³)*	Num. Simu.**
NADERI & KHAMEHCHI (2017)	9,35	4,53	800
DING <i>et al.</i> (2016)	477,37	8,07	5000

* Valores gerados em experimentos feitos para este trabalho, utilizando o modelo econômico de avaliação (VPL) e o simulador IMEX
 ** Número de simulações relatada no artigo

O posicionamento de poços verticais em localidades próximas ao aquífero e à capa de gás levou a solução de NADERI & KHAMEHCHI (2017) a ter baixo desempenho, enquanto a solução de DING *et al.* (2016) obteve um valor de VPL competitivo (ver Tabela 5.7). Obs.: os valores de VPL e produção de óleo dos trabalhos de NADERI & KHAMEHCHI (2017) e DING *et al.* (2016) não foram utilizados para análise, pois seus modelos de avaliação são diferentes do utilizado neste trabalho.

5.5.6 Caso de 10 poços de DING *et al.* (2014)

DING *et al.* (2014) empregaram variações do algoritmo de enxame de partículas (PSO) para buscar a melhor configuração para estratégias com 10 poços. Segundo o trabalho, a variação que obteve o melhor desempenho usou um Mapa de Qualidade para auxiliar na formação da população inicial. A melhor solução relatada no trabalho está ilustrada na Figura 5.10.

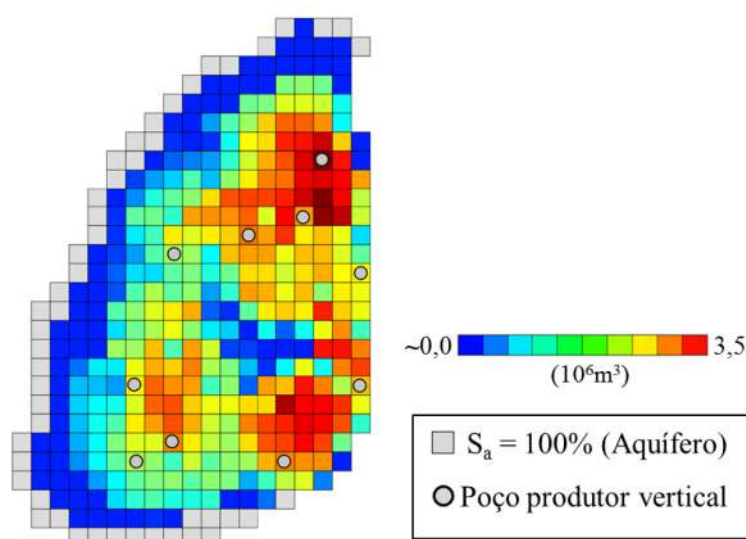


Figura 5.10 - Melhor solução encontrada em DING *et al.* (2014) para estratégias de 10 poços verticais apresentada sobre o Mapa de Qualidade.

O trabalho de DING *et al.* (2014) agregou valor ao processo de busca através do acoplamento de informação *a posteriori* ao processo, porém o custo para a formação do Mapa de Qualidade, que não foi informado no trabalho, deve ser relevado ao observar o desempenho dos resultados. Na Tabela 5.8 é apresentado o valor de VPL obtido após a simulação da estratégia associada. Deve-se ter em mente que os critérios de construção dos poços e o modelo econômico utilizado são os mesmos de todos os resultados apresentados neste trabalho.

Tabela 5.8 - VPL da melhor estratégia de com 10 poços verticais de DING *et al.* (2014).

Origem	VPL (10⁶\$)*	Produção de óleo (10⁶m³)*	Num. Simu.**
DING <i>et al.</i> (2014)	275,53	8,57	5000

* Valores gerados em experimentos feitos para este trabalho, utilizando o modelo econômico de avaliação (VPL) e o simulador IMEX
 ** Número de simulações relatada no artigo

Assim como os casos anteriores de 6 poços, é importante pontuar que o modelo econômico utilizado no artigo de DING *et al.* (2014) não emprega custos com linha de dutos nem tão pouco define uma plataforma. Portanto, a comparação entre a estratégia de DING *et al.* (2014) e as geradas neste trabalho deve ser feita com cautela.

Obs.: os valores de VPL e produção de óleo de DING *et al.* (2014) não foram utilizados para análise, pois o modelo de avaliação utilizado é diferente do utilizado neste trabalho.

5.5.7 Mitigando a incerteza dos resultados de 6 e 10 poços

Como explicado anteriormente, os trabalhos que deram origem às estratégias de 6 e 10 poços não consideraram o custo de linha em seus modelos econômicos. O que adiciona incerteza à análise comparativa, pois as estratégias expostas neste trabalho consideraram o custo de linha. De modo a dirimir as dúvidas, foi gerado um novo conjunto de resultados onde cada estratégia foi reavaliada com o parâmetro de custo de linha zerado. Na Tabela 5.9 os novos valores de VPL dos casos da literatura avaliados com custo de linha igual a zero.

Tabela 5.9 - Valores de VPL dos casos da literatura com custo de linha de dutos igual a zero.

Origem	VPL (10⁶\$)*	Produção de óleo (10⁶m³)
Caso Base (FLORIS <i>et al.</i> , 2001)	447,7	7,82
NADERI & KHAMEHCHI (2017) 6 poços	54,5	4,53
DING <i>et al.</i> (2016) 6 poços	514,6	8,07
DING <i>et al.</i> (2014) 10 poços	340,1	8,57

* Valores avaliados com custo de linha de dutos zerado ($C_{linha}=0$) gerados em experimentos feitos para este trabalho, utilizando o modelo econômico de avaliação (VPL) e o simulador IMEX

5.5.8 Soluções do Software de Referência para poços direcionais

Para a formação do *benchmark* com poços produtores direcionais, foi utilizado o Software de Referência para geração de 2 conjuntos de resultados semelhantes. A distinção entre os dois conjuntos se faz pelo tamanho da população e quantidade de gerações do AG. O primeiro conjunto foi definido com população de 20 indivíduos e 60 gerações, configuração sugerida por um engenheiro de reservatório que é usuário do Software de Referência. Uma busca nesses termos com um AG acarreta um consumo máximo de 1200 (20x60) cálculos da função objetivo, um valor considerado muito baixo no contexto de problemas de otimização. Porém, o uso de simuladores como fornecedores de insumo para a função objetivo é muito custoso, principalmente para modelos de reservatório grandes. Em projetos reais, com modelos de alta resolução, efetua-se chamadas ao simulador de forma racional. Portanto, o primeiro conjunto de resultados (*benchmark*) foi gerado pensando em projetos reais com grandes modelos e foi nomeado de “Software de Referência com Busca Curta” (SR-BC).

O segundo conjunto é semelhante ao primeiro, porém com mais indivíduos e gerações, de modo a fornecer mais tempo e espaço para o Software de Referência encontrar boas soluções. A busca longa não foi sugerida pelo especialista, mas tem um propósito racional, servir de base de comparação para casos em que o modelo de reservatório não é muito grande. O segundo conjunto foi definido com população de 40

indivíduos e 120 gerações e foi nomeado de “Software de Referência com Busca Longa” (SR-BL).

Para formar os conjuntos definiu-se que 20 rodadas do processo de otimização seriam suficientes para uma comparação. Portanto, foram efetuadas 20 chamadas (rodadas) ao Software de Referência para o conjunto SR-BC e mais 20 para o conjunto SR-BL. A cada execução completa do software, os valores foram anotados e o software encerrado, para logo em seguida ser reiniciado para gerar resultados para uma nova rodada. Esse procedimento visou evitar recursos internos do SR que favoreçam execuções recorrentes, pois o uso de tais recursos distorceria a análise.

Tabela 5.10 - Resultados do Software de Referência para busca curta e busca longa.

Rodada	SR-BC			SR-BL		
	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simulações	Num. Poços	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simulações	Num. Poços
1	683	263	2	724	1145	2
2	744	266	2	800	1095	3
3	786	288	3	739	671	2
4	727	280	3	807	1170	3
5	705	94	3	776	442	2
6	689	235	2	758	786	2
7	722	320	3	770	779	2
8	757	151	2	777	608	3
9	752	145	2	777	706	2
10	741	213	2	778	822	2
11	764	290	2	784	1017	2
12	745	129	2	773	504	2
13	764	293	2	769	710	2
14	778	210	2	758	603	2
15	781	251	3	747	718	2
16	655	200	2	786	545	2
17	727	119	2	780	1134	3
18	705	308	3	760	863	3
19	719	211	2	781	1084	2
20	714	246	3	835	1235	4
Média	732,9	225,6		774,0	831,9	
Desvio Padrão	34,0	69,6		23,5	230,1	

Na Tabela 5.10 são apresentados os resultados das rodadas para a busca curta e a busca longa com o Software de Referência, e na Figura 5.11 são ilustradas as duas melhores soluções para os dois cenários de busca curta e longa. A quantidade de poços de cada estratégia se alterna entre 2 e 3 para a busca curta e entre 2 e 4 para a busca

longa. Para a busca curta, o desvio padrão gira em torno de 5% ($34,0 \div 732,9$) para valores de VPL e entorno de 30% ($69,6 \div 225,6$) para o consumo de simulações. Para a busca longa, o desvio padrão gira em torno de 3% ($23,5 \div 774$) para valores de VPL e entorno de 27% ($230,1 \div 831,9$) para o consumo de simulações. Percebe-se que o melhor resultado apresenta 4 poços na estratégia e somente um dentre todos os resultados chegou a essa quantidade de poços mais favorável. A grande variação na quantidade de simulações é uma característica própria do AG presente no Software de Referência já explicado anteriormente.

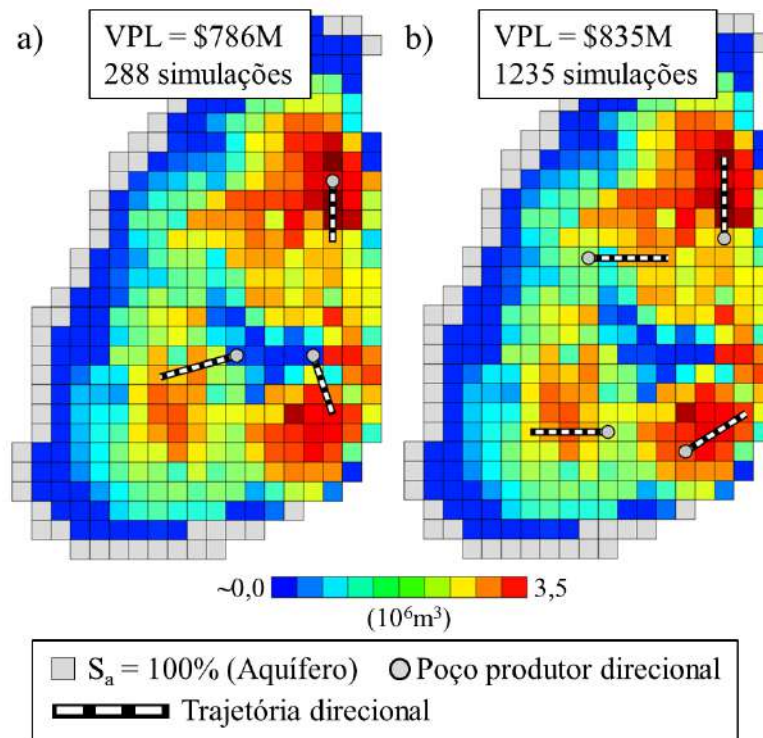


Figura 5.11 - Melhores soluções do Software de Referência (SR) com o Mapa de Qualidade ao fundo, a) SR-BC com 3 poços, b) SR-BL com 4 poços.

5.6 Método proposto - Otimização do posicionamento de poços verticais

Para comparar o método de otimização com poços verticais proposto neste trabalho, foram elaborados os experimentos de geração de *benchmark* por força bruta, já mencionados. Em defesa do método, foram criados 3 conjuntos de resultados para cenários de poços verticais. Não foi possível expandir o conjunto resultado para além de 4 poços, devido ao problema de tempo de execução das buscas por força bruta. Optou-

se por conjuntos de 10 rodadas somente, pois se entende que os resultados são suficientes para comprovar a robustez do método. Ressaltando que o método para poços verticais não é a principal contribuição deste trabalho. O método para poços verticais, apesar de eficaz e robusto, foi desenvolvido para suportar a pesquisa sobre o metamodelo (Mapa de VPL). Para facilitar a visualização de informações em tabelas e gráficos, o método de otimização de poços verticais proposto nesta tese recebeu a abreviatura **MVert**.

Tabela 5.11 – Resultados de VPL e número de simulações para o MVert.

Rodada	2 Poços		3 Poços		4 Poços		6 Poços		10 Poços	
	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simu.	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simu.	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simu.	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simu.	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simu.
1	423,70	216	481,90	179	513,83	143	478,07	121	329,98	97
2	423,70	198	489,32	166	520,84	146	486,40	117	326,27	103
3	423,70	205	485,10	165	503,27	145	446,54	116	307,97	119
4	418,06	209	476,01	152	502,14	150	487,52	117	324,59	90
5	423,70	203	460,74	159	505,47	147	489,63	116	312,68	95
6	423,70	200	489,32	177	510,67	174	504,57	145	340,68	113
7	423,46	214	481,30	178	499,05	174	478,99	122	321,26	96
8	423,46	203	481,30	175	522,81	151	481,46	119	338,86	94
9	423,46	182	487,55	175	502,14	161	467,98	124	329,59	108
10	423,70	228	487,55	185	502,71	164	486,64	125	318,35	135
Média	423,07	206	482,00	171	508,29	156	480,78	122	325,02	105
Desvio Padrão	1,67	11,6	8,16	9,7	7,93	11,3	14,5	8,2	9,9	13,3

Na Tabela 5.11 são apresentados os 10 resultados referentes às 10 rodadas do método para cada conjunto de resultados do MVert. É possível perceber que a quantidade de simulações diminui com o aumento da quantidade de poços na estratégia. Essa característica ocorre devido à demanda decrescente por simulações por parte da etapa de construção do Mapa de VPL. Como o Mapa de VPL cobre o espaço de busca com os poços presentes nas estratégias, quanto mais poços disponíveis por estratégia, o método de construção do metamodelo precisa de menos estratégias a serem simuladas. Outro ponto a ser observado é a tendência de elevação do desvio padrão, fato que ocorre devido ao aumento do espaço de busca. Os resultados anteriores podem ser visualizados no gráfico da Figura 5.12, onde é possível abstrair uma curva que ascende até o ponto mais alto em 4 poços, formando uma colina.

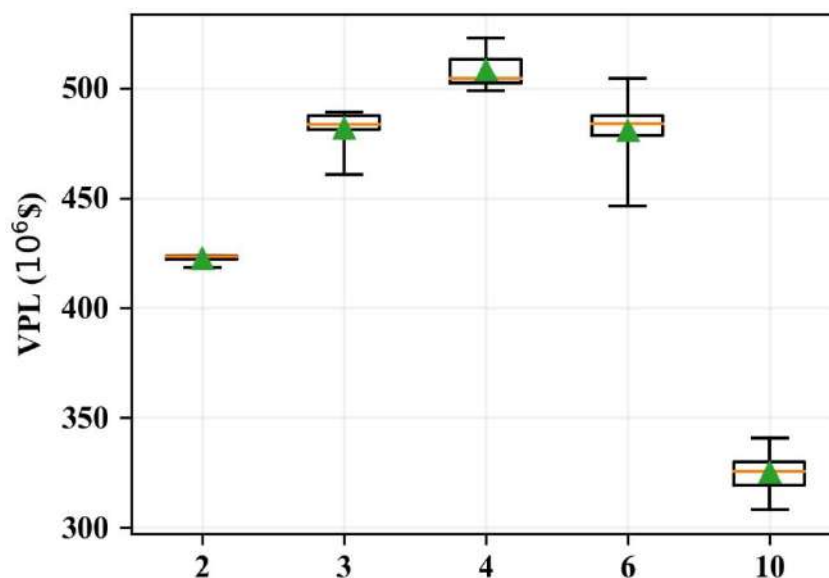


Figura 5.12 – Distribuição dos resultados do MVert para os 5 diferentes conjuntos (2, 3, 4, 6 e 10 poços verticais) .

O posicionamento dos poços referente às melhores soluções da Tabela 5.11 são apresentados na Figura 5.13 e na Figura 5.14. A melhor solução de 2 poços não é apresentada devido ao fato de ser idêntica ao ótimo global já apresentado na Figura 5.3.

O entendimento anterior, de que o aumento do espaço de busca leva ao aumento do desvio padrão, parece não ser verdadeiro quando se observa o desvio padrão para 10 poços. Este comportamento provavelmente advém do fato de que o modelo é pequeno, e a quantidade de poços alta leva a uma homogeneidade dos resultados de produção. O adensamento dos poços propicia a drenagem mais ligeira do óleo presente no meio, dentro do mesmo horizonte de produção, tornando a pequena diferença de posição entre as configurações pouco expressiva no resultado final. A Figura 5.14 auxilia nesse entendimento, apresentando o Mapa de VPL junto à melhor estratégia de 10 poços, onde é possível perceber que a distribuição de VPL entre poços é mais homogênea do que soluções com menos poços.

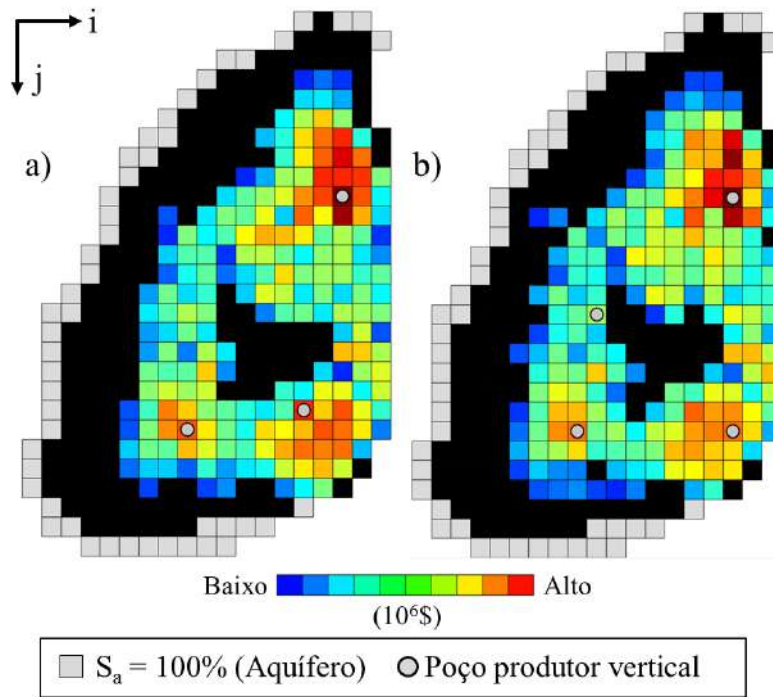


Figura 5.13 - Melhores soluções para poços verticais utilizando o MVert, a) solução de 3 poços, b) solução de 4 poços.

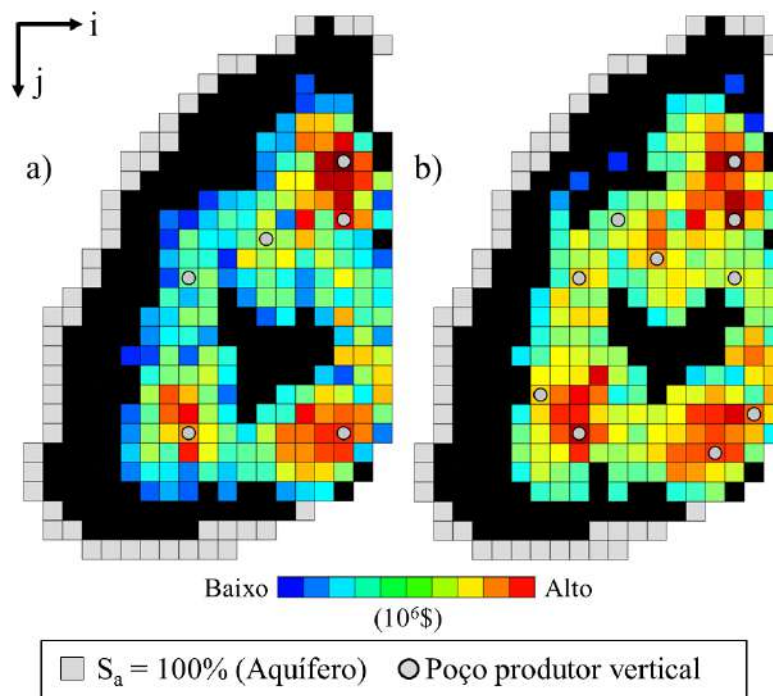


Figura 5.14 - Melhores soluções para poços verticais utilizando o MVert, a) solução de 6 poços, b) solução de 10 poços.

Os parâmetros econômicos utilizados são os mesmos do Software de Referência, as restrições também são as mesmas. Os parâmetros específicos do método são aqueles que definem o funcionamento interno e são apresentados na Tabela 5.12.

Tabela 5.12 - Parâmetros específicos do método de otimização de poços verticais (MVert).

Parâmetro	Valor
N_{PEMV} (Número de poços por estratégia para construir o mapa de VPL)	2, 3, 4, 6 e 10
N_{SC} (Número de soluções candidatas)	20
P_S (Probabilidade de substituição de um poço na etapa de expansão)	70 %
Lim_{MV} (Limite (corte) da primeira etapa de redução do mapa de VPL)	50 %

O método de otimização do posicionamento de poços verticais utiliza o Mapa de VPL acoplado a um ciclo de otimização de substituição de poços. O Mapa de VPL demanda simulações para sua construção em duas etapas, a etapa inicial e o ajuste, também intitulado etapa de expansão do espaço de busca. As duas etapas apresentam demanda diferentes por simulações. De modo a expor o comportamento interno dessas etapas, foi elaborado um experimento com 5 execuções do MVert, uma para cada quantidade fixa de poços verticais. O resultado pode ser conferido no histograma da Figura 5.15. O experimento mostrou que a etapa de otimização apresenta consumo de simulações quase uniforme entre os cenários. Esse comportamento é atribuído ao fato de todos os cenários terem sido parametrizados com o mesmo número de soluções candidatas. Com a etapa de otimização iniciando com populações de mesma quantidade entre os cenários, a quantidade de iterações dentro do algoritmo de substituição de poços não foi muito divergente. Porém, o cenário de 2 poços consumiu mais simulações provavelmente por ter menos poços e assim permitindo aos poços fazerem longas “caminhadas” (iteraões) em busca de regiões promissoras.

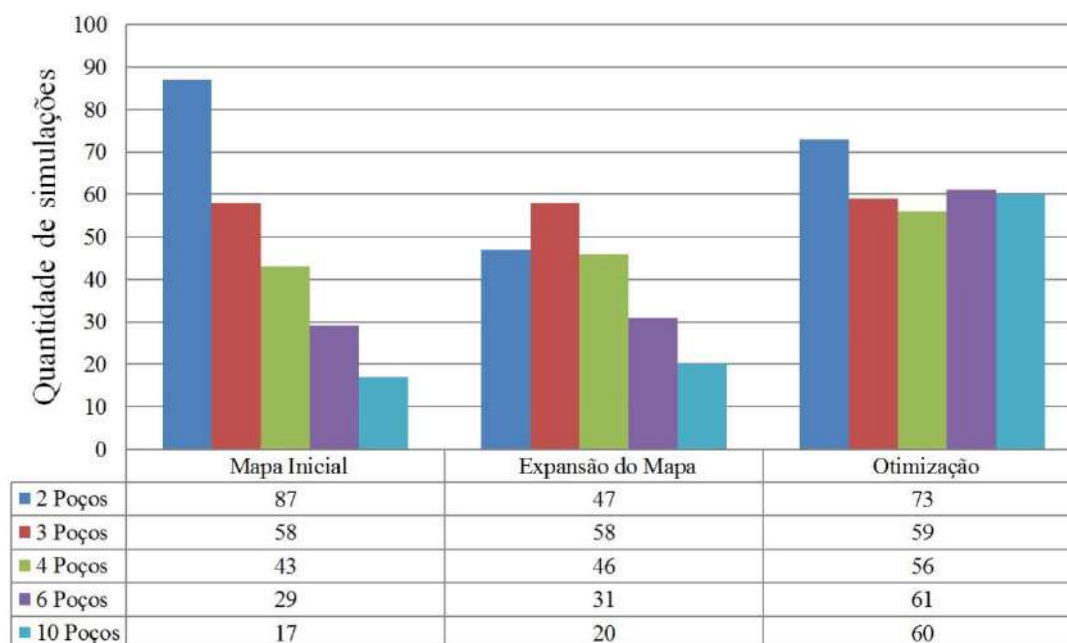


Figura 5.15 - Histograma do consumo de simulações nas 3 principais etapas do método de otimização para poços verticais (MVert).

É facilmente percebido na Figura 5.15 que as duas etapas da construção do Mapa de VPL consomem simulações em uma razão inversa à quantidade de poços. Somente o cenário de 2 poços na etapa de expansão destoa do raciocínio.

5.7 Método proposto - Otimização do posicionamento de poços direcionais

A maior contribuição deste trabalho é o método de otimização de poços direcionais acoplado ao metamodelo proposto. Foi desenvolvido para superar outras abordagens em capacidade de entrega, tempo de entrega e confiabilidade. De modo a permitir uma análise comparativa, foi gerado um conjunto de resultados de 20 rodadas, para rivalizar com os resultados do Software de Referência. Para facilitar a visualização de informações em tabelas e gráficos, o método de otimização de poços direcionais recebeu a abreviatura **MDir**.

Na Tabela 5.13 são apresentados os resultados do experimento com o MDir, demonstrando que o método chega aos resultados consumindo em média 100 simulações. A quantidade de poços encontrada em cada estratégia se alterna entre 3 e 4 poços, jamais com 2 poços. O desvio padrão gira em torno de 1% para valores de VPL e em torno de 7% para o consumo de simulações.

Tabela 5.13 - Resultados para o método de otimização do posicionamento de poços direcionais proposto.

MDir			
Rodada	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simulações	Num. Poços
1	773	105	3
2	763	97	3
3	787	105	3
4	789	93	3
5	788	104	4
6	774	90	3
7	774	108	3
8	785	103	3
9	768	98	3
10	789	116	3
11	789	95	3
12	791	108	3
13	785	96	3
14	773	105	3
15	779	97	4
16	796	106	3
17	780	113	4
18	774	117	4
19	776	88	3
20	785	103	3
Média	780,9	102,4	
Desvio Padrão	8,5	7,2	

O posicionamento de cada poço referente à melhor solução da Tabela 5.13 é apresentado na Figura 5.16.

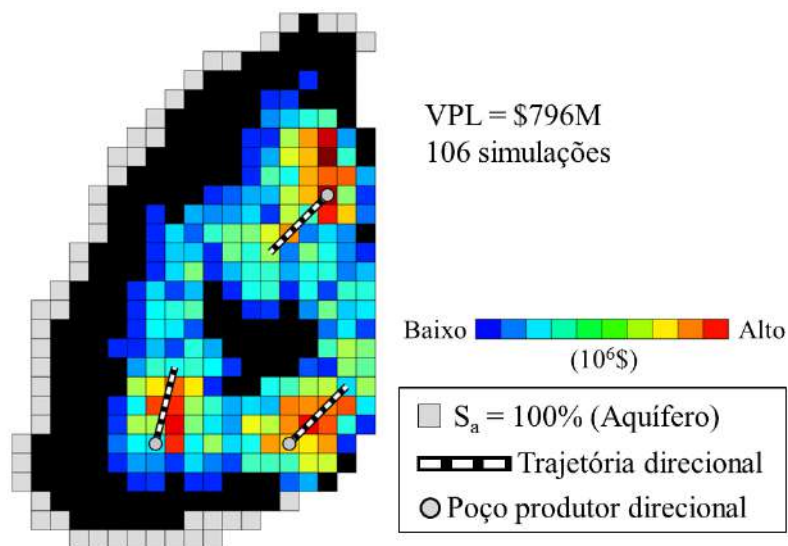


Figura 5.16 - Melhor solução encontrada para poços direcionais pelo MDir contextualizado no Mapa de VPL.

Os parâmetros econômicos utilizados são os mesmos do Software de Referência, bem como as restrições associadas aos poços. Os parâmetros específicos do método são aqueles que definem o funcionamento interno e são apresentados na Tabela 5.14. O método exige a definição de uma quantidade mínima ($minN_{PED}$) e máxima ($maxN_{PED}$) de poços para a configuração das estratégias elegíveis.

Tabela 5.14 - Parâmetros específicos do método de otimização de poços direcionais (MDir).

Parâmetro	Valor
$minN_{PED}$ (Mínimo valor para Número de poços por estratégia para etapa de Discernimento)	1
$maxN_{PED}$ (Máximo valor para Número de poços por estratégia para etapa de Discernimento)	10
P_S (Probabilidade de substituição de um poço na etapa de expansão)	70 %
Lim_{MV} (Limite (corte) da primeira etapa de redução do mapa de VPL)	50 %

Como se pode observar na Tabela 5.14, são poucos os parâmetros definidos pelo especialista, essa é uma das características perseguidas por este trabalho, ou seja, simplificar o método até que todos os parâmetros se adaptem ao cenário selecionado.

O método de otimização do posicionamento de poços direcionais utiliza o Mapa de VPL acoplado a uma etapa de otimização que se divide em Discernimento e Competição. O Mapa de VPL demanda simulações para sua construção em duas etapas,

a etapa inicial e o ajuste, também intitulado etapa de expansão do espaço de busca. Essas duas etapas apresentam demandas diferentes por simulações. De modo a expor o comportamento interno dessas etapas, foi elaborado um experimento com 5 rodadas, com os mesmos parâmetros usados para gerar os resultados Tabela 5.13. O resultado pode ser conferido no histograma da Figura 5.17. O experimento mostrou que as etapas de construção do Mapa de VPL apresentam consumo de simulações quase uniforme entre as rodadas. Esse comportamento é atribuído ao fato de que a etapa de construção do Mapa de VPL é determinística, se comportando sempre da mesma forma. A etapa de ajuste do Mapa de VPL também apresenta uma certa uniformidade, mas não é determinística e assim varia entre as rodadas, mesmo que pouco. As etapas da otimização são essencialmente estocásticas e apresentam forte variação na demanda por simulações. No exemplo do histograma da Figura 5.17, a etapa de Discernimento apresentou forte variação devido ao mecanismo de proteção de redundâncias, que eliminou estratégias de 1 poço em algumas rodadas. A primeira e a quinta rodadas interromperam a etapa de Discernimento com N_{PED} igual a 4 poços, ou seja, o conjunto a competir não possuía estratégias com 5 poços, consumindo assim ainda menos simulações. A terceira rodada foi encurtada na fase de competição devido ao surgimento de famílias de soluções muito boas, o que leva a uma elevação do limite de corte e exerce uma pressão maior na fase de competição, que, por conseguinte, elimina mais rapidamente as famílias ruins.

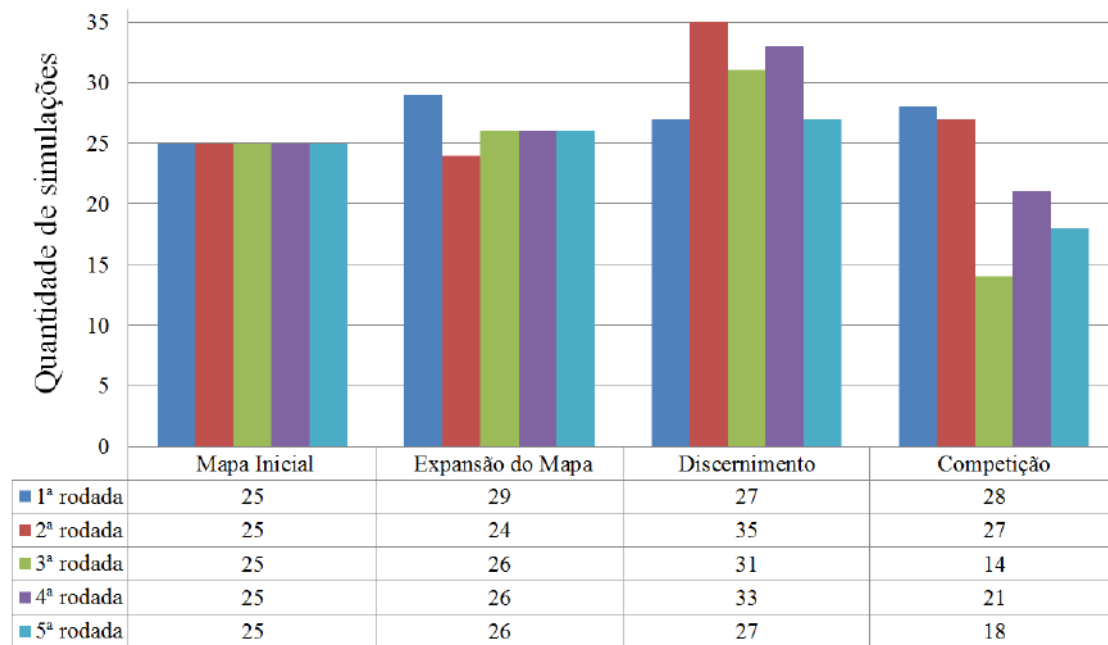


Figura 5.17 - Histograma do consumo de simulações nas 4 principais etapas do método de otimização para poços direcionais (MDir).

6 ANÁLISE COMPARATIVA

6.1 Poços verticais

O método de otimização do posicionamento de poços verticais desenvolvido (MVert) apresenta resultados muito próximos aos melhores obtidos pelos *benchmarks* de força bruta. As tabelas a seguir, colocam lado a lado os resultados do método proposto e os resultados dos *benchmarks* por força bruta. Ao analisar os números das tabelas a seguir, é possível concluir que o método encontra regiões muito boas do espaço de busca, algumas sendo as melhores possíveis.

O Mvert consegue efetuar uma busca eficiente para a maioria de suas execuções no caso de 2 poços (grifado em vermelho na Tabela 6.1), alcançando o ótimo global em 60% das rodadas. Em 30% dos resultados encontrou o segundo melhor resultado dentre todos os possíveis no espaço de busca, demonstrando uma robustez elevada. O *benchmark* de 2 poços (FB2P) garantiria a afirmação de que o método alcança o ótimo global, porém o mesmo não pode ser afirmado para os *benchmarks* de 3 e 4 poços.

Tabela 6.1 - Comparativo da otimização do posicionamento de 2 poços verticais. Na esquerda, 10 execuções de busca, e na direita, 10 melhores soluções do *benchmark*.

MVert 2P			FB2P	
Rodada	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simulações	Posição	VPL (10 ⁶ \$)
1	423,70	216	1 ^a	423,70
2	423,70	198	2 ^a	423,46
3	423,70	205	3 ^a	418,06
4	418,06	209	4 ^a	417,97
5	423,70	203	5 ^a	417,82
6	423,70	200	6 ^a	417,47
7	423,46	214	7 ^a	414,68
8	423,46	203	8 ^a	412,15
9	423,46	182	9 ^a	409,21
10	423,70	228	10 ^a	408,90
Média	423,07	206		416,34
Desvio Padrão	1,67	11,6		4,72

A Figura 6.1 apresenta os valores da Tabela 6.1 em um gráfico do tipo *boxplot*. Os 100 melhores resultados do *benchmark* FB2P também estão presentes na figura. Observa-se uma concentração dos resultados do MVert próximo ao ótimo global.

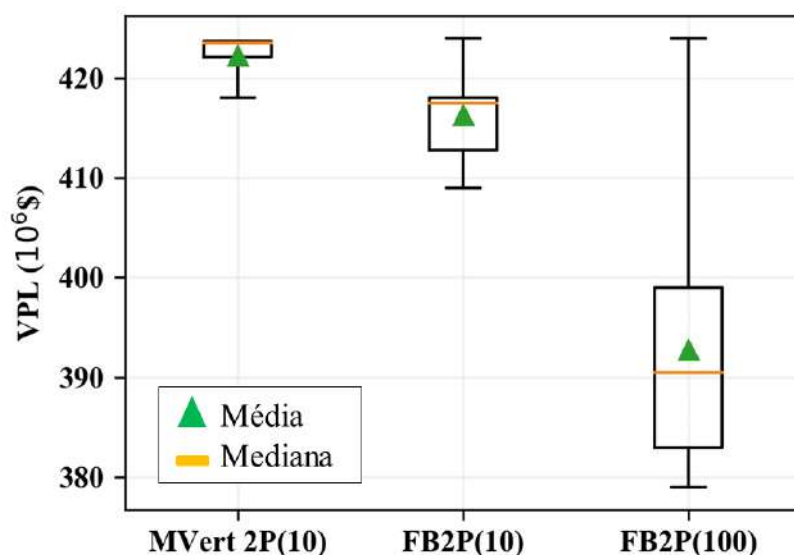


Figura 6.1 - Comparação do método proposto (MVert) com as soluções do *benchmark* de 2 poços verticais. Obs.: entre parênteses a quantidade de estratégias observadas.

A comparação entre os resultados do método para 3 poços pode ser conferida na Tabela 6.2 e na Figura 6.2, onde é possível observar que o MVert concentra $\frac{3}{4}$ das soluções encontradas acima da média de 10 melhores soluções do *benchmark*. Outro

ponto a ressaltar, é o fato da melhor solução do MVert ser equivalente à segunda melhor solução de todo o *benchmark*. O *benchmark* de 3 poços não garante a exposição do ótimo global na solução com \$493M, portanto, podem existir resultados ainda melhores no espaço de busca de 3 poços verticais.

Tabela 6.2 - Comparativo da otimização do posicionamento de 3 poços verticais. Na esquerda, 10 execuções de busca, e na direita, 10 melhores soluções do *benchmark*.

MVert 3P			FB3P	
Rodada	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simulações	Posição	VPL (10 ⁶ \$)
1	481,90	179	1 ^a	493,64
2	489,32	166	2 ^a	488,71
3	485,10	165	3 ^a	485,09
4	476,01	152	4 ^a	484,61
5	460,74	159	5 ^a	481,03
6	489,32	177	6 ^a	479,22
7	481,30	178	7 ^a	474,93
8	481,30	175	8 ^a	473,38
9	487,55	175	9 ^a	471,57
10	487,55	185	10 ^a	468,27
Média	482,00	171		480,04
Desvio Padrão	8,16	9,7		7,37

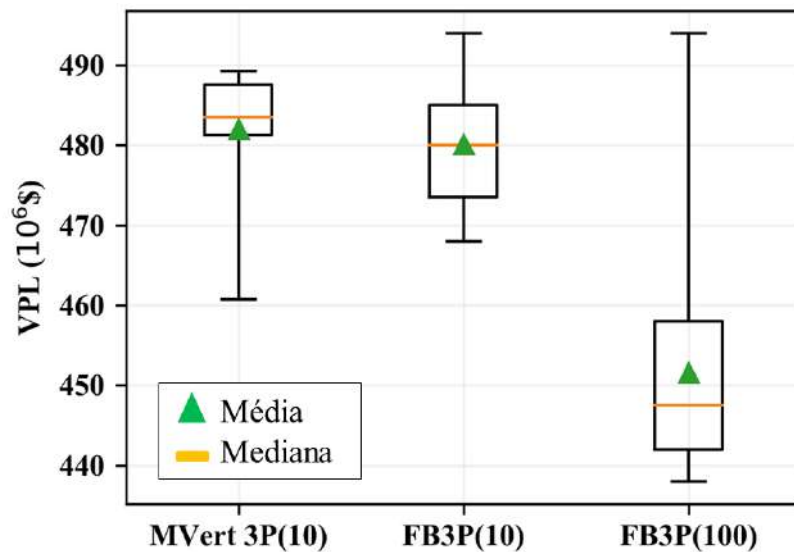


Figura 6.2 - Comparação do método proposto (MVert) com as soluções do *benchmark* de 3 poços verticais. Obs.: entre parênteses a quantidade de estratégias observadas.

Na Tabela 6.3 e na Figura 6.3 se apresenta a comparação entre o *benchmark* de 4 poços e os resultados do MVert para 4 poços, onde é possível observar que o MVert já não concentra as melhores soluções dentro do domínio das 10 melhores do espaço de busca. Os valores de VPL do conjunto resultado se expandem para além da faixa de 10 melhores resultados do *benchmark* de 4 poços. Quase que a totalidade do conjunto do MVert está acima da mediana dos 100 melhores do *benchmark*, o que ainda é um resultado favorável, considerando que o *benchmark* possui um espaço de busca grande. O *benchmark* de 4 poços não garante a exposição do ótimo global na solução com \$521M, portanto, podem existir resultados ainda melhores no espaço de busca de 4 poços verticais, o que é garantido pelo fato da melhor solução do MVert ser superior à melhor solução de todo o *benchmark*. Existe a possibilidade de que o resultado encontrado pelo MVert (\$522M) seja o ótimo global.

Tabela 6.3 - Comparativo da otimização do posicionamento de 4 poços verticais. Na esquerda, 10 execuções de busca, e na direita, 10 melhores soluções do *benchmark*.

Rodada	MVert 4P		FB4P	
	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simulações	Posição	VPL (10 ⁶ \$)
1	513,83	143	1 ^a	521,03
2	520,84	146	2 ^a	519,50
3	503,27	145	3 ^a	518,53
4	502,14	150	4 ^a	518,42
5	505,47	147	5 ^a	517,77
6	510,67	174	6 ^a	516,07
7	499,05	174	7 ^a	514,97
8	522,81	151	8 ^a	514,90
9	502,14	161	9 ^a	513,09
10	502,71	164	10 ^a	512,92
Média	508,29	156		516,72
Desvio Padrão	7,93	11,3		2,74

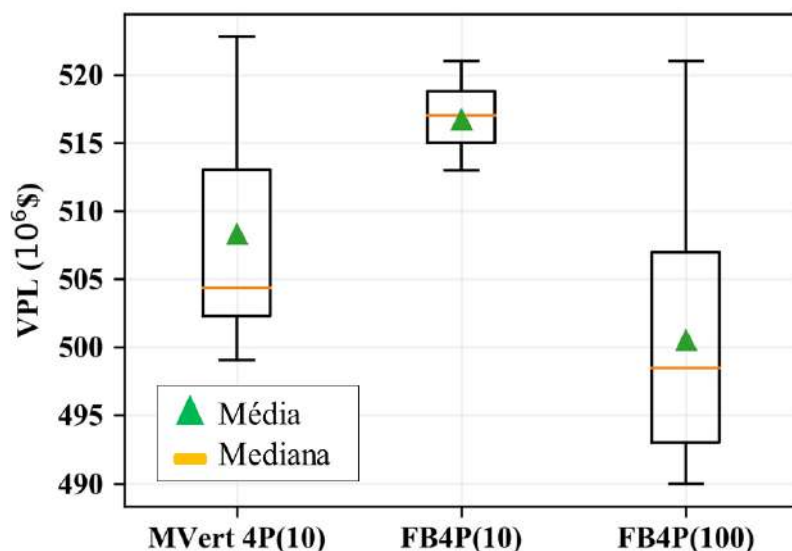


Figura 6.3 - Comparação do método proposto (MVert) com as soluções do *benchmark* de 4 poços verticais. Obs.: entre parênteses a quantidade de estratégias observadas.

Para a análise comparativa de estratégias com 6 poços, o MVert é comparado com o Caso Base de FLORIS *et al.* (2001), com a solução de DING *et al.* (2016) e a melhor solução de NADERI & KHAMEHCHI (2017).

Tabela 6.4 - Comparativo da otimização do posicionamento de 6 poços verticais. Na esquerda, 10 execuções de busca, e na direita, casos da literatura.

MVert 6P			Outros Casos	
Rodada	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simulações	Origem	VPL (10 ⁶ \$)
1	478,07	121		
2	486,40	117	DING <i>et al.</i> (2016) (5000 simulações)	477,37
3	446,54	116		
4	487,52	117		
5	489,63	116		
6	504,57	145	Caso Base (FLORIS <i>et al.</i> , 2001)	416,03
7	478,99	122		
8	481,46	119	NADERI & KHAMEHCHI (2017)	9,35
9	467,98	124		
10	486,64	125	(800 simulações)	
Média	480,78	122		
Desvio Padrão	14,5	8,2		

Os resultados do método de otimização proposto para 6 poços, em média, são superiores ao melhor resultado de DING *et al.* (2016) utilizando 40 vezes menos simulações (ver Tabela 6.4). O Caso Base de FLORIS *et al.* (2001) ficou abaixo da pior

solução (\$446M) deste trabalho. Infelizmente NADERI & KHAMEHCHI (2017) não parece ser um resultado relevante para uso desta análise, pois apresentou uma configuração de poços de muito baixo desempenho, apesar de ser resultado de um ciclo de otimização de 800 simulações. Na Figura 6.4 é ilustrada a visão de distribuição dos resultados de 6 poços do MVert e dos outros 3 casos analisados para 6 poços.

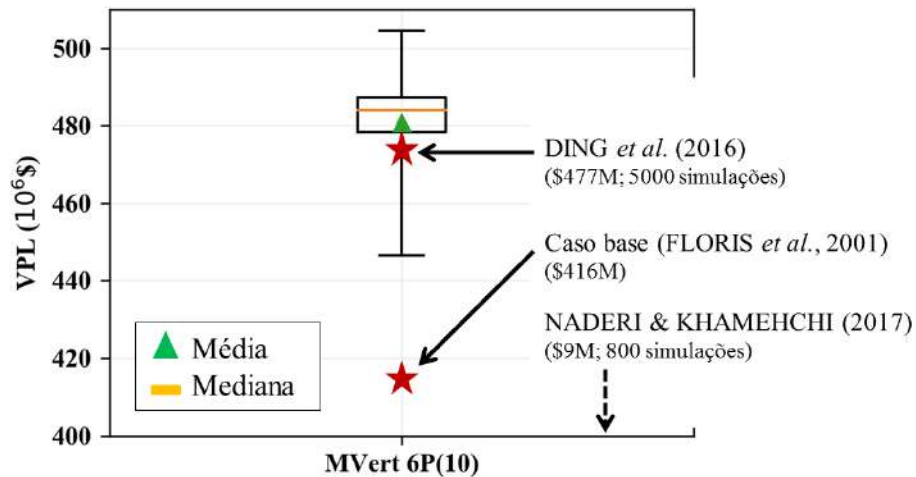


Figura 6.4 - Comparação do método proposto com as soluções de outros trabalhos de 6 poços verticais. Obs.: entre parênteses a quantidade de estratégias observadas.

Para a comparação com estratégias com 10 poços, será usado o resultado de DING et al. (2014) simulado e avaliado sob as condições comuns dos experimentos efetuados neste trabalho. A média das 10 rodadas do método proposto (MVert) se mostrou superior ao desempenho desse caso da literatura (Tabela 6.5), sendo que o pior caso do MVert se apresenta 13% superior ao caso de DING et al. (2014).

Tabela 6.5 - Comparativo da otimização do posicionamento de 10 poços verticais. Na esquerda, 10 execuções de busca, e na direita, o caso da literatura (DING *et al.*, 2014).

MVert 10P			Outros Casos	
Rodada	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simulações	Origem	VPL (10 ⁶ \$)
1	329,98	97	DING <i>et al.</i> (2014) (5000 simulações)	275,53
2	326,27	103		
3	307,97	119		
4	324,59	90		
5	312,68	95		
6	340,68	113		
7	321,26	96		
8	338,86	94		
9	329,59	108		
10	318,35	135		
Média	325,02	105		
Desvio Padrão	9,9	13,3		

Na Figura 6.5 a visão de distribuição dos resultados de 10 poços do MVert contra o caso de DING *et al.* (2014).

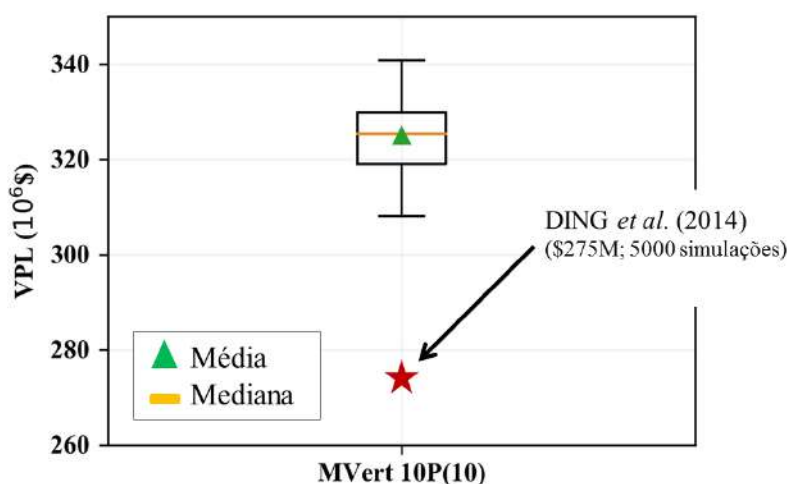


Figura 6.5 - Comparação do método proposto com as solução de 10 poços verticais de DING *et al.* (2014). Obs.: entre parênteses a quantidade de estratégias observadas.

Na seção 5.4.7 foram expostos os resultados de 6 e 10 poços extraídos da literatura, reavaliados utilizando o modelo econômico proposto neste trabalho sem os custos de linha de dutos (5000\$/m). Uma tentativa de mitigar as incertezas quanto ao comportamento do VPL com a mudança de parâmetros. Sem a devida contrapartida de geração dos resultados do MVert, a comparação com esses resultados seria indevida.

Portanto, resolveu-se por reavaliar também o conjunto de resultados “MVert 6P” e “MVert 10P”.

Para o “MVert 6P” os valores se elevaram em média 8,75%, enquanto para “MVert 10P” subiram em média 19%. Um gráfico foi construído para reunir os casos da literatura e os novos resultados para MVert sem custo de linha de escoamento (Figura 6.6). A superioridade dos resultados do método proposto (MVert), em relação a todas as outras estratégias da literatura, se manteve.

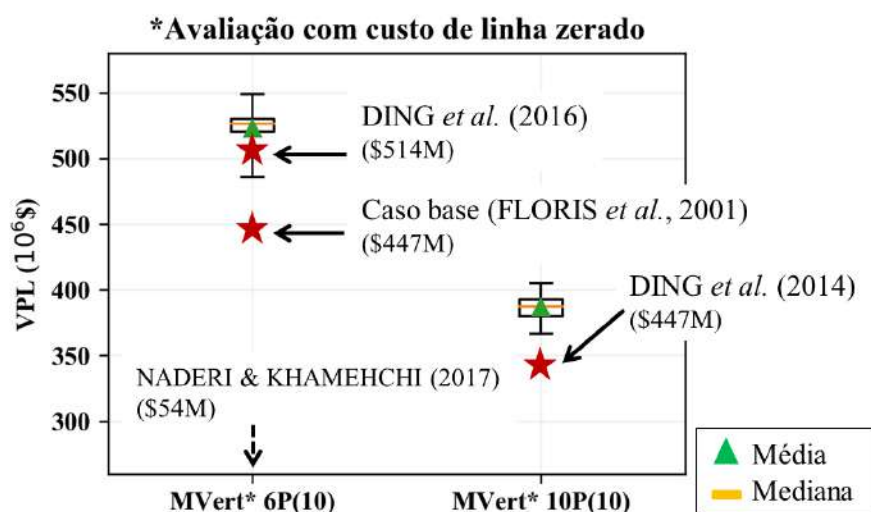


Figura 6.6 - Resultados de 6 e 10 poços avaliados sem custo de linha de dutos.

As análises expostas, no que tange o posicionamento de poços verticais, indicam que o método proposto encontra soluções superiores a outros trabalhos da literatura.

6.2 Poços direcionais

A Tabela 6.6 coloca lado a lado os resultados do método proposto para poços direcionais (MDir) e os resultados de busca curta e busca longa do Software de referência (SR). A média do VPL obtida pelo MDir é 6,5% superior a busca curta do SR (SR-BC), demandando em média menos da metade das simulações, e ainda apresentando valores de desvio padrão muito menores. O desvio padrão do VPL do MDir é **4 vezes menor** do que o desvio padrão do SR-BC, e o desvio relativo a simulações é ainda menor, sendo **9 vezes menor**, demonstrando que a robustez do método proposto é superior. Ao analisar os resultados da busca longa do SR (SR-BL) contra o MDir, não se observa diferença relevante na média do VPL alcançado, porém, as diferenças entre as quantidades de simulações demandadas e os desvios padrão são

nítidas. O Mdir contra o SR-BL demanda **8 vezes menos** simulações, apresenta um desvio padrão de VPL **3 vezes menor** e um desvio padrão da quantidade de simulações **30 vezes menor**.

Tabela 6.6 - Resultados do Software de Referência e do método MDir para poços direcionais.

Rodada	SR-BC			SR-BL			MDir		
	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simu.	Num. Poços	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simu.	Num. Poços	VPL (10 ⁶ \$)	Num. Simu.	Num. Poços
1	683	263	2	724	1145	2	773	105	3
2	744	266	2	800	1095	3	763	97	3
3	786	288	3	739	671	2	787	105	3
4	727	280	3	807	1170	3	789	93	3
5	705	94	3	776	442	2	788	104	4
6	689	235	2	758	786	2	774	90	3
7	722	320	3	770	779	2	774	108	3
8	757	151	2	777	608	3	785	103	3
9	752	145	2	777	706	2	768	98	3
10	741	213	2	778	822	2	789	116	3
11	764	290	2	784	1017	2	789	95	3
12	745	129	2	773	504	2	791	108	3
13	764	293	2	769	710	2	785	96	3
14	778	210	2	758	603	2	773	105	3
15	781	251	3	747	718	2	779	97	4
16	655	200	2	786	545	2	796	106	3
17	727	119	2	780	1134	3	780	113	4
18	705	308	3	760	863	3	774	117	4
19	719	211	2	781	1084	2	776	88	3
20	714	246	3	835	1235	4	785	103	3
Média	732,9	225,6		774,0	831,9		780,9	102,4	
Desvio Padrão	34,0	69,6		23,5	230,1		8,5	7,2	

A distribuição dos valores de VPL e de produção de óleo pode ser observada na Figura 6.7 e na Figura 6.8. A busca curta e a busca longa do SR apresentam o segundo e terceiro quartil relativamente próximo no que tange a produção de óleo, porém, ao se observar o VPL, os quartis não se alinham. Caso a função objetivo utilizada para os experimentos fosse atrelada somente aos valores de produção, seria razoável que a distribuição vista nas figuras, entre os mesmos métodos e cenários, apresentasse a geometria e o posicionamento similares. Entretanto, o problema do posicionamento de poços, ao considerar o valor presente líquido como medida de avaliação, agrega ao problema a dimensão temporal. O modelo econômico do VPL desvaloriza a produção de óleo tardia, o que pode levar a casos em que estratégias diferentes, mesmo

produzindo óleo e gás em mesma quantidade, têm seus valores de VPL bastante distintos.

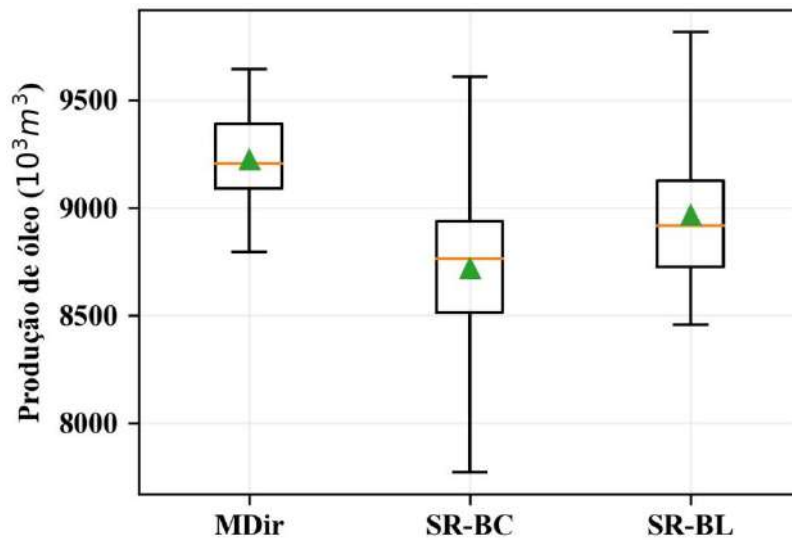


Figura 6.7 - Distribuição dos resultados de produção de óleo do método proposto MDir contra as duas variações de resultados do Software de Referência (SR).

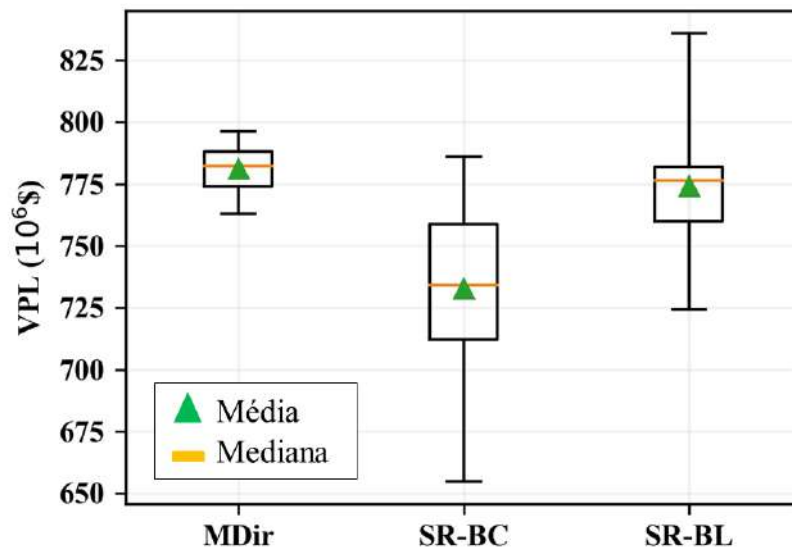


Figura 6.8 - Distribuição dos resultados de VPL do método proposto MDir contra as duas variações de resultados do Software de Referência (SR).

A diferença de consumo de simulações entre o método de otimização proposto e o Software de Referência é muito expressiva, visualmente essa afirmação pode ser confirmada na Figura 6.9, onde nota-se que a distribuição ocupa a região inferior do gráfico de *boxplot*. O achatamento da distribuição do MDir ilustra a confiabilidade do método, pois na prática, um especialista não deseja executar múltiplas rodadas de um

mesmo cenário, com os mesmos parâmetros, somente para diminuir a incerteza associada ao método de busca.

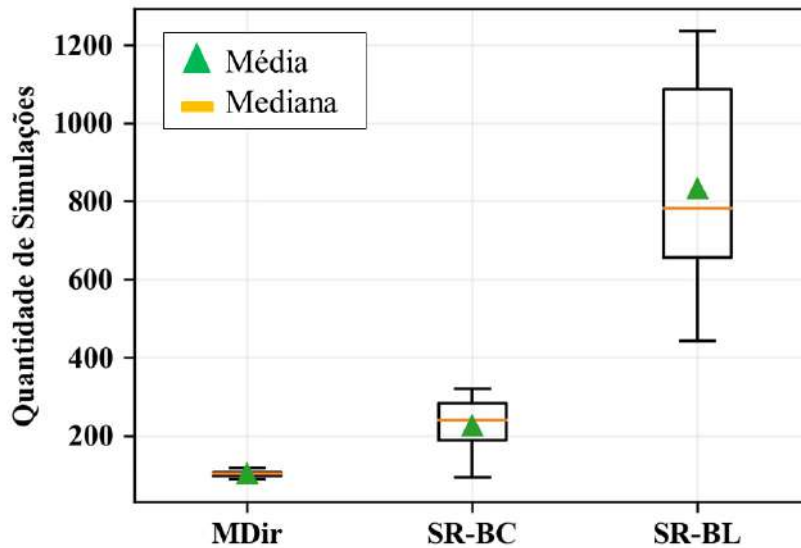
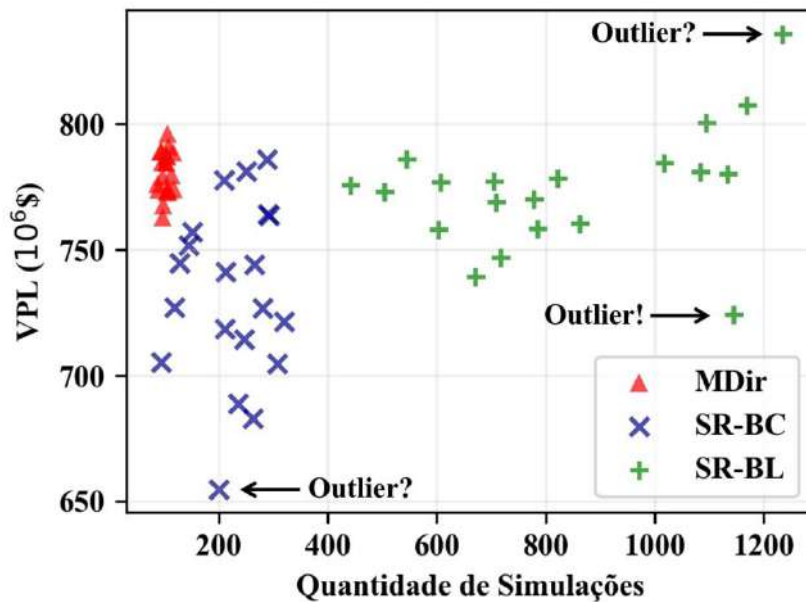


Figura 6.9 - Distribuição dos resultados de quantidade de simulações demandada do método proposto MDir contra as duas variações de resultados do Software de Referência (SR).



consegue ocupar esse quadrante desejável, demonstrando precisão ao se apresentar em uma nuvem compacta. O método de busca longa do SR apresentou 3 resultados com valor superior ao maior valor de VPL do MDir, porém os resultados foram aqueles que mais consumiram simulações. A busca longa do SR ainda apresentou uma solução atípica, discrepante de todo o restante, um verdadeiro *outlier*. Esse *outlier* se encontra abaixo da média da busca curta e demandou uma quantidade grande de simulações, compatível com os melhores resultados do SR. O *outlier* citado é justamente o que a proposta deste trabalho deseja evitar, ou seja, se submeter ao risco de investir em uma longa busca para se obter um resultado ruim, e ainda com o agravante de acreditar ser um bom resultado. Mais dois resultados poderiam ser considerados *outliers* na Figura 6.10, o de maior VPL da busca longa e o de pior VPL da busca curta, mas as premissas que determinam um *outlier* são subjetivas e variam de acordo com o observador. A presença de outliers, ou suspeita da existência dos mesmos, não ajuda a aumentar a credibilidade dos métodos de otimização.

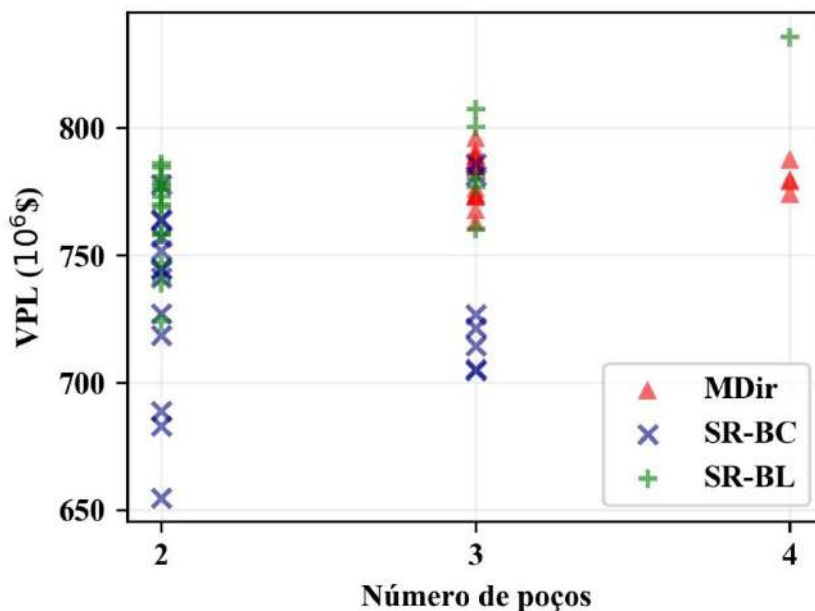


Figura 6.11 - Visualização da distribuição de valores de VPL em relação ao número de poços apresentado em cada estratégia do conjunto de resultados.

A Figura 6.11 e a Figura 6.12 apresentam os mesmos resultados da Figura 6.10, mas com a relação alterada para o número de poços de cada estratégia, onde o objetivo é vislumbrar como é o comportamento dos algoritmos em relação a escolha da quantidade de poços. Na Figura 6.12 (b) é notável a presença de um vão (*gap*) nas soluções de 3 poços, indicando a presença de ótimos locais bem demarcados. Entretanto, as outras

duas figuras (Figura 6.12 (a) e Figura 6.12 (c)) desconstruem essa teoria, pois apresentam soluções de 3 poços no intervalo do *gap*. Com a tese contrariada, conclui-se então que o comportamento que gerou o vão advém dos mecanismos internos do algoritmo genético do Software de Referência.

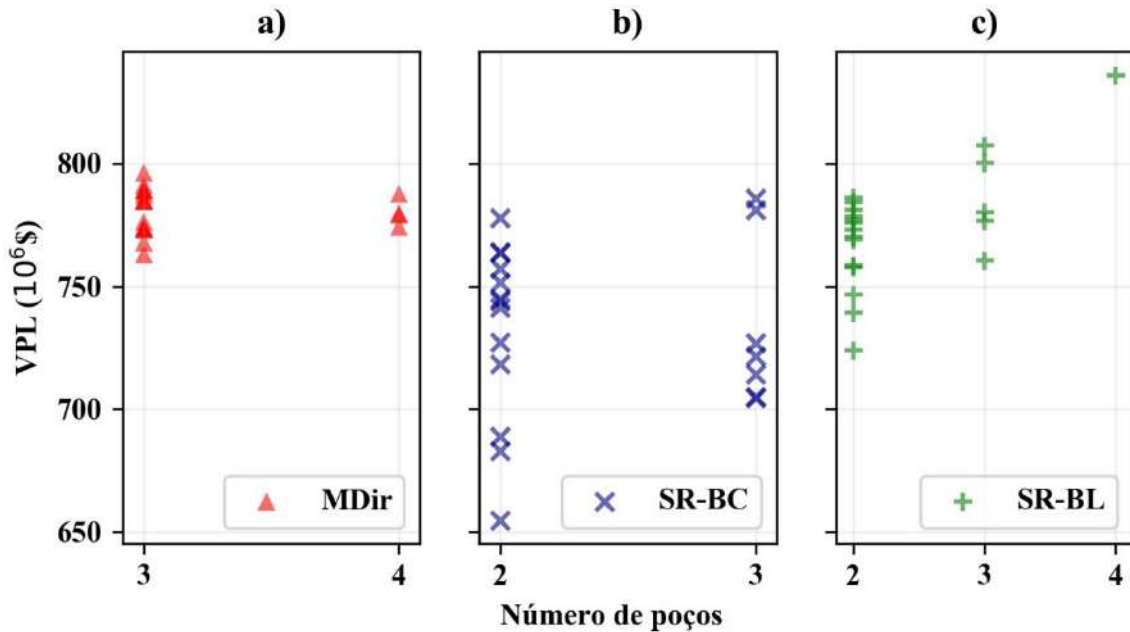


Figura 6.12 - Visualização da distribuição de valores de VPL em relação ao número de poços apresentado em cada estratégia do conjunto de resultados segregada por método/cenário.

As curvas de produção dos resultados dos experimentos para poços direcionais estão presentes em 3 diferentes figuras: Figura 6.13, Figura 6.14 e Figura 6.15.

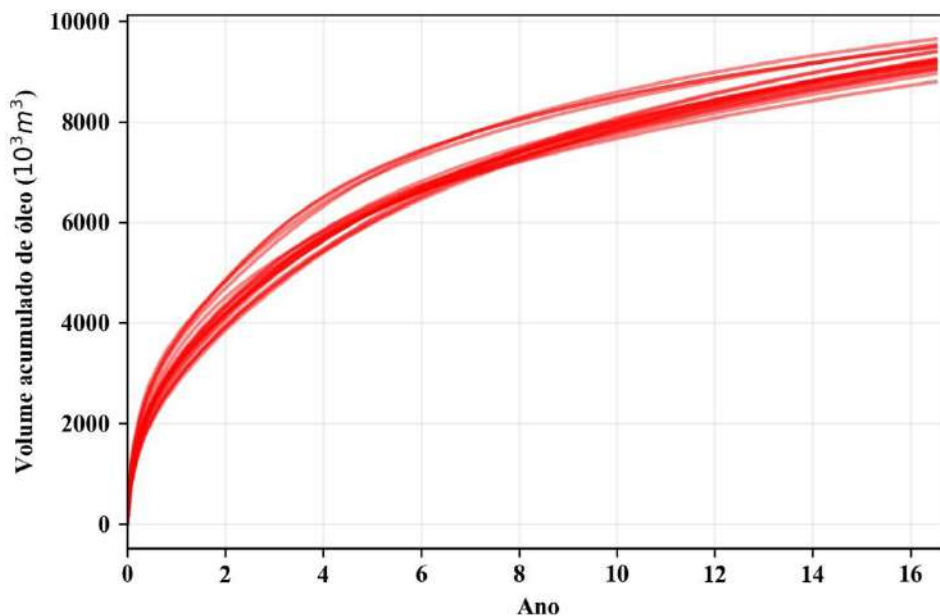


Figura 6.13 - Curva de produção de óleo dos 20 resultados (rodadas) do método MDir.

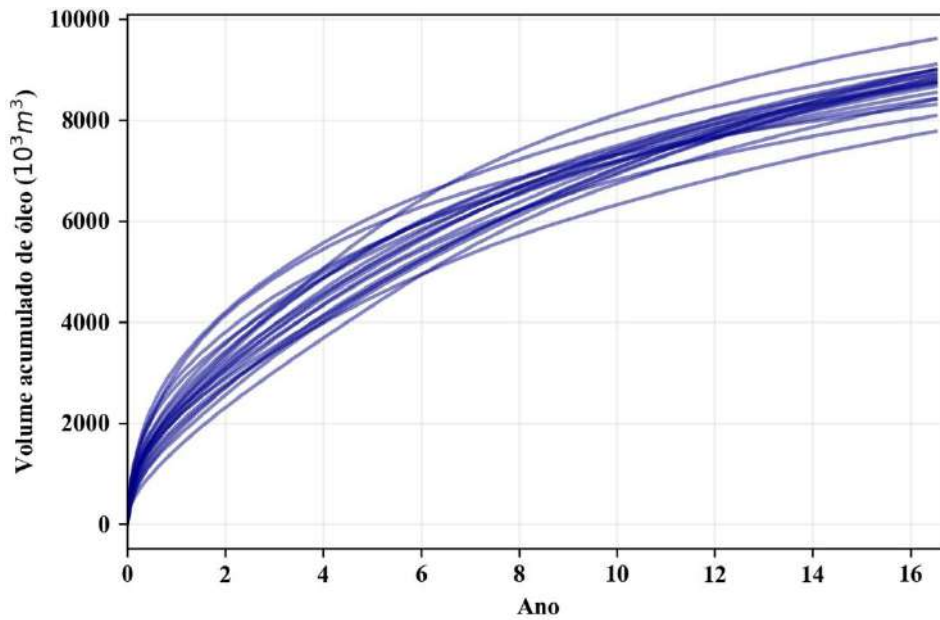


Figura 6.14 - Curva de produção de óleo dos 20 resultados (rodadas) do método SR com busca curta (SR-BC).

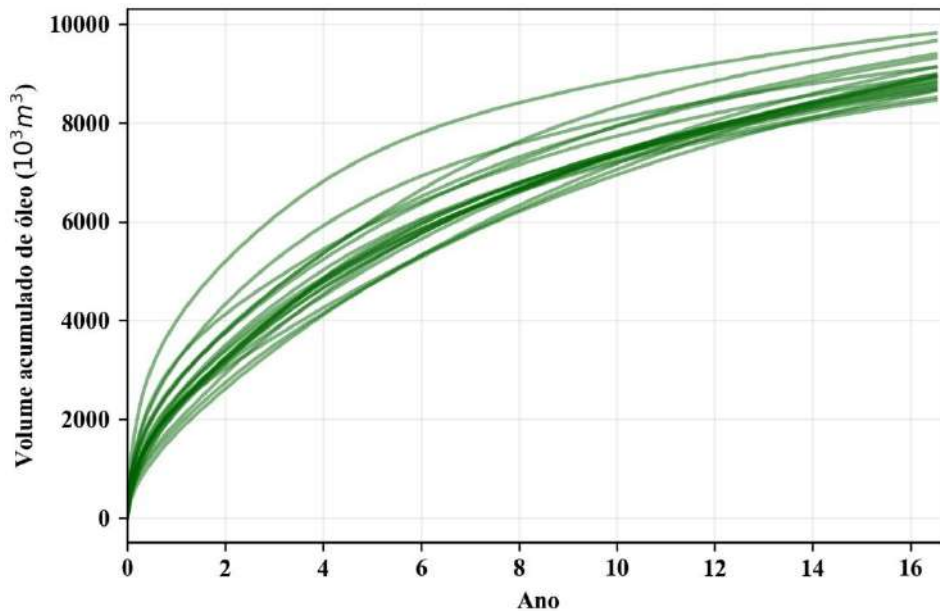


Figura 6.15 - Curva de produção de óleo dos 20 resultados (rodadas) do método SR com busca longa (SR-BL).

As curvas do volume acumulado de óleo produzido dos 20 resultados do MDir informam que a razão de produção de óleo é maior no início do horizonte de produção. Basta observar a curvatura mais abrupta até o oitavo ano de produção, após esse período, a razão de produção se torna mais linear. É possível visualizar um vão (*gap*) entre as curvas do MDir (ver Figura 6.13), o que pode ser interpretado como um indício da existência de ótimos locais bem delineados na superfície de resposta da função de

avaliação. As curvas de produção do MDir são mais próximas umas das outras, formando um feixe denso, este comportamento está associado ao baixo desvio padrão das soluções do método proposto. Analisando as curvas do SR-BL, é possível visualizar facilmente a curva associada ao resultado de melhor VPL, onde a produção de óleo ocorre bem adiantada no tempo, com altas vazões até o oitavo ano. A curva de melhor VPL do SR-BL dá indícios de que ela pode ser considerada um *outlier*, pois a mesma se destaca muito claramente da maioria das curvas. Em estatística de forma geral, um *outlier* é um valor atípico, não necessariamente ruim. No caso do problema de otimização, onde se deseja maximizar o VPL, esse *outlier* é bem-vindo quando o método de busca está sendo desenvolvido, pois ele indica janelas de possíveis melhorias para os resultados. Entretanto, para um método a ser aplicado não é favorável, devido à diminuição de credibilidade quanto aos resultados.

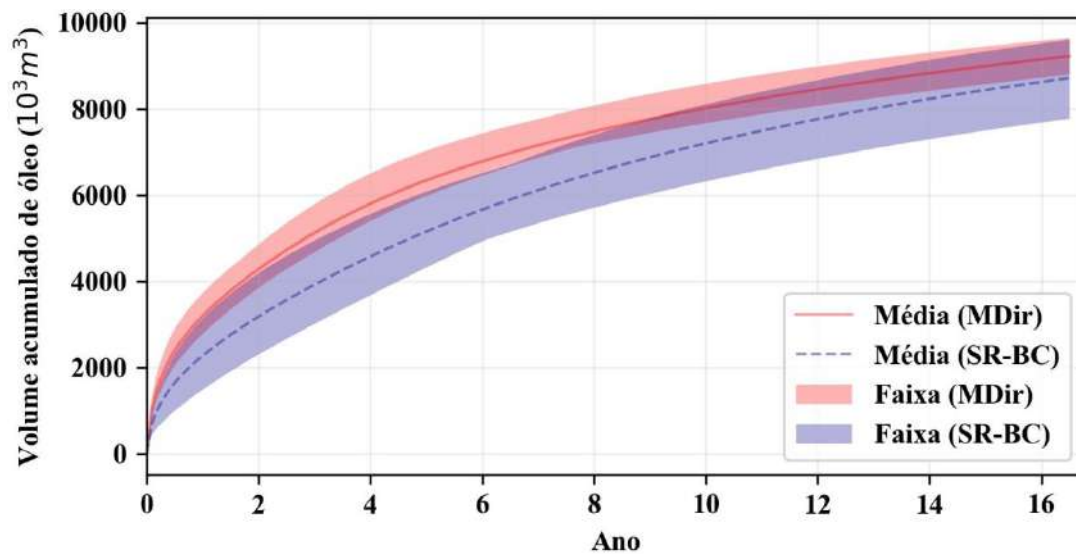


Figura 6.16 - Curvas de produção de óleo sobrepostas e apresentadas em faixas com valores de média (20 resultados do MDir + 20 resultados do SR-BC).

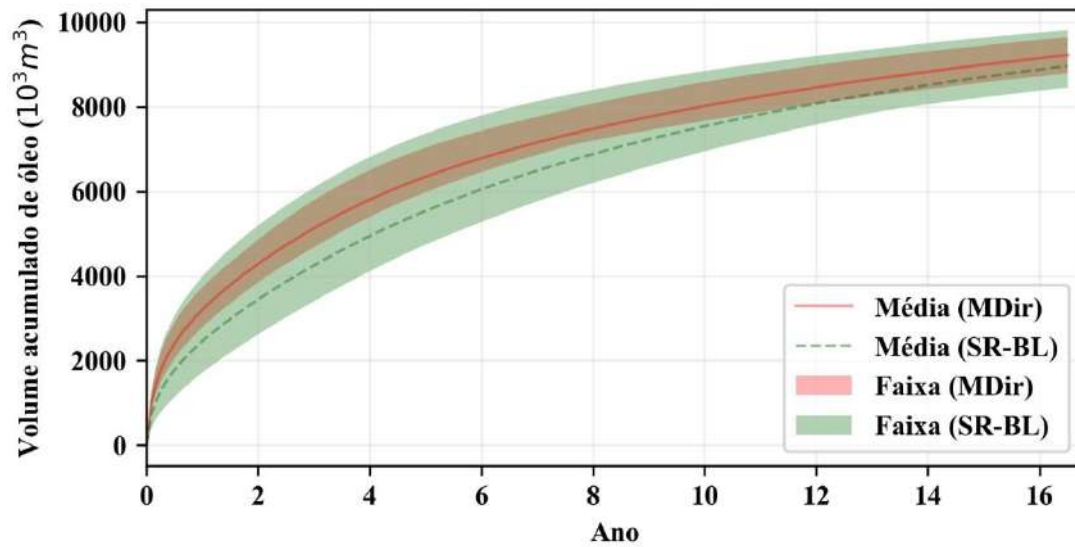


Figura 6.17 - Curvas de produção de óleo sobrepostas e apresentadas em faixas com valores de média (20 resultados do MDir + 20 resultados do SR-BL).

Na Figura 6.16 e na Figura 6.17 são ilustradas as curvas de volume acumulado sobrepostas duas a duas para facilitar a análise comparativa. A concentração em feixe das curvas associadas ao MDir demonstra a estabilidade do método de otimização de posicionamento de poços direcionais.

7 CONCLUSÃO

Diante das análises comparativas efetuadas anteriormente, algumas conclusões podem ser oferecidas. Importante lembrar que os *benchmarks* utilizados para comparação não são absolutos (com exceção para 2 poços), e, portanto, não eliminam toda a incerteza quanto às afirmações feitas aqui.

Para o método desenvolvido de otimização do posicionamento de poços verticais com a quantidade de poços fixa (MVert), pode-se afirmar:

- Alcança o ótimo global em 60% das execuções para o *benchmark* de 2 poços, mantendo 100% dos resultados das execuções entre os 3 melhores resultados possíveis do espaço de busca respectivo (59.380 estratégias de malha de drenagem);
- Para o *benchmark* de 3 poços, o MVert apresenta 80% das soluções dentre as 5 melhores de todo o conjunto (173.518 estratégias de malha de drenagem);
- As soluções do MVert para 4 poços não tiveram, em média, o mesmo desempenho das soluções com menos poços. O conjunto de resultados apresentou valores de VPL acima das 50 melhores soluções do *benchmark* (172.677 estratégias de malha de drenagem), sendo ainda um bom resultado por se manter entre os 0,02% melhores resultados do conjunto. Apesar de não ter mantido os resultados entre os 10 melhores do *benchmark*, a melhor solução do MVert ultrapassou a melhor solução do *benchmark* de 4 poços;
- Ao ser comparado com os resultados da literatura com estratégias de 6 poços, o MVert se mostrou competitivo sob o ponto de vista financeiro, mas foi muito superior no que tange ao esforço computacional (em número de simulações), independentemente da variação do parâmetro de custo de linha de dutos;
- Para estratégias de 10 poços, o MVert obteve todos os resultados acima do valor de VPL do trabalho selecionado da literatura para a comparação. O pior resultado encontrado pelo método tem seu valor de VPL 13% acima do melhor resultado selecionado da literatura.

De modo geral, o MVert (poços verticais) apresenta resultados muito bons comparados a todos os *benchmarks* (2, 3 e 4 poços) e a todos os trabalhos da literatura, sempre apresentando alguma característica vantajosa, seja do ponto de vista financeiro, seja do ponto de vista computacional.

Para o método de otimização do posicionamento de poços direcionais com a quantidade de poços dentro de um domínio pré-definido (MDir), pode-se afirmar:

- Ao ser comparado com a busca curta do Software de Referência, se apresentou superior em todos os indicadores avaliados, ou seja, fornece em média estratégias com maior VPL, consome menos da metade das simulações do seu antagonista e oferece um desvio padrão muito menor;
- Ao ser comparado com a busca longa do Software de Referência, se apresentou superior em quase todos os indicadores avaliados. Fornece em média estratégias com valores de VPL equivalentes, mas consome 8 vezes menos simulações do que o método antagonista e oferece um desvio padrão muito menor;
- Não apresenta soluções consideradas *outliers* dentro do conjunto produzido, evitando assim desconfiança sobre a credibilidade do método.

O método desenvolvido para poços direcionais apresenta, sem dúvida, resultados competitivos ou superiores em relação ao Software de Referência.

Os métodos propostos nesta tese para a otimização do posicionamento de poços dependem do metamodelo (Mapa de VPL), e, por conseguinte, sua utilidade e desempenho se refletem no bom desempenho desses mesmos métodos. O metamodelo se mostrou essencial para a abreviação das buscas, principalmente no método de poços direcionais, onde as famílias de soluções só alcançam um bom desempenho se ocuparem boas regiões de produção indicadas pelo Mapa de VPL.

Sob a luz de todas as análises efetuadas, os métodos propostos neste trabalho são promissores. Mesmo quando se equiparam aos números de seus antagonistas, os métodos se mostram superiores sob algum aspecto. Entende-se que os métodos

propostos são contribuições reais para o meio científico e expõem um campo de possibilidades para novos trabalhos futuros.

Diante da conclusão exposta, outra se faz necessária na sequência, referente às hipóteses defendidas neste trabalho. É preciso deixar claro que as hipóteses foram validadas através das observações e conclusões feitas aqui, pois a elaboração de métodos fortemente orientados a heurísticas, inspirados no comportamento do especialista, levou a bons resultados. A proposta de tornar a tomada de decisão mais ágil, utilizando novas técnicas de busca, obteve êxito com a nova abordagem.

7.1 Trabalhos futuros

- Investigar efeitos da extensão da busca, investindo na família de soluções que entregou a melhor solução e na família que chegou até o fim da competição, empregando desta forma uma busca local no contexto da fonte de soluções candidatas;
- Investigar substituição do ciclo de competição por algoritmos evolutivos clássicos, utilizando somente o metamodelo produzido como fonte geradora de uma população inicial;
- Criar grafo de conectividade com informações de petrofísica, topológicas e geométricas que represente o volume poroso e sirva de metamodelo para inferência do fluxo;
- Investigar, ao final do ciclo competitivo, o desempenho de um metamodelo estendido, produzido a partir do atual, mas que alcance o espaço tridimensional na vizinhança dos poços das famílias de soluções. A ideia central é utilizar a família de soluções mais promissora e alocar um poço produtor em cada célula, definindo assim um Mapa de VPL tridimensional restrito às regiões. De posse desta nova fonte, a função objetivo geradora de soluções candidatas seria mais robusta, pois as trajetórias seriam selecionadas considerando o atravessamento de cada célula (bloco) e não somente a coluna. Otimizar a completção do poço baseando-se nova informação do Mapa de VPL;
- Criar novo método para o momento de seleção de regiões para receber poços injetores, avaliando a geometria e os atributos petrofísicos do meio poroso.

Utilizar modelos de simulação que dependam de poços injetores para a manutenção da pressão como os modelos Olympus e UNISIM-I;

- Aplicar a nova metodologia a um processo de busca que considere múltiplas realizações, considerando assim as incertezas associadas ao modelo de entrada. Permitir como entrada modelos com diferentes níveis de confiança como P10, P50 e P90. Comparar resultados do novo método com outros da literatura que sejam reprodutíveis sem depender de modelos de reservatório proprietários;
- Investigar sensibilidade do método aos parâmetros internos;
- Investigar desempenho e capacidade de generalização do método com o uso de outros modelos de simulação (modelo Brugge, SPE10, Olympus, *etc.*), incluindo modelos grandes com milhões de células;
- Investigar se a expansão do mapa de VPL no entorno da fonte da melhor solução candidata melhora a qualidade das soluções produzidas. A ideia central é preencher colunas não mapeadas do Mapa de VPL que estejam próximas de boas soluções, de modo que a função objetivo da trajetória seja aperfeiçoada;
- Aperfeiçoar o processo de substituição de poços (“caminhar de poços”) no método para poços verticais para evitar soluções muito ruins sendo simuladas;
- Desenvolver métodos para definição adaptativa de parâmetros de forma a exigir menos inferências do especialista;
- Espera-se que novas metaheurísticas baseadas na visão deste trabalho sejam desenvolvidas no futuro.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALQAHTANI, G., VADAPALLI, R., SIDDIQUI, S., BHATTACHARYA, S., 2012, “Well optimization strategies in conventional reservoirs”, In: *SPE Saudi Arabia Section Technical Symposium and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

ALMEIDA, L.F., VALDIVIA, Y.T., VELLASCO, M.M.B.R., PACHECO, M. A.C., 2007, “Otimização de alternativas para o desenvolvimento de campos de petróleo”, *Gestao & Produção*, v. 14, n. 3, pp. 489-503.

ALIYEV, E., 2011, *Use of hybrid approaches and metaoptimization for well placement problems*, Ph.D. Thesis, Stanford University.

ABDEL-AAL, H.K., ALSAHLAWI, M.A. (Eds.), 2013, *Petroleum economics and engineering*. CRC Press.

AFSHARI, S., AMINSHAHIDY, B., PISHVAIE, M. R., 2011, “Application of an improved harmony search algorithm in well placement optimization using streamline simulation”, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 78, n. 3, pp. 664-678.

AHMED, T., 2010, *Reservoir engineering handbook*. Gulf Professional Publishing.

AL DOSSARY, M.A., NASRABADI, H., 2016, “Well placement optimization using imperialist competitive algorithm”, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 147, pp. 237-248.

ALGHAREEB, Z.M., WALTON, S.P., WILLIAMS, J.R., 2014, “Well Placement Optimization Under Constraints Using Modified Cuckoo Search”, In: *SPE Saudi Arabia Section Technical Symposium and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

ALPAK, F. O., JIN, L., RAMIREZ, B. A., 2015, “Robust optimisation of well placement in geologically complex reservoirs”, *International Journal of Petroleum Engineering*, v. 2, n. 4, pp. 247-264.

ARCHIE, G.E., 1950, "Introduction to petrophysics of reservoir rocks", *AAPG bulletin*, v. 34, n. 5, pp. 943-961.

ARIADJI, T., HARYADI, F., RAU, I.T., AZIZ, P.A., DASILFA, R., 2014, "A novel tool for designing well placements by combination of modified genetic algorithm and artificial neural network", *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 122, pp. 69-82.

ARTHUR, D., VASSILVITSKII, S., 2007, "K-means++: The advantages of careful seeding", In: *Proceedings of the eighteenth annual ACM-SIAM symposium on Discrete algorithms*, Society for Industrial and Applied Mathematics, pp. 1027-1035.

ATASHPAZ-GARGARI, E., LUCAS, C., 2007, "Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition", In: *2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pp. 4661-4667.

AUGUST, D., CHANG, J., GIRBAL, S., GRACIA-PEREZ, D., MOUCHARD, G., PENRY, D. A., VACHHARAJANI, N., 2007, "Unisim: An open simulation environment and library for complex architecture design and collaborative development", *IEEE Computer Architecture Letters*, v. 6, n. 2, pp. 45-48.

AURENHAMMER, F., 1991, "Voronoi diagrams - a survey of a fundamental geometric data structure", *ACM Computing Surveys (CSUR)*, v. 23, n. 3, pp. 345-405.

AVANSI, G. D., 2009, "Use of Proxy Models in the Selection of Production Strategy and Economic Evaluation of Petroleum Fields", In: *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

AWOTUNDE, A. A., 2014, "Inclusion of Well Schedule and Project Life in Well Placement Optimization", In: *SPE Nigeria Annual International Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

AWOTUNDE, A.A., NARANJO, C., 2014, "Well placement optimization constrained to minimum well spacing", In: *SPE Latin America and Caribbean Petroleum Engineering Conference*, Society of Petroleum Engineers.

BACK, T., HOFFMEISTER, F., SCHWEFEL, H. P., 1991, "A survey of evolution strategies". In: *Proceedings of the fourth international conference on genetic algorithms*, v. 2, n. 9, Morgan Kaufmann Publishers San Mateo, CA.

BADRU, O., 2003, *Well-placement optimization using the quality map approach*, M.Sc. dissertation, Department of Petroleum Engineering, Stanford University.

BADRU, O., KABIR, C. S., 2003, "Well placement optimization in field development", In: *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

BAILEY, W., 2017, "Technology Focus: Reservoir Simulation (July 2017)", *Journal of Petroleum Technology*, v. 69, n. 07, pp. 52-52.

BANGERTH, W., KLIE, H., WHEELER, M. F., STOFFA, P. L., SEN, M. K., 2006, "On optimization algorithms for the reservoir oil well placement problem" *Computational Geosciences*, v. 10, n. 3, pp. 303-319.

BARKER, J.W., CUYPERS, M., HOLDEN, L., 2001, "Quantifying uncertainty in production forecasts: Another look at the PUNQ-S3 problem", In: *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

BECKNER, B. L., SONG, X., 1995, "Field development planning using simulated annealing-optimal economic well scheduling and placement", In: *SPE annual technical conference and exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

BELLOUT, M. C., CIAURRI, D. E., DURLOFSKY, L. J., FOSS, B., KLEPPE, J., 2012, "Joint optimization of oil well placement and controls", *Computational Geosciences*, v. 16, n. 4, pp. 1061-1079.

BITTENCOURT, A.C., HORNE, R.N., 1997, "Reservoir development and design optimization", In: *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

BOBAR, A. R., 1985, *Reservoir Engineering Concepts On Well Spacing*. Society of Petroleum Engineers.

BOUZARKOUNA, Z., DING, D.Y., AUGER, A., 2010, “Using evolution strategy with meta-models for well placement optimization”, In: *ECMOR XII-12th European Conference on the Mathematics of Oil Recovery*.

BOUZARKOUNA, Z., DING, D., AUGER, A., 2012, “Well placement optimization with the covariance matrix adaptation evolution strategy and meta-models”, *Computational Geosciences*, v. 16, n. 1, pp. 75-92.

BOUZARKOUNA, Z., DING, D. Y., AUGER, A., 2013, “Partially separated metamodels with evolution strategies for well-placement optimization”, *SPE Journal*, v. 18, n. 6, pp. 1003-1011.

BUKHAMSIN, A.Y., FARSHI, M.M., AZIZ, K., 2010, “Optimization of Multilateral Well Design and Location in a Real Field Using a Continuous Genetic Algorithm”, In: *SPE/DGS Saudi Arabia Section Technical Symposium and Exhibition*, Al-Khobar, Saudi Arabia, 4–7 Abril.

CARDOSO, M.A., DURLOFSKY, L.J., SARMA, P., 2009, “Development and application of reduced-order modeling procedures for subsurface flow simulation”, *International journal for numerical methods in engineering*, v. 77, n. 9, pp. 1322-1350.

CARDOSO, M. A., DURLOFSKY, L. J., 2010, “Use of reduced-order modeling procedures for production optimization”, *SPE Journal*, v. 15, n. 2, pp. 426-435.

CARDOSO, M. A., PACHECO, M. A., ABREU, A. C., MENDONZA, L., 2017, “Reservoir Development with OCTOPUS: Drainage Plan Decisions Supported by an Artificial Intelligence System”, In: *OTC Brasil*, Offshore Technology Conference.

CAROSIO, G. L. C., HUMPHRIES, T. D., HAYNES, R. D., FARQUHARSON, C. G., 2015, “A closer look at differential evolution for the optimal well placement problem”, In: *Proceedings of the 2015 annual conference on genetic and evolutionary computation* (pp. 1191-1198). ACM.

CHEN, Z., 2007, *Reservoir simulation: mathematical techniques in oil recovery*, v. 77. SIAM - Series in Applied Mathematics.

CHEN, H., FENG, Q., ZHANG, X., WANG, S., ZHOU, W., GENG, Y., 2017, “Well placement optimization using an analytical formula-based objective function and cat swarm optimization algorithm”, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 157, pp. 1067-1083.

CLARK, S. K., TOMLINSON, C. W., ROYDS, J. S., 1944, “Well spacing-its effect on recoveries and profits”, *AAPG Bulletin*, v. 28, n. 2, pp. 231-256.

COELLO, C. A. C., BECERRA, R. L., 2003, “Evolutionary multiobjective optimization using a cultural algorithm”, In: *Swarm Intelligence Symposium, 2003. SIS'03. Proceedings of the 2003 IEEE*, pp. 6-13. IEEE.

COUTINHO, E.J.R., EMERICK, A.A., LI, G., REYNOLDS, A.C., 2010, “Conditioning Multilayered Geologic Models to Well-Test and Production-Logging Data Using the Ensemble Kalman Filter”, In: *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

CULLICK, S., HEATH, D., NARAYANAN, K., APRIL, J., KELLY, J., 2004, “Optimizing multiple-field scheduling and production strategy with reduced risk”, *Journal of petroleum technology*, v. 56, n. 11, pp. 77-83.

DA CRUZ, P. S., HORNE, R. N., DEUTSCH, C. V., 1999, “The Quality Map: A Tool for Reservoir Uncertainty Quantification and Decision Making”, In: *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

DARABI, H., MASIHI, M., 2013, “Well placement optimization using hybrid optimization technique combined with fuzzy inference system”, *Petroleum Science and Technology*, v. 31, n. 5, pp. 481-491.

DE ARAÚJO CAVALCANTE FILHO, J.S., 2005, *Metodologia de Geração de Mapas de Qualidade com Aplicação na Seleção e Otimização de Estratégias de Produção*. D.Sc., Universidade Estadual de Campinas, Campinas, SP, Brasil.

DE CASTRO RODRIGUES, M., DE LIMA, B. S. L. P., GUIMARÃES, S., 2016, “Balanced ranking method for constrained optimization problems using evolutionary algorithms”, *Information Sciences*, v. 327, pp. 71-90.

DEZA, M. M., DEZA, E., 2009, *Encyclopedia of distances*. Springer, Berlin, Heidelberg.

DING, Y., 2008, "Optimization of well placement using evolutionary methods", In: *Europec/EAGE Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

DING, S., JIANG, H., LI, J., TANG, G., 2014, "Optimization of well placement by combination of a modified particle swarm optimization algorithm and quality map method", *Computational Geosciences*, v. 18, n. 5, pp. 747-762.

DING, S., JIANG, H., LI, J., LIU, G., MI, L., 2016, "Optimization of well location, type and trajectory by a modified particle swarm optimization algorithm for the PUNQ-S3 model", *Journal of Industrial and Intelligent Information*, v. 4, n. 1.

DOGRU, A. H., 2011, "Giga-cell simulation". *Saudi Aramco Journal of Technology (spring)*, pp. 2-8.

EBERHART, R. C., SHI, Y., KENNEDY, J., 2001, *Swarm intelligence*. Elsevier.

ERTEKIN, T., ABOU-KASSEM, J.H., KING, G.R., 2001, *Basic applied reservoir simulation*. 1 ed., v. 7, SPE Textbook Series.

EMERICK, A.A., SILVA, E., MESSER, B., ALMEIDA, L.F., SZWARCMAN, D., PACHECO, M.A.C., VELLASCO, M.M.B.R., 2009, "Well placement optimization using a genetic algorithm with nonlinear constraints", In: *SPE reservoir simulation symposium*. Society of Petroleum Engineers.

EMERICK, A.A., REYNOLDS, A.C., 2013, "History-matching production and seismic data in a real field case using the ensemble smoother with multiple data assimilation", In: *SPE Reservoir Simulation Symposium*. Society of Petroleum Engineers.

ERMOLAEV, A., KUVICHKO, A., 2013, "Non-Regular Well Placement Optimization", In: *SPE Arctic and Extreme Environments Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

EZEKWE, N., 2010, *Petroleum reservoir engineering practice*. Pearson Education.

FATOS E DADOS PETROBRAS, 2014, Disponível em: <<http://www.petrobras.com.br/fatos-e-dados/reduzimos-em-55-o-tempo-de-perfuracao-de-pocos-no-pre-sal.htm>>. Acesso em: 07 de Março de 2018.

FENG, Q., ZHANG, J., ZHANG, X., HU, A., 2012, “Optimizing well placement in a coalbed methane reservoir using the particle swarm optimization algorithm”, *International Journal of Coal Geology*, v. 104, pp. 34-45.

FLORIS, F. J. T., BUSH, M. D., CUYPERS, M., ROGGERO, F., SYVERSVEEN, A. R., 2001, “Methods for quantifying the uncertainty of production forecasts: a comparative study”, *Petroleum Geoscience*, v. 7, pp. S87-S96.

FOROUZANFAR, F., LI, G., REYNOLDS, A. C., 2010, “A Two-Stage Well Placement Optimization Method Based on Adjoint Gradient”, In: SPE annual technical conference and exhibition, Society of Petroleum Engineers.

FOROUZANFAR, F., REYNOLDS, A.C., LI, G., 2012, “Optimization of the well locations and completions for vertical and horizontal wells using a derivative-free optimization algorithm”, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 86, pp. 272-288.

FOROUZANFAR, F., REYNOLDS, A. C., 2013, “Well-placement optimization using a derivative-free method”, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 109, pp. 96-116.

GEEM, Z. W., KIM, J. H., LOGANATHAN, G. V., 2001, “A new heuristic optimization algorithm: harmony search”, *SIMULATION*, v. 76, n. 2, pp. 60-68.

GHANEM, R., SOIZE, C., THIMMISSETTY, C., 2018, “Optimal Well-Placement Using Probabilistic Learning”, *Data-Enabled Discovery and Applications*, v. 2, n. 1, pp. 4.

GLOVER, F., 1989, “Tabu search—part I”, *ORSA Journal on computing*, v. 1, n. 3, pp. 190-206.

GREFENSTETTE, J., GOPAL, R., ROSMAITA, B., VAN GUCHT, D., 1985, “Genetic algorithms for the traveling salesman problem”, In: *Proceedings of the first*

International Conference on Genetic Algorithms and their Applications, pp. 160-168.

GUO, B., LYONS, W.C., GHALAMBOR, A., 2011, *Petroleum production engineering, a computer-assisted approach*. Gulf Professional Publishing.

GUYAGULER, B., HORNE, R. N., ROGERS, L., ROSENZWEIG, J. J., 2000, "Optimization of Well Placement in a Gulf of Mexico Waterflooding Project", *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, v. 5, n. 3, pp. 229-236

GUYAGULER, B., HORNE, R. N., 2001, "Uncertainty assessment of well placement optimization". In: *SPE annual technical conference and exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

GUYAGULER, B., 2002, *Optimization of well placement and assessment of uncertainty*, Ph.D. Thesis, Stanford University.

HAMIDA, Z., AZIZI, F., SAAD, G., 2017, "An efficient geometry-based optimization approach for well placement in oil fields", *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 149, pp. 383-392.

HANEA, R. G., CASANOVA, P., WILSCHUT, F. HUSTOFT, FONSECA, R. M., 2017, "Well Trajectory Optimization Constrained to Structural Uncertainties", In: *SPE Reservoir Simulation Conference*. Society of Petroleum Engineers.

HAZLETT, R. D., BABU, D. K., 2005, "Optimal well placement in heterogeneous reservoirs via semi-analytic modeling", *Spe Journal*, v. 10, n. 3, pp. 286-296.

HASSANI, H., SARKHEIL, H., FOROUD, T., KARIMPOOLI, S., 2011, "A proxy modeling approach to optimization horizontal well placement", In: *45th US Rock Mechanics/Geomechanics Symposium*. American Rock Mechanics Association.

HOLLAND, J. H., 1992, *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. MIT press.

HOLZINGER, K., PALADE, V., RABADAN, R., HOLZINGER, A., 2014, “Darwin or lamarck? future challenges in evolutionary algorithms for knowledge discovery and data mining”. In: *Interactive Knowledge Discovery and Data Mining in Biomedical Informatics*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 35-56.

HOOKE, R., JEEVES, T. A., 1961, “Direct Search Solution of Numerical and Statistical Problems”, *Journal of the ACM (JACM)*, v. 8, n. 2, pp. 212-229.

HUTAHAEAN, J.J., DEMYANOV, V., ARNOLD, D., VAZQUEZ, O., 2014, “Optimization of Well Placement to Minimize the Risk of Scale Deposition in Field Development”, In: *Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference*, Society of Petroleum Engineers.

ICA-PUC, 2015, Octopus: Otimização Conjunta da Trajetória e Localização de Poços Utilizando Simulação de Reservatórios Manual do Usuário Versão 2.1.12, Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada - Pontifícia Universidade Católica – RJ.

IMEX USER GUIDE Version 2015, CMG - Computer Modeling Group.

IERAPETRITOU, M. G., FLOUDAS, C. A., VASANTHARAJAN, S., CULLICK, A. S., 1999, “Optimal location of vertical wells: Decomposition approach”, *AICHE Journal*, v. 45, n. 4, 844-859.

ISHIBUCHI, H., YOSHIDA, T., MURATA, T., 2003, “Balance between genetic search and local search in memetic algorithms for multiobjective permutation flowshop scheduling”, *IEEE transactions on evolutionary computation*, v. 7, n. 2, pp. 204-223.

JACINTO, C.M.C., 2009, *Acoplamento, simulação e otimização de estratégias de desenvolvimento de campos de petróleo e gás sob incerteza, com aplicações na construção de poços e campos inteligentes*. Tese de D.Sc., COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil.

JAHN, F., COOK, M., GRAHAM, M., FERREIRA, D., 2012, *Introdução à exploração e produção de hidrocarbonetos*. 2 ed., Campus.

- KENNEDY, J., EBERHARDT, R.C., 1995, "Particle swarm optimization". In: *Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, pp. 1942–1947.
- KHACHATURYAN, A., SEMENOVSKAYA, S., VAINSTEIN, B., 1979, "Statistical-thermodynamic approach to determination of structure amplitude phases", *Soviet Physics Crystallography*, v. 24, n. 5, pp. 519-524.
- LAKE, L.W., FANCHI, J.R., ARNOLD, K., CLEGG, J.D., HOLSTEIN, E.D., WARNER, H.R., 2007, *Petroleum Engineering Handbook: Reservoir Engineering and Petrophysics*. v. 5, Society of Petroleum Engineers.
- LARIONOV, A., NIFANTOV, A., ITKIN, V., ALEXANDROV, V., 2006, "Methodology of Optimal Well Pattern, Location and Paths in Productive Formations During Oil and Gas Fields Development Planning", In: *SPE Russian Oil and Gas Technical Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.
- LE RAVALEC-DUPIN, M., 2012, "Optimizing Well Placement With Quality Maps Derived From Multi-fidelity Meta-models", In: *SPE Europec/EAGE Annual Conference*, Society of Petroleum Engineers.
- LIMA, R., ABREU, A.C., PACHECO, M.A., 2015, "Optimization of Reservoir Development Plan Using the System OCTOPUS", In: *OTC Brasil*, Offshore Technology Conference.
- LYONS, J., NASRABADI, H., 2013, "Well placement optimization under time-dependent uncertainty using an ensemble Kalman filter and a genetic algorithm", *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 109, pp. 70-79.
- MAMONOV, A., COUET, B., BAILEY, W. J., PRANGE, M., DJIKPESSE, H. A., DRUSKIN, V., 2007, "Optimal Gridding: A Fast Proxy for Large Reservoir Simulations", In: *SPE/EAGE Reservoir Characterization and Simulation Conference*, Society of Petroleum Engineers.
- MASCHIO, C., NAKAJIMA, L., SCHIOZER, D. J., 2008, "Production Strategy Optimization Using Genetic Algorithm and Quality Map", In: *Europec/EAGE Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

MERROW, E.W., 2012, “Oil and gas industry megaprojects: Our recent track record”, *Oil and Gas Facilities*, v. 1, n. 2, pp. 38-42.

MESSER, B., 2008, *Projeto de Poços Multilaterais em Reservatórios de Petróleo Otimizados por Algoritmos Genéticos*, Tese de D.Sc., PUC-Rio.

MEZZOMO, C.C., 2001, *Otimização de estratégias de recuperação para campos de petróleo*. Dissertação de M.Sc., Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas.

MICHALEWICZ, Z., NAZHIYATH, G., 1995, “Genocop III: A co-evolutionary algorithm for numerical optimization problems with nonlinear constraints”, In: *Evolutionary Computation, 1995, IEEE International Conference on*, v. 2, pp. 647-651.

MINTON, J. J., 2012, A comparison of common methods for optimal well placement. University of Auckland, research report.

MONTES, G., BARTOLOME, P., UDIAS, A. L., 2001, “The Use of Genetic Algorithms in Well Placement Optimization”, In: *SPE Latin American and Caribbean petroleum engineering conference*, Society of Petroleum Engineers.

MORAES, R., FONSECA, R. M., HELICI, M., HEEMINK, A. W., JANSEN, J. D., 2017, “Improving the Computational Efficiency of Approximate Gradients Using a Multiscale Reservoir Simulation Framework”, In: *SPE Reservoir Simulation Conference*, Society of Petroleum Engineers.

MORALES, A. N., NASRABADI, H., ZHU, D., 2010, “A modified genetic algorithm for horizontal well placement optimization in gas condensate reservoirs”, In: *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

NADERI, M., KHAMEHCHI, E., 2017, “Well placement optimization using metaheuristic bat algorithm”, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 150, pp. 348-354.

NASRABADI, H., MORALES, A., ZHU, D., 2012, “Well placement optimization: A survey with special focus on application for gas/gas-condensate reservoirs”, *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, v. 5, pp. 6-16.

NORRENA, K. P., DEUTSCH, C. V., 2002, “Automatic determination of well placement subject to geostatistical and economic constraints”, In: *SPE international thermal operations and heavy oil symposium and international horizontal well technology conference*. Society of Petroleum Engineers.

NWANKWOR, E., NAGAR, A. K., REID, D. C., 2013, “Hybrid differential evolution and particle swarm optimization for optimal well placement”, *Computational Geosciences*, v. 17, n. 2, pp. 249-268.

NYSTAD, A. N., 1985, “Reservoir Economic Optimization”, In: *SPE Hydrocarbon Economics and Evaluation Symposium*, Society of Petroleum Engineers.

OBI, E., EBERLE, N., FIL, A., AO, H., 2014, “Giga Cell Compositional Simulation”, In: *IPTC 2014: International Petroleum Technology Conference*.

OLYMPUS, 2018, Disponível em: <<http://www.isapp2.com/optimization-challenge/optimization-challenge-download-files.html>>. Acesso em: 26 de Março de 2018.

ONWUNALU, J. E., LITVAK, M. L., DURLOFSKY, L. J., AZIZ, K., 2008, Application of Statistical Proxies to Speed Up Field Development Optimization Procedures, In: *Abu Dhabi international petroleum exhibition and conference*, Society of Petroleum Engineers.

ONWUNALU, J.E., DURLOFSKY, L.J., 2010, “Application of a particle swarm optimization algorithm for determining optimum well location and type”, *Computational Geosciences*, v. 14, n. 1, pp. 183-198.

ÖZDOGAN, U., 2004, *Optimization of well placement under time-dependent uncertainty*, Tese de D.Sc., Stanford University, California, EUA.

PARK, H.-J., LIM, J.-S., ROH, J., KANG, J. M., MIN, B.-H., 2010, "Production-System Optimization of Gas Fields Using Hybrid Fuzzy/Genetic Approach", *SPE Journal*, v. 15, n. 2, pp. 417-425.

PARK, H. Y., YANG, C., AL-ARURI, A. D., FJERSTAD, P. A., 2017, "Improved decision making with new efficient workflows for well placement optimization", *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 152, pp. 81-90.

PAN, Y., HORNE, R. N., 1998, "Improved methods for multivariate optimization of field development scheduling and well placement design", In: *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

POWELL, M. J., 2009, *The BOBYQA algorithm for bound constrained optimization without derivatives*. In: Cambridge NA Report NA2009/06 26-46, University of Cambridge, Cambridge.

POWELL, W.B., 2011, *Approximate Dynamic Programming: Solving the curses of dimensionality*, 2 ed., v. 703. John Wiley & Sons.

RAHMANIFARD, H., PLAKSINA, T., 2018, "Application of artificial intelligence techniques in the petroleum industry: a review", *Artificial Intelligence Review*, pp. 1-24.

REEVES, C., 2003, "Genetic algorithms", In: GLOVER, F., KOCHENBERGER, G.A. (eds.), *Handbook of metaheuristics*. 1 ed., chapter 3, New York, USA, Springer.

RIOS, L. M., SAHINIDIS, N. V., 2013, "Derivative-free optimization: a review of algorithms and comparison of software implementations", *Journal of Global Optimization*, v. 56, n. 3, pp. 1247-1293.

ROSA, A.J., CARVALHO, R.S., XAVIER, J.A.D., 2006, *Engenharia de reservatórios de petróleo*. Interciência.

SALLAM, K. M., SARKER, R. A., ESSAM, D. L., 2017, "Reduced search space mechanism for solving constrained optimization problems", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v. 65, pp. 147-158.

SARMA, P., CHEN, W. H., 2008, "Efficient Well Placement Optimization with Gradient-based Algorithms and Adjoint Models", In: *Intelligent energy conference and exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

SATTER, A., IQBAL, G.M., BUCHWALTER, J.L., 2008, *Practical enhanced reservoir engineering: assisted with simulation software*. Pennwell Books.

SATTER, A., IQBAL, G. M., 2015, *Reservoir Engineering: The Fundamentals, Simulation, and Management of Conventional and Unconventional Recoveries*. Gulf Professional Publishing.

SAYYAFZADEH, M., 2017, "Reducing the computation time of well placement optimisation problems using self-adaptive metamodeling". *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 151, pp. 143-158.

SCHLUMBERGER, 1998, *Introduction to Well Testing*, Schlumberger, Bath, England.

SCHWEFEL, H. P., 1981, *Numerical optimization of computer models*. John Wiley & Sons, Chichester.

SEIFERT, D., LEWIS, J. J. M., HERN, C. Y., STEEL, N. C. T., 1996, "Well placement optimisation and risking using 3-D stochastic reservoir modelling techniques", In: *European 3-D Reservoir Modelling Conference*. Society of Petroleum Engineers.

SIDDIQUI, M. A. Q., AL-NUAIM, S., KHAN, R. A., 2015, "Well Placement and Rate Optimization for Gas Cycling in Gas Condensate Reservoirs", In: *SPE Middle East Oil & Gas Show and Conference*. Society of Petroleum Engineers.

SILVA, A.H.C, CALMETO, J.C.N., 2012, *Fundamentos de Engenharia de Poço*, Petrobras.

SILVA, L. D., 2006, *Inteligência Computacional para Predição de Produção de Reservatórios de Petróleo*, Tese de D.Sc., Engenharia Civil, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro.

STORN, R., PRICE, K., 1997, "Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces", *Journal of Global Optimization*, v. 11, pp. 341–359.

TUPAC, Y. J., ALMEIDA, L. F., VELLASCO, M. M. B. R., 2007, "Evolutionary Optimization of Oil Field Development", In: *Digital Energy Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.

WALTER, É., 2014, *Numerical methods and optimization*. Springer.

WANG, C., LI, G., REYNOLDS, A. C., 2007, "Optimal well placement for production optimization", In: *Eastern regional meeting*. Society of Petroleum Engineers.

WANG, H., ECHEVERRÍA-CIAURRI, D., DURLOFSKY, L., COMINELLI, A., 2012, "Optimal well placement under uncertainty using a retrospective optimization framework", *SPE Journal*, v. 17, n. 1, pp. 112-121.

YETEN, B., DURLOFSKY, L. J., AZIZ, K., 2003, "Optimization of nonconventional well type, location, and trajectory", *SPE Journal*, v. 8, n. 3, pp. 200-210.

ZANDVLIET, M., HANDELS, M., VAN ESSEN, G., BROUWER, R., JANSEN, J.-D., 2008, "Adjoint-Based Well-Placement Optimization Under Production Constraints", *SPE Journal*, v. 13, n. 4, pp. 392-399.

ZAREI, F., DALIRI, A., ALIZADEH, N., 2008, "The use of neuro-fuzzy proxy in well placement optimization", In: *Intelligent Energy Conference and Exhibition*, Society of Petroleum Engineers.

ZHANG, K., LI, G., REYNOLDS, A. C., YAO, J., ZHANG, L., 2010, "Optimal well placement using an adjoint gradient", *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 73, n. 3, pp. 220-226.

ZHOU, Y., KING, M.J., DU, S., 2013, "A simulation-free approach for well placement in tight gas reservoirs", In: *IPTC 2013: International Petroleum Technology Conference*, Beijing, China.

ZUBAREV, D. I., 2009, "Pros and Cons of Applying Proxy-models as a Substitute for Full Reservoir Simulations", In: *SPE Annual Technical Conference and Exhibition*. Society of Petroleum Engineers.