

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIAS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL

TESE DE DOUTORADO

AVALIAÇÃO E DESEMPENHO DA INJEÇÃO ÓTIMA DE POLÍMEROS
EM RESERVATÓRIOS DE PETRÓLEO

VINICIUS DANTAS

RECIFE – PE

DEZEMBRO 2013

VINICIUS DANTAS

**AVALIAÇÃO E DESEMPENHO DA INJEÇÃO ÓTIMA DE POLÍMEROS
EM RESERVATÓRIOS DE PETRÓLEO**

Tese submetida ao corpo docente do curso de pós-graduação da Universidade Federal de Pernambuco como parte dos requisitos necessários à obtenção do grau de Doutor em Ciências em Engenharia Civil.

Orientador: Leonardo José do Nascimento Guimarães
Co-orientador: Bernardo Horowitz

RECIFE – PE

DEZEMBRO 2013

Catálogo na fonte
Bibliotecária Margareth Malta, CRB-4 / 1198

D192a Dantas, Vinícius.
Avaliação e desempenho da injeção ótima de polímeros em reservatórios de petróleo / Vinícius Dantas. - Recife: O Autor, 2013.
xii, 112 folhas, il., gráfs., tabs.

Orientador: Prof. Dr. Leonardo José do Nascimento Guimarães.
Coorientador: Prof. Dr. Bernardo Horowitz.
Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, 2013.
Inclui Referências.

1. Engenharia Civil. 2. Recuperação de óleo. 3. Injeção de polímeros. 4. Estratégias de otimização. 5. Simulação de reservatórios.
I. Guimarães, Leonardo José do Nascimento. (Orientador). II. Horowitz, Bernardo. (Coorientador). III. Título.

UFPE

624 CDD (22. ed.)

BCTG/2014-131



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

A comissão examinadora da Defesa de Tese de Doutorado

**AVALIAÇÃO E DESEMPENHO DA INJEÇÃO ÓTIMA DE POLÍMEROS EM
RESERVATÓRIOS DE PETRÓLEO**

defendida por

Vinicius Dantas

Considera o candidato APROVADO

Recife, 19 de dezembro de 2013

Orientadores:

Prof. Dr. Leonardo José do Nascimento Guimarães – UFPE
(orientador)

Prof. Dr. Bernardo Horowitz – UFPE
(co-orientador)

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Leonardo José do Nascimento Guimarães – UFPE
(orientador)

Dr.^a Ana Paula de Araújo Costa - Petrobrás
(examinadora externa)

Prof. Dr. Rogério Soares da Silva – UFPE
(examinador externo)

Prof. Dr. Igor Fernandes Gomes – UFPE
(examinador externo)

Prof.^a Dr.^a Lícia Mouta da Costa – UFPE
(examinadora interna)

Agradecimentos

Agradeço aos meus orientadores, Leonardo e Bernardo, pelo apoio, incentivo e disponibilidade para discutir e tirar as dúvidas oriundas do desenvolvimento deste trabalho. A PETROBRAS pela contribuição e disponibilização dos dados de Campo da Bacia Potiguar terra para realização deste trabalho. Aos colegas de laboratório do grupo de geotecnia e estruturas. A minha esposa Tharcila Leão pela paciência e incentivo. A minha família pelo incentivo a educação profissional e acadêmica.

Resumo

Os problemas relacionados à extração de petróleo geralmente estão relacionados à maior produtividade no campo. Dessa forma, o foco desse trabalho é subsidiar a melhor distribuição de injeção de massa de polímeros nos poços injetores capaz de resultar na otimização da recuperação de óleo. Propõe-se então fornecer técnicas computacionais que possam melhorar o fator de recuperação de hidrocarbonetos melhorando assim, a eficiência do projeto de vazão de injeção de polímeros dissolvidos na água.

No processo de otimização, serão executados várias estratégias visando um melhor projeto de vazões de injeções e consumo de polímero. Para resolver este problema, é adotada uma metodologia que combina estratégias de otimização global e local, que é conhecida como estratégia híbrida de otimização. Todos os casos serão executadas através da ferramenta comercial de simulação de reservatórios IMEX (*Implicit Explicit Black Oil Simulator*) que faz parte do pacote de programas da CMG (*Computer Modelling Group Ltd.*).

Os problemas de otimização serão divididos em duas partes, a primeira irá tratar das otimizações globais e em uma segunda etapa será utilizado otimização local fazendo uma hibridização dos métodos. Com esta metodologia, espera-se que haja um melhoramento no varrido no reservatório e com isso uma melhor recuperação de petróleo e conseqüentemente maximizando a função objetivo, Valor Presente Líquido (VPL).

O trabalho proposto irá analisar a quantidade de massa de polímero injetada em um reservatório sintético e em um reservatório baseado em dados reais, avaliando as vazões de injeção de cada poço injetor, bem como, o tamanho do banco de polímeros e sua concentração.

Palavras chave: Recuperação de óleo, injeção de polímeros, estratégias de otimização, simulação de reservatórios.

Abstract

The problems related to oil extraction are often related to higher productivity in the field. Thus, the focus of this work is to support the best distribution of injection mass of polymers in injection wells can result in the optimization of oil recovery. Then proposes to provide computational techniques that can improve the recovery factor of oil thus improving the efficiency of the design flow injection polymer dissolved in water.

In the optimization process, will run several strategies to better design flows and injections polymer consumption. To solve this problem, we adopted a methodology that combines strategies of global and local optimization, which is known as hybrid optimization strategy. All cases will be performed through commercial reservoir simulation tool IMEX (Implicit Explicit Black Oil Simulator) which is part of the package of programs CMG (Computer Modelling Group Ltd.).

Optimization problems will be divided into two parts, the first will address global optimizations and in a second stage will be used making a local optimization of hybridization methods. With this methodology, there is an improvement in the reservoir and swept it with a better oil recovery is expected and consequently maximizing the objective function, Net Present Value (NPV).

The proposed work will examine the amount of mass of polymer injected into a synthetic reservoir and a reservoir based on actual data, evaluating flow injection each injection well, as well as the database size and polymer concentration.

Keywords : Recovery of oil, polymer injection, optimization strategies, reservoir simulation.

Sumário

CAPÍTULO 1 – INTRODUÇÃO	1
1.1 – Motivação	1
1.2 – Objetivo	3
1.3 – Organização dos Capítulos	4
CAPÍTULO 2 – INJEÇÃO DE POLÍMEROS EM RESERVATÓRIOS DE PETRÓLEO	5
2.1 – Injeção de polímeros	6
2.2 – Aplicação do método de injeção de polímeros	9
2.3 – Tipos de polímeros	12
2.4 – Injeção de polímero através do IMEX	13
2.4.1 – Comportamento do polímero no meio poroso	13
2.4.1.1 – Controle de mobilidade	13
2.4.1.2 – Volume poroso inacessível	16
2.4.1.3 – Retenção de polímero na rocha	16
2.4.1.4 – Mecanismos de transporte de solutos em solo saturado	18
2.4.1.5 – Equação de conservação de massa	19
CAPÍTULO 3 – DEFINIÇÃO DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO E METODOLOGIA	22
3.1 – Definição do problema de otimização	22
3.1.1 – Variáveis de projeto	25
3.2 – Metodologia	27
CAPÍTULO 4 – ESTRATÉGIAS DE OTIMIZAÇÕES	31
4.1 – Modelos substitutos	31

4.2 – Construção do modelo substituto por interpolação de dados	32
4.3 – Geração de Amostras	33
4.4 – Kriging	34
4.5 – Estratégia Local: Otimização Sequencial por Aproximação (SAO)	37
4.6 – EGO (<i>Efficient Global Optimization</i>)	40
4.7 – Algoritmo Genético (GA)	42
4.7.1 – Características dos algoritmos genéticos	43
4.7.1.1 – População Inicial	43
4.7.1.2 – Seleção dos indivíduos	43
4.7.1.3 – Opções de reprodução: elitismo, cruzamento e mutação	44
4.7.1.4 – Resumo da configuração utilizada para o algoritmo genético	44
4.8 – FERRAMENTA CMOST	45
4.8.1 – Método CMG DECE	46
4.8.2 – Método Latin Hypercube Plus Proxy Optimization	47
4.9 – Estratégia híbrida de otimização	58
CAPÍTULO 5 – ESTUDO DO CASO1: RESERVATÓRIO SINTÉTICO	50
5.1 – Descrição do caso1 – sem injeção de polímeros	50
5.2 – Descrição das estratégias de otimização	54
5.3 – Resultados do caso 1 sem polímeros	55
5.4 – Caso1 com injeção de polímeros	62
5.4.1 – Descrição das propriedades do polímero	62
5.4.2 – Resultados do caso1 com injeção de polímeros	63
CAPÍTULO 6 – ESTUDO DO CASO2: RESERVATÓRIO BASEADO EM DADOS REAIS (PILOTO DE POLÍMEROS)	76
6.1 – Resultados originais do caso2	82
6.2 – Resultados ótimos do caso2 (1ª análise)	85
6.3 – Resultados ótimos do caso2 (2ª análise)	93

CAPÍTULO 7 – CONCLUSÕES	102
7.1 – Sugestões para Trabalhos Futuros	103
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	104

Lista de Figuras

Figura 1.1: (a) produção de óleo em 2010 e 2040 dos países e regiões que não pertencem a OPEP (milhões de barris por dia); (b) histórico e projeção entre 1990 a 2040 da produção de óleo (milhões de barris por dia).	2
Figura 2.1: métodos de recuperação avançada de óleo.	5
Figura 2.2: Aparecimento dos “fingers”.	14
Figura 2.3: saturação de água e o aparecimento dos fingers.	14
Figura 2.4: Polímero aderindo na matriz sólida.	17
Figura 2.5: Curva da adsorção em função da concentração de polímero.	17
Figura 3.1: variáveis de projeto.	26
Figura 3.2: esquema do acoplamento entre o DAKOTA e o simulador.	29
Figura 4.1: exemplo de amostra LCVT.	33
Figura 4.2: Esquema da estratégia de otimização SÃO	38
Figura 4.3: fluxo de trabalho do CMOST.	46
Figura 4.4: exemplo de funcionamento do DECE do CMOST.	47
Figura 4.5: exemplo de funcionamento do hipercubo latino mais Proxy de otimização do CMOST.	48
Figura 5.1: Discretização da malha do reservatório.	50
Figura 5.2: mapas de porosidade do reservatório: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.	51
Figura 5.3(a): mapas de permeabilidade do reservatório: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3.	51
Figura 5.3(b): mapas de permeabilidade do reservatório: (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.	52
Figura 5.4: mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.	53
Figura 5.5: mapas de saturação de água no fim do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.	53

Figura 5.6: lucro advindo do melhoramento do fator de recuperação do óleo (IOR).	56
Figura 5.7: produção acumulada de óleo.	57
Figura 5.8: produção acumulada de água.	58
Figura 5.9: corte de água.	58
Figura 5.10: injetor 1 – vazão e pressão de fundo de poço do caso SAO _{cmost2} .	59
Figura 5.11: injetor 2 – vazão e pressão de fundo de poço do caso SAO _{cmost2} .	59
Figura 5.12: injetor 3 – vazão e pressão de fundo de poço do caso SAO _{cmost2} .	59
Figura 5.13: injetor 4 – vazão e pressão de fundo de poço do caso SAO _{cmost2} .	60
Figura 5.14: injetor 5 – vazão e pressão de fundo de poço do caso SAO _{cmost2} .	60
Figura 5.15: mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.	61
Figura 5.16: mapas de saturação de água no fim do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.	61
Figura 5.17: curva da adsorção pela concentração do polímero.	62
Figura 5.18: lucro e quantidade de massa de polímeros referente a cada estratégia de otimização.	65
Figura 5.19: massa de polímero em relação ao EOR de cada estratégia.	66
Figura 5.20: bancos de polímero das estratégias de otimização.	67
Figura 5.21: produção acumulada de óleo (a) e de água (b).	68
Figura 5.22: corte de água.	69
Figura 5.23: injetor 1 – vazão, banco de polímeros e pressão de fundo de poço do caso SAO _{cmost2} .	69
Figura 5.24: injetor 2 – vazão, banco de polímeros e pressão de fundo de poço do caso SAO _{cmost2} .	70
Figura 5.25: injetor 3 – vazão, banco de polímeros e pressão de fundo de poço do caso SAO _{cmost2} .	70
Figura 5.26: injetor 4 – vazão, banco de polímeros e pressão de fundo de poço do caso SAO _{cmost2} .	70
Figura 5.27: injetor 5 – vazão, banco de polímeros e pressão de fundo de poço do caso SAO _{cmost2} .	71

Figura 5.28: Produção acumulada de óleo por poço dos casos: base sem otimização, base com otimização e resposta ótima com injeção de polímeros do caso SAO _{CMOST2} .	72
Figura 5.29: Produção acumulada de água por poço dos casos: base sem otimização, base com otimização e resposta ótima com injeção de polímeros do caso SAO _{CMOST2} .	72
Figura 5.30: redução da produção acumulada de água por estratégia de otimização.	73
Figura 5.31(a): mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3.	73
Figura 5.31(b): mapas de saturação de água no início do período de concessão: (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.	74
Figura 5.32: mapas de saturação de água no fim do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.	74
Figura 6.1: modelo do caso 2.	76
Figura 6.2: discretização da malha e identificação do projeto piloto de polímeros.	77
Figura 6.3: mapas de porosidade do reservatório: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (10) camada 10.	78
Figura 6.4: mapas de permeabilidade do reservatório: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (10) camada 10.	79
Figura 6.5: mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (10) camada 10.	80
Figura 6.6: mapas de saturação de água no fim do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (10) camada 10.	81
Figura 6.7: vazão de injeção, banco de polímeros e pressão de fundo de poço originais para os poços injetores 1.	83
Figura 6.8: vazão de injeção, banco de polímeros e pressão de fundo de poço originais para os poços injetores 2.	83

Figura 6.9: curvas de produção acumulada dos casos originais com e sem injeção de polímeros.	84
Figura 6.10: corte de água dos casos originais com e sem injeção de polímeros.	84
Figura 6.11: massa de polímero x lucro de cada estratégia de otimização.	86
Figura 6.12: massa de polímeros x EOR por estratégia de otimização.	87
Figura 6.13: bancos de polímero das estratégias de otimização.	88
Figura 6.14: produção acumulada de óleo por poço dos casos Base sem otimização, Base sem otimização e com injeção de polímeros e o Caso ótimo CMOST ₂ .	89
Figura 6.15: produção acumulada de água por poço dos casos Base sem otimização, Base sem otimização e com injeção de polímeros e o Caso ótimo CMOST ₂ .	89
Figura 6.16: vazão e pressão de fundo de poço do poço injetor 1 do caso CMOST ₂ .	90
Figura 6.17: vazão e pressão de fundo de poço do poço injetor 2 do caso CMOST ₂ .	90
Figura 6.18(a): mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (6) camada 6.	91
Figura 6.18(b): mapas de saturação de água no início do período de concessão: (7) camada 7; (8) camada 8; (9) camada 9; (10) camada 10.	92
Figura 6.19(a): mapas de saturação de água no fim do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (6) camada 6.	92
Figura 6.19(b): mapas de saturação de água no fim do período de concessão: (7) camada 7; (8) camada 8; (9) camada 9; (10) camada 10.	93
Figura 6.20: massa de polímeros x lucro por estratégia de otimização.	94
Figura 6.21: massa de polímeros x EOR por estratégia de otimização	96
Figura 6.22: bancos de polímeros por estratégia de otimização.	96
Figura 6.23: produção acumulada de óleo (a) e água (b) por poço dos casos Base sem otimização, Base sem otimização e com injeção de polímeros e o Caso ótimo SAO _{EGO} .	97

Figura 6.24: vazão e pressão de fundo de poço para cada poço injetor do caso SAO _{EGO} .	98
Figura 6.25: mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (10) camada 10.	99
Figura 6.26: mapas de saturação de água no fim do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (10) camada 10.	100

Lista de Tabelas

Tabela 2.1: recuperação final do IOR versus concentração de polímeros.	11
Tabela 2.2: Eficiências de varrido horizontal para várias razões de mobilidades.	15
Tabela 3.1: valores dos parâmetros do VPL.	25
Tabela 5.1. Características do reservatório.	52
Tabela 5.2: descrição das estratégias.	54
Tabela 5.3: resultados das estratégias de otimização.	55
Tabela 5.4: eficiência das estratégias de otimização.	57
Tabela 5.5: Permeabilidade absoluta dependente das propriedades do polímero.	63
Tabela 5.6: resultados das estratégias de otimização.	64
Tabela 5.7: eficiência das estratégias de otimização.	66
Tabela 6.1. Características do reservatório.	77
Tabela 6.2: resultados do projeto piloto de polímeros.	82
Tabela 6.3: resultados das estratégias de otimização.	85
Tabela 6.4: eficiência das estratégias de otimização.	87
Tabela 6.5: resultados das estratégias de otimização.	94
Tabela 6.6: eficiência das estratégias de otimização.	95

Capítulo 1:

Introdução

O presente trabalho tem a finalidade de identificar, entre as técnicas utilizadas, a estratégia computacional mais eficiente para o melhoramento da recuperação de óleo através do método avançado de injeção de polímeros. Com o intuito de validar o método de injeção de polímero dissolvidos na água, foram utilizadas várias estratégias de otimização para maximizar produção de óleo, tendo como função objetivo o Valor Presente Líquido (VPL).

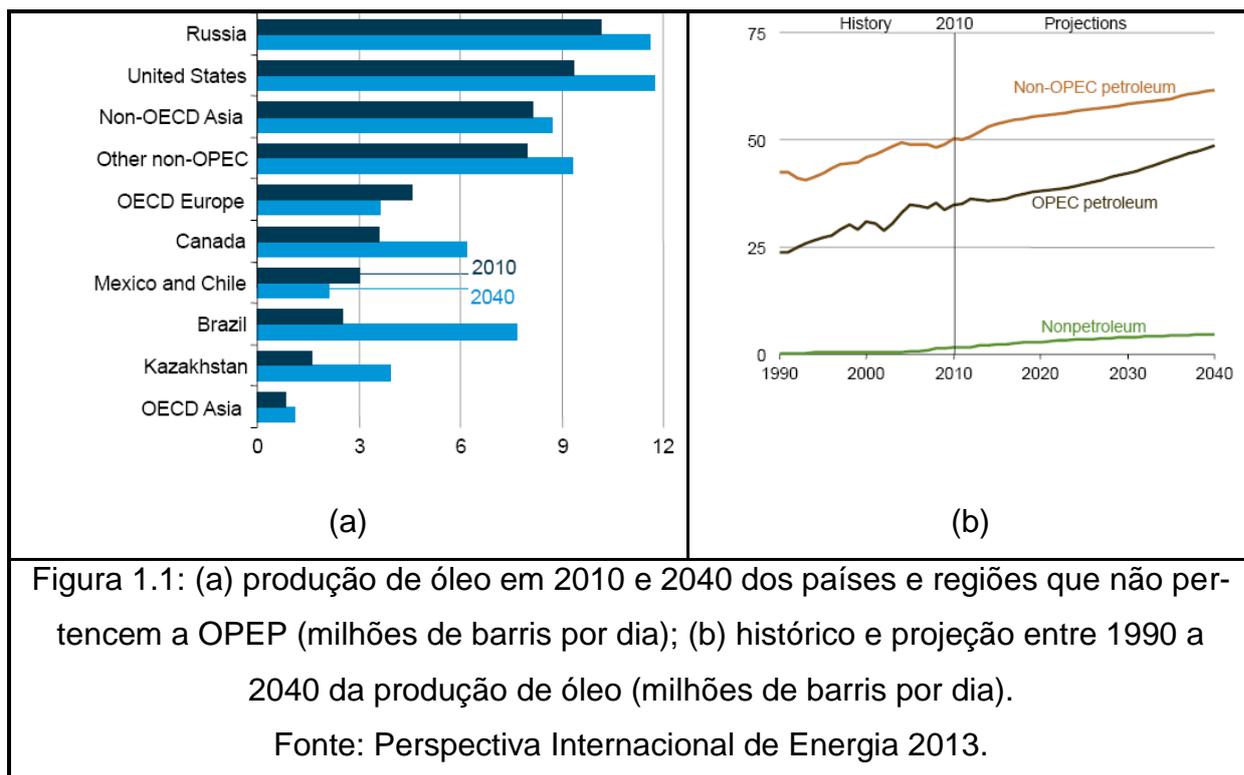
Um passo importante para tornar a injeção de polímeros mais eficiente é encontrar os valores ótimos das variáveis de projeto (tamanho do banco injetado, tempo do início da injeção, concentração do polímero na água, além do controle de vazões de injeção), que foram utilizadas neste trabalho maximizando a recuperação do óleo, tendo como balizador econômico (função objetivo) o valor presente líquido da produção ou do ganho na produção acumulada advinda do emprego do método.

1.1 – Motivação

O rápido desenvolvimento econômico dos países emergentes das regiões não membros da OCDE (Organização de Cooperação e de Desenvolvimento Econômico) impulsiona o crescimento do consumo mundial. Com o aumento gradativo dos preços mundiais do petróleo, há um forte interesse e incentivo no desenvolvimento de recursos adicionais de recuperação de petróleo por meio de projetos de recuperação avançada de petróleo (IOR - *Improved Oil Recovery*).

A Perspectiva Internacional de Energia 2013 (IEO – *International Energy Outlook*) informa que o consumo mundial de petróleo e de outros combustíveis líquidos, apesar do constante aumento dos preços, crescerá a produção de 87 milhões de bpd em 2010 para 97 milhões de bpd em 2020 e 115 milhões de bpd em 2040.

De acordo com o IEO (2013), os países mais importantes na contribuição da produção de óleo não pertencentes à OPEP (Organização dos Países Exportadores de Petróleo) são: Brasil, Canadá, Estados Unidos e Cazaquistão (Ver Figura 1.1), que juntos correspondem por 87% do aumento total da oferta não-OPEP.



Tendo em vista esta crescente produção que inclui o Brasil como um dos maiores produtores para um futuro próximo, fica evidente a necessidade de recuperar ao máximo o óleo existente nos reservatórios. Para isso, foram desenvolvidos vários métodos de recuperação avançada, um deles é a injeção de polímeros. Os polímeros são compostos químicos de alta massa molecular relativa, resultantes de reações químicas de polimerização, por esse motivo são usados como agentes viscosificantes (ROSA et al., 2006). Nas últimas décadas, tem-se tentado conter a produção de água precoce, e um dos métodos mais usados é a injeção de polímeros solúveis em água, com o principal intuito de aumentar a viscosidade da água, diminuindo sua mobilidade no meio poroso, melhorando o desempenho do varrido de água (fluido deslocante), acarretando há diminuição da produção de água e aumentando a produção de óleo (fluido deslocado). O sucesso desse tipo de abordagem pode trazer um ganho significativo de produção de óleo, associado a uma redução com o custo de tratamento de água, beneficiando o retorno econômico do projeto, tendo assim uma melhor eficiência de recuperação de óleo, uma vez que se proporciona um melhor varrido de óleo.

Os problemas de otimização são constantes nas atividades de engenharia de petróleo, onde em geral procura-se maximizar a produção de óleo. O problema de otimização aqui estudado tem como uma das variáveis de projeto as dimensões do

banco de polímero injetado. A função objetivo a ser maximizada é o lucro advindo da injeção de polímero, calculado através do VPL. Através dessa abordagem via otimização, é possível dizer se determinado projeto de injeção é viável ou não, além de definir as condições ótimas para o banco injetado, que maximizam o lucro do aumento da produção de óleo advindo da injeção de polímeros. São levados em conta fatores como o preço do barril de petróleo, o custo do tratamento da água injetada e produzida e o preço do polímero injetado. Desta forma, ao encontrar os valores ótimos mínimos dependentes do valor do preço do barril de petróleo, o otimizador dá como resposta a viabilidade de injetar polímero visando o lucro com essa injeção (DANTAS, 2008).

1.2 – Objetivo

Este trabalho tem como objetivo principal apresentar técnicas computacionais que demonstrem a eficiência do projeto do banco de polímeros dissolvidos na água com o intuito de melhorar o fator de recuperação de hidrocarbonetos. Estes bancos são representados por uma injeção contínua de polímeros em um determinado tempo a fim de obter um melhor arrasto do óleo para os poços produtores. Os problemas relacionados à extração de petróleo geralmente estão relacionados à maior produtividade no campo. Dessa forma, a contribuição deste trabalho é otimizar a distribuição de injeção de massa de polímeros nos poços injetores, capaz de resultar num projeto de maior benefício atuando nas vazões de produção de óleo, assim aumentando a lucratividade.

O trabalho propõe analisar a quantidade de massa de polímero injetada em um reservatório sintético, definido como caso1. Por fim, analisa-se um reservatório baseado em dados reais de campo onshore, definido como caso2. Em ambos os casos as variáveis de projeto no problema de otimização são as vazões de injeção de cada poço injetor, bem como, o tamanho do banco de polímeros e sua concentração.

O caso2 (caso baseado em dados reais de um piloto de polímeros em um campo do Rio Grande do Norte) foi obtido através de uma cooperação científica entre a UFPE e a PETROBRAS (Unidade operacional UO-RNCE). Este projeto piloto é um dos pioneiros no Brasil de aplicação deste tipo de método de recuperação.

O problema de gerenciamento de reservatórios proposto busca seguir as recomendações do trabalho de KAMINSKY et al (2007), que faz uma abordagem sistemática de algumas etapas para que seja eficiente a utilização do processo de recuperação avançado de injeção de polímeros. Além das variáveis adotadas por DANTAS (2008) e SEIXAS (2010), que determinam em que momento e qual o tamanho do banco de polímeros, serão incluídas as variáveis vazão de injeção e concentração de polímero, que proporcionarão um melhoramento de recuperação através do uso de tratamentos econômicos. A inclusão destas variáveis torna o problema mais representativo.

1.3 – Organização dos capítulos

Os demais capítulos desta tese estão organizados da seguinte forma:

No capítulo 2 será feita uma revisão bibliográfica, onde serão abordados os métodos de melhoramento de recuperação de petróleo (IOR), enfatizando o método de injeção de polímeros. Em seguida será feita uma análise do panorama nacional e internacional da aplicabilidade do método avançado de recuperação de petróleo via injeção de polímeros. Bem como a formulação matemática do problema envolvendo as equações que regem o modelo Black-Oil com adição de solução polimérica dissolvida na água e o comportamento do polímero no reservatório.

No capítulo 3, a definição do problema de otimização e a metodologia das estratégias local, global e híbrida empregada nos reservatórios de petróleo estão descritas.

No capítulo 4, são apresentadas as estratégias de otimização consideradas para resolução dos problemas analisados, bem como a maneira com que as mesmas são utilizadas no processo de busca.

Nos capítulos 5 e 6 serão aplicados às estratégias de otimizações. Onde os casos são analisados com e sem otimização e em seguida os resultados é feito uma comparação destacando a quantidade de polímero injetado e o lucro gerado.

As principais conclusões deste trabalho e também as recomendações para trabalhos futuros no contexto dessa linha de pesquisa serão encontradas no capítulo 7.

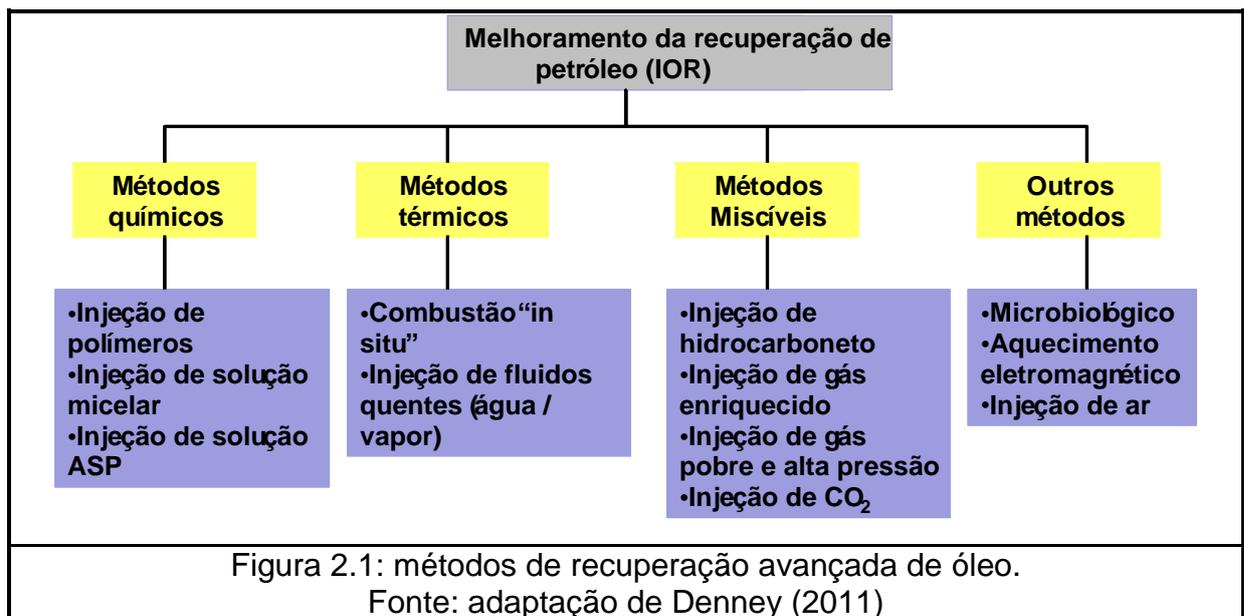
Capítulo 2:

Injeção de Polímeros em Reservatórios de Petróleo

A injeção de polímeros é um método de melhoramento da recuperação de óleo (*IOR - Improved Oil Recovery*). Estes métodos também podem ser chamados de métodos especiais de recuperação secundária ou avançado. São métodos aplicados após a recuperação secundária (injeção de água) com a função de obter uma melhor eficiência no deslocamento do óleo, conseguindo retirar do reservatório um adicional comparado à injeção de água, alimentando dessa forma por mais tempo os poços produtores.

Dentre os vários tipos de recuperação avançado podemos citar os métodos térmicos, miscíveis, microbiológicos e químicos. Neste trabalho será abordado o método químico de injeção contínua de polímero, onde a solução de polímero atua principalmente na viscosificação da água, com o intuito de obter um varrido no reservatório mais uniforme e eficiente.

Vários métodos foram desenvolvidos para atender as necessidades especiais da recuperação avançada de petróleo. A Figura 2.1, adaptada de Denney (2011), detalha a classificação dos métodos de recuperação avançada.



Os métodos químicos tem a característica de interação química entre o fluido injetado e o fluido do reservatório. Quando o óleo do reservatório tem viscosidade um pouco elevada, pode-se adicionar polímeros à água de injeção para transformá-la em um fluido que se desloca dentro do meio poroso com a mesma mobilidade que o óleo (THOMAS, 2001). A injeção de polímero se destaca por que está diretamente relacionada com a eficiência de varrido pela redução da razão de mobilidades (SEIXAS, 2010).

Os métodos térmicos atuam na diminuição da viscosidade do fluido pelo aumento da temperatura do reservatório. A aplicação desses métodos é adequada em reservatórios que contém óleo de alta viscosidade (VALE, 2009). Há dois tipos de métodos térmicos que diferem na maneira como é feito o aquecimento do fluido do reservatório. No primeiro deles, o calor é gerado na superfície em seguida transportado para o interior da formação, utilizando-se de um fluido. O outro, o calor é gerado no interior do próprio reservatório a partir da combustão de parte do óleo ali existente, é o chamado combustão in situ.

Os métodos miscíveis são processos de recuperação de óleo caracterizados pela ausência de interface entre os fluidos deslocante e deslocado. A importância deste processo está relacionada com a sua habilidade em reduzir as forças capilares e interfaciais, que do contrário causariam retenção do óleo no reservatório. Dentre os métodos miscíveis, destaca-se a injeção de CO₂ (CERQUEIRA et al., 2009) que, além de se mostrar o mais promissor para reservatórios com óleo leve, tem um forte apelo ambiental por contribuir com a redução da emissão do CO₂ na atmosfera.

2.1 – Injeção de polímeros

Vários tipos de aditivos têm sido desenvolvidos para o uso nos projetos de injeção de água. A escolha da injeção de água com polímero é a mais popular, devido ao seu baixo custo comparado com outros tipos de aditivos. Polímero é um composto cuja molécula é muito grande, formada por milhares de blocos que se repetem, chamados monômeros. À proporção que os monômeros se juntam para formar os polímeros, uma longa cadeia de moléculas é formada com massas moleculares da ordem de milhões (ROSA et al, 2006).

Os polímeros também são utilizados na indústria de petróleo como fluidos de perfuração e de fraturamento, para correção de perfil de injetividade e como agentes

bloqueadores de água. Na injeção, os polímeros têm a finalidade de melhorar a eficiência do deslocamento de óleo. Sua principal característica é o aumento da viscosidade da água μ_w (ROSA et al, 2006; HOU, 2007; TAYLOR, et al, 1997).

Os tipos de polímeros mais utilizados na recuperação de petróleo são: o Polímero Sintético, chamado Poliacrilamida Parcialmente Hidrolisada (HPAM), e o outro tipo são os Biopolímeros, como a goma de xantana. Estes polímeros têm normalmente suas propriedades comprometidas em condições encontradas em jazidas de petróleo tais como: altas temperaturas, salinidades e dureza das águas residentes, ataques por bactérias, etc. As particularidades desses tipos de polímeros serão abordadas mais adiante.

Para reservatórios com baixa permeabilidade ou com óleo muito viscoso, esse modelo talvez não atinja um valor econômico viável, porque o tempo de injeção teria que ser mais longo, causando baixa injetividade (EZEKWE, 2011). Dependendo da zona onde o poço produtor for completado, a permeabilidade desta pode influenciar na eficiência do varrido. Em reservatórios estratificados as características de fluxo de soluções com polímeros promovem uma frente mais uniforme de injeção, desviando a injeção para zonas de menor permeabilidade, ou seja, mais óleo poderá ser produzido com menos água (LU, 2004).

Segundo Littmann (1988), uma boa injetividade de solução polimérica é um dos requisitos mais importante para o sucesso do projeto de injeção de polímeros. De acordo com Kaminsky et al (2007), para um bom desenvolvimento na aplicação de polímeros deve-se levar em conta: viscosidade do óleo, saturação do óleo, capacidade do polímero se propagar através do reservatório, compatibilidade do polímero com as propriedades da rocha e do fluido em condições in situ, heterogeneidade do reservatório, espaçamento dos poços, custo do polímero, preparação e qualidade no controle na injeção de soluções de polímeros e capacidade de sustentar a injetividade.

Avaliar o desenvolvimento do projeto ótimo de injeção de polímeros requer considerar análises e testes prévios para uma implementação em escala real. Para ajudar na administração deste processo Kaminsky et al (2007) propuseram algumas diretrizes para avaliar a injeção de polímeros:

1. Conhecimento preliminar
 - a. Coletar as descrições básicas do reservatório, tais como: propriedades da rocha e do fluido;
 - b. Comparar com campos análogos;
 - c. Selecionar tipo de polímero;
 - d. Testar plugs específicos do reservatório em laboratório para estudar a eficiência/interações do polímero com a rocha;
2. Análises preliminares
 - a. Simulações básicas (sem otimização);
 - b. Análise econômica (resultados das simulações);
 - c. Identificação e análises das principais incertezas econômicas;
3. Análise detalhada
 - a. Finalização da escolha do polímero;
 - b. Detalhamento do modelo simulado e sua descrição do melhoramento;
 - c. Ponderação do risco com a análise econômica;
 - d. Projeto de teste de campo;
4. Teste de campo
 - a. Testar a mistura do polímero em grande escala;
 - b. Avaliar o aspecto prático do projeto piloto;
 - c. Justificar as probabilidades de sucesso técnico e comercial do projeto piloto;
 - d. Acompanhamento e análise dos resultados;
5. Reservatório piloto de polímeros
 - a. Comportamento do reservatório (monitoramento técnico/desempenho operacional);
 - b. Interpretação dos resultados e atualizações no modelo simulado;
 - c. Atualizações na análise econômica;
 - d. Acompanhamento e análise dos resultados;
6. Aplicação comercial
 - a. Desenvolvimento comercial e plano de fiscalização;
 - b. Atualizações de simulação para melhorar as operações de produção.

Apesar de suas vantagens de aplicação e do alto preço do barril de petróleo praticado atualmente pelo mercado internacional (que viabiliza economicamente os

métodos especiais de recuperação), a injeção de polímeros encontra vários desafios técnicos, como a degradação do polímero quando exposto às condições de salinidade e temperatura do reservatório (MELO et al, 2002). Assim, várias questões relativas ao método vêm à tona quando se decide aplicá-lo, como o planejamento do banco de polímero, a seleção do produto e os equipamentos de superfície (SILVA et al, 2007).

2.2 – Aplicação do método de injeção de polímeros

A injeção de polímeros é uma técnica já difundida mundialmente, no Brasil a Petrobras desenvolveu projetos pilotos em três campos na Região Nordeste: Carmópolis (Sergipe), Buracica (Bahia) e Canto do Amaro (Rio Grande do Norte).

Melo et al, (2002), descrevem e discutem os aspectos básicos desses projetos (seleção da área do piloto, análise da água injetada, seleção do polímero e projeto do banco de polímeros injetado), onde em sua avaliação utilizou-se o programa IMEX da CMG, cujas produções calculadas foram comparadas com as produções observadas em campo e ensaios de laboratório foram usados como dados de entrada dos modelos numéricos. Os autores sugerem que para se obter um bom projeto de injeção de bancos de polímeros, deve-se seguir algumas etapas:

1. Seleção do polímero;
2. Concentração do polímero;
3. Tamanho do banco de polímeros

Historicamente sempre houve no mundo um grande interesse na busca de fontes de energia. Os hidrocarbonetos (óleo e gás) constituem mais de 60% do total de energia consumida no mundo. Portanto, a produção e o preço do óleo são uma grande preocupação para as próximas décadas, já que o preço do petróleo oscila em função de fatores técnicos, políticos e econômico (SILVA et al, 2007).

As reservas do mundo são estimadas em 1,15 trilhões de barris, e mais de 60% estão centralizadas no Oriente Médio, que não consegue produzir o ritmo do consumo que hoje é por volta de 85 milhões de barris por dia. De acordo com a previsão de que o consumo será crescente por volta de 1,80% ao ano, especialistas acreditam que em 40 anos todos os reservatórios deverão ser consumidos. Outros,

porém, são bem mais otimistas acreditando que o consumo irá diminuir, com o aumento de uso de fontes alternativas (SILVA et al, 2007).

Nas últimas décadas, diversos pesquisadores têm estudado técnicas para aumentar o fator de recuperação de reservatórios depletados, os quais chegam a conter até 50% do volume original destes reservatórios. Mais de 100 bilhões de barris de petróleo permanecem nestes reservatórios só nos Estados Unidos (MIMBELA et al, 2006).

Na China, o desenvolvimento econômico ocorreu muito rapidamente, requerendo conseqüentemente um aumento de fontes de energia, sendo essencial o melhoramento na recuperação de produção de óleo nos seus campos. A maioria dos reservatórios de petróleo da China são desenvolvidos por injeção secundária (injeção de água), porém a eficiência de recuperação é baixa. Os estudos sobre o aumento de recuperação de óleo têm sido fortemente desenvolvidos nos últimos 10 anos, conseguindo desenvolver um tipo de polímero chamado Biopolímero (goma xantana), que pode ser utilizado à condições de alta temperatura (80°C) e altas concentrações de salinidade (170 000 ppm) (HAN et al, 1997).

Ainda em relação a China, Zampieri (2012) apud Chang et al. (2006), reporta que houve um aumento na recuperação acima de 10% do volume original de óleo dos reservatórios com a injeção de polímeros em reservatórios de boa qualidade. Chegando a contribuição de 250.000 barris de óleo por dia de produção em 2004 nos campos de Daqing e Shengli.

O portal “petróleo e energia” relatou em uma reportagem em 2012, que a injeção de polímeros está sendo usada pela Petroleum Development Oman em seu campo de Marmul, descoberto em 1956, com a expectativa de aumentar em 30% a recuperação do óleo pesado existente no reservatório. Com 34% de participação na petroleira de Omã, a anglo-holandesa Shell participa desse projeto, que injeta cerca de 100 mil barris de solução de polímero por dia desde 2010.

A companhia francesa Total também faz testes na região: com injeções de gás e outras técnicas, incluindo água, a empresa ampliou em mais de 15% o potencial previsto nos planos de desenvolvimento do campo de ABK Abu Dhabi. A petroleira francesa também avalia técnicas relativamente novas, como o dióxido de carbono, que pode dar um ganho de até 8% no fator de recuperação do óleo existente nesse reservatório. Ou seja, a idéia é ampliar a produção nos campos que vêm abastecendo a humanidade há mais de quatro décadas.

Experimentos na Índia também tiveram sucesso com aumento na recuperação de óleo de 9,4% devido à injeção de polímeros. Campos no norte da Alemanha obtiveram de 8 a 22% no aumento da recuperação (LU, 2004).

Silva et al (2007), relatam que o aumento da recuperação através da injeção de polímero varia normalmente de 2 a 20%, porém, um aumento modesto de 2% pode ser economicamente atrativo, dependendo do volume de óleo remanescente. E um aumento de apenas 1% na produção de um grande campo, poderia ter ganhos significativos.

Barrilas et al (2007), trata da influência dos parâmetros de reservatórios no processo de injeção de solução miscelar na recuperação avançada de petróleo. Este trabalho demonstra que é de suma importância o conhecimento das propriedades da rocha e do fluido para um bom fator de recuperação, conseqüentemente um lucro com o uso de métodos químicos, como polímeros e solução miscelar. Podendo variar o fator de recuperação de forma significativa de acordo com as propriedades da rocha e do fluido.

Zerpa et al (2004), realizam um estudo sobre a otimização do método de injeção ASP (álcali-surfactante-polímero) utilizando modelos substitutos. A proposta da metodologia é estimar valores ótimos das variáveis de projeto, tamanho do banco e concentração dos agentes químicos, para maximizar a recuperação de óleo.

Wang et al (2007), comprovam que com o aumento da injeção de massa de polímero o corte de água (water cut) reduz e há aumento no fator de recuperação, ou seja, com concentrações maiores de polímeros e o aumento do valor do barril de petróleo, o sucesso de obter um VPL cresce significativamente (ver Tabela 2.1).

Tabela 2.1: recuperação final do IOR versus concentração de polímeros.

Concentração de polímeros (mg/L)	Corte de água mínimo (%)	Recuperação final (%)	IOR (%)
600	87,1	50,58	7,69
800	85,0	52,52	9,64
1.000	83,1	52,83	9,95
1.200	82,4	52,89	10,01
1.500	81,0	53,03	10,15

Fonte: adaptação de Wang et al (2007).

2.3 – Tipos de polímeros

A molécula da HPAM apresenta uma estrutura de cadeia flexível, conhecida frequentemente por espiral randômica. Não existe essencialmente uma estrutura secundária na poliacrilamida que permita certo grau de rigidez, da maneira que a estrutura helicoidal age na xantana. Como a xantana, a poliacrilamida é um polieletrólito, e como tal irá interagir fortemente com os íons em solução. Entretanto, como a cadeia da poliacrilamida é flexível, ela responderá com maior intensidade à força iônica do solvente aquoso. Suas propriedades em solução são muito mais sensíveis à salinidade e dureza do que as propriedades da solução de goma xantana (biopolímeros) (TEIXEIRA et al., 2004).

Segundo Zampieri 2012 apud Teixeira, 2005, a HPAM é um monômero de amida formado pela combinação de carbono, hidrogênio, oxigênio e nitrogênio, compondo assim uma unidade básica. Milhares dessas unidades básicas são polimerizadas para formar uma molécula de polímero de cadeia longa. Através do processo químico de hidrólise, mudam-se alguns dos grupos amidas para grupos carboxilatos. Quando somente parte dos grupos amida é alterada, o processo é chamado de hidrólise parcial, criando-se então poliacrilamidas parcialmente hidrolisadas.

Segundo et al (2007), abordam a caracterização de poliacrilamidas comerciais visando sua aplicação na recuperação avançada de petróleo, neste trabalho pode-se citar que, “as poliacrilamidas parcialmente hidrolisadas constituem a classe de polímeros sintéticos que tem sido largamente utilizada na recuperação do petróleo, por diversas razões, dentre as quais: seu baixo custo, as suas propriedades físicas e químicas e sua baixa toxicidade relativa.” Ainda em relação ao artigo citado, uma das exigências essenciais na recuperação avançada de petróleo é que o fluido injetado seja estável nas condições às quais ele é submetido. Dessa forma, uma solução de polímero deveria exibir alta estabilidade mecânica, química e biológica.

HPAM é o tipo de polímero mais barato do que os polissacarídeos (biopolímeros) por isso é mais usado na maior parte dos projetos de injeção de polímeros (LU, 2004), como é o caso do presente trabalho.

2.4 – Injeção de polímero através do IMEX

O simulador comercial IMEX (*Implicit Explicit Black Oil Simulator*), que faz parte do pacote de programas da CMG (*Computer Modelling Group Ltd.*) é um simulador trifásico que utiliza o modelo Black-Oil com a possibilidade de associar a ele o método de recuperação avançada de injeção de polímeros. O IMEX suporta malhas cartesianas, malhas cilíndricas, malhas regulares com profundidade e espessura variáveis, e malhas de vértices (Corner-Point), com configurações em duas ou três dimensões (IMEX, USER'S GUIDE, 2012).

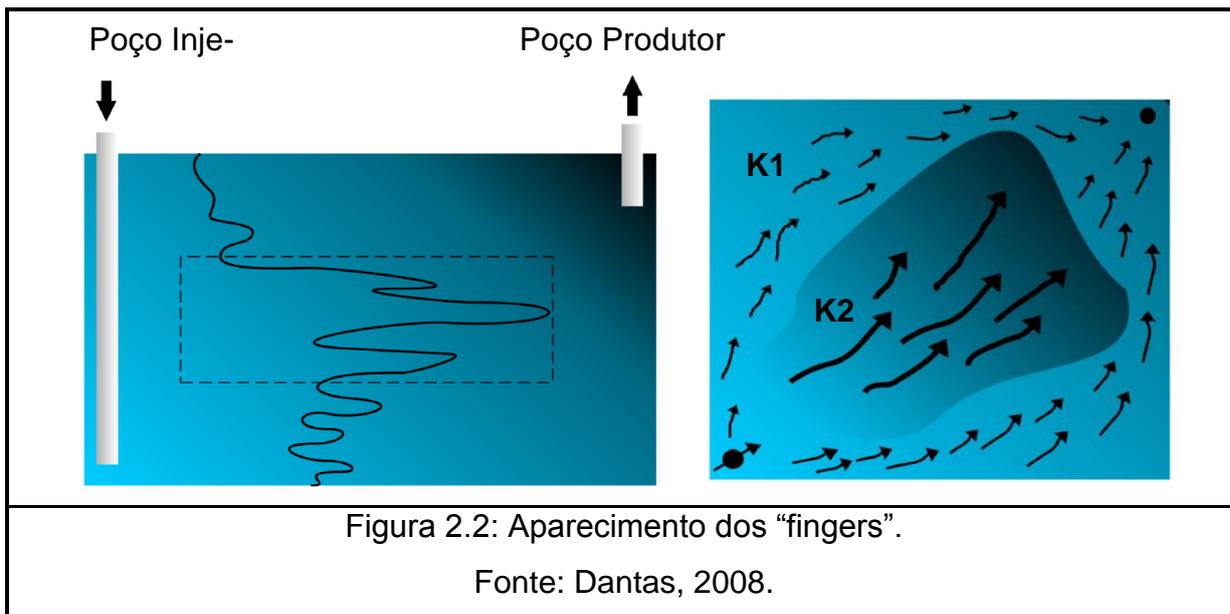
2.4.1 – Comportamento do polímero no meio poroso

A modelagem numérica do transporte do polímero dissolvido na água deve contemplar os seguintes aspectos do comportamento do polímero no reservatório: o controle de mobilidade; o volume poroso inacessível; retenção de polímero na superfície rochosa; os mecanismos de transporte; dispersão física e a equação de conservação de massa.

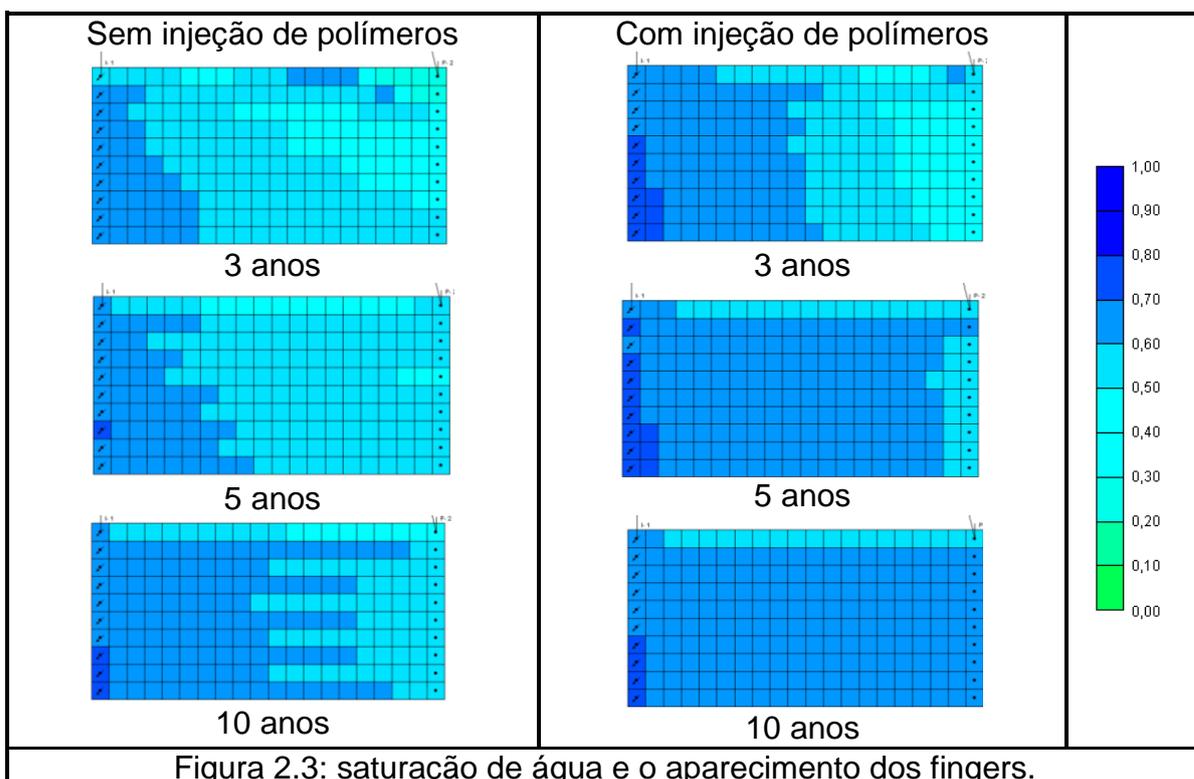
2.4.1.1 – Controle de mobilidade

O controle de mobilidade é um dos parâmetros mais importantes pois o polímero atua basicamente na viscosidade da água injetada, diminuindo a permeabilidade da rocha à água, permitindo um aumento na eficiência de varrido areal e vertical da água injetada, assim, minimizando os “fingers” que dão instabilidades da frente de saturação (DANTAS, 2008).

Os “fingers” são os caminhos preferencias que o fluido injetado tende a percorrer pelo meio poroso. Por exemplo, se no reservatório existe uma zona mais permeável k_2 , em relação a k_1 , a tendência dos fluidos injetados é que percolem com uma maior facilidade em k_2 , em direção aos poços produtores. Assim, a eficiência do varrido do fluido injetado será comprometida. Pode-se observar esse efeito na Figura 2.2, onde os vetores de fluxo são maiores na zona mais permeável k_2 .



Para efeito demonstrativo, foi realizada uma simulação em um reservatório sintético bastante simples com o intuito de visualizar a eficiência do varrido no meio poroso. A saturação da água é exposta na Figura 2.3 em três tempos distintos, 3, 5 e 10 anos, onde pode ser visto o aparecimento dos caminhos preferenciais logo no início da simulação ficando mais evidente os fingers ao fim do período de concessão (10 anos).



Nesta simulação não foi utilizada otimização, a injeção de polímeros foi constante nos 2 primeiros anos a uma concentração de 2 kg/m³, obtendo um aumento de 4% no fator de recuperação, comprovando a eficiência do método.

A razão de mobilidades em um projeto de injeção de água é a relação entre a mobilidade da água injetada, que é o fluido deslocante, pela mobilidade do óleo, que é o fluido deslocado (LITTMANN, 1988; LATIL, 1980), ou seja:

$$M_{w-o} = \frac{\lambda_w}{\lambda_o} = \frac{k_{rw}}{k_{ro}} \frac{\mu_o}{\mu_w} \quad (2.1)$$

onde, k_{rw} é a permeabilidade relativa da água e k_{ro} é a permeabilidade relativa do óleo.

Quanto maior for a razão de mobilidades, menor será a eficiência do varrido do óleo. Razões de mobilidades menores ou iguais a 1 (um) são consideradas favoráveis, então se conseguirmos diminuir uma razão mobilidade em torno de 1(um), a água evitará encontrar caminhos mais fáceis até os poços produtores (DANTAS et al, 2009).

Rosa et al (2006), apresentam uma tabela que faz uma comparação entre as eficiências de varrido horizontal para várias razões de mobilidade, onde pode ser visto que quanto menor a razão de mobilidade, maior será a eficiência do varrido (ver Tabela 2.2).

Tabela 2.2: Eficiências de varrido horizontal para várias razões de mobilidades.

Razão de mobilidades	Eficiência de varrido horizontal no instante da erupção (“breakthrough”) da água	Eficiência de varrido horizontal com um corte de (“cut”) de água de 95%
10	0,35	0,83
2	0,58	0,97
1	0,69	0,98
0,5	0,79	0,995
0,25	0,9	0,998

Fonte: adaptação de ROSA et al (2006).

Pode ser observado que pela redução da razão de mobilidade de 10 para 1, quase duas vezes mais área é varrida antes que a produção de água comece. Também pode ser notado que 15% a mais da área da malha é varrida antes que o limite econômico de 95% de corte de água seja atingido. Com isso, somente em torno de 75% de água tem que ser injetada e produzida. Essa é a vantagem dos polímeros: mais óleo produzido com menos manuseio de água.

2.4.1.2 – Volume poroso inacessível

Quando as moléculas de polímeros passam através do meio poroso são restringidas pelos pequenos poros. Estas pequenas aberturas que não são contatadas pelo fluxo das moléculas de polímeros são chamadas de “Volume Poroso Inacessível”. Este fenômeno foi descrito por Dawson & Lautz (1972), que mostram que alguns espaços porosos, cerca de 30%, podem não ser acessíveis às moléculas de polímero (IMEX, USER’S GUIDE, 2012). Como resultado desse efeito, a porosidade com o efeito da adsorção do polímero é menor do que a porosidade de referência do reservatório (SHENG, 2011). Esta redução da porosidade por conta do polímero ϕ_p pode ser representada como:

$$\phi_p = (1.0 - IPV)\phi \quad (2.2)$$

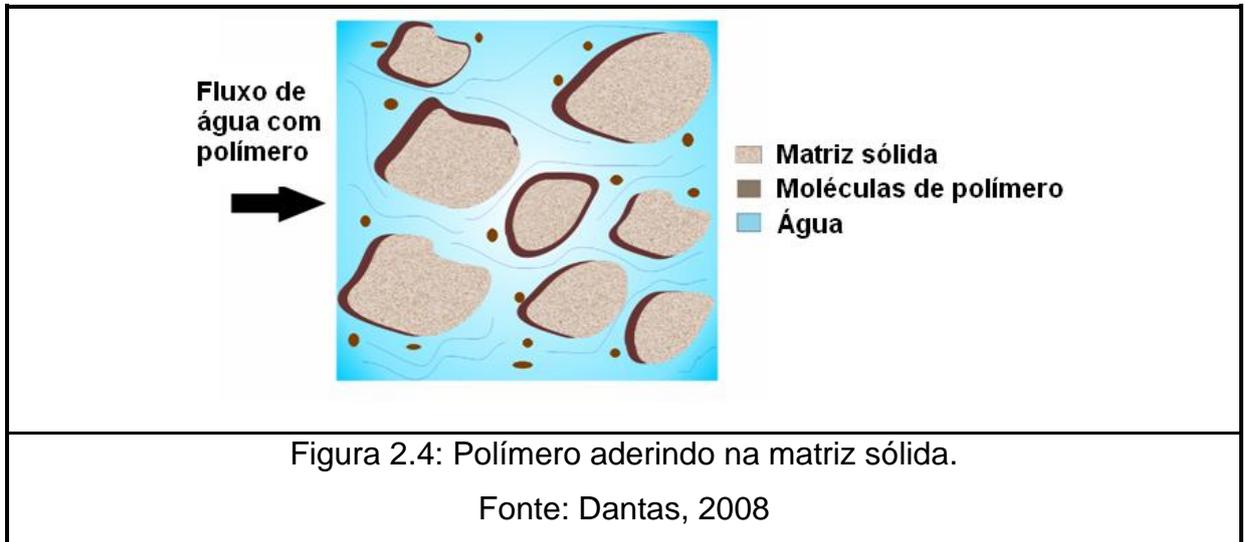
onde: IPV - Volume poroso inacessível e ϕ - Porosidade original.

O volume poroso inacessível pode ter alguns efeitos benéficos no desempenho no campo, já que a adsorção da solução polimérica na superfície da rocha deixa o meio menos poroso, permitindo o fluido percolar mais rapidamente. No entanto, o óleo pode ficar aprisionado nos poros inacessíveis (IMEX, USER’S GUIDE, 2012).

2.4.1.3 – Retenção de polímero na rocha

Quando a solução de polímeros passa pelo meio poroso, algumas moléculas de polímeros podem ser retidas na superfície da rocha. O processo de retenção dos polímeros consiste em dois mecanismos separados, são estes: a adsorção dos polímeros na superfície da rocha e o aprisionamento dos polímeros em pequenos es-

paços porosos. Ambos os mecanismos tem o efeito de aumentar a resistência do fluxo, essencialmente na redução da permeabilidade, isto é, à medida que se injeta polímero na rocha reservatório, esta vai modificando a permeabilidade do reservatório por conta da retenção, deixando também o meio menos poroso, ver Figura 2.4.

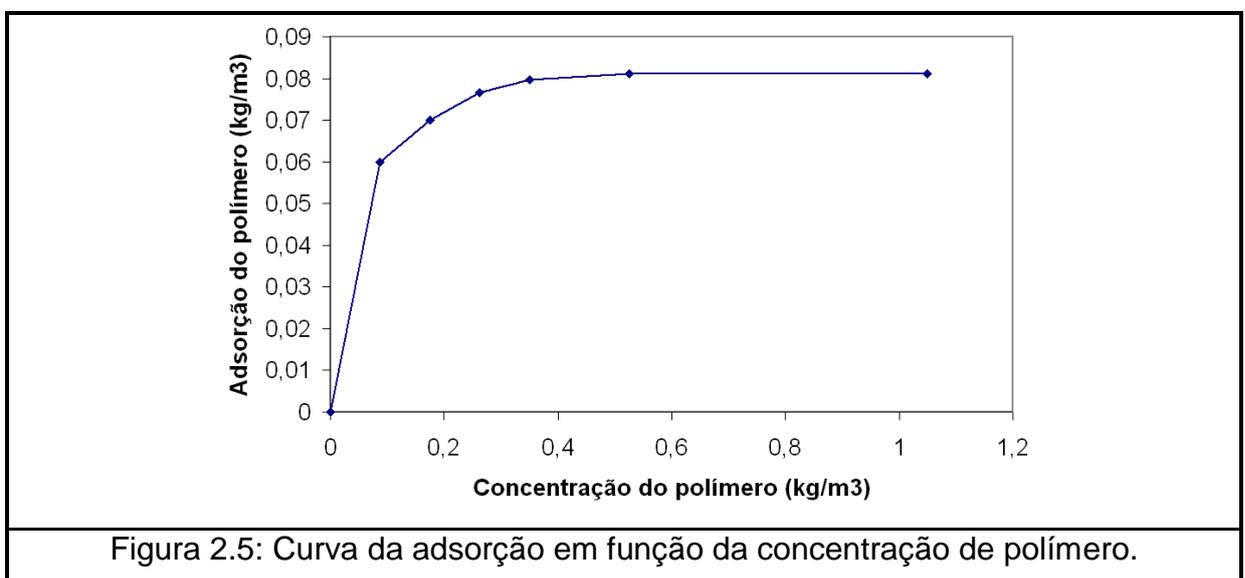


Este mecanismo resulta na perda de polímeros no reservatório (IMEX, USER'S GUIDE, 2012). O fenômeno da adsorção pode ser descrito como:

$$A_d = f(C_p) \quad (2.3)$$

onde A_d é a adsorção do polímero e C_p é a concentração do polímero.

Esse comportamento pode ser visto na Figura 2.5, onde a adsorção do polímero fica em função da concentração de polímero.



2.4.1.4 – Mecanismos de transporte de solutos em solo saturado

No caso em estudo, o transporte do polímero (solute) através da água (solvente) se dá através dos fenômenos físicos e físico-químicos da equação de transporte, que são: fluxos advectivos, fluxos difusivos e fluxo dispersivo, adsorção do soluto da fase sólida causando um retardamento. Em suma, vamos trabalhar com todos os fenômenos físicos, além da adsorção.

Fluxo Advectivo – descreve o movimento do fluxo do soluto na direção horizontal ou vertical sem alterar a concentração, os solutos são arrastados pelo fluido.

Fluxo Difusivo – é o resultado do movimento Browniano das partículas (agitação molecular) que causa o fluxo de solutos para zonas de menores concentrações.

Fluxo Dispersivo – é o efeito de diluição pela distribuição aleatória do campo de velocidades, a dispersão só ocorre se houver fluxo advectivo.

Os fluxos dispersivo e difusivo são representados conjuntamente através do tensor de dispersão efetiva, dado por:

$$\overline{D_e} = \frac{D_m}{\tilde{l}} + \overline{\alpha} \cdot \overline{v_w} \quad (2.4)$$

$$\overline{D_{e,x,y,z}} = \frac{D_m}{\tilde{l}} + \overline{\alpha}_{x,y,z} \frac{|\overline{v_w}|}{\phi} \quad (2.5)$$

onde:

$\overline{D_m}$ - Coeficiente da difusão molecular;

\tilde{l} - Tortuosidade;

$\overline{\alpha}$ - Tensor parâmetro de dispersão local;

$\overline{v_w}$ - Vetor velocidade da água;

$\overline{D_{e,x,y,z}}$ - Coeficientes de dispersão local;

$\alpha_{e,x,y,z}$ - Parâmetro de dispersão local;

ϕ - Porosidade.

O polímero se movimenta pelo meio poroso numa velocidade diferente da água, a adsorção na rocha faz com que a velocidade do polímero seja menor que a do banco de água. À medida que o polímero é aderido na superfície da rocha tende a aumentar a velocidade do banco de polímeros.

2.4.1.5 – Equação de conservação de massa

A equação de transporte de polímero dissolvido na água é dada pela conservação de massa desse polímero no meio poroso, onde o primeiro termo (de armazenamento) representa o polímero na água mais o efeito da adsorção do polímero na rocha e o segundo termo (de fluxo) representa o divergente do fluxo advectivo mais o fluxo não-advectivo (difusão + dispersão).

$$\frac{\partial}{\partial t}(\phi S_w \rho_w C_p + \phi A_d) + \nabla \cdot (\rho_w C_p \underline{u}_w - \overline{\overline{D_e}} \overline{\overline{V}} C_p) = 0 \quad (2.6)$$

onde S_w é a saturação da fase água, ϕ é a porosidade, ρ_w é a densidade da água, C_p é a concentração do polímero, A_d é a adsorção da concentração do polímero na rocha, $\overline{\overline{D_e}}$ é o tensor de dispersão efetivo e $\overline{\overline{V}}$ é o vetor de velocidade da água (BEAR, 1972).

O fluxo advectivo é dado pela Lei de Darcy generalizada (fluidos compressíveis, meio anisotrópico e multifásico), que para a água modificada pela presença de polímeros se escreve como:

$$\underline{u}_w = -\frac{\overline{\overline{k}} k_{rw}}{\mu_w} (\nabla P_w - \rho_w g \nabla H) \quad (2.7)$$

onde, $\overline{\overline{k}}$ é a permeabilidade absoluta corrigida devido à retenção / perda de polímeros com o resultado da interação da rocha e modificação da viscosidade da água ($\overline{\overline{\mu_w}}$), função da concentração de polímero.

O mecanismo de retenção dos polímeros faz com que a permeabilidade diminua. Os polímeros interagem com a rocha reservatório e são adsorvidos na superfície desta. Devido a estes processos tem-se a redução da permeabilidade da rocha matematicamente descrita por:

$$\bar{k} = \frac{k}{R_k} \quad (2.8)$$

onde, K é a permeabilidade absoluta para fluidos de polímeros, R_k é uma função de adsorção do polímero, que é dado por:

$$R_k = 1.0 + (RRF - 1.0) \frac{A_d}{A_{d \max}} \quad (2.9)$$

onde, RRF é o fator de resistência residual, A_d é a adsorção acumulativa e $A_{d \max}$ é a adsorção acumulativa máxima.

A viscosidade da água com a solução polimérica, $\bar{\mu}_w$, é obtida através de dois modelos de cálculo: mistura-linear (Newtonianos) e mistura-não-linear (não Newtonianos):

para o modelo linear,

$$\bar{\mu}_w = \alpha \mu_p^0 + (1 - \alpha) \mu_w \quad (2.10)$$

para o modelo não-linear,

$$\bar{\mu}_w = \mu_p^0 \alpha \mu_w^{(1-\alpha)} \quad (2.11)$$

onde, μ_p^0 é uma referência da viscosidade da solução polimérica para uma concentração de polímeros α que é um parâmetro dependente da concentração de polímeros.

$$\alpha = \frac{C_p}{C_p^0} \quad (2.12)$$

onde, C_p é a concentração de polímero C_p^0 é a referência de concentração de polímero.

Capítulo 3:

Definição do Problema de Otimização e Metodologia

3.1 – Definição do problema de otimização

A busca contínua pela produção de óleo e a manutenção desta por mais tempo é o que se deseja normalmente em problemas de gerenciamento de campo. A maximização da produção de óleo tem ligação direta com fatores econômicos e financeiros, portanto, a função objetivo deste trabalho está relacionada a lucratividade advinda do método de injeção de polímeros como estratégia de recuperação avançada de petróleo (IOR - *Improved Oil Recovery*). Foi escolhido o indicador Valor Presente Líquido (VPL) para ser associada a maximização da produção de óleo.

A formulação geral do problema de otimização pode ser descrita como:

$$\begin{aligned} \text{Maximize: } & f(x_{p,t}, u) \\ \text{Sujeito à: } & x_{p,t}^l \leq x_{p,t} \leq x_{p,t}^u \end{aligned} \tag{3.1}$$

onde:

f - é a função objetivo;

$x_{p,t}$ - são as variáveis de projeto do problema no poço p no intervalo de tempo de t ;

u - representa as variáveis de estado do problema;

$x_{p,t}^l$ e $x_{p,t}^u$ - são os limites inferiores e superiores das variáveis de projeto, respectivamente;

As variáveis de estado u são os parâmetros que não podem ser controlados e podem possuir incerteza, como as propriedades dos fluidos, das rochas, de interação rocha-fluido, além dos parâmetros econômicos (custos, cotação do dólar).

A função objetivo para este trabalho é o lucro obtido pela diferença entre o valor presente líquido (VPL) da operação de campo do caso otimizado (injeção de

água com polímeros) e do caso base (sem otimização). O VPL do fluxo de caixa de um campo é dado por (OLIVEIRA, 2006; SEIXAS, 2010; LIRA, 2012; OLIVEIRA, 2013):

$$VPL = \sum_{\tau=0}^T \left[\frac{1}{(1+d)^\tau} \right] \cdot F_\tau(x_{p,t}, u) \quad (3.2)$$

onde:

d - é a taxa de desconto aplicada ao capital;

T - é o tempo final ou tempo de concessão do projeto;

F_τ - é o fluxo de caixa da operação no tempo τ dado por;

$$F_\tau = R_\tau - (Opex_\tau + Capex_\tau + GT_\tau) \quad (3.3)$$

em que:

$$R_\tau = \sum_{l=o,g} P_\tau^l \cdot q_\tau^l \cdot \Delta_t$$

$$Opex_\tau = \sum_{l=o,g,w,wi,pol} C_\tau^l \cdot q_\tau^l \cdot \Delta_t$$

$$Capex_\tau = N_w \cdot C_w + C_{fUEP} + C_{vUEP} \cdot Q_{\max}, \forall \tau$$

GT_τ (Government take) = tributações aplicadas ao projeto no tempo τ .

Sendo:

P^l - o preço de venda do óleo (o) ou gás (g);

q^l - a vazão de produção de óleo (o) ou gás (g) para as Receitas (R), água produzida (w), água injetada (wi) e polímero injetado (pol) para os custos:

N_w - número de poços perfurados;

C_w - custo de perfuração de um poço, podendo variar para diferentes tipos de poços;

C_{UEP}^f - custo fixo da Unidade Estacionária de Produção (UEP);

C_{UEP}^v - custo variável da (UEP);

Q_{max} - vazão máxima que a UEP suporta;

Δt - intervalo de tempo considerado;

Nos casos estudados, o fluxo de caixa da operação do campo é calculado de forma mais simplificada, considerando-se apenas a receita proveniente do óleo produzido, os custos de injeção da água e do polímero e o custo da produção de água. O fluxo de caixa se reduz a:

$$F_\tau = R_\tau - Opex_\tau \quad (3.4)$$

onde:

$$R_\tau = \sum_o P_\tau^o \cdot q_\tau^o \cdot \Delta t$$

$$Opex_\tau = \sum_{wi} C_\tau^{wi} \cdot q_\tau^{wi} \cdot \Delta t + \sum_w C_\tau^w \cdot q_\tau^w \cdot \Delta t \quad (\text{casos bases})$$

$$Opex_\tau = \sum_{wi} C_\tau^{wi} \cdot q_\tau^{wi} \cdot \Delta t + \sum_w C_\tau^w \cdot q_\tau^w \cdot \Delta t + \sum_{pol} C_\tau^{pol} \cdot q_\tau^{pol} \cdot \Delta t \quad (\text{casos otimizados})$$

Como a função objetivo é o lucro advindo pelo uso do método de injeção de polímero, se comparado ao caso base sem injeção, a função objetivo fica:

$$L(u_{p,t}u) = VPL_{otm} - VPL_{base} \quad (3.5)$$

em que:

VPL_{otm} - é o VPL do caso ótimo;

VPL_{base} - é o VPL do caso base (sem otimização);

A Tabela 3.1 mostra os valores dos parâmetros econômicos que foram utilizados para o cálculo da função VPL deste trabalho.

Tabela 3.1: valores dos parâmetros do VPL.

Parâmetro	Valor
Preço do petróleo (US\$/bbl)	60
Custo da injeção de água (US\$/bbl)	0,3
Custo da produção de água (US\$/bbl)	0,8
Custo do polímero (US\$/kg)	7,05
Taxa de desconto	9,3%

Os valores considerados foram extraídos de GHARBI et al (2012) que abordam o potencial da injeção surfactante/polímero no Oriente Médio e SANTOS (2012) que estuda a propagação de incertezas de variáveis petrofísicas na simulação de reservatórios de petróleo.

3.1.1 – Variáveis de projeto

Visando maior representatividade no problema de injeção de polímeros foi adotado as seguintes variáveis de projeto: tempo de início da injeção, a duração da injeção de polímeros e a concentração de polímero, constituindo o banco de polímeros, além das vazões dos poços injetores antes da injeção do banco de polímeros, durante e depois da injeção de polímeros.

$$x_p = \begin{cases} x_{2i-1} \\ x_{2i} \\ x^{(qa)}i \\ x^{(qd)}i \\ x^{(qf)}i \\ x_{cp} \end{cases} \quad i = 1, \dots, n \quad \text{onde } n \text{ é o número de poços injetores} \quad (3.6)$$

Sendo:

x_{2i-1} - tempo de início da injeção de polímeros no poço injetor i ;

x_{2i} - duração da injeção de polímeros no poço injetor i ;

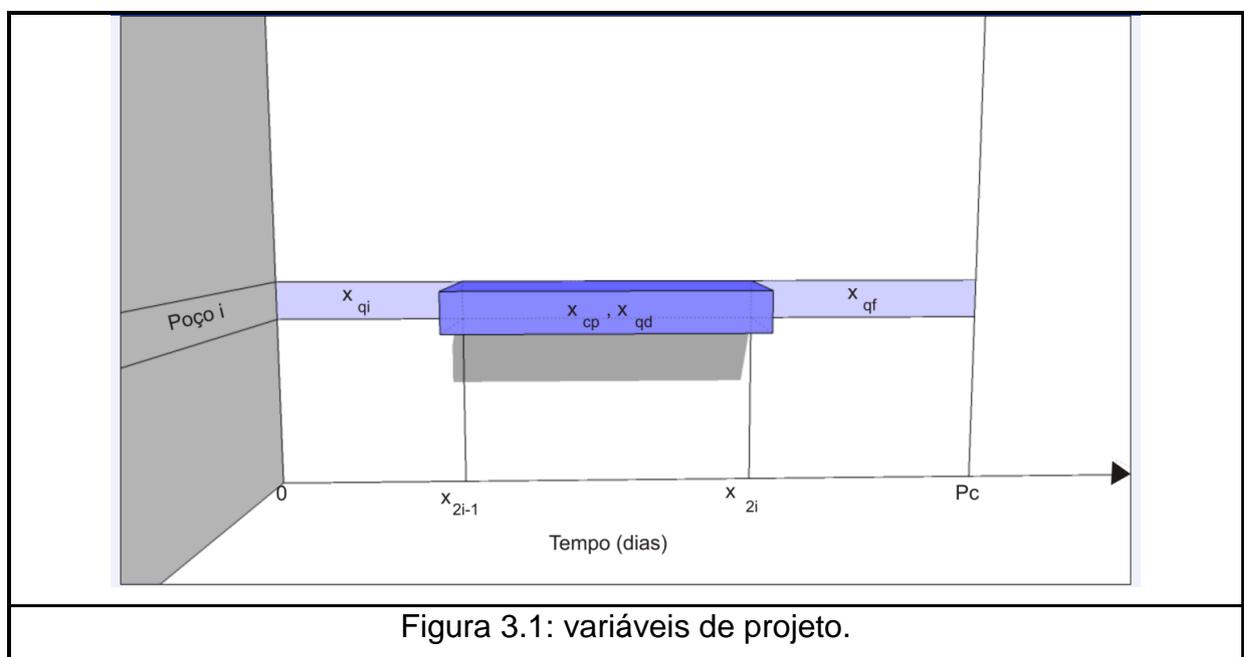
$x_{(qa)i}$ - vazão de injeção antes do banco de polímero do poço i ;

$x_{(qd)i}$ - vazão de injeção durante o banco de polímero do poço i ;

$x_{(qf)i}$ - vazão de injeção depois do banco de polímero do poço i ;

x_{cp} - concentração de polímero em todos os poços i ;

Um esquema geral das variáveis de projeto está indicado na Figura 3.1, onde estão representados cada controle de manipulação do poço i .



Como pode ser visto na Figura 3.1, o problema está relacionando 5 variáveis por poço injetor i , a variável global x_{cp} serve para todos os poços injetores do reservatório. O caso1 (caso sintético) contém 5 poços injetores, então serão tratadas 26 variáveis de projeto, já o caso2 (caso real) possui 2 poços injetores, totalizando 11 variáveis de projeto.

Foi estabelecido um range dos possíveis valores das variáveis de vazão e concentração do polímero, as vazões podem variar entre a o valor da vazão de referência (vazão original) até cinquenta por cento deste valor, já para a concentração de polímeros foi considerado um range de valores entre a concentração de referên-

cia (concentração original) até vinte por cento da mesma. As variáveis que tratam do tempo de início e duração de injeção de polímeros foram restritas da seguinte forma:

$$\begin{aligned}
 x_{2i-1} + x_{2i} &\leq pc \\
 x_{2i-1} &\geq 0 \text{ e } x_{2i} &\geq 0 \\
 0,5 \cdot x_{q_{ref}} &\leq x(q_{a,d,f})_i \leq x_{q_{ref}} \\
 0,2 \cdot x_{cp_{ref}} &\leq x_{cp} \leq x_{cp_{ref}}
 \end{aligned} \tag{3.7}$$

Sendo:

pc - período de concessão igual a 24 anos para o caso1 e 16 anos para o caso2.

$x_{q_{ref}}$ - vazão de injeção de referência;

$x_{cp_{ref}}$ - concentração de polímero de referência;

Resumindo, para os casos em questão podemos formular o problema de otimização como:

Maximize: $L(x_{p,t}, u)$

Sujeito à: $x_{2i-1} + x_{2i} \leq pc$

$$x_{2i-1} \geq 0 \text{ e } x_{2i} \geq 0$$

$$0,5 \cdot x(q_{a,d,f})_i \leq x_{q_{ref}} \leq x(q_{a,d,f})_i \tag{3.8}$$

$$0,2 \cdot x_{cp} \leq x_{cp_{ref}} \leq x_{cp}$$

com $i = 1, \dots, n$ onde n é o número de poços injetores

pc - é o período de concessão.

3.2 – Metodologia

No processo de otimização, serão executadas várias estratégias visando um melhor projeto de vazões de injeções e consumo de polímero. Para resolver este problema, foi adotada uma metodologia que combina estratégias de otimização global e local, que é conhecida como estratégia híbrida de otimização. As ferramentas

de trabalho adotadas são: IMEX como simulador numérico, CMOST que é um software de apoio ao pacote de programas da CMG e o software DAKOTA que será utilizado na hibridização dos métodos. As características destes programas serão descritos a seguir no capítulo 4.

O problema de otimização será dividido em duas partes, a primeira irá tratar das otimizações globais e em uma segunda etapa será utilizada a otimização local fazendo hibridização dos métodos.

As estratégias globais, local e híbridas são listadas a seguir:

1. Estratégia Global:

1.1. Algoritmo EGO (*Efficient Global Optimization*);

1.2. Algoritmo Genético GA (*Genetic Algorithms*);

1.3. Algoritmos comerciais de otimizações CMOST – (*Computer Assisted History Matching, Optimization and Uncertainty Assessment Tool*) pertencente a CMG (*Computer Modelling Group Ltd.*);

1.3.1. DECE (*Designed Exploitation and Controlled Evolution*);

1.3.2. LHS (*Latin Hypercube*) juntamente com modelo substituto via Krigagem ordinária;

2. Estratégia Local

2.1. Otimização por Aproximação Sequencial (SAO – *Sequential Approximate Optimization*) do DAKOTA (*Design Analysis Kit for Optimization and Terascale*).

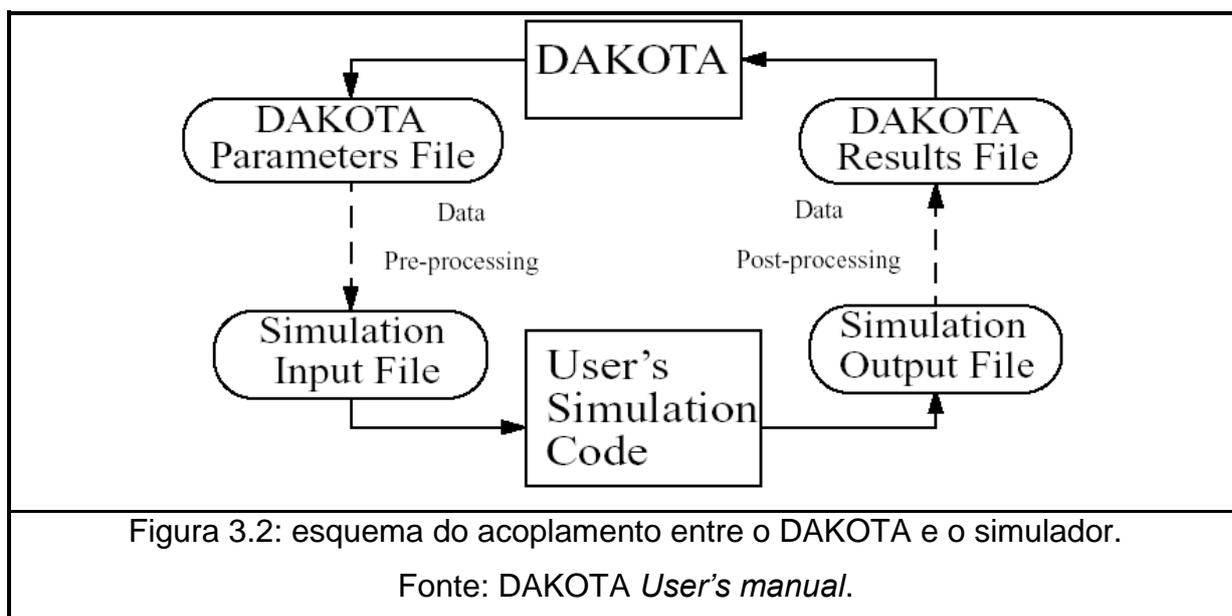
3. Estratégia Híbrida: combinação entre as estratégias globais e a local.

Na estratégia híbrida, as otimizações globais vão servir como apoio na busca de pontos promissores das variáveis para serem inseridos como pontos de partida na estratégia local SAO do DAKOTA, sendo esta a principal ferramenta desta tese. A intenção é que as estratégias globais não cheguem ao ponto de convergência, o que acarretaria em um grande número de avaliação de função, mas sim dar a possível melhor indicação para que a estratégia local consiga obter melhores resultados.

O DAKOTA é um software que possui um conjunto de métodos de análise e otimização desenvolvidos pela *Sandia National Laboratories*. Esse software fornece uma estrutura flexível para a realização de estimativas de parâmetros, análises de sensibilidade, quantificação de incertezas, amostragem de dados e otimização de

variáveis (GIUNTA & ELDRED, 2000). Estão contidos no DAKOTA vários métodos para de modelagem de metamodelos, incluindo os de regressão polinomial, redes neurais artificiais, splines de regressão multivariada e interpolação por Krigagem, que será utilizado neste trabalho.

O DAKOTA oferece uma interface simples entre o simulador de fluxos e o modelo substituto que será utilizado. A Figura 3.2 representa o acoplamento entre o DAKOTA e o simulador.



A interface entre o DAKOTA e o simulador é feita através de sub-rotinas programadas para gerar arquivos de pré e pós-processo. A troca de dados entre o DAKOTA e o simulador é feita pela leitura e escrita desses arquivos, não precisando acessar o código fonte do simulador. As sub-rotinas foram programadas em OCTAVE, similar a linguagem do MATLAB, e utilizadas no sistema operacional LINUX.

Neste trabalho são utilizados os conceitos estabelecidos no modelo Black-Oil do pacote de programas da CMG (Computer Modelling Group Ltd.), em específico o IMEX (Implicit Explicit Black Oil Simulator), que considera os três componentes, água, óleo e gás adicionado a opção do polímero dissolvido na fase aquosa. O modelo Black-Oil resulta em um conjunto de equações diferenciais parciais não-lineares e dependentes no tempo, cuja solução geralmente só é possível empregando-se métodos numéricos de discretização apropriados, neste caso, o IMEX utiliza o méto-

do das diferenças finitas. No próximo capítulo serão descritas as características das estratégias local, global e híbrida utilizadas nos reservatórios de petróleo sintético (caso1) e real (caso2).

Capítulo 4:

Estratégias de Otimização

O presente capítulo destina-se a descrever as estratégias utilizadas para o processo de otimização da injeção de polímeros, onde serão abordadas inicialmente as metodologias estratégicas de otimização local, seguida pela otimização global e por fim será tratada a hibridização dos métodos.

Foi construída uma interface de comunicação entre os programas de otimização (DAKOTA) e o programa de simulação de reservatórios (IMEX) no cálculo da função Blackbox, que a cada chamada da função objetivo pré-processa-se o arquivo de dados (escrevendo nele os valores das variáveis de projeto). Em um segundo momento submete-se o processo no IMEX (executa o simulador de reservatório) e pós-processam-se os resultados, extraindo os valores dos arquivos de saída necessários ao cálculo da função objetivo.

Com isso foi possível criar uma nova ferramenta que permite simular a injeção de polímeros de forma otimizada, podendo ser útil em projetos de revitalização de campos maduros, auxiliando na definição da estratégia de produção e quantificando as variáveis que controlam o comportamento do reservatório e suas condições de produção ótimas. Embora o problema de otimização em reservatórios de petróleo leve em conta incertezas, os problemas estudados aqui serão tratados de forma determinística. Do ponto de vista computacional, trata-se de um problema desafiador, pois a função que deseja-se maximizar (ex: produção acumulada de óleo) depende da simulação numérica do reservatório e portanto cada avaliação, para um determinado conjunto de variáveis de projeto, torna-se computacionalmente caro.

4.1 – Modelos substitutos

As simulações computacionais são bastante utilizadas na tentativa de se resolverem problemas atuais de engenharia. No entanto os altos custos computacionais dessas simulações têm estimulado o investimento no desenvolvimento de novas ferramentas computacionais que minimizem esses custos. Os modelos substitutos são uma das possíveis formas de resolver esses problemas, principalmente

quando utilizados em casos de otimização (GUINTA, 2002; FORRESTER et al, 2008; AFONSO et al, 2008; LIRA, 2012). O objetivo do modelo substituto é construir um modelo aproximado do modelo real de alta fidelidade, com isso o custo computacional irá reduzir consideravelmente se comparado com o modelo de alta fidelidade.

Os modelos substitutos estão divididos em três categorias: interpolação de dados, modelos de múltipla fidelidade e modelos de ordem reduzida (FORRESTER et al, 2008; KEANE & NAIR, 2005). Neste trabalho os modelos substitutos utilizados foram obtidos com interpolação de dados. Dentro dos modelos substitutos através de interpolação de dados, destacam-se os Modelos Polinomiais (GUINTA & WATSON, 1998), Kriging (JONES et al, 1998; GUINTA & WATSON, 1998; VAN BEERS & KLEIJNEN, 2004; FORRESTER et al, 2008), Redes Neurais (GURNEY, 1997) e MARS (FRIEDMAN, 1991; HASTIE et al, 2001).

Será utilizado neste trabalho o modelo substituto obtido por interpolação de dados utilizando o método de Krigagem nos otimizadores: EGO, CMOST (LHS – Hipercubo Latino) e em todas as análises híbridas utilizando a estratégia SAO, que serão descritas em seguida.

4.2 – Construção do modelo substituto por interpolação de dados

Para que o modelo substituto seja construído é necessário inicialmente o plano de amostragem (*DOE – Design of Experiments*). Existem várias técnicas que podem ser usadas para adquirir os pontos amostrais, tais como, a do Hipercubo Latino (*Latin Hipercube Sampling – LHS*), Quase Monte Carlos (QMC), Vetor Ortogonal (*Orthogonal Array – AO*) e Ladrilhamento Centroídal de Voronoi Latinizado (*Latin Centroidal Voronoi Tessalation – LCVT*) (GUINTA, 2002; GUINTA et al, 2003).

Em seguida é necessário selecionar/escolher uma técnica de ajustamento de superfície para desenvolver a estimativa de preditores e expressões de erro para analisar as funções nos pontos amostrais. Uma das técnicas de ajustamento de superfície é a Krigagem que será utilizada neste trabalho. Essa técnica é a que tem sido mais usada para construção de metamodelos em problemas práticos de engenharia por ser uma estratégia adequada para problemas complexos, que envolvem um alto custo computacional (HOROWITZ et al, 2009). Exemplos de trabalhos utili-

zando esta técnica podem ser vistos nos estudos de Lira, 2012; Seixas, 2010; Oliveira, 2013; Afonso et al, 2010; Pinto, 2011.

4.3 – Geração de Amostras

É muito importante a escolha correta da técnica para a geração dos pontos amostrais. Uma amostra adequada é aquela que possui o número mínimo de pontos, porém que assegure a precisão do modelo substituto com relação ao modelo real (SILVA, 2009; HOROWITZ et al, 2009).

Nesta etapa da estratégia da otimização, será utilizado para geração de amostras das otimizações híbridas o método LCVT e a construção do modelo substituto será através do método Kriging. Para a estratégia de otimização global EGO será utilizado a combinação LHS-Kriging. E, finalmente, para a estratégia global CMOST-LHS, será utilizado a combinação LHS-Krigagem ordinária.

O método LCVT é uma versão alternativa, criada a partir da combinação das técnicas CVT e LHS, e aparenta ter uma discrepância menor do que o CVT puro e uma maior uniformidade do que o LHS puro (OLIVEIRA, 2013 apud ROMERO et al, 2006). A Figura 4.1, mostra um exemplo da geração de um conjunto de pontos LCVT. À esquerda, 10 pontos são escolhidos aleatoriamente no domínio, e as correspondentes sub-regiões de Voronoi (polígonos) são geradas com os seus respectivos centroides (círculos). À direita, a geração do conjunto de 10 pontos LCVT do domínio, em que os círculos são simultaneamente os geradores e os centroides das sub-regiões de Voronoi.

De acordo com Santos (2012), o Hipercubo Latino é um método utilizado para selecionar valores aleatoriamente de forma dependente. Para isso, o método divide a função distribuição de probabilidades em intervalos com probabilidades iguais de sorteio e seleciona um valor aleatório pertencente a cada um dos intervalos.

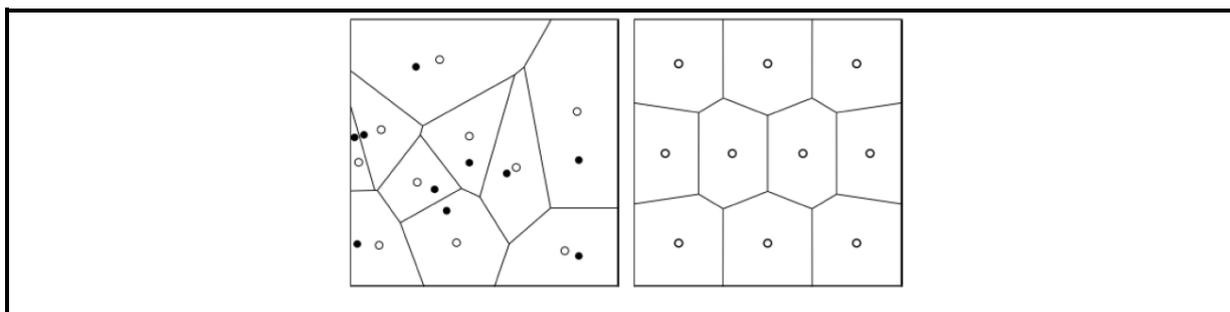


Figura 4.1: exemplo de amostra LCVT.

Fonte: SAKA et al, 2007.

4.4 – Kriging

O objetivo do modelo substituto de Krigagem é que os valores de resposta (pontos amostrais) possuam correlação espacial com os valores modelados pelo processo gaussiano (LIRA, 2012). O modelo de krigagem pode ser expresso por (HOROWITZ et al., 2009; MENDOÇA et al., 2009; AFONSO et al., 2010; HOROWITZ et al., 2011; OLIVEIRA et al., 2011):

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^k \beta_j N_j(\mathbf{x}) + Z(\mathbf{x}) \quad (4.1)$$

Na Equação 4.1, a primeira parte da expressão é uma regressão linear dos dados com k regressões e o erro é representado por $Z(\mathbf{x})$ que é uma função aleatória, que em geral segue uma distribuição normal Gaussiana, com média zero, variância σ^2 e covariância não nula. O primeiro termo representa o modelo global construído em função de uma amostra no qual as funções polinomiais são usadas para a construção do termo $N_j(\mathbf{x})$. O segundo termo $Z(\mathbf{x})$ é responsável por criar um desvio localizado no modelo global no qual considera uma função aleatória. Uma abordagem tradicional é chamada de kriging ordinário, na qual a ordem das funções empregadas é zero. No kriging ordinário a função assume a forma:

$$f(x) = \mu + Z(x) \quad (4.2)$$

onde μ é uma constante desconhecida.

A matriz de covariância é dada por:

$$\text{cov}[Z(x_i), Z(x_j)] = \sigma^2 \mathbf{R}[R(x_i, x_j)] \quad (4.3)$$

onde \mathbf{R} é a matriz de correlação e $R(x_i, x_j)$ é a função de correlação.

A função de correlação considerada é uma função Gaussiana na forma:

$$R(x_i, x_j) = \exp\left(-\sum_{k=1}^{n_{\text{var}}} \theta_k |x_i^{(k)} - x_j^{(k)}|^2\right) \quad (4.4)$$

onde n_{var} é o número total de variáveis, e θ_k são os parâmetros de correlação desconhecidos utilizados para aproximar o modelo.

A Equação 4.5 permite estimar o valor $\hat{f}_k(x)$ em qualquer ponto no espaço de projeto, no qual considera as respostas da função real $f(x)$.

$$\hat{f}_k(x) = E(f(x), f(x_1), \dots, f(x_m)) \quad (4.5)$$

Em estatística esta equação é lida como valor esperado de $f(x)$, dado os eventos em $f(x_1), \dots, f(x_m)$ que ocorrerão.

A medida do erro entre o modelo aproximado $\hat{f}_k(x)$ e o modelo $f(x)$ em todo espaço de projeto pode ser estimado utilizando o conceito de erro quadrático médio ou MSE (Mean Squared Error) onde:

$$MSE = E(\hat{f}_k(x) - f(x))^2 \quad (4.6)$$

A função estimadora $\hat{f}_k(x)$ de qualquer ponto no domínio de projeto pode ser obtida minimizando o MSE. Conhecendo $N(x) = [N_1(x), N_2(x), \dots, N_k(x)]^T$ a função estimadora é:

$$\hat{f}_k(x) = N(x)^T \hat{\beta} + r^t(x) R^{-1} (f_s - \mathcal{N} \hat{\beta}) \quad (4.7)$$

onde $\hat{\beta}$ é desconhecido, $f_s = [f_1, \dots, f_m]^T$ são os valores reais nas amostras e \mathcal{N} é uma matriz $m \times k$ dada por:

$$\mathcal{N} = \begin{bmatrix} N_1(x) & \dots & N_k(x) \\ \cdot & & \\ \cdot & & \\ N_1(x_m) & \dots & N_k(x_m) \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

Em Krigagem ordinária, \mathcal{N} um vetor coluna unitário de tamanho m . A equação acima requer o cálculo do vetor de correlação $r(x)$, o qual correlaciona um valor aproximado x com os pontos amostrais m . O vetor tem a seguinte forma:

$$r(x) = [R(x, x_1), R(x, x_2), \dots, R(x, x_m)] \quad (4.9)$$

Os valores de $\hat{\beta}$ e a variância estimada σ^2 são obtidos utilizando mínimos quadrados generalizados, logo os termos ficam com a seguinte forma:

$$\hat{\beta} = (\mathcal{N}^T R^{-1} \mathcal{N})^{-1} \mathcal{N}^T R^{-1} f_s \quad (4.10)$$

e a variância estimada fica:

$$\sigma^2 = \frac{(f_s - \mathcal{N}\hat{\beta})^T R^{-1} (f_s - \mathcal{N}\hat{\beta})}{m} \quad (4.11)$$

Na Equação 4.7 ambos, r e R , dependem do parâmetro $\theta^{(k)}$ desconhecido. No entanto, para determiná-los é necessário utilizar a estimativa da máxima verossimilhança, o qual é obtido minimizando o problema definido abaixo com k variáveis (GIUNTA & WATSON, 1998).

$$\text{Minimizar } \left(\frac{1}{2} \right) \left[(m \ln \sigma^2) + \ln |R| \right] \quad (4.12)$$

$$\text{Sujeito a: } 0 \leq \theta^{(k)} \leq \infty$$

4.5 – Estratégia Local: Otimização Sequencial por Aproximação (SAO)

O SAO (*Sequential Approximate Optimization*) decompõe o processo de otimização em subproblemas onde cada subproblema é restrito a uma região do espaço de projeto (região de confiança) (GIUNTA & ELDRED, 2000). Em cada sub-região temos a construção de um modelo substituto local (Krigagem) no lugar do modelo real de alta fidelidade (ALEXANDROV et al, 1997; ELDRED et al, 2004; PINTO & AFONSO, 2010). Na otimização em modelos substitutos o algoritmo utilizado será o de programação quadrática sucessiva (LIRA, 2012 apud NOCENDAL & WRIGHT, 1999).

A formulação matemática da estratégia SAO pode ser descrita como:

$$\text{Maximize } \widehat{f}^k(x)$$

$$\text{Sujeito a: } \widehat{g}_i^k(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m \quad (m\text{- número de restrições})$$

$$x_l \leq x_l^k \leq (x) \leq x_u^k \leq x_u, \quad k = 0, 1, 2, \dots, k_{\max} \quad (4.13)$$

$$\text{onde: } x_l^k = x_c^k - \Delta^k$$

$$x_u^k = x_c^k + \Delta^k$$

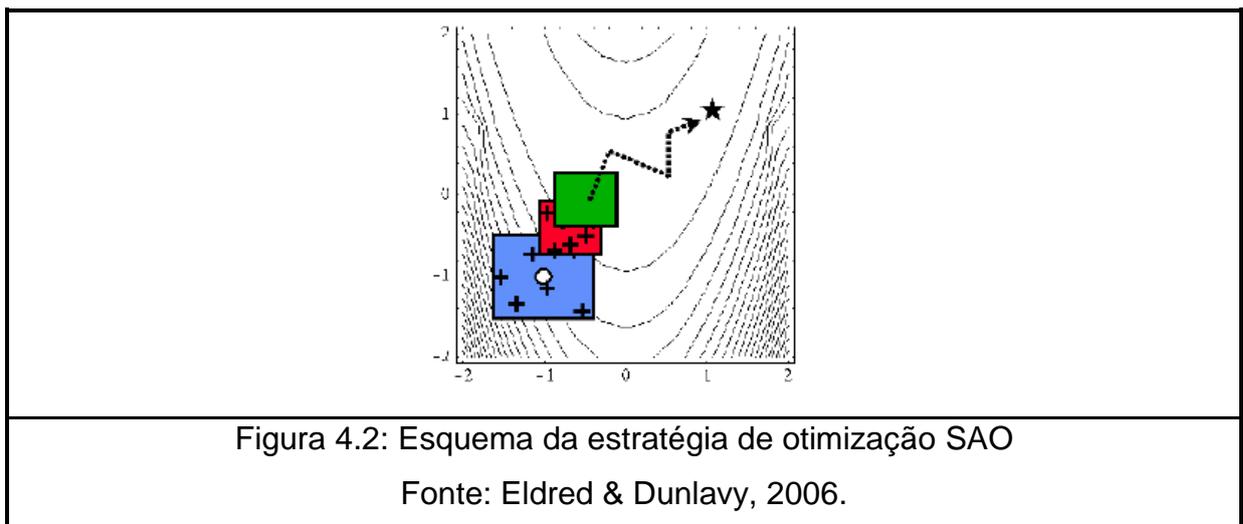
Na formulação, $\widehat{f}^k(x)$ e $\widehat{g}_i^k(x)$ são respectivamente as funções objetivo e de restrições aproximado, x_c^k é o ponto no centro da região de confiança, Δ^k é o tamanho da região de confiança, x_l^k e x_u^k são os limites superiores e inferiores das variáveis de projeto na iteração k da metodologia SAO.

A estratégia SAO é executada conforme as etapas seguintes (SEIXAS, 2010; OLIVEIRA, 2013):

1. Obtenção de um determinado número de amostras do modelo de alta fidelidade (funções objetivo e restrições reais) computacionalmente mais caras;
2. Construção do modelo substituto local a partir das amostras obtidas na primeira etapa;

3. Realização da otimização no modelo substituto na etapa 2, onde as variáveis de projeto são limitadas pelas fronteiras da região de confiança;
4. Os valores das funções objetivo e de restrições reais são computados no ponto candidato a ótimo identificado na etapa 3;
5. Verificação da convergência;
6. A região de confiança se move, encolhe ou expande de acordo com a precisão das superfícies de aproximação comparadas aos valores das funções objetivo e das restrições reais;
7. Atualização da região de confiança e das variáveis de projeto e por fim, o retorno para a primeira etapa, para uma nova iteração.

A Figura 4.2 mostra um esquema de funcionamento da metodologia SAO.



A atualização do tamanho da região de confiança Δ^k é controlada pelo parâmetro ρ^k , que mede a precisão da função aproximada no ponto candidato a ótimo x_*^k .

$$\rho^k = \min(\rho_f^k, \rho_g^k), \text{ com } k = 0, 1, 2, k_{\max} \quad (4.14)$$

onde:

k - índice da iteração da estratégia SAO

ρ_f^k - termo que mede a precisão entre a função objetivo substituta e a real, definido por:

$$\rho_f^k = \frac{f(x_c^k) - f(x_*^k)}{\hat{f}(x_c^k) - \hat{f}(x_*^k)} \quad (4.15)$$

ρ_{gi}^k - termo que mede a precisão entre as funções de restrição substitutas e a real, definido por:

$$\rho_{gi}^k = \frac{gi(x_c^k) - gi(x_*^k)}{\hat{gi}(x_c^k) - \hat{gi}(x_*^k)} \quad (4.16)$$

Com x_c^k e x_*^k sendo o ponto central e o ponto ótimo da região de confiança k respectivamente e f e g sendo as funções objetivo e de restrições reais respectivamente.

Baseado no valor de ρ^k , o tamanho da região de confiança, Δ^k , é atualizado de acordo com os seguintes critérios (SEIXAS, 2010):

1. $\rho^k \leq 0$ – As funções substitutas não são acuradas. O resultado da iteração é rejeitado e o tamanho da região de confiança é reduzido;
2. $0 < \rho^k \leq 0,25$ – as funções substitutas são razoavelmente acuradas. O resultado da iteração é aceito e o tamanho da região é reduzido pela metade;
3. $0,25 < \rho^k < 0,75$ – as funções substitutas são moderadamente acuradas. O resultado da iteração é aceito e o tamanho da região de confiança é mantido;
4. $\rho^k \geq 0,75$ – as funções substitutas são acuradas. Se o ponto ótimo se encontrar dentro das fronteiras da região de confiança o re-

sultado da iteração é aceito e o tamanho da região é mantido. Se o ponto ótimo se encontrar sobre as fronteiras que delimitam a região de confiança o resultado é aceito e o tamanho da região é aumentado.

O tamanho da região de confiança é atualizado como abaixo:

$$\Delta^{k+1} = \begin{cases} 0,5\Delta^k, & \text{se } \rho^k \leq 0,25 \\ \Delta^k, & \text{se } 0,25 < \rho^k < 0,75 \\ \gamma\Delta^k, & \text{se } \rho^k \geq 0,75 \end{cases} \quad (4.17)$$

onde:

$$\gamma = \begin{cases} 1, & \text{se } \|x_*^k - x_c^k\|_\infty < \Delta^k \\ 1,5 & \text{se } \|x_*^k - x_c^k\|_\infty = \Delta^k \end{cases} \quad (4.18)$$

O novo ponto central x_c^{k+1} da nova região de confiança é definido por:

$$x_c^{k+1} = \begin{cases} x_c^k, & \text{se } \rho^k < 0 \\ x_*^k, & \text{se } \rho^k \geq 0 \end{cases} \quad (4.19)$$

4.6 – EGO (*Efficient Global Optimization*)

Inicialmente foi adotado como método de busca global o algoritmo denominado EGO (*Efficient Global Optimization*) (JONES et al, 1998), concebido especificamente para minimização de funções envolvendo simulações computacionalmente caras através do uso de metamodelos mais baratos.

No caso do EGO, inicialmente é gerada uma amostra aleatória utilizando a técnica do Hipercubo Latino (LHS) com um número de amostras da ordem de dez vezes o número de variáveis de projeto. Posteriormente é ajustada uma superfície de resposta utilizando a técnica de krigagem. Isto constitui o metamodelo inicial cuja função é dar uma idéia do comportamento global da função objetivo de modo a for-

necer pontos promissores na busca do ótimo. O critério de busca utilizado não é unicamente o valor mínimo da função objetivo em si, o que resultaria em convergência local. Ao invés disso, a busca utiliza como função de mérito a maximização da melhora esperada da função (*expected improvement*), sendo um compromisso entre o valor da função e a incerteza quanto ao metamodelo em regiões pouco amostradas. Como resultado de cada busca, novos pontos são acrescentados à amostragem de modo a refinar o metamodelo em regiões promissoras. Desta maneira, as chances de encontrar o mínimo global são significativamente aumentadas. A maximização da melhora esperada é realizada através do algoritmo DIRECT (JONES et al, 1993), que é um algoritmo global baseado na divisão sucessiva do espaço de projetos em retângulos.

A estratégia EGO foi considerada no trabalho de Dantas 2008, Seixas 2010, Horowitz et al, 2010, onde a função objetivo era a maximização do VPL. Os estudos lidaram com um reservatório sintético onde suas variáveis de projeto eram o tempo inicial da injeção do banco de polímeros e a duração dessa injeção em 4 poços injetores, resultando em 8 variáveis de projeto. A resposta da estratégia foi satisfatória já que o otimizador viabilizou a injeção de polímeros aumentando a produção de óleo visando o lucro advindo pelo método de recuperação.

A estrutura do algoritmo EGO proposto por JONES et al, (1998) é esquematicamente descrito abaixo (HOROWITZ et al, 2010):

1. Geração das amostras a partir da função objetivo:
 - a) Uma amostra inicial de $m = 10.n$ é gerada, onde m = tamanho de amostras iniciais e n = número de variáveis (JONES et al, 1998). Essa amostra pode ser gerada através do Hipercubo Latino (LHS) ou outra técnica de amostragem (GIUNTA et al, 2003);
2. Construção do metamodelo ou modelo substituto baseado no ajustamento de superfície krigagem;
3. Encontrar as variáveis de projeto que maximizaram a melhora esperada da função;
4. Se a melhora máxima esperada é inferior a $TOL * f_{\min}$, parar o algoritmo. O valor sugerido para a tolerância é 1% (JONES et al, 1998);
5. Se a otimização não convergir, adicionar novas amostras e atualizar metamodelo. Ir para o passo 3.

4.7 – Algoritmo Genético (GA)

Algoritmos genéticos (GOLDBERG, 1989) (*Genetic Algorithms – GA*) são técnicas de busca baseadas numa metáfora do processo biológico de evolução natural, podendo ser caracterizados como uma técnica heurística de otimização global (LINDEN, 2008). Heurísticas são estratégias para solucionar problemas por tentativa e erro (OLIVEIRA, 2013).

Os algoritmos genéticos (GA's) pertencem à família dos algoritmos ou computações evolucionários que possuem também a programação evolucionária, estratégias evolucionárias, programação genética e estratégias de colônia (CASTRO, 2001). Os GA's são algoritmos de busca baseados na teoria de Charles Darwin, onde a sobrevivência depende fortemente da natureza e quanto mais fortes, maiores são as chances da espécie evoluir (DARWIN, 1859). John Holland foi quem iniciou a proposta em seu livro de 1975, na metodologia dos GA's cada indivíduo de uma população terá um valor associado à adaptabilidade em uma nova geração de indivíduos usando os princípios de reprodução e sobrevivência dos mais aptos, pela aplicação de operadores genéticos como cruzamento e mutação. Holland descreve o funcionamento dos GA's nas etapas de inicialização, avaliação, seleção cruzamento, mutação, atualização e finalização que serão descritos adiante.

Os GA's são os tipos mais populares de algoritmos evolucionários, devido à disponibilidade de várias versões dos mesmos em programas comerciais e de livre acesso, e também porque já foram investidas várias técnicas para torná-los mais robustos (PULIDO, 2005; OLIVEIRA, 2013).

Em Oliveira, 2012 apud Michalewicz, 1997, descreve-se a sequência de passos de um algoritmo genético:

1. Gerar população inicial;
2. Avaliar a função de aptidão dos indivíduos da população;
3. Checar a convergência;
4. Avaliar ou reabilitar cada cromossomo (variável de projeto);
5. Aplicar os operadores genéticos para gerar novas populações (reprodução por cruzamento e/ou por mutação genética);
6. Retornar ao passo 2 e repetir o processo até alcançar a convergência.

4.7.1 – Características dos algoritmos genéticos

A forma de busca dos GA's se dá através de operadores genéticos, onde estes podem ser utilizados mais comumente como operadores de cruzamento, como operadores principais e operadores de mutação como secundário. De acordo com Oliveira, (2013) apud Gen & Cheng, (2000), é sugerida uma abordagem onde os dois operadores desempenham papéis importantes durante o processo. Essa abordagem será utilizada neste trabalho e os estudos realizados foram através do GA presente na caixa de ferramentas de otimização global do MATLAB®.

4.7.1.1 – População Inicial

A população inicial é na maioria das vezes realizada de forma aleatória e com isso dificulta a obtenção dos resultados, já que não se tem indivíduos (variáveis) viáveis como informação prévia (CASTRO, 2001; OLIVEIRA, 2013). A inicialização da população determina o processo de criação dos indivíduos para o primeiro ciclo do algoritmo.

4.7.1.2 – Seleção dos indivíduos

A seleção é responsável pela perpetuação de boas características na espécie, ou seja, escolhe-se os indivíduos mais promissores para a próxima geração. É no estágio de seleção que os indivíduos são escolhidos para posteriormente efetuar o cruzamento. De acordo com o grau de aptidão de cada indivíduo é efetuado um sorteio onde os mais aptos têm maiores chances de se reproduzirem.

A configuração padrão do MATLAB para a seleção dos indivíduos é a chamada seleção estocástica uniforme. Na seleção estocástica uniforme, é definida uma linha na qual cada indivíduo corresponde a uma seção da mesma, de tamanho proporcional ao valor do seu score escalonado. O algoritmo dessa função define um tamanho de passo padrão a ser dado sobre a reta, e a cada passo dado, o algoritmo aloca um genitor. O primeiro passo tem o tamanho menor do que o passo padrão e é definido por um número aleatório com distribuição uniforme (OLIVEIRA, 2013).

4.7.1.3 – Opções de reprodução: elitismo, cruzamento e mutação

Após o processo de seleção, os indivíduos genitores contribuirão para criação dos descendentes. O GA do MATLAB define três tipos de descendência (MATLAB, USER'S GUIDE 2012; OLIVEIRA, 2013):

1. Descendência por elitismo: são os indivíduos com melhores aptidões; o valor adotado neste trabalho é o padrão do MATLAB de 2 indivíduos;
2. Descendência por cruzamento: são indivíduos criados a partir da combinação vetorial dos pares de genitores;
3. Descendência por mutação: são indivíduos criados pela introdução de mudanças aleatórias, ou mutações, em um único genitor.

A população permanece sempre com o mesmo número de indivíduos definido no início do processo de busca, e, para criação da próxima geração, é definido o percentual de descendentes do cruzamento, sem contar com os descendentes do elitismo e o restante é gerado por mutação.

4.7.1.4 – Resumo da configuração utilizada para o algoritmo genético

A configuração utilizada no GA foi a configuração padrão definida no MATLAB, que está listada a seguir (OLIVEIRA, 2013):

1. Tipo de população: variáveis reais;
2. População inicial: criada através de um plano de amostragem considerando a técnica LCVT (ROMERO et. al., 2006), com 100 indivíduos;
3. Escalonamento dos indivíduos: de acordo com o posto;
4. Seleção: seleção estocástica uniforme;
5. Elitismo: 2 sobreviventes;
6. Fração de população criada por cruzamento: 80%;
7. Tipo de cruzamento: cruzamento difuso;
8. Tipo de mutação: mutação Gaussiana;
9. Número de gerações: 100;
10. Tolerância: 10^{-6} ;

11. Número de gerações para verificação das modificações no valor da melhor aptidão: 50.

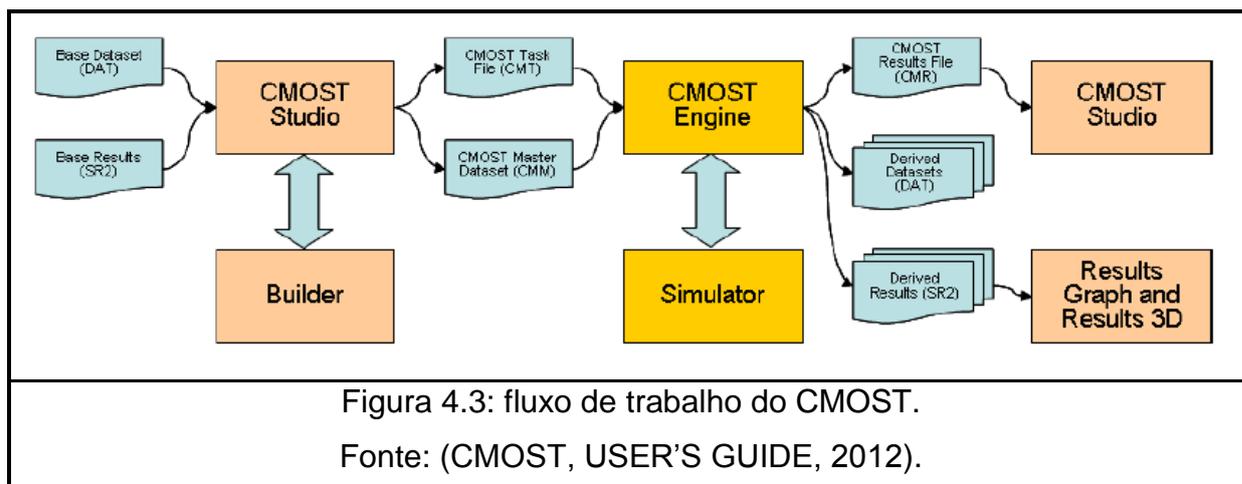
4.8 – FERRAMENTA CMOST

CMOST é a ferramenta de assistência da CMG (Computer Modelling Group Ltd.) que trata de ajuste de histórico, otimização, análise de sensibilidade e avaliação de incertezas. O simulador pode ser usado em qualquer situação em que o usuário queira executar tarefas múltiplas de simulação com a intenção de convergir para uma melhor solução do problema ou simplesmente ver o efeito das alterações dos parâmetros de entrada sobre as propriedades de saída.

Uma vez criado um arquivo CMOST, ele enviará automaticamente aos programas de simulação (IMEX) e verificará o seu estado periodicamente, com o término das simulações ele irá processar os resultados e então pode-se visualizar as respostas do problema. Para fazer melhor uso do CMOST, deve-se ter uma boa compreensão do modelo de reservatório que está trabalhando. Os parâmetros que precisam ser ajustados e os resultados possíveis de mudança de cada parâmetro devem ser conhecidos.

O fluxo de trabalho do CMOST tem como ponto de partida os arquivos base (template.dat) com suas respectivas respostas (template.irf e template.mrf), no CMOST deverá ser criado um arquivo .cmt com o que se quer otimizar (minimização ou maximização), ajuste de histórico ou avaliação de incertezas, além disto deve-se escrever o arquivo .cmm onde serão descritas as variáveis. Durante esta etapa o CMOST tem livre acesso ao programa de construção de casos BUILDER.

Em seguida, o CMOST realizará as simulações diretamente com os simuladores (IMEX, GEM, STARS). Ao fim das simulações, o CMOST fornecerá um arquivo de saída .cmr com as respostas e o arquivo .dat preenchido com as variáveis juntamente com suas respostas do caso ótimo. Na Figura 4.3, tem-se a estrutura do fluxo de trabalho do CMOST.

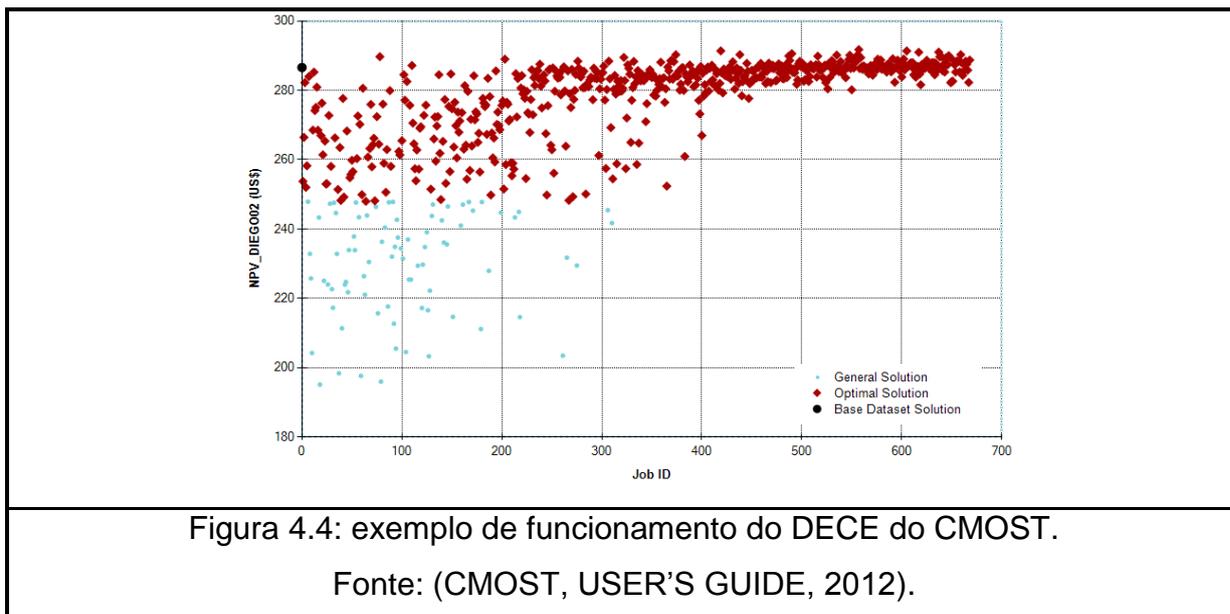


Os métodos de otimização disponíveis no CMOST são: CMG DECE; Hipercubo Latino com Krigagem (*Latin Hypercube Plus Proxy Optimization*); Exame de Partículas (*Particle Swarm Optimizer*); Busca pela força bruta (*Brute Force Search*) e busca aleatória (*Random Search*). Como dito anteriormente, serão utilizados os otimizadores CMG DECE e o LHS com Krigagem ordinária que serão descritos em seguida. Assim como no EGO, o método DECE e LHS da CMG serão utilizados na fase de exploração de projeto.

4.8.1 – Método CMG DECE

CMG DECE é o método de otimização implementado pela CMG. O método DECE de otimização simula o processo de engenharia de reservatórios comumente usados para resolver problemas de ajuste de histórico ou otimização. Ele pode ser descrito como um processo iterativo de otimização que se aplica em dois momentos: primeiro na fase de exploração do espaço de projeto e no segundo estágio a evolução controlada sequencialmente. Na fase de projeto de exploração, o objetivo é explorar o espaço de busca de forma aleatória projetando de tal forma que o máximo de informações sobre o espaço de busca pode ser obtida. Nesta etapa, o plano de amostragem e técnicas de busca são aplicadas para pegar os valores dos parâmetros e criar conjuntos de dados de simulação representativos.

Na fase de evolução controlada, as análises estatísticas são realizadas para os resultados de simulação obtidos na etapa de Exploração de Projeto. A Figura 4.4 mostra um exemplo de busca pela solução ótima utilizando o DECE da CMG.

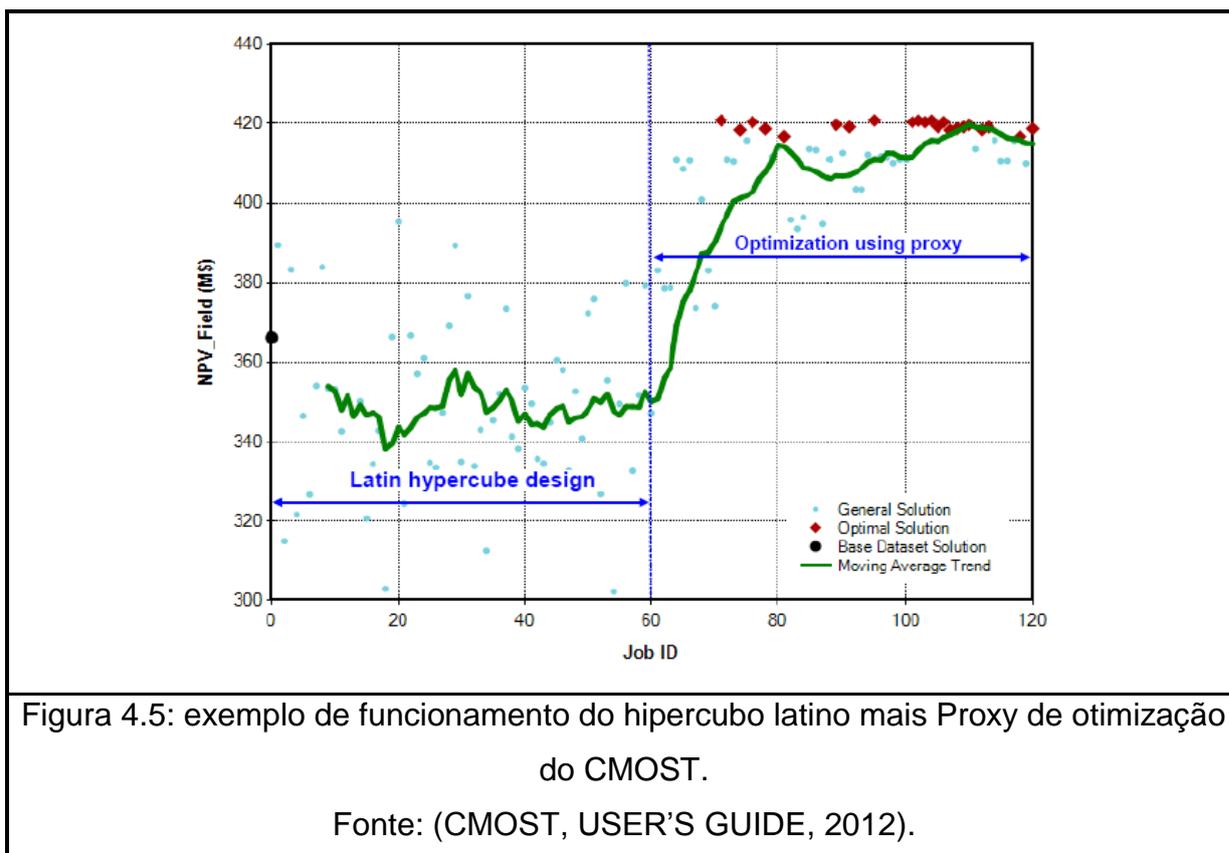


4.8.2 – Método Latin Hypercube Plus Proxy Optimization

Este método também está dividido em duas etapas: a primeira é a construção do plano de amostragem através do LHS e a segunda é feita a modelagem proxy ou metamodelos.

O objetivo do plano de amostragem do Hipercubo Latino é a construção de combinações de valores do parâmetro de entrada, de modo que o máximo de informação pode ser obtida a partir de um número mínimo de simulações. Nesta etapa, um modelo de proxy empírico é construído usando os dados obtidos a partir dos plano de amostragem do Hipercubo Latino. Duas opções de Proxy estão disponíveis no CMOST, são eles: Modelo de Regressão Polinomial e Krigagem Ordinária. Neste trabalho será utilizado o modelo de krigagem ordinária.

A combinação LHS+otimização proxy resulta em um salto de qualidade. Por exemplo, como mostrado na Figura 4.5, após o plano de amostra inicial de 60 simulações, a solução global ideal é rapidamente encontrada dentro de duas iterações de otimização de proxy (existem 10 pontos amostrais em cada iteração).



4.9 – Estratégia híbrida de otimização

Para problemas multimodais, como é o caso da otimização da produção de hidrocarbonetos, os algoritmos globais seriam uma boa escolha para a maximização da função objetivo VPL, porém, seria necessário um grande número de avaliações para obter a convergência. Por outro lado, a otimização local necessita de um bom ponto inicial de partida para poder convergir, além de haver uma necessidade de várias amostras.

Em busca de um melhoramento das soluções ótimas das respostas dos otimizadores globais descritos anteriormente, é proposto a estratégia híbrida de otimização. A ideia é que se inicie a busca pelas variáveis ótimas nos otimizadores globais, sem que se chegue ao ponto de convergência, assim fornecendo pontos promissores para serem inseridos como pontos de partida da busca do ótimo na estratégia local, utilizando a estratégia de otimização por aproximação sequencial (SAO). Com isto espera-se um refinamento na melhora da função objetivo e redução do custo computacional (número de avaliações de função objetivo).

De acordo com Linden (2008), os melhores resultados das otimizações foram obtidos por aqueles que hibridizaram seus algoritmos com métodos de otimização local. Isto facilita a otimização de cada variável e, apesar de diminuir a diversidade (o número de máximos locais é significativamente menor que o tamanho do espaço de busca), aumenta a qualidade de cada solução individual, contribuindo para um desempenho superior do algoritmo como um todo, especialmente se usarmos um módulo de população com elitismo.

Pode ser comprovado o sucesso da estratégia híbrida em Oliveira (2013), que propôs uma hibridização nas vazões de injeção e produção visando a maximização da função objetivo VPL. A estratégia utilizada foi a utilização do algoritmo genético como otimizador global e a estratégia SAO em uma segunda etapa refinando suas respostas com a hibridização. Com isso houve uma melhora significativa na função objetivo VPL e redução do custo computacional (avaliação de função).

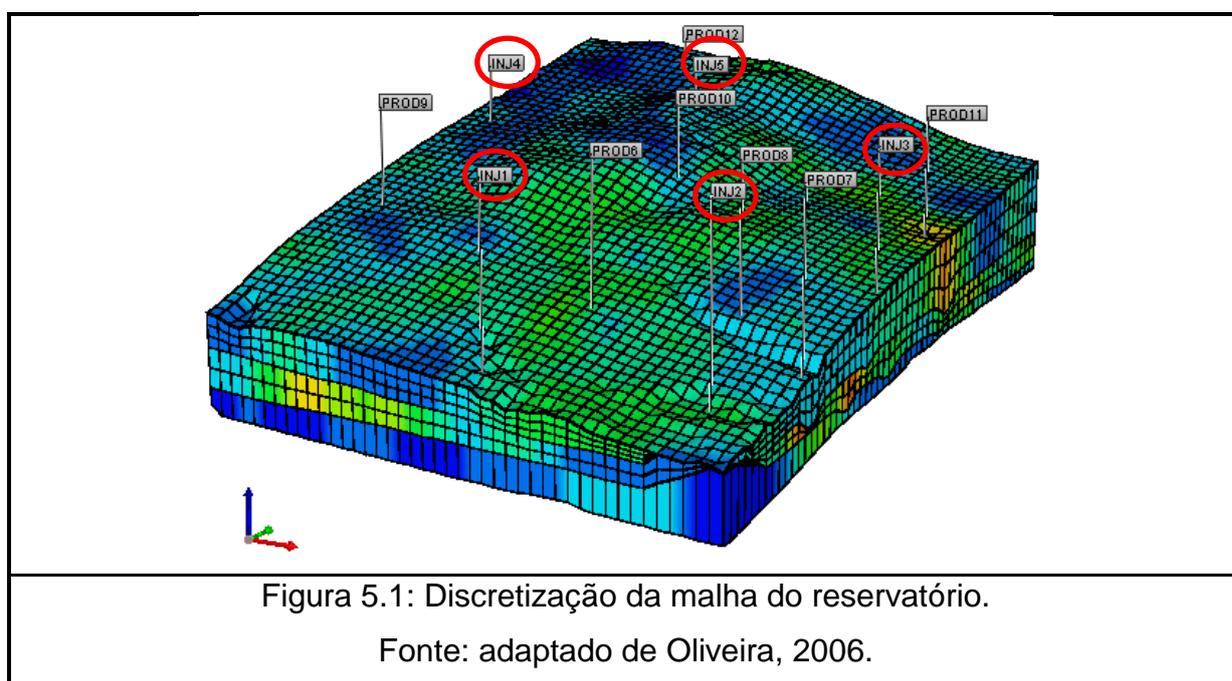
Nos capítulos 5 e 6, serão descritos os casos estudados para validar as ferramentas computacionais desenvolvidas para o problema da otimização de injeção de polímeros. As análises foram realizadas nos poços injetores de dois reservatórios, o primeiro, denominado caso1, é um reservatório sintético que será exposto no quinto capítulo e o segundo, denominado caso2, um reservatório real cedido pela PETROBRAS (unidade operacional UO-RNCE) que será abordado no sexto capítulo.

Capítulo 5:

Estudo do Caso1: Reservatório Sintético

5.1 – Descrição do caso1 – sem injeção de polímeros

O caso1 representa o reservatório com características semelhantes às situações reais. O modelo criado é baseado em casos reais offshore e é constituído a partir de técnicas de geoestatística e dados de afloramento. O modelo gerado reproduz um sistema deposicional turbidítico, típico de formações em águas profundas, que são características comumente encontradas nas bacias sedimentares da costa brasileira. O modelo numérico é constituído de uma malha de 43x55x6 células. A discretização da malha assim, como a localização dos poços injetores e produtores, podem ser vistas na Figura 5.1.



Conforme verifica-se na Figura 5.1, o caso em estudo possui 5 (cinco) poços injetores (que estão em destaque) e 7 (sete) poços produtores. A vazão de injeção máxima de água injetada durante toda a análise (24 anos) é fixada em 1.800 m³/dia (em condições de superfície) sob a restrição de uma pressão de fundo de poço máxima de 2.855,21 kgf/cm². Já os poços produtores operam com uma vazão de pro-

dução máxima de óleo de 1.000 m³/dia (em condições de superfície) sob uma pressão de fundo de poço mínima de 112,17 kgf/cm².

As características da porosidade e da permeabilidade da rocha reservatório podem ser vistas nas Figuras 5.2, 5.3(a) e 5.3(b), onde cada quadro representa o mapa de porosidade e permeabilidade de uma das camadas do reservatório.

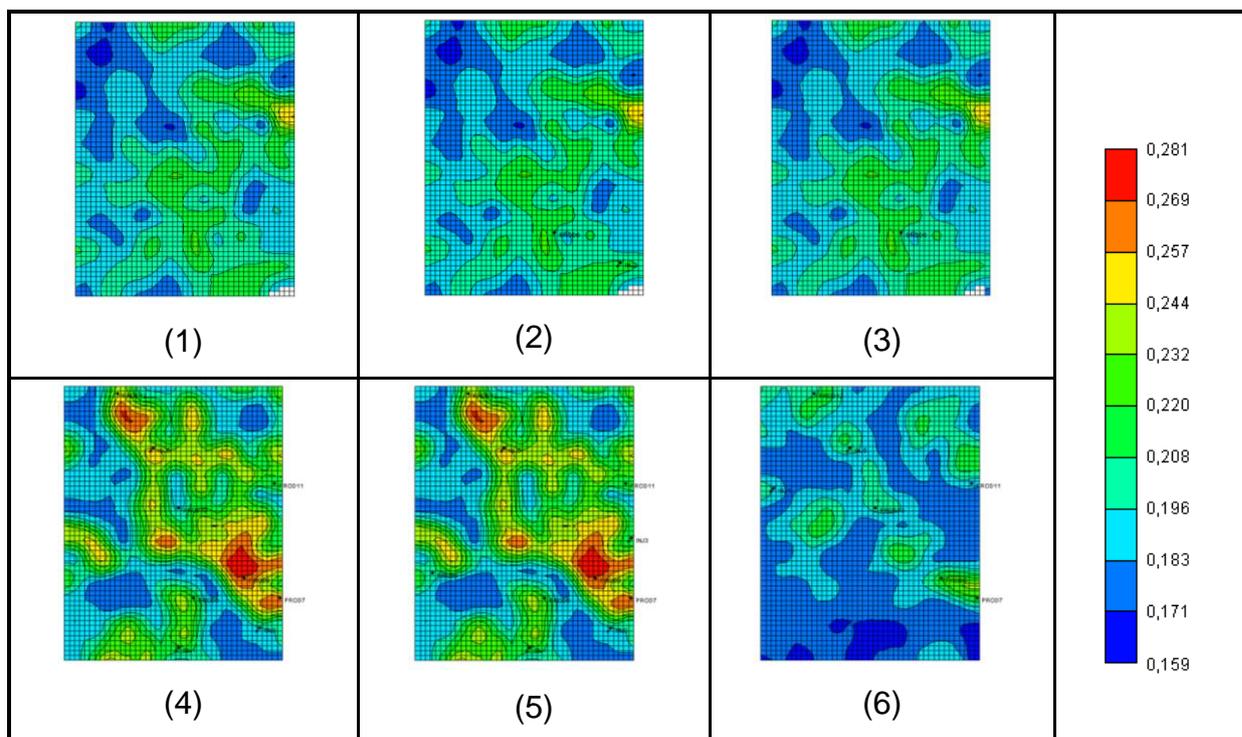


Figura 5.2: mapas de porosidade do reservatório: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.

Fonte: adaptado de Oliveira, 2006.

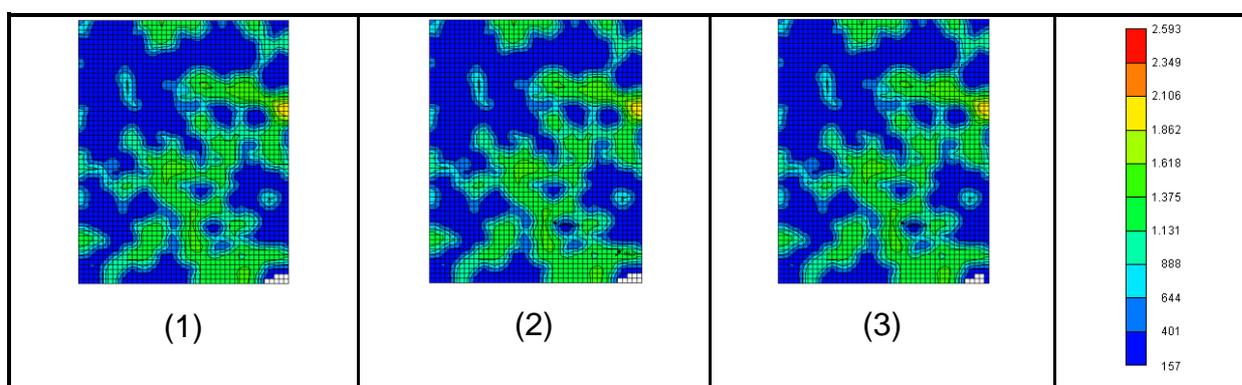
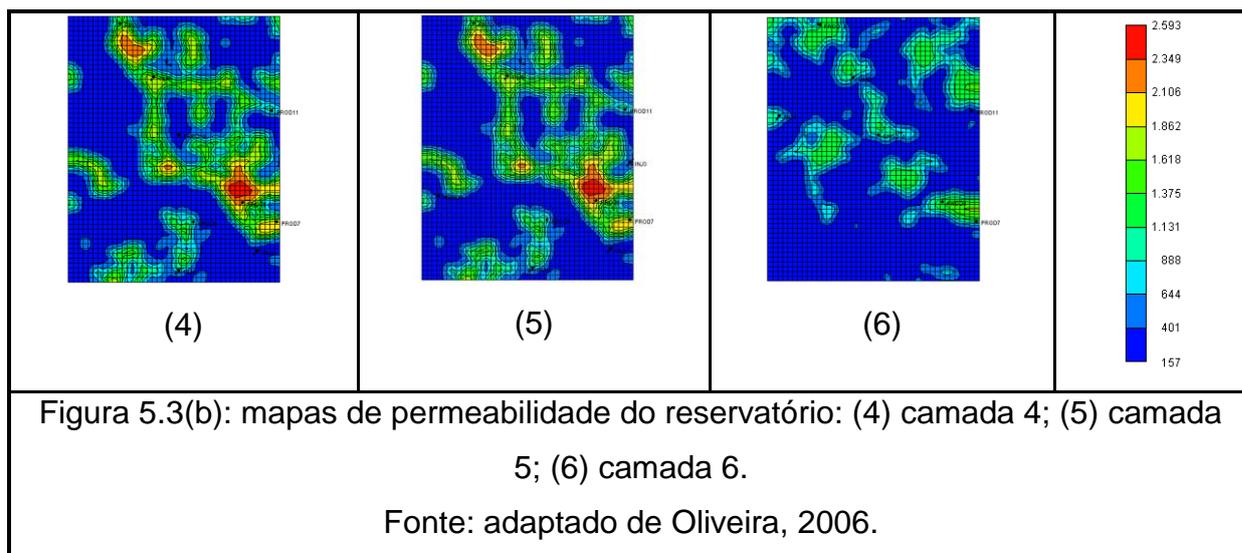


Figura 5.3(a): mapas de permeabilidade do reservatório: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3.

Fonte: adaptado de Oliveira, 2006.



As características principais do reservatório estão resumidas na Tabela 5.1.

Tabela 5.1. Características do reservatório.

Propriedades do Reservatório	Dados
Malha de Simulação	43(4300m) x 55(5500m) x 6(var)
Porosidade	Entre 16% e 28%
Permeabilidades horizontais (k_h)	Ver mapas
Permeabilidades verticais (k_v)	30% de k_h
Compressibilidade da rocha 1.019 kgf/cm ²	$2,0 \times 10^{-7} \text{ (kgf/cm}^2\text{)}^{-1}$
Contatos entre fluidos	Sem contatos WOC e GOC
Pressão de saturação (P_{sat})	101,97 kgf/cm ²
Viscosidade T_{res}, P_b	0,77 cP
Razão gás-óleo de formação (RGO_F)	78,1 m ³ /m ³ std

Os mapas de distribuição das saturações de água no reservatório estão representados nos mapas das Figuras 5.4 e 5.5 em tempos distintos, no início da simulação e próximo do final do período de concessão.

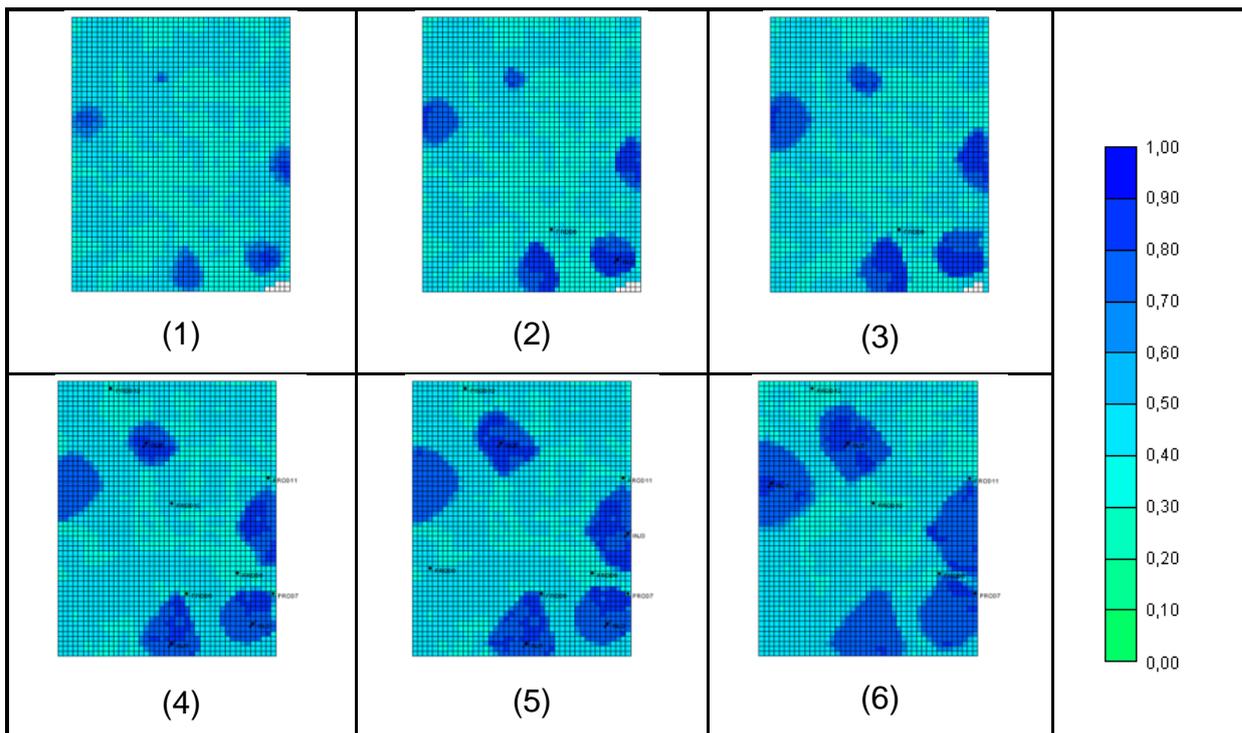


Figura 5.4: mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.

Fonte: adaptado de Oliveira, 2006.

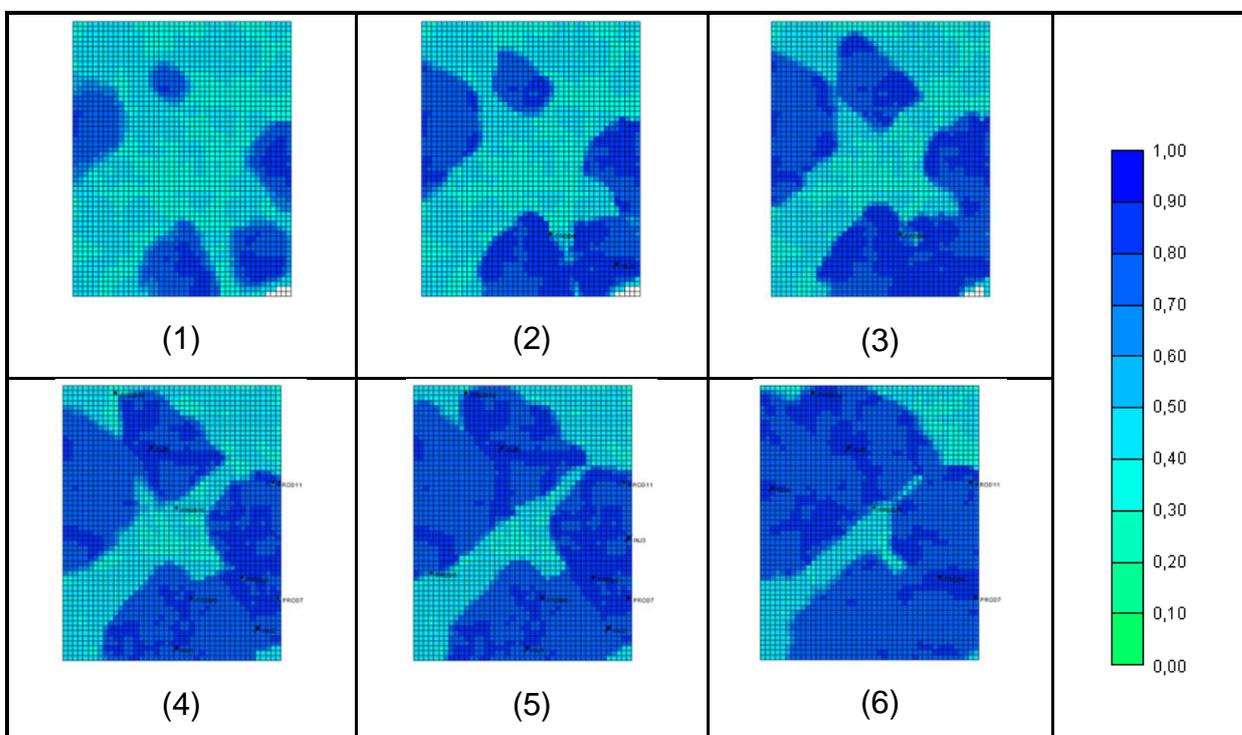


Figura 5.5: mapas de saturação de água no fim do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.

Fonte: adaptado de Oliveira, 2006.

Percebe-se o avanço da água nos poços produtores ao longo do tempo, o que acarreta na diminuição da produção de óleo. A busca para retardar o efeito do aumento de “*water cut*” é o que se espera de um projeto de IOR, conseguindo aumentar a vida produtiva dos poços produtores e conseqüentemente melhorando o VPL. Serão abordados nos próximos tópicos as estratégias de otimização que maximiza a produção de óleo viabilizando o método de injeção de polímeros através do ganho advindo pelo método.

5.2 – Descrição das estratégias de otimização

As análises do caso1 foram divididas em duas etapas: na primeira, foram feitas otimizações nas vazões de injeção de água em três ciclos de controle por poço injetor que foi estudado inicialmente sem injeção de polímeros. Na segunda etapa serão apresentados os resultados do caso1 com a otimização da injeção de polímeros. As descrições das estratégias de otimização utilizadas nos reservatórios (caso1 e caso2) estão listadas na Tabela 5.2. As linhas destacadas em azul são referentes as otimizações globais, a linha verde a otimização local e as linhas vermelhas representam as otimizações híbridas.

Tabela 5.2: descrição das estratégias.

	Estratégias	Descrição
1	EGO	Otimização global eficiente
2	GA	Otimização global através do algoritmo genético
3	CMOST₁	Otimização global através do método DECE do CMOST
4	CMOST₂	Otimização global através do método LHS+proxy do CMOST
5	SÃO	Otimização sequencial aproximada com pontos iniciais aleatórios
6	SAO_{ego}	Estratégia híbrida (EGO _{global} + SAO _{local})
7	SAO_{ga}	Estratégia híbrida (GA _{global} + SAO _{local})
8	SAO_{cmost1}	Estratégia híbrida (EGO _{cmost1} + SAO _{local})
9	SAO_{cmost2}	Estratégia híbrida (EGO _{cmost} + SAO _{local})

As estratégias CMOST₁ e CMOST₂ são as únicas que possuem menos variáveis por conta da limitação de construção do problema de otimização na ferramenta

CMOST. A única diferença é que nestas simulações as variáveis tempo de início x_{2i-1} e duração da injeção de polímeros x_{2i} são reduzidas para duas variáveis, onde todos os poços começam e terminam de injetar polímeros no mesmo período x_{2i-1} e x_{2i} , porém, quando as estratégias são tratadas na hibridização, as variáveis de tempo passam a variar por cada poço injetor.

5.3 – Resultados do caso1 sem polímeros

O problema de otimização nesta etapa é composto por 25 variáveis, cada poço injetor terá cinco variáveis de projeto (três ciclos de controle de vazões em 2 tempos distintos). Somente nas estratégias CMOST₁ e CMOST₂ foram reduzidos para 17 o número de variáveis, onde permanecem variando as vazões por poço e os tempos de início e duração de injeção de polímeros para todos os poços injetores. A Tabela 5.3 mostra todas as soluções ótimas das estratégias utilizadas para obter o retorno financeiro Lucro e VPL.

Tabela 5.3: resultados das estratégias de otimização.

Caso	Produção Acumulada de Óleo (m ³)	Aumento da Produção Acumulada de Óleo (m ³)	FR (%)	ΔFR (%)	Lucro (US\$)	VPL (US\$)
SEM OTI*	2,63E+07	0,00E+00	32,17	0,00	0,00E+00	4,97E+09
EGO	3,03E+07	3,97E+06	37,01	4,85	6,09E+08	5,58E+09
GA	3,10E+07	4,64E+06	37,83	5,67	6,64E+08	5,63E+09
CMOST ₁	3,04E+07	4,06E+06	37,12	4,95	6,14E+08	5,58E+09
CMOST ₂	3,11E+07	4,72E+06	37,93	5,77	7,13E+08	5,68E+09
SÃO	3,01E+07	3,79E+06	36,79	4,63	5,16E+08	5,49E+09
SAO _{EGO}	3,04E+07	4,02E+06	37,08	4,91	6,24E+08	5,59E+09
SAO _{GA}	3,12E+07	4,83E+06	38,07	5,90	6,94E+08	5,66E+09
SAO _{CMOST1}	3,06E+07	4,21E+06	37,31	5,14	6,34E+08	5,60E+09
SAO _{CMOST2}	3,13E+07	4,92E+06	38,18	6,01	7,42E+08	5,71E+09

* SEM OTI – análise sem otimização.

Percebe-se que a melhor resposta foi referente à estratégia híbrida SAO_{cmost2}, obtendo um aumento de 6,01% no melhoramento da recuperação de óleo, resultan-

do em um lucro de 742 milhões de dólares se comparado ao caso base sem otimização.

Na próxima figura é demonstrada de forma crescente a obtenção do lucro referente a cada melhoramento de recuperação do óleo (IOR – *Improved Oil Recovery*) por estratégia de otimização (ver Figura 5.6).

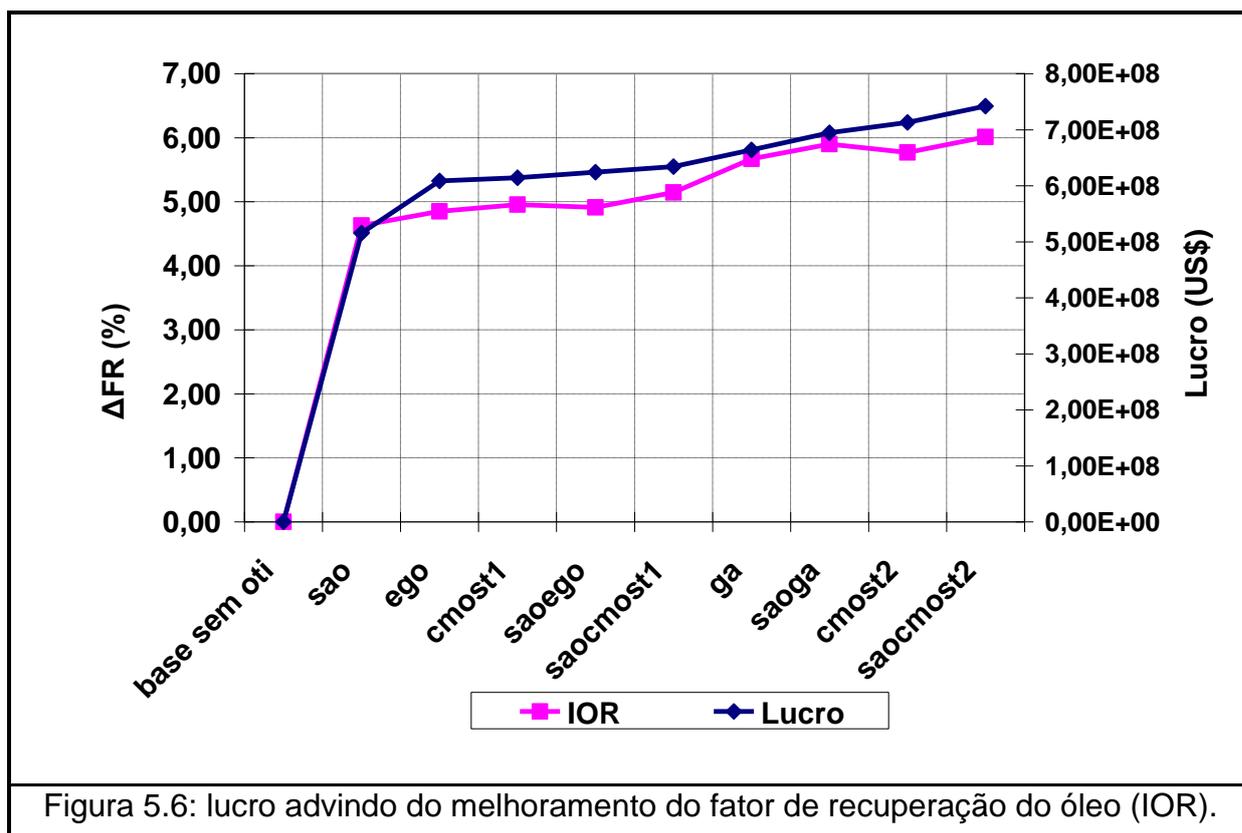


Figura 5.6: lucro advindo do melhoramento do fator de recuperação do óleo (IOR).

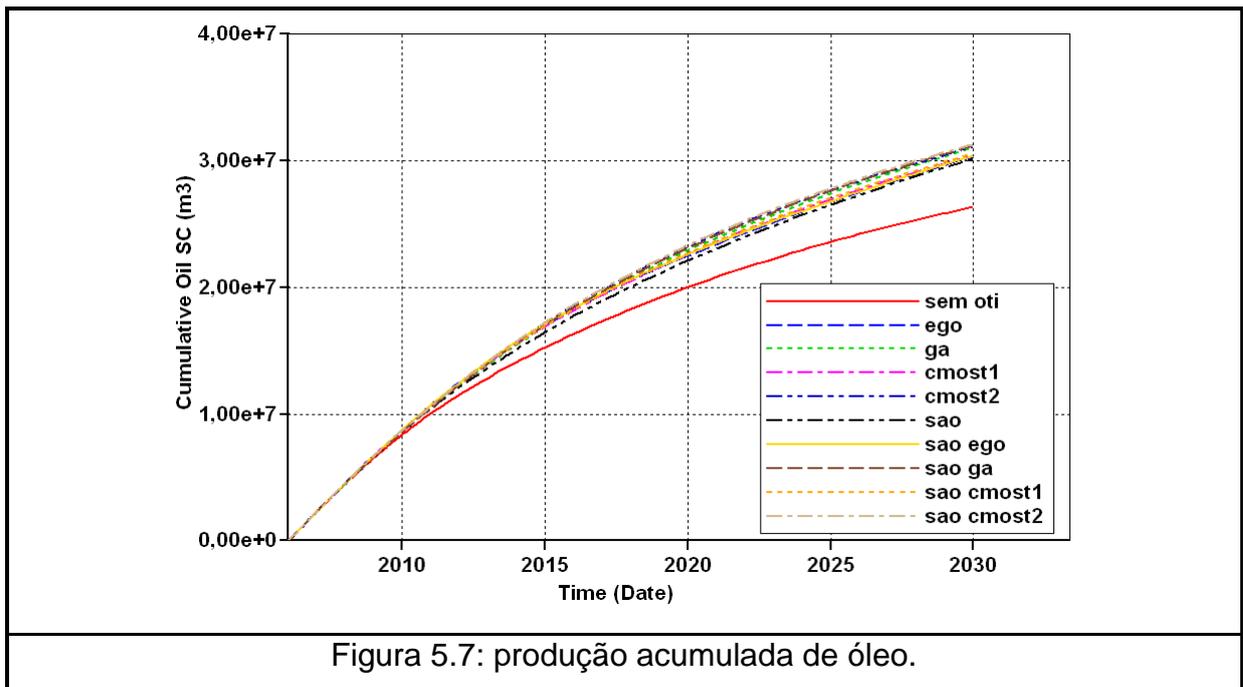
As respostas da estratégia global CMOST₂ também conseguiram bons resultados na busca ótima, de forma que ficou com o segundo melhor resultado desta análise. A terceira melhor resposta foi a da estratégia híbrida SAO_{GA}, que conseguiu um melhoramento no fator de recuperação de 5,90%, obtendo um lucro de 694 milhões de dólares. A Tabela 5.4, apresenta os resultados da função objetivo lucro obtidos pelas estratégias, assim como o número de avaliações de função (equivalente a utilizações do simulador) necessárias.

Com os resultados apresentados, observa-se que o algoritmo híbrido SAO_{CMOST2} demonstrou ser o mais eficiente, uma vez que obteve o melhor resultado da função objetivo a um custo computacional relativamente maior do que a segunda melhor estratégia CMOST₂ e muito menor do que a terceira melhor resposta (SAO_{GA}), reduzindo quase pela metade o custo computacional.

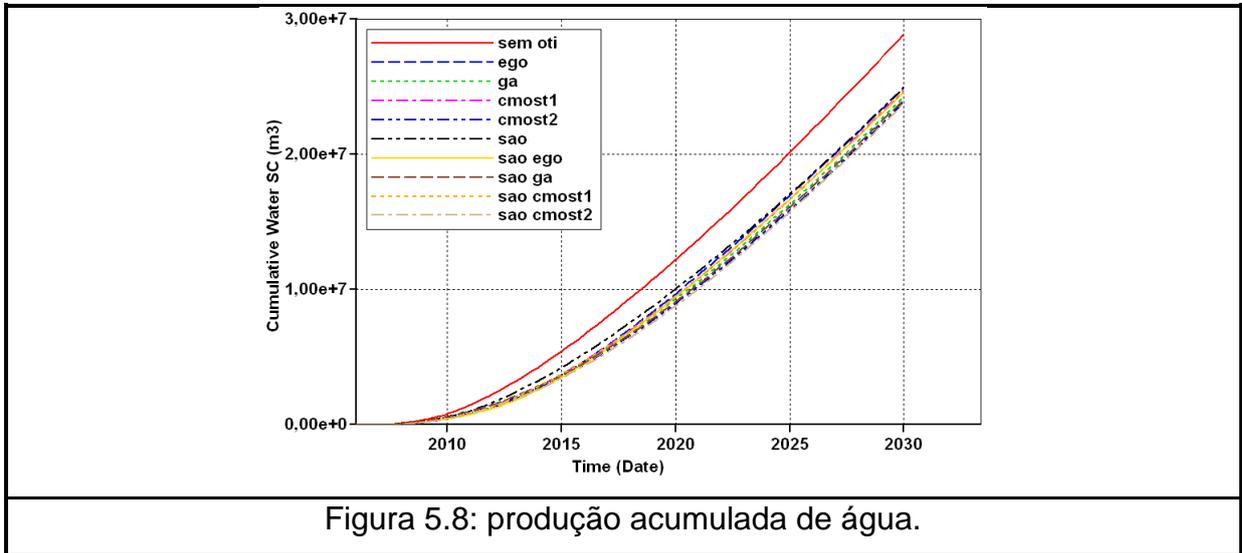
Tabela 5.4: eficiência das estratégias de otimização.

Estratégia	Função objetivo (10 ⁶ U.M.)	Avaliação de função
EGO	609	250
GA	664	1500
CMOST ₁	614	1280
CMOST ₂	713	960
SÃO	516	876
SAO _{EGO}	624	626
SAO _{GA}	694	2001
SAO _{CMOST1}	634	671
SAO _{CMOST2}	742	1046

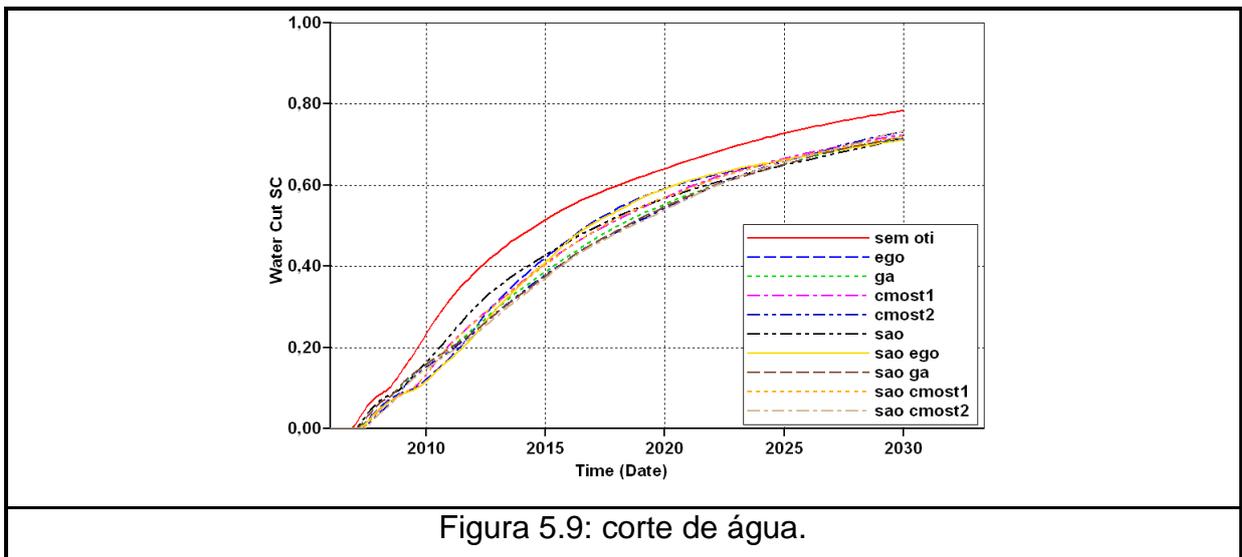
Nas Figuras 5.7, 5.8 e 5.9 estão plotadas as curvas de produção acumulada de óleo e água das simulações ótimas, além do corte de água respectivamente. Com o aumento da produção de óleo nos poços produtores, há tendência de diminuição da produção de água, que também atrasa a chegada da água nos poços produtores.



Percebe-se que houve um aumento expressivo na produção de óleo, em que a estratégia SAO_{CMOST2} obteve o melhor desempenho conseguindo produzir 31,3 milhões de metros cúbicos.



Como resultado do aumento da produção de óleo houve uma redução da produção de água em todas as estratégias (ver Figura 5.6) e conseqüentemente um retardo na chegada de água nos poços produtores (ver Figura 5.7).



Com o intuito de demonstrar as variáveis de vazão do problema de otimização foram plotados os gráficos nas Figuras 5.10 a 5.14 referentes às vazões de injeção

da melhor estratégia, SAO_{cmost2} , onde estão plotados juntamente com a pressão de fundo de poço de cada poço injetor.

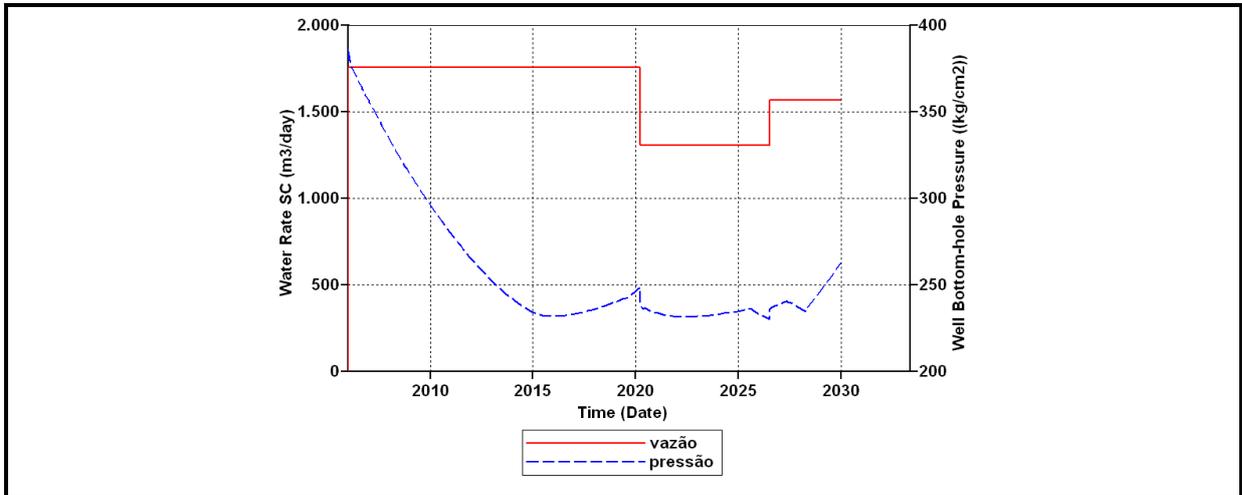


Figura 5.10: injetor 1 – vazão e pressão de fundo de poço do caso SAO_{cmost2} .

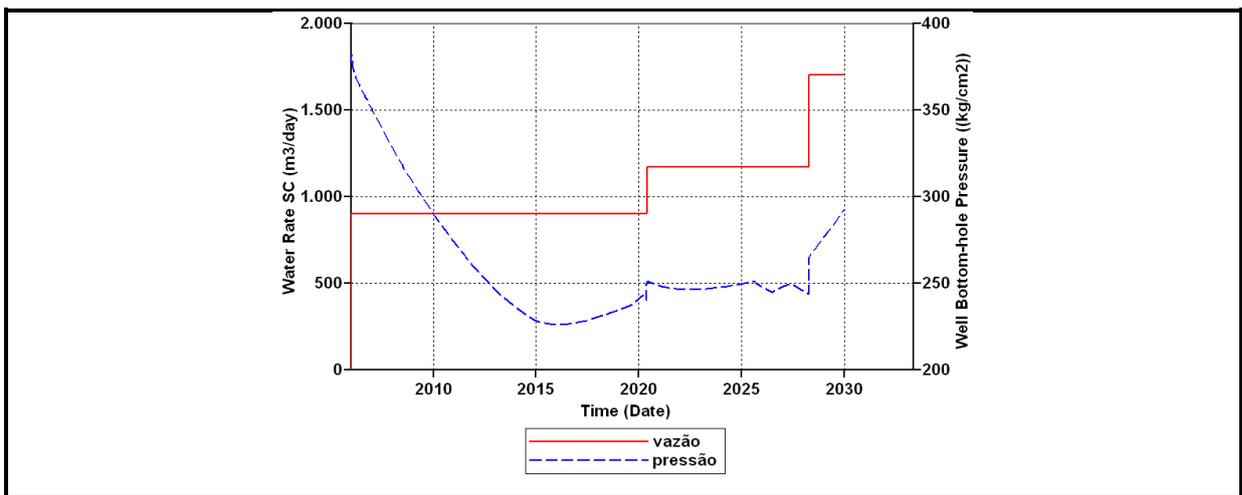


Figura 5.11: injetor 2 – vazão e pressão de fundo de poço do caso SAO_{cmost2} .

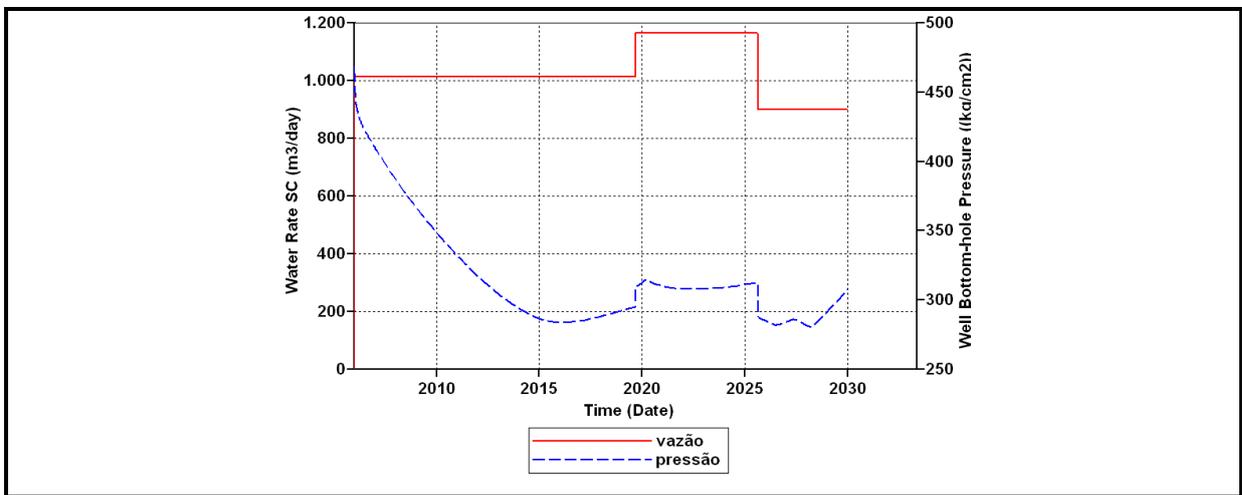
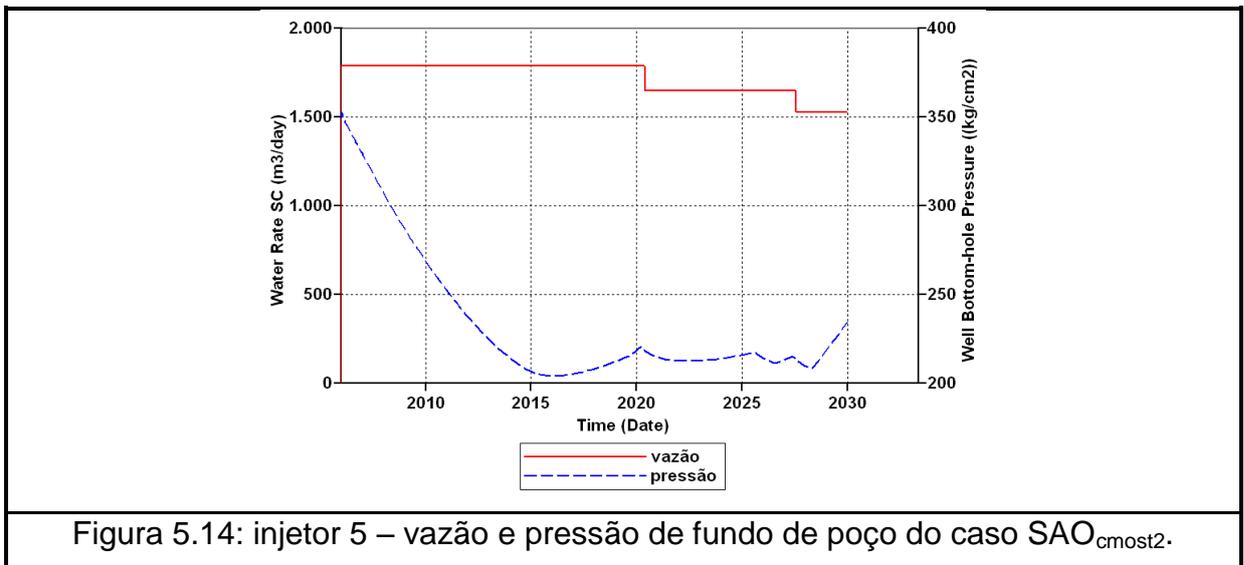
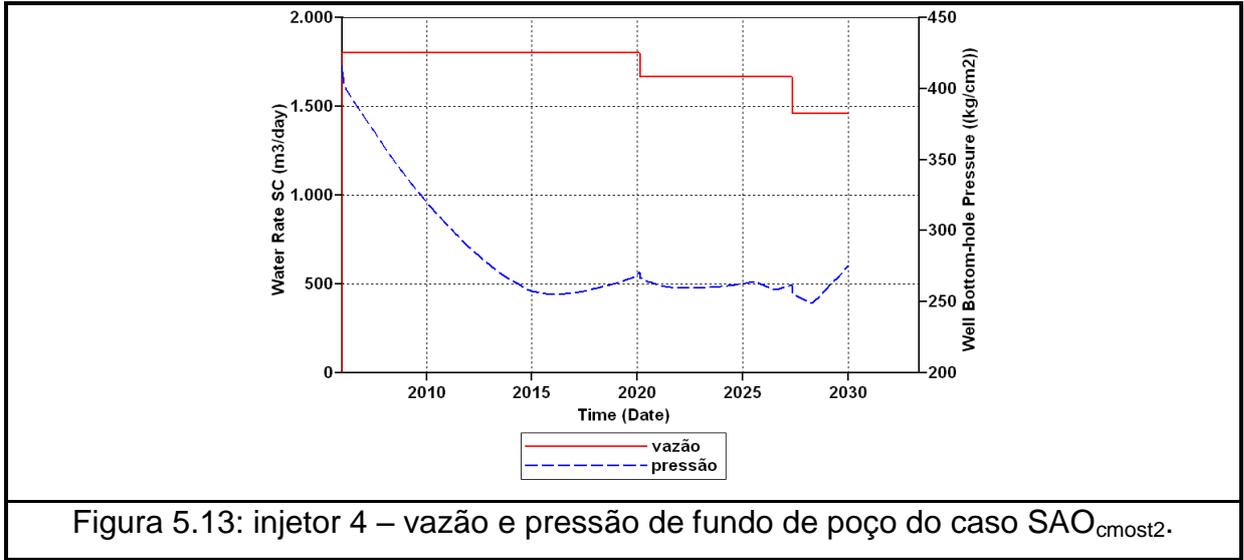


Figura 5.12: injetor 3 – vazão e pressão de fundo de poço do caso SAO_{cmost2} .



Analisando os gráficos citados anteriormente, pode-se observar a construção dos três ciclos de controle atuando em cada poço injetor e a interferência deste na curva de pressão de fundo de poço.

Os mapas de distribuição das saturações de água no reservatório da melhor estratégia SAO_{CMOST2} estão representados nas Figuras 5.15 e 5.16 em tempos distintos, no início da simulação e próximo do final do período de concessão.

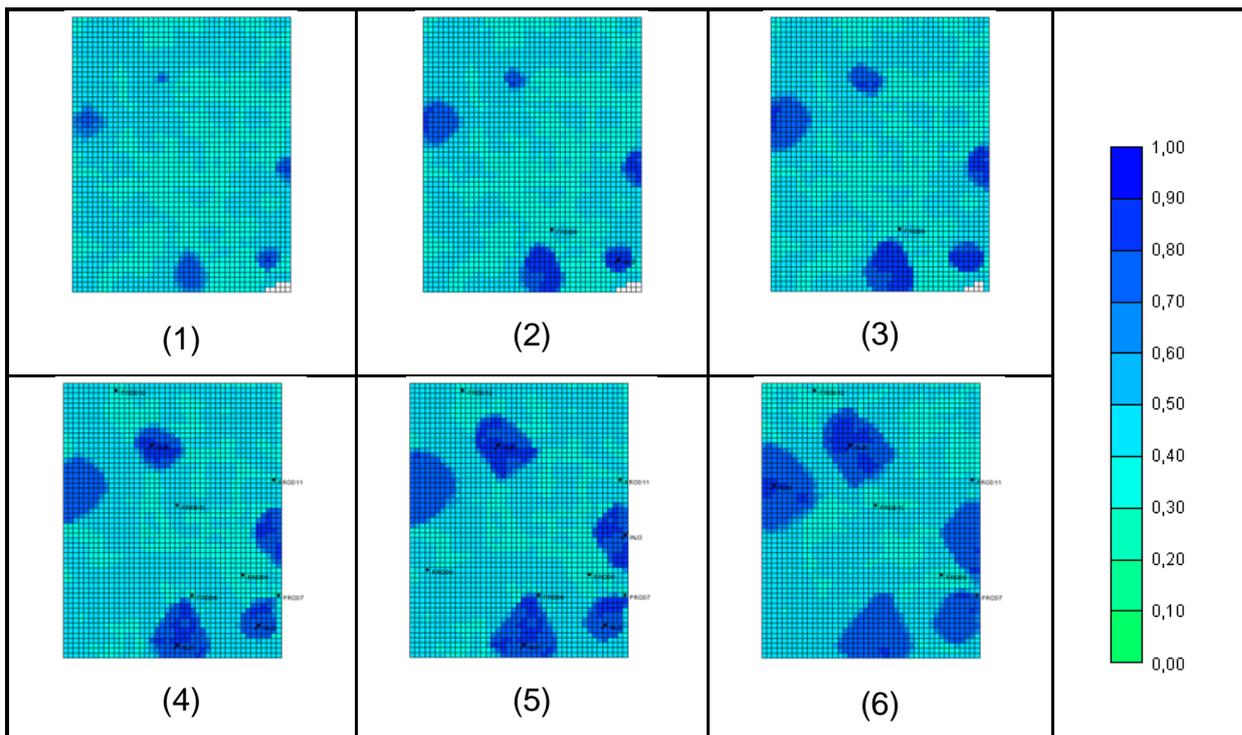


Figura 5.15: mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.

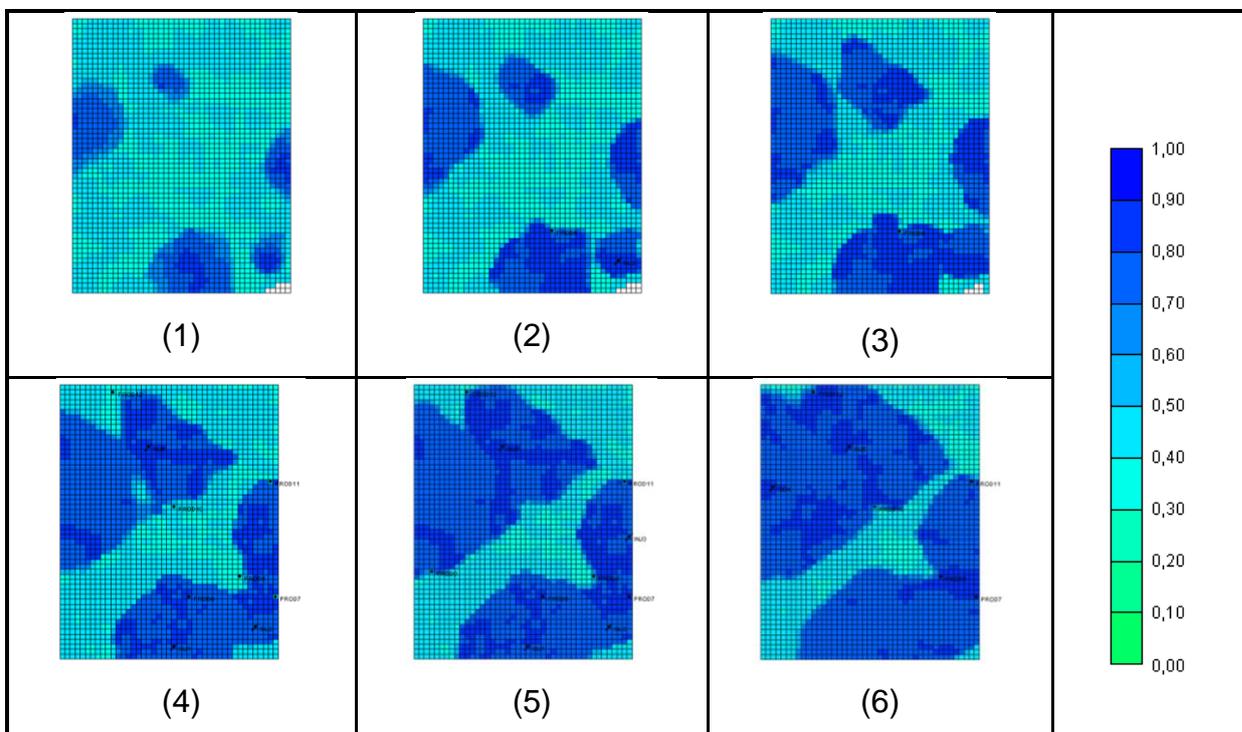


Figura 5.16: mapas de saturação de água no fim do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; (4) camada 4; (5) camada 5; (6) camada 6.

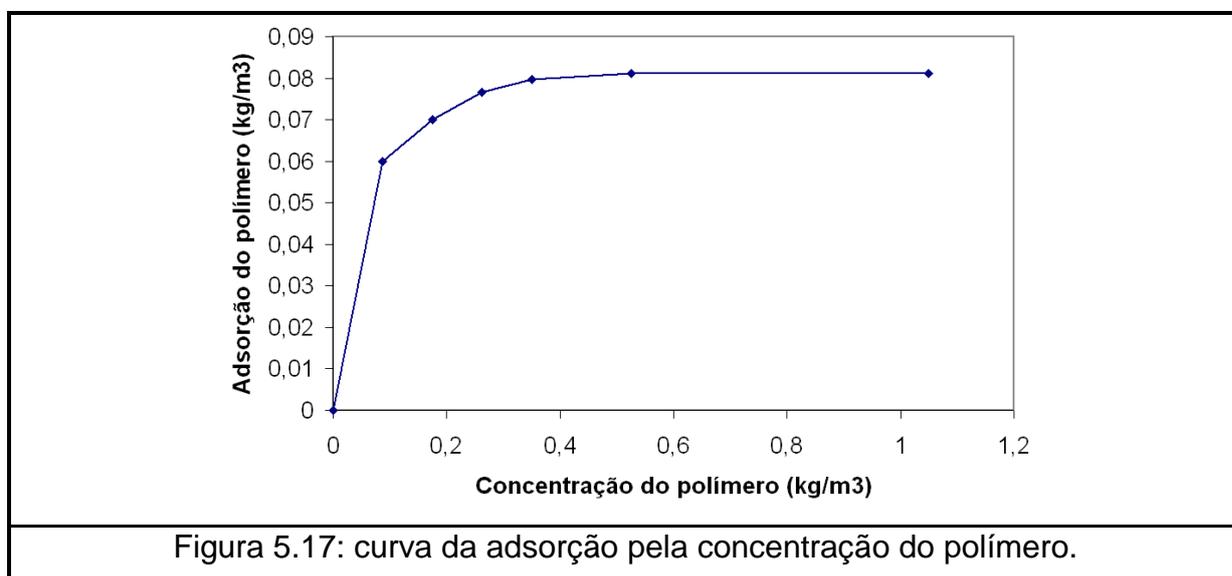
Percebe-se que houve uma redução da saturação de água no reservatório mesmo otimizando somente as vazões de injeção. No próximo item será acrescentado a variável de concentração de polímeros no problema de otimização. É esperada uma redução ainda maior da injeção de água e com isso o acréscimo da produção de óleo aumentando o valor do VPL.

5.4 – Caso1 com injeção de polímeros

Inicialmente serão descritos as propriedades do polímero utilizado e em seguida será abordado os resultados e análises da injeção de polímeros no reservatório.

5.4.1 – Descrição das propriedades do polímero

De acordo com a quantidade de concentração de polímero injetado no problema, a adsorção pode variar com o tipo de polímero, peso molecular, propriedades da rocha, salinidade, vazão e temperatura (LU, 2004). É abordado na Figura 5.17 o comportamento da curva de adsorção do polímero em função da concentração, onde o valor máximo de concentração do polímero é de $1,05 \text{ kg/m}^3$, que equivale a $0,081167 \text{ kg/m}^3$ de adsorção. Quanto maior for a adsorção, menor será a recuperação de óleo, esta retenção do polímero na rocha pode causar um descontrole na razão de mobilidades, perdendo seu efeito. O polímero aumenta a viscosidade da água através de um modelo de mistura não-linear.



A redução da permeabilidade do meio rochoso é função da adsorção do polímero na rocha, onde seu valor máximo de adsorção varia de 0,063 a 0,10 kg/m³ e a adsorção do polímero residual, aquele que não sai do reservatório, tem uma variação de 0,0063 a 0,01 kg/m³. Vê-se na Tabela 5.5 a interferência da adsorção do polímero em função da permeabilidade.

Tabela 5.5: Permeabilidade absoluta dependente das propriedades do polímero.

Perm (md)	max_ad (kg/m ³)	res_ad (kg/m ³)	p_pore (fração)	rrf
10	0,10	0,01	0,95	1,25
1000	0,08333	0,008333	1,0	1,1817
3000	0,08	0,008	1,0	1,1625
4000	0,07933	0,07933	1,0	1,1571
5000	0,07867	0,007867	1,0	1,154
10000	0,07533	0,007533	1,0	1,14
20000	0,069	0,0069	1,0	1,13
30000	0,063	0,0063	1,0	1,11

onde: **perm** é a permeabilidade do meio rochoso; **max_ad** é o valor máximo de adsorção do polímero no meio rochoso; **res_ad** representa a adsorção residual do polímero; **p_pore** é o volume poroso acessível as moléculas de polímero e **rrf** é a resistência a adsorção do polímero.

As propriedades do polímero utilizado nos casos 1 e 2 foram extraídas do arquivo de dados cedido pela PETROBRAS.

5.4.2 – Resultados do caso1 com injeção de polímeros

Os casos otimizados com a injeção de polímeros têm as mesmas características do seu respectivo caso sem injeção de polímero, ou seja, possuem as mesmas condições iniciais e propriedades físicas para o reservatório e propriedades do fluido, porém, agora é usada injeção de água com adição de polímeros para a recuperação do óleo.

Nesta etapa será acrescida a variável concentração de polímeros x_{cp} no cálculo da função objetivo totalizando 26 variáveis. Vale lembrar que, para as estraté-

gias $CMOST_1$ e $CMOST_2$, o número de variáveis foram reduzidos para 18, onde permanecem variando as vazões por poço, os tempos de início, duração e depois da injeção de polímeros para todos os poços injetores, bem como a concentração de polímeros.

Com o emprego das estratégias de otimização, foi possível melhorar a eficiência do polímero no reservatório. Com os valores de tempo inicial, duração de injeção, concentração de polímero e as vazões antes, durante e depois do banco de polímeros ótimos, é possível obter a maximização do lucro, tornando o método de recuperação em questão viável.

Será fornecida a melhor resposta ótima do caso1, sem injeção de polímeros, para dar maior credibilidade ao método de injeção de polímeros, ou seja, a intenção é que mesmo otimizando somente as vazões de injeção de água, o uso do método avançado melhora ainda mais a função objetivo lucro. A Tabela 5.6 mostra os resultados obtidos pelas estratégias de otimização utilizadas.

Tabela 5.6: resultados das estratégias de otimização.

Caso	Consumo de polímero (kg)	Produção Acumulada de Óleo (m ³)	Aumento da Produção Acumulada de Óleo (m ³)	FR (%)	Δ FR (%)	Lucro (US\$)	VPL (US\$)
Base _{oti}	0,00E+00	3,13E+07	4,92E+06	38,18	0,00	0,00E+00	5,71E+09
EGO	7,99E+06	3,20E+07	5,64E+06	39,06	0,88	-3,38E+07	5,68E+09
GA	1,33E+07	3,23E+07	5,95E+06	39,43	1,25	4,28E+07	5,75E+09
CMOST ₁	1,43E+07	3,23E+07	5,97E+06	39,46	1,29	5,24E+07	5,76E+09
CMOST ₂	1,53E+07	3,19E+07	5,57E+06	38,96	0,79	6,04E+07	5,77E+09
SÃO	1,84E+07	3,43E+07	2,99E+06	41,83	3,65	2,78E+08	5,99E+09
SAO _{EGO}	9,51E+06	3,27E+07	6,33E+06	39,89	1,71	7,14E+07	5,78E+09
SAO _{GA}	1,37E+07	3,27E+07	6,41E+06	39,99	1,82	8,95E+07	5,80E+09
SAO _{CMOST1}	1,96E+07	3,34E+07	7,11E+06	40,85	2,67	1,63E+08	5,87E+09
SAO _{CMOST2}	2,01E+07	3,43E+07	7,99E+06	41,92	3,74	2,86E+08	6,00E+09

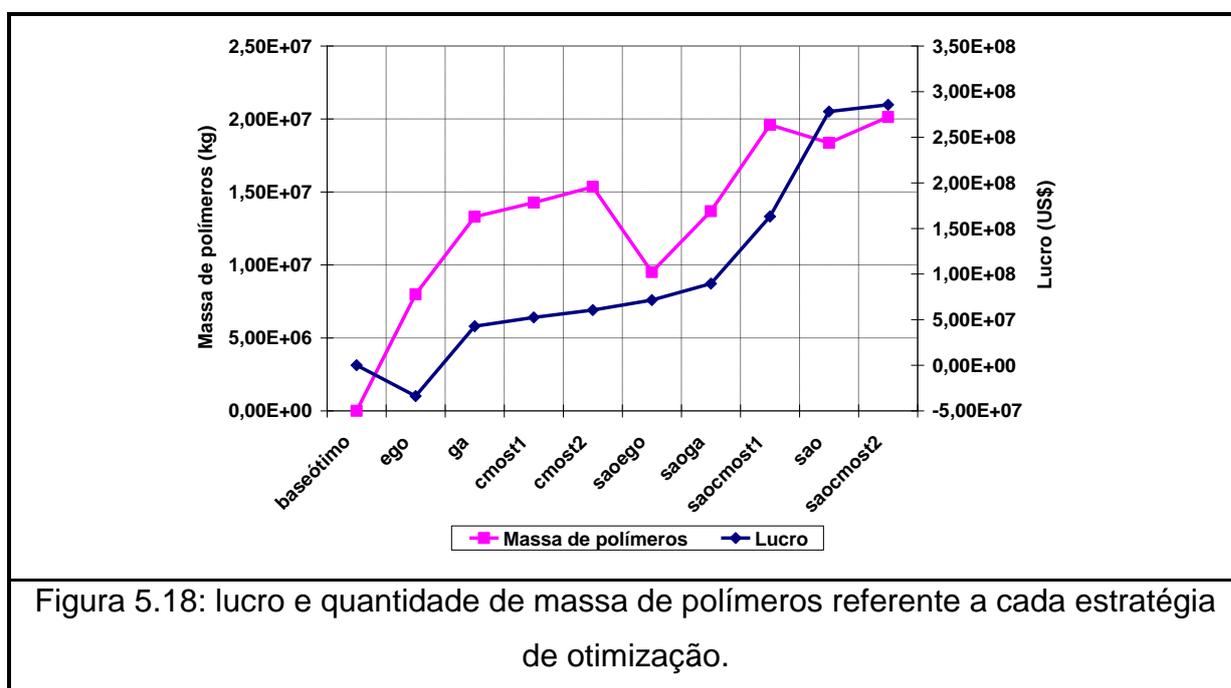
*Base_{oti} – melhor resposta ótima do caso1 sem injeção de polímeros.

É importante fazer algumas observações com relação à Tabela 5.6: de acordo com os resultados, a melhor solução para o problema proposto foi a estratégia SAO_{CMOST2} obtendo um lucro de 286 milhões de dólares em relação a melhor resposta do caso1 sem injeção de polímeros. O melhoramento da recuperação de óleo através do método avançado (IOR) de injeção de polímeros representa 3,74% a mais do que o caso ótimo somente com vazões.

Se analisarmos a melhor resposta injetando polímeros em comparação ao caso1 sem otimização, obtemos 9,75% no melhoramento da recuperação de óleo, que resulta em um aumento substancial no valor do VPL final.

Os resultados também demonstram a importância do estudo ótimo da injeção de polímeros, já que a estratégia EGO com polímeros não conseguiu obter resultado positivo se comparado à melhor resposta injetando somente água.

A Figura 5.18 mostra as melhores respostas das estratégias de otimização (lucro) de forma crescente para melhor visualização, bem como a injeção de massa de polímero para cada estratégia. É notório que ao injetar mais polímero maior será o lucro, porém uma observação interessante pode ser vista nas três melhores respostas (SAO_{CMOST1}, SAO e SAO_{CMOST2}) em que a injeção de massa de polímero foi muito próxima uma das outras e o lucro é bem distinto, ou seja, em termos práticos talvez seja mais viável injetar menos polímero obtendo um lucro relativamente menor, evitando maior manutenção no maquinário, preparação da solução polimérica, entre outros custos.



A partir da observação da Figura 5.18 pode-se concluir que para cada estratégia foi obtida uma solução ótima que maximiza o lucro. Verificando que a medida que a quantidade de massa de polímeros é injetado no reservatório, se tem um maior lucro, ou seja, o otimizador tender a injetar mais polímero, viabilizando o método, consequentemente aumentando a produção de óleo.

A Tabela 5.7, apresenta a eficiência das estratégias, ou seja, o número de avaliações de função (equivalente à utilizações do simulador) necessárias para atingir a melhor função objetivo.

Tabela 5.7: eficiência das estratégias de otimização.

Estratégia	Função objetivo (10^6 U.M.)	Avaliação de função
EGO	-33,87	260
GA	42,8	1200
CMOST ₁	52,4	2000
CMOST ₂	60,4	582
SAO	278	4941
SAO _{EGO}	71,4	4161
SAO _{GA}	89,5	1951
SAO _{CMOST1}	163	4211
SAO _{CMOST2}	286	3041

Com os resultados apresentados, observa-se que dentre os algoritmos híbridos, o SAO_{cmost2} demonstrou ser um dos mais eficientes, uma vez que obteve bons resultados a um custo computacional razoável.

Na próxima figura, é demonstrado o quantitativo de massa de polímeros que consequentemente obteve um maior IOR nas soluções das otimizações (ver Figura 5.19).

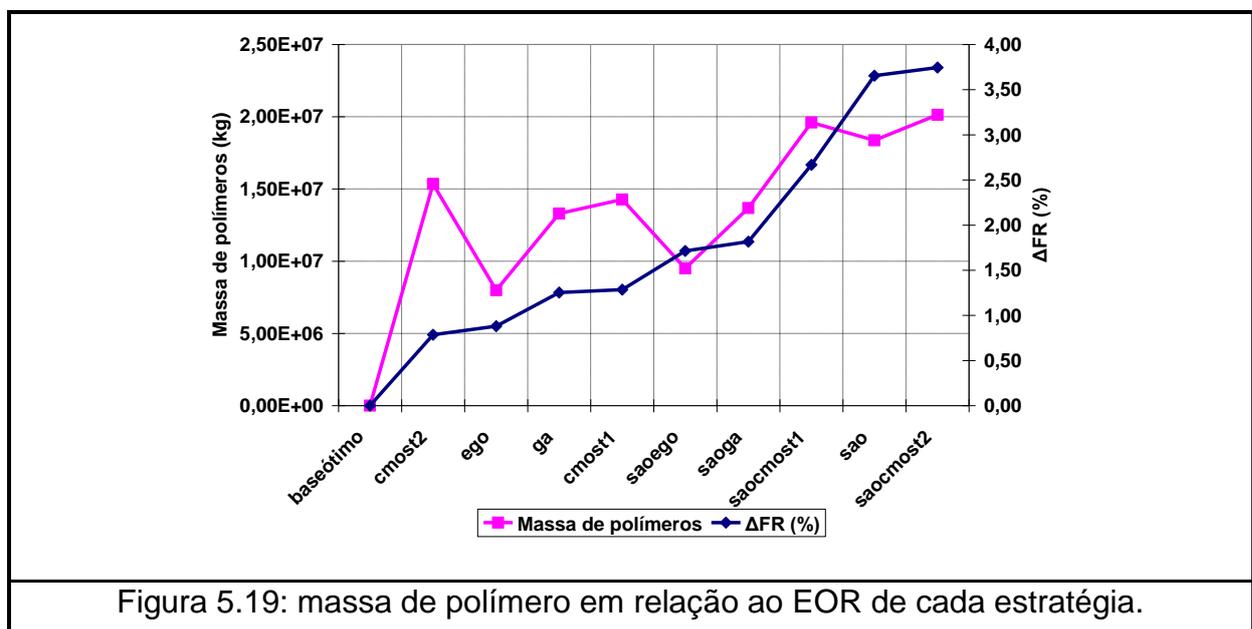


Figura 5.19: massa de polímero em relação ao EOR de cada estratégia.

Uma análise mais apurada dos bancos de polímeros será feita na próxima figura, onde é mostrado o tamanho do banco de acordo com cada estratégia. As variáveis (tempo de início, duração da injeção, concentração de polímeros e as vazões de injeção antes, durante e depois do banco de polímeros por poço injetor) tendem a maximizar a função objetivo lucro. A Figura 5.20 descreve o conjunto de bancos de polímeros por estratégia de otimização; do lado esquerdo pode-se visualizar a concentração de polímero utilizada em cada estratégia e do lado direito estão representadas as estratégias, o caso Base pode ser descrito como aquele que não se injeta polímeros.

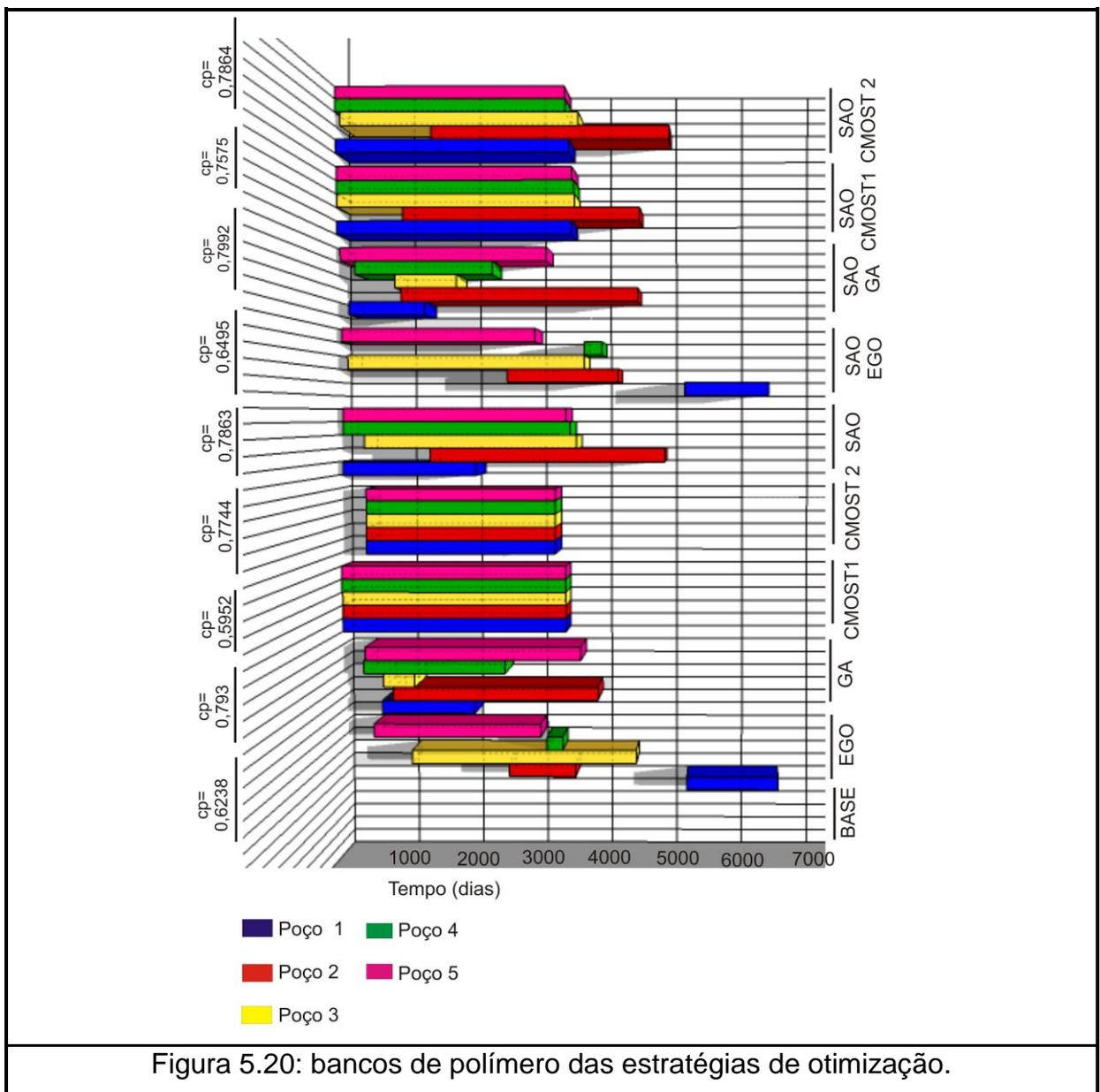


Figura 5.20: bancos de polímero das estratégias de otimização.

De acordo com Rosa et al (2006) durante uma injeção convencional de água, quanto mais cedo a injeção de polímero começar melhor a chance de sucesso econômico. É exatamente o que os resultados apresentam, em todas as estratégias houve uma tendência de se injetar polímeros no início do período de concessão. Pode-se destacar que houve uma concordância nos tamanhos e posicionamento dos bancos por poço. O único poço que destoou dos demais foi o poço 1 da estratégia global EGO e a estratégia híbrida SAO_{EGO}, porém estes resultados não comprometem o estudo já que o problema é multimodal e que a resposta dessas estratégias não foram tão significativas para a análise.

Nas Figuras 5.21 e 5.22 estão plotadas as curvas de produção acumuladas de óleo e de água das simulações ótimas, além do corte de água. Com o aumento da produção de óleo nos poços produtores, há uma tendência de diminuir a produção de água, que também atrasa o corte de água.

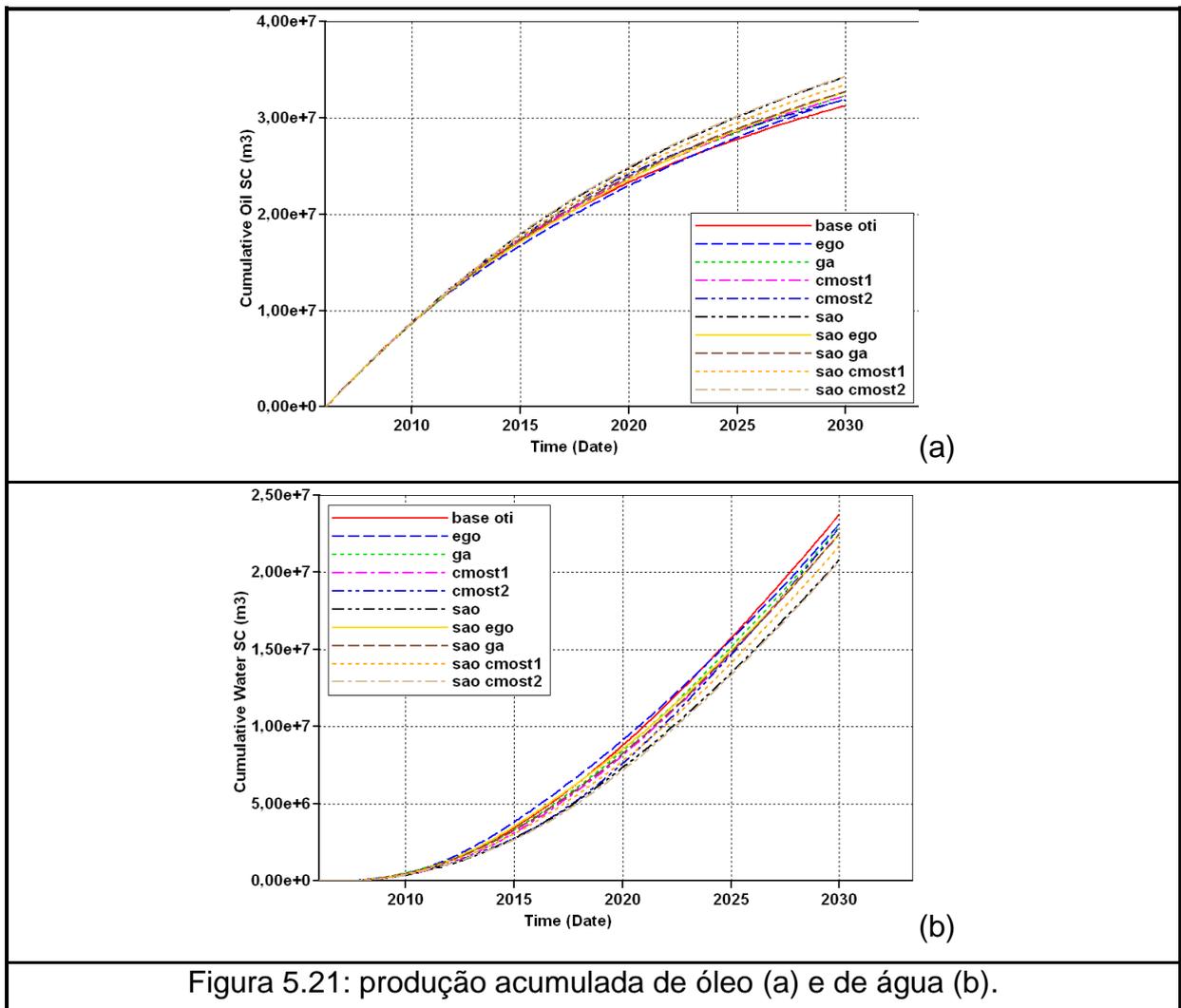


Figura 5.21: produção acumulada de óleo (a) e de água (b).

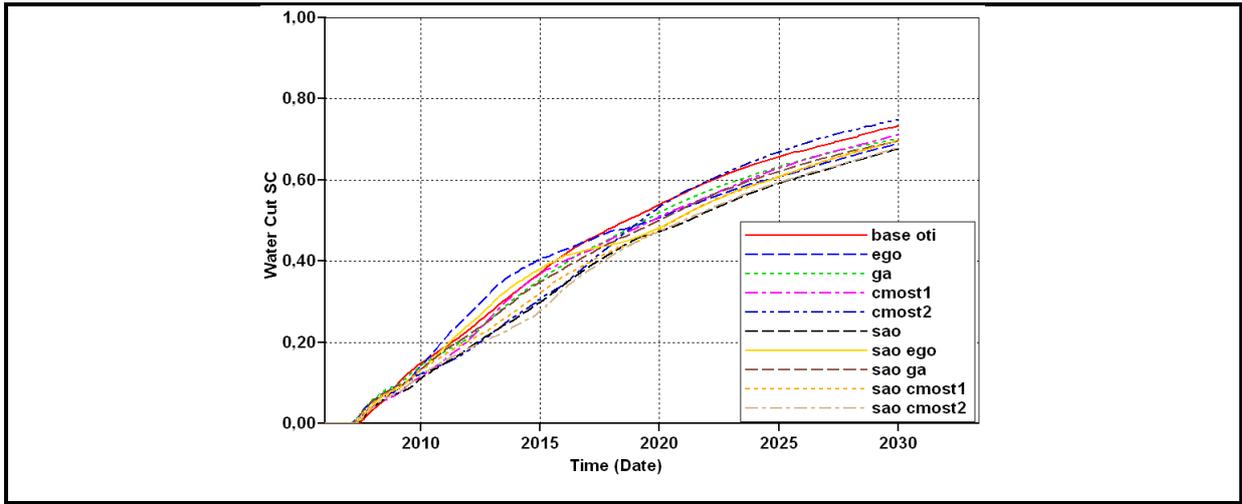


Figura 5.22: corte de água.

Uma boa explicação para o efeito do corte de água (*water cut*), que é um dos efeitos que se quer minimizar nos poços produtores e a produção precoce de água, é que quando a água e o óleo escoam ao mesmo tempo através de um meio poroso, a água tende a se deslocar a uma velocidade maior que a do óleo, já que é menos viscosa, afetando assim a recuperação final de óleo. Como vistos nos gráficos anteriores a melhor estratégia, SAO_{cmost2} , conseguiu minimizar a produção de água aumentando a produção de óleo, assim, retardando o corte de água.

As variáveis referentes às vazões e bancos de polímeros da estratégia SAO_{cmost2} podem ser vistas nas Figuras 5.23 a 5.27, onde estão plotados juntamente com a pressão de fundo de poço de cada poço injetor.

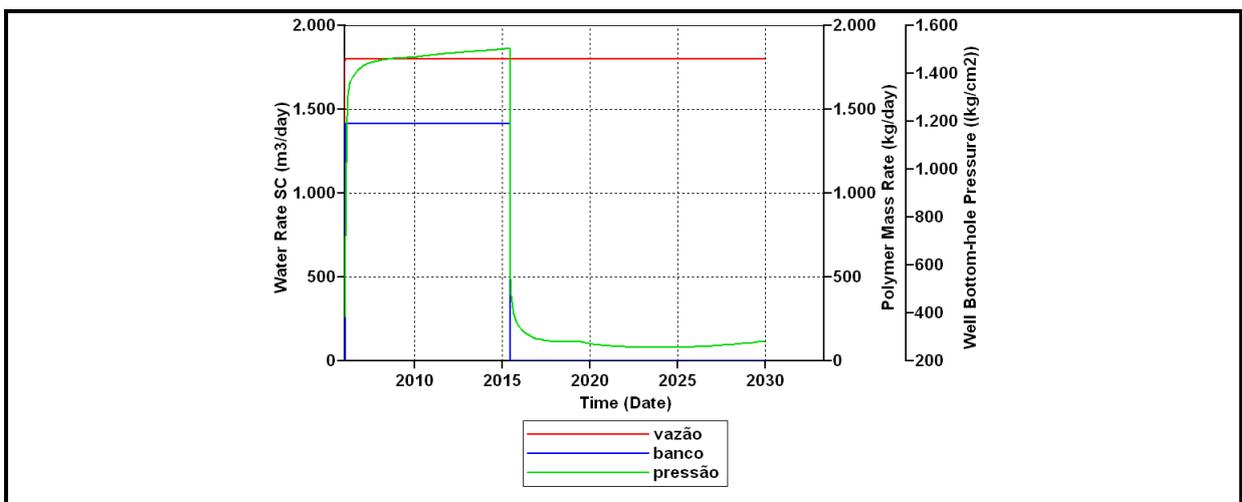


Figura 5.23: injetor 1 – vazão, banco de polímeros e pressão de fundo de poço do caso SAO_{cmost2} .

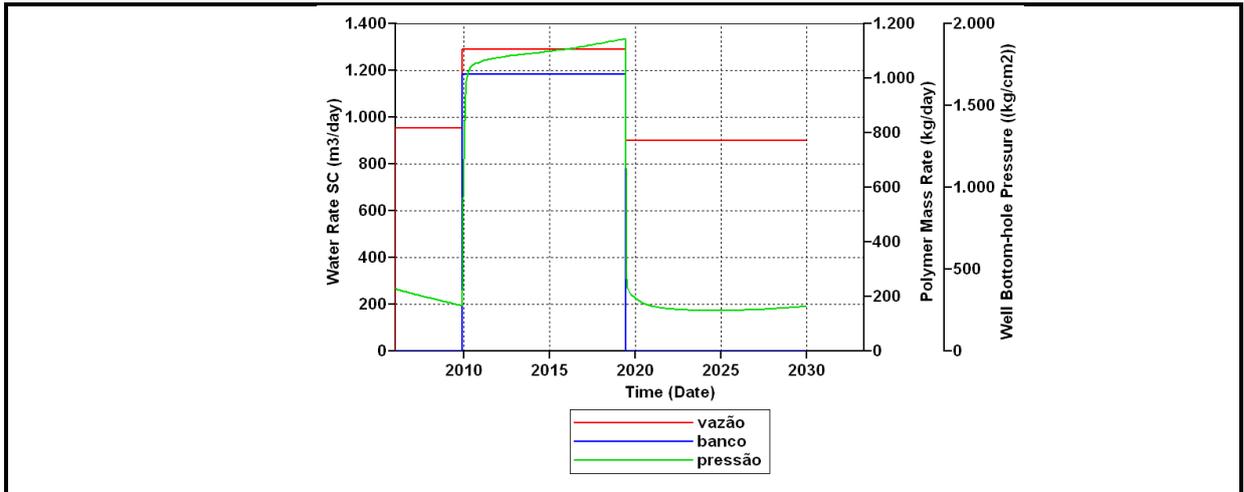


Figura 5.24: injetor 2 – vazão, banco de polímeros e pressão de fundo de poço do caso SAO_{cmost2}.

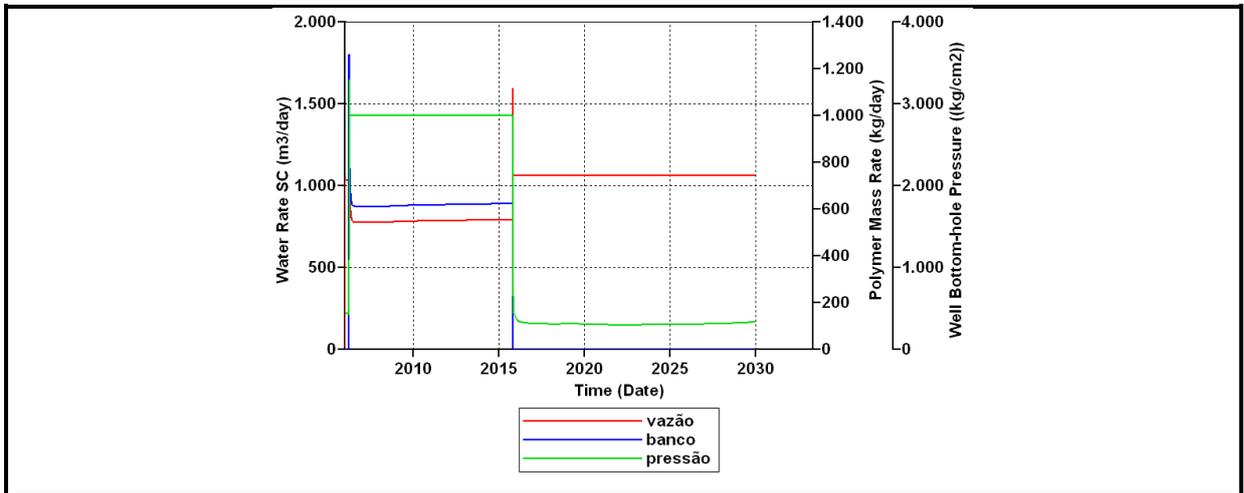


Figura 5.25: injetor 3 – vazão, banco de polímeros e pressão de fundo de poço do caso SAO_{cmost2}.

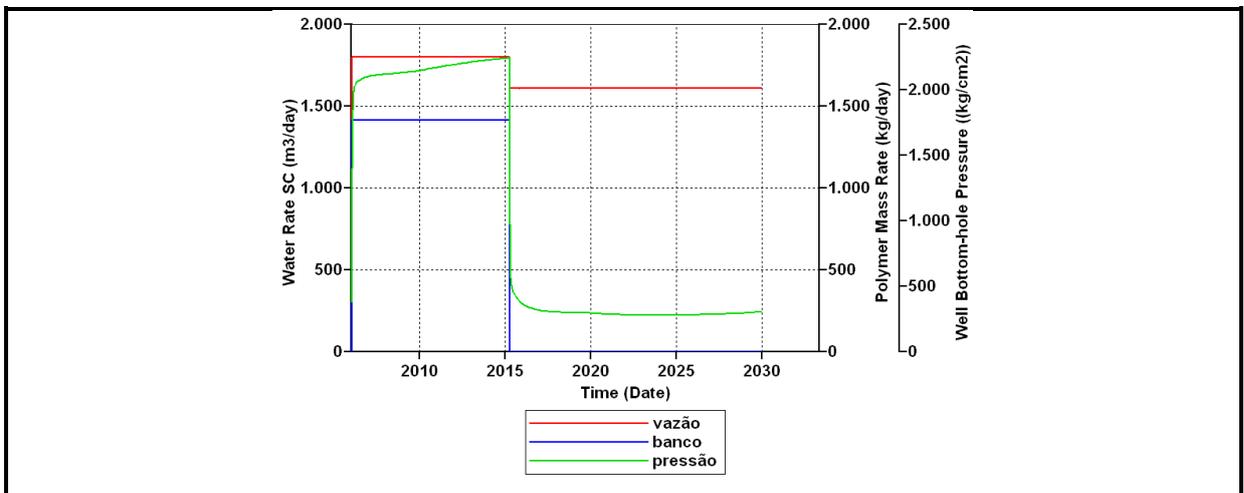


Figura 5.26: injetor 4 – vazão, banco de polímeros e pressão de fundo de poço do caso SAO_{cmost2}.

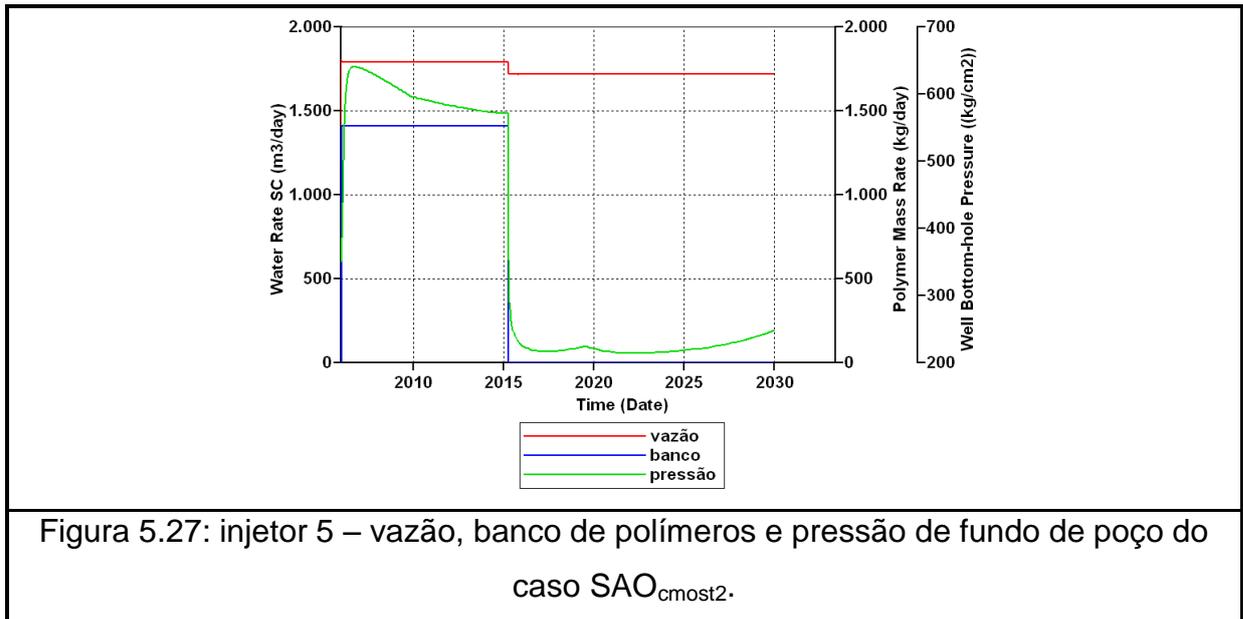


Figura 5.27: injetor 5 – vazão, banco de polímeros e pressão de fundo de poço do caso SAO_{cmost2}.

Nas figuras citadas anteriormente, percebe-se que há um aumento da pressão de fundo de poço quando o polímero é injetado, isto ocorre porque a solução polimérica aumenta a viscosidade da água, portanto no momento em que ele é injetado no meio poroso é necessário que haja uma pressão adicional para poder manter a vazão de injeção da mistura água mais polímero no reservatório. A pressão de fundo de poço do poço 3 atingiu a restrição imposta no poço que é de 280.000 kPa, por este motivo ele não conseguiu aumentar sua pressão.

As Figuras 5.28 e 5.29 demonstram três respostas dos poços produtores: 1 – caso Base sem otimização; 2 – caso Base com otimização, cujo melhor resposta foi obtida através do otimizador SAO_{CMOST2}, e; 3 – a melhor resposta da otimização SAO_{CMOST2} com injeção de polímeros. Pode ser visto o melhoramento na produção acumulada de óleo e água respectivamente em cada poço.

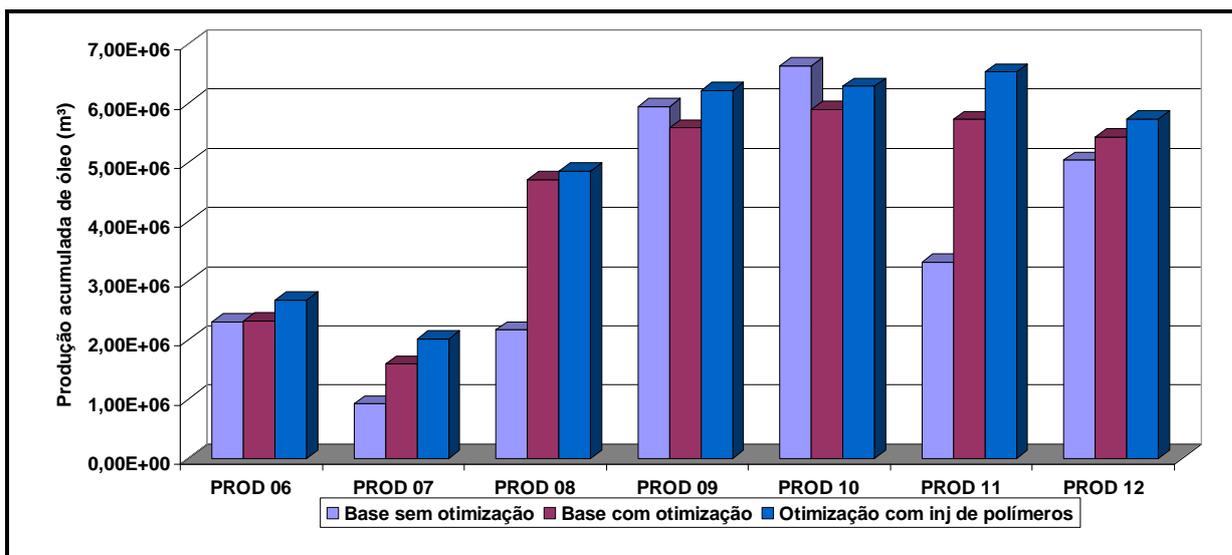


Figura 5.28: Produção acumulada de óleo por poço dos casos: base sem otimização, base com otimização e resposta ótima com injeção de polímeros do caso SAO_{CMOST2}.

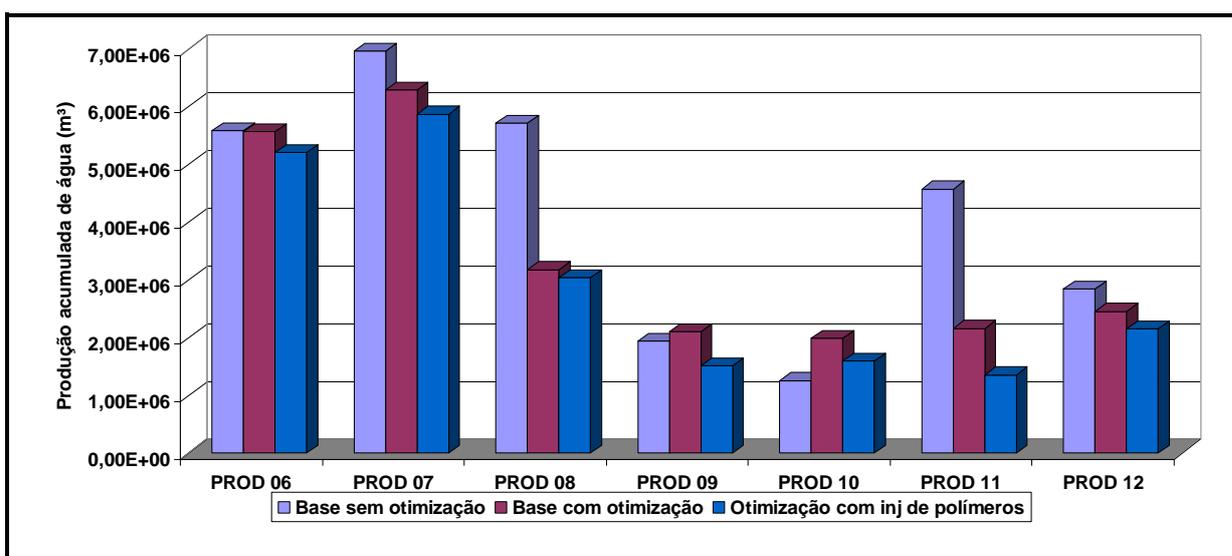


Figura 5.29: Produção acumulada de água por poço dos casos: base sem otimização, base com otimização e resposta ótima com injeção de polímeros do caso SAO_{CMOST2}.

Percebe-se que a solução ótima do caso Base sem injeção de polímeros conseguiu uma melhora significativa no aumento da produção de óleo e diminuição da produção de água. Quando é feita a otimização do caso utilizando a injeção de polímeros, as respostas melhoram ainda mais viabilizando assim o método químico.

A próxima Figura 5.30 tem a intensão de demonstrar a redução em termos percentuais da produção acumulada de água para todas estratégias de otimização, bem como o caso Base sem otimização e Base com otimização.

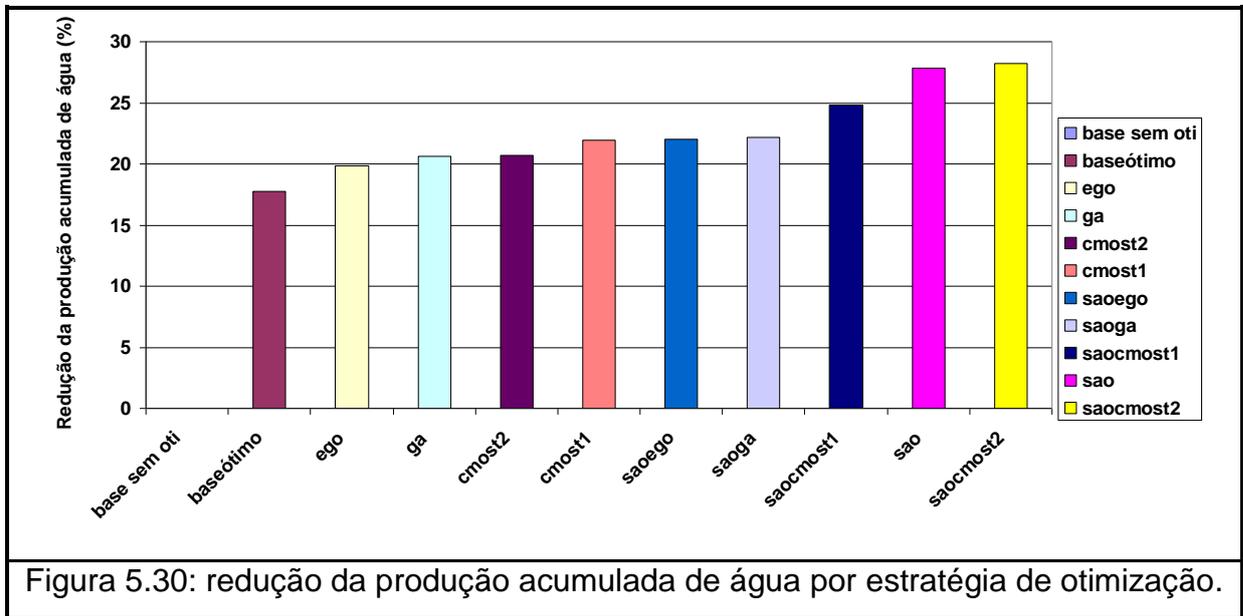


Figura 5.30: redução da produção acumulada de água por estratégia de otimização.

De acordo com as respostas, a maior redução de produção acumulada de água foi a estratégia SAO_{CMOST2} , onde obteve uma diminuição de 28,2% se comparado ao caso Base sem otimização, resultando uma melhor performance na extração do óleo.

Os mapas de distribuição das saturações de água no reservatório da melhor estratégia SAO_{CMOST2} estão representados nas Figuras 5.31(a), 5.31(b) e 5.32 em tempos distintos, no início da simulação e próximo do final do período de concessão.

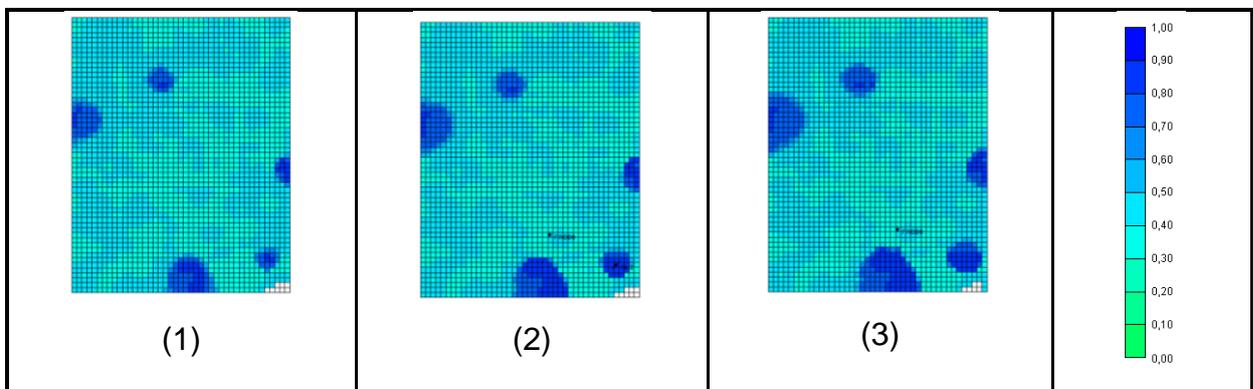
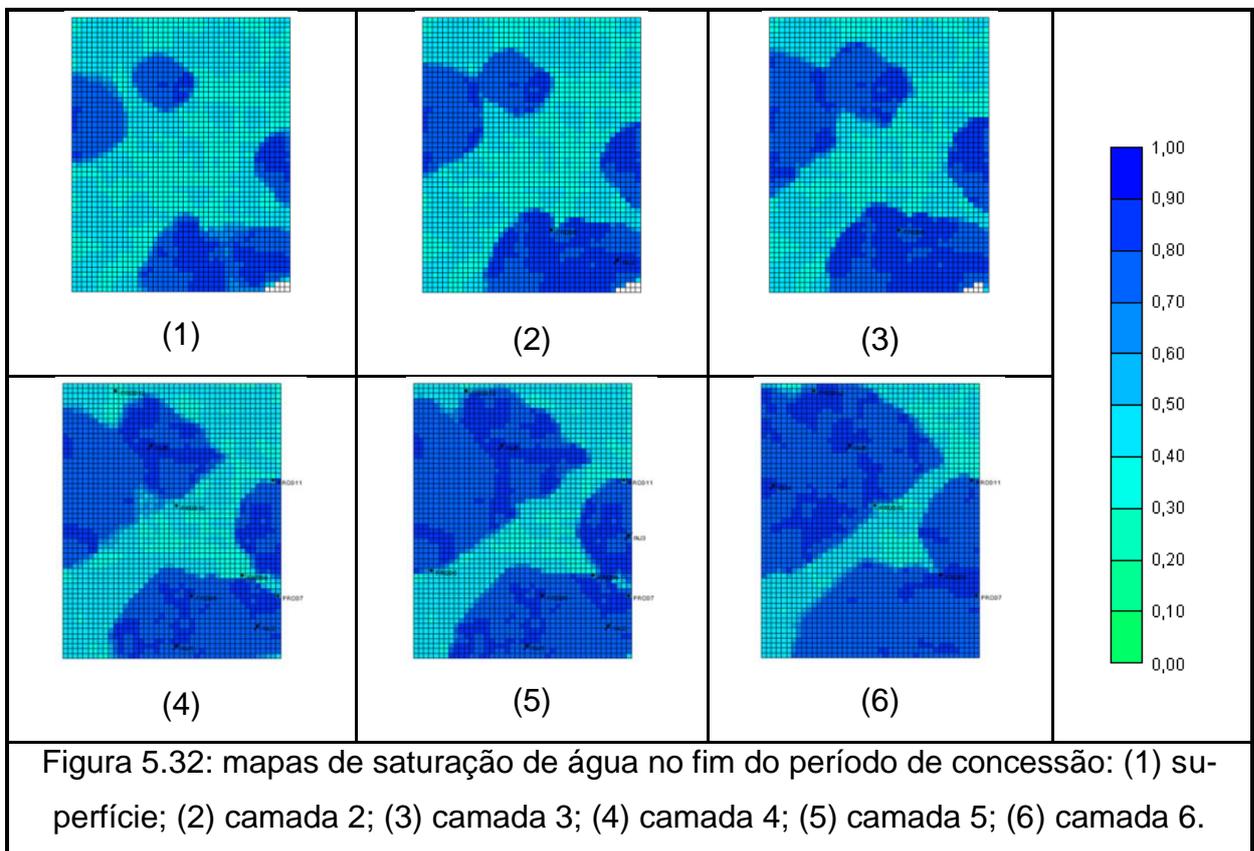
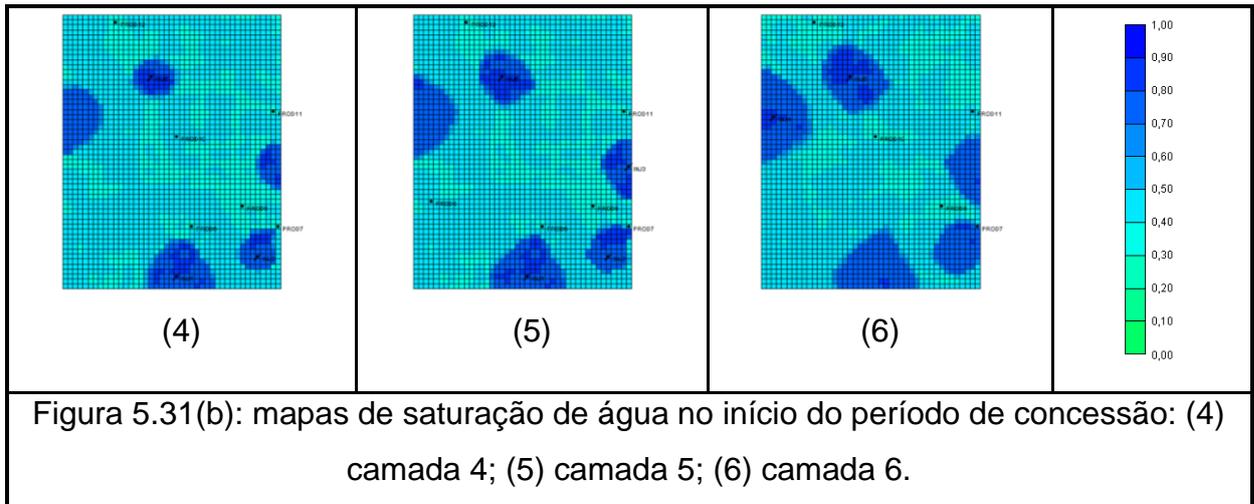


Figura 5.31(a): mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3.



A estratégia de otimização combinada com injeção de polímeros mostrou-se muito atraente do ponto de vista econômico, aumentando o lucro quando comparada sem o uso deste aditivo químico, pode-se ver que houve uma redução da injeção de água devido a injeção de polímeros, com isso, o método de IOR conseguiu um aumento na produção de óleo.

Como as estratégias de otimização conseguiram viabilizar o método de injeção de polímeros através das soluções do aumento da produção de óleo, lucro e o VPL, pode ser iniciado agora a etapa da análise em escala real como será descrito e analisado no próximo capítulo.

Capítulo 6:

Estudo do Caso2: Reservatório Baseado em Dados Reais (Piloto de Polímeros)

Como mencionado anteriormente, a PETROBRAS (unidade operacional UO-RNCE) em parceria científica com a UFPE disponibilizou os dados do projeto piloto de polímeros, que foi um dos pioneiros no Brasil neste tipo de aplicação. A seguir serão descritas suas principais características e por fim serão feitas duas análises dos resultados das estratégias de otimização.

O reservatório é composto por 63x63x10 células em x, y e z respectivamente, totalizando 39.690 células. o modelo do reservatório pode ser visto na Figura 6.1, o período de concessão é de 16 anos.

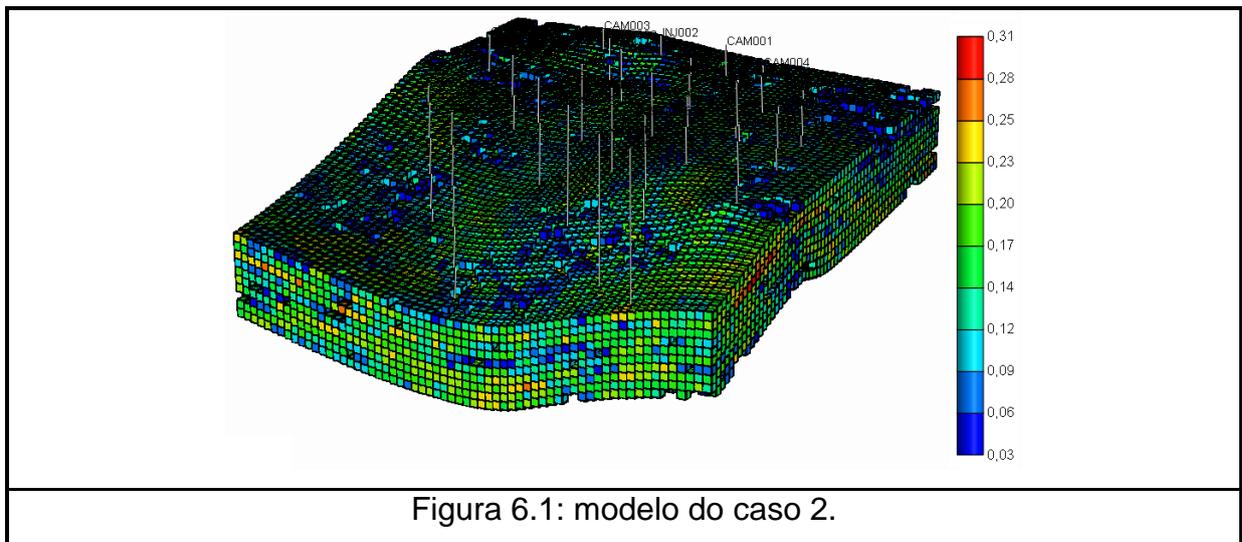
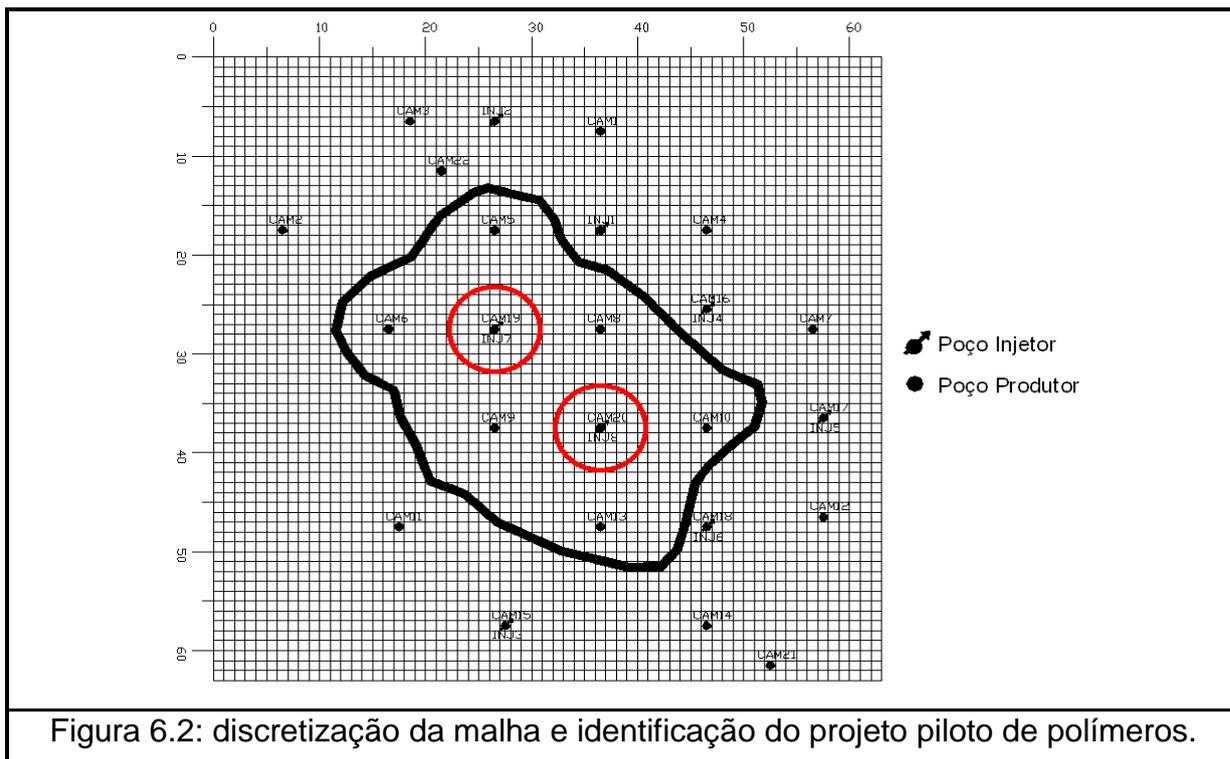


Figura 6.1: modelo do caso 2.

Na Figura 6.2 pode ser vista a discretização da malha do campo que contém 8 (oito) poços injetores e 22 (vinte e dois) poços produtores. Porém os únicos poços que injetam polímero são os poços INJ01 e INJ02 com concentração de 0,75 kg/m³ e vazões que variam entre 53 e 96 m³/dia. O projeto piloto de polímeros propriamente dito é composto por 2 (dois) poços injetores e 6 (seis) poços produtores que estão em destaque na fronteira fechada do reservatório. Os outros poços foram incluídos no modelo para contrabalancear as pressões do projeto piloto.



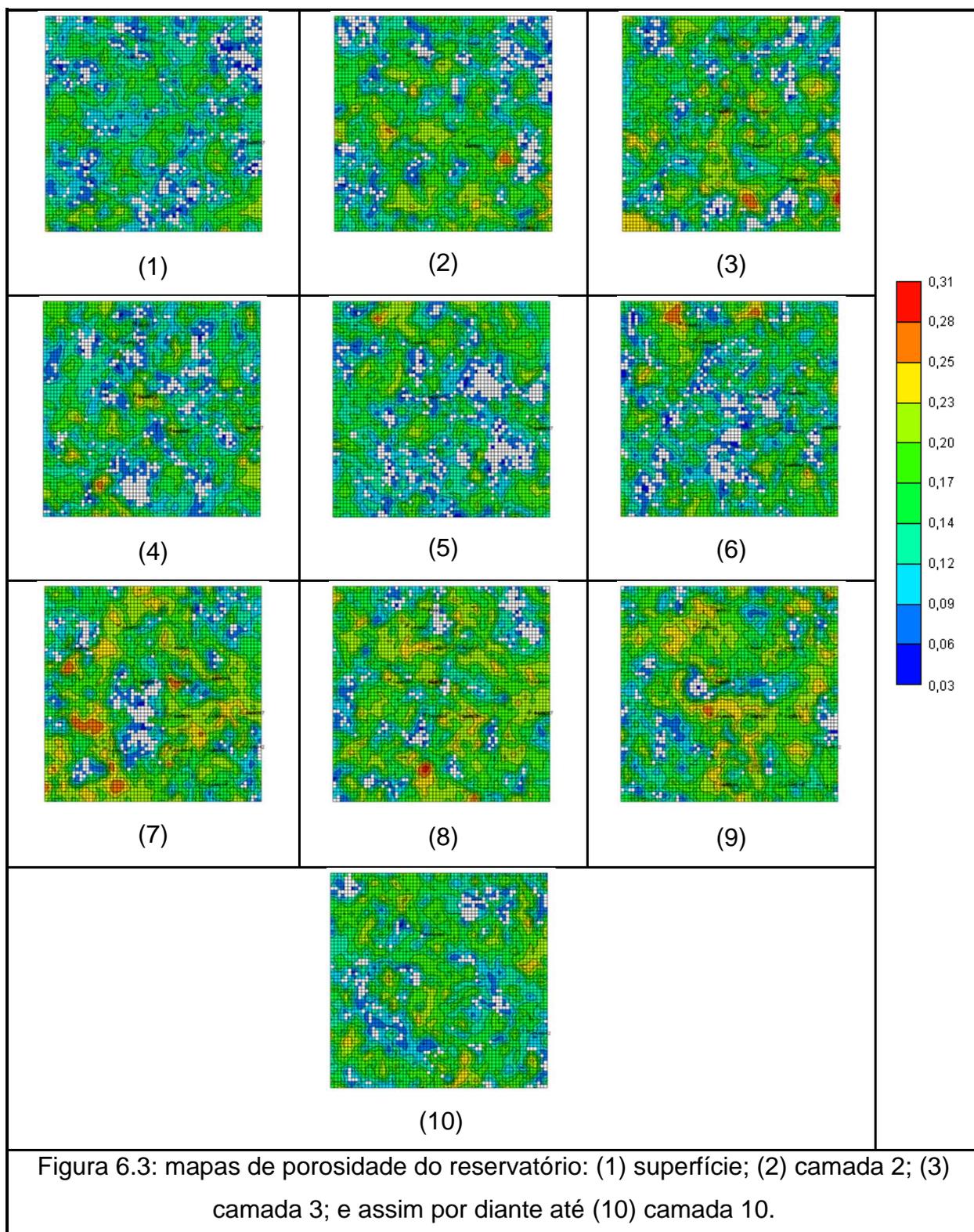
Os poços injetores de polímeros operam com uma vazão de injeção máxima de água de 120 m³/dia sob uma pressão de fundo de poço de 150 kg/cm²; nos outros poços essa pressão é de 120 kg/cm². Os poços produtores operam com uma vazão máxima de óleo 50 m³/dia sob uma pressão de fundo de poço mínima de 2 kg/cm².

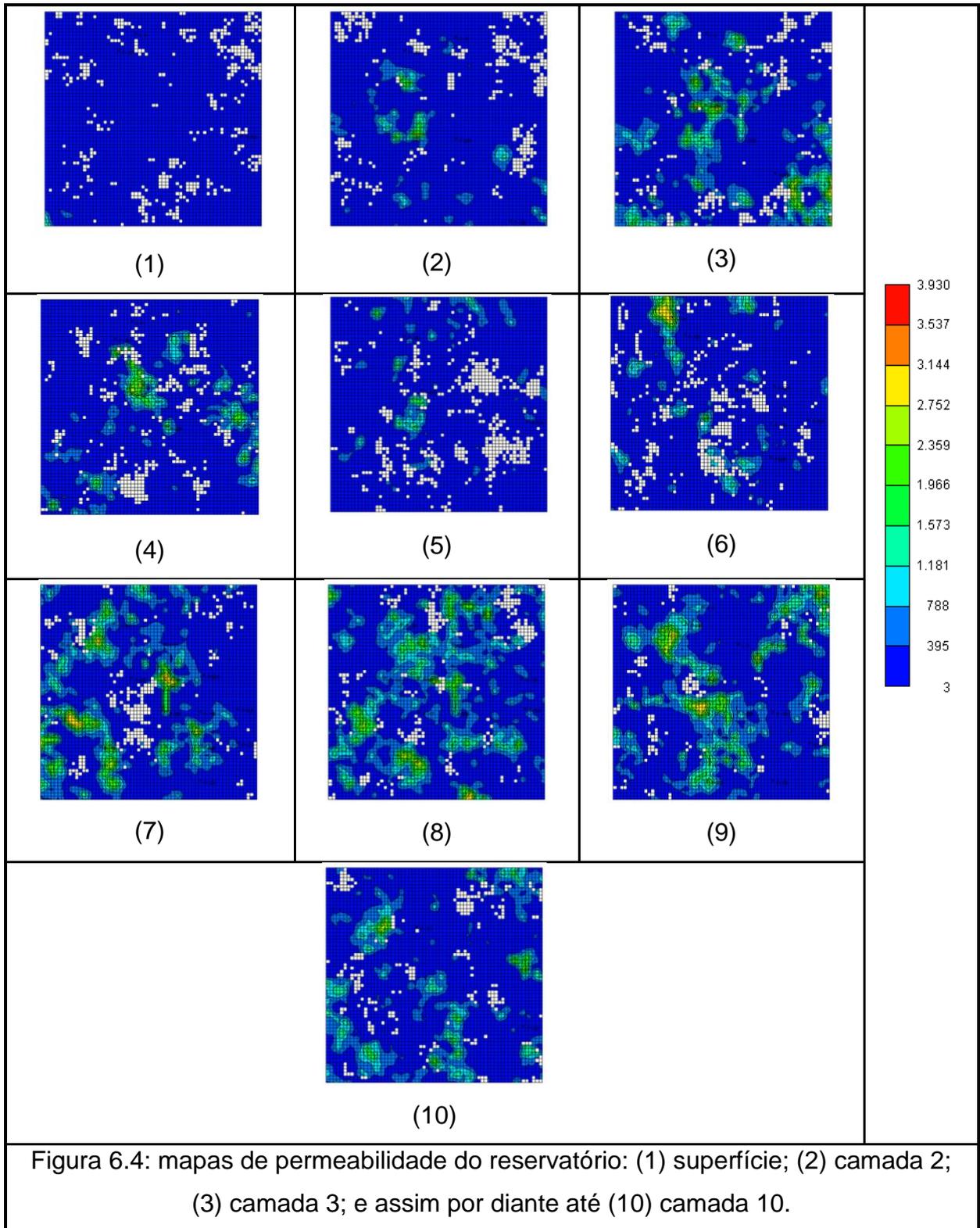
As características principais do reservatório estão resumidas na Tabela 6.1.

Tabela 6.1. Características do reservatório.

Propriedades do Reservatório	Dados
Malha de Simulação	63(1575m) x 63(1575m) x 10(var)
Porosidade	Entre 3% e 31%
Permeabilidades horizontal (k_h)	Ver mapas
Permeabilidades vertical (k_v)	1,75% de k_h
Compressibilidade da rocha 1.019 kgf/cm ²	$3,46 \times 10^{-4} \text{ (kgf/cm}^2\text{)}^{-1}$
Contatos entre fluidos (m)	WOC(700) e GOC(1000)
Pressão de saturação (P_{sat})	46,46 kgf/cm ²
Viscosidade T_{res}, P_b	6,2559 mPa*s

As características da porosidade e da permeabilidade da rocha reservatório podem ser vistas nas Figuras 6.3 e 6.4, onde cada quadro representa o mapa de porosidade e permeabilidade de uma das camadas do reservatório.





Os mapas de distribuição das saturações de água no reservatório estão representados nas Figuras 6.5 e 6.6 em tempos distintos, no início da simulação e próximo do final do período de concessão.

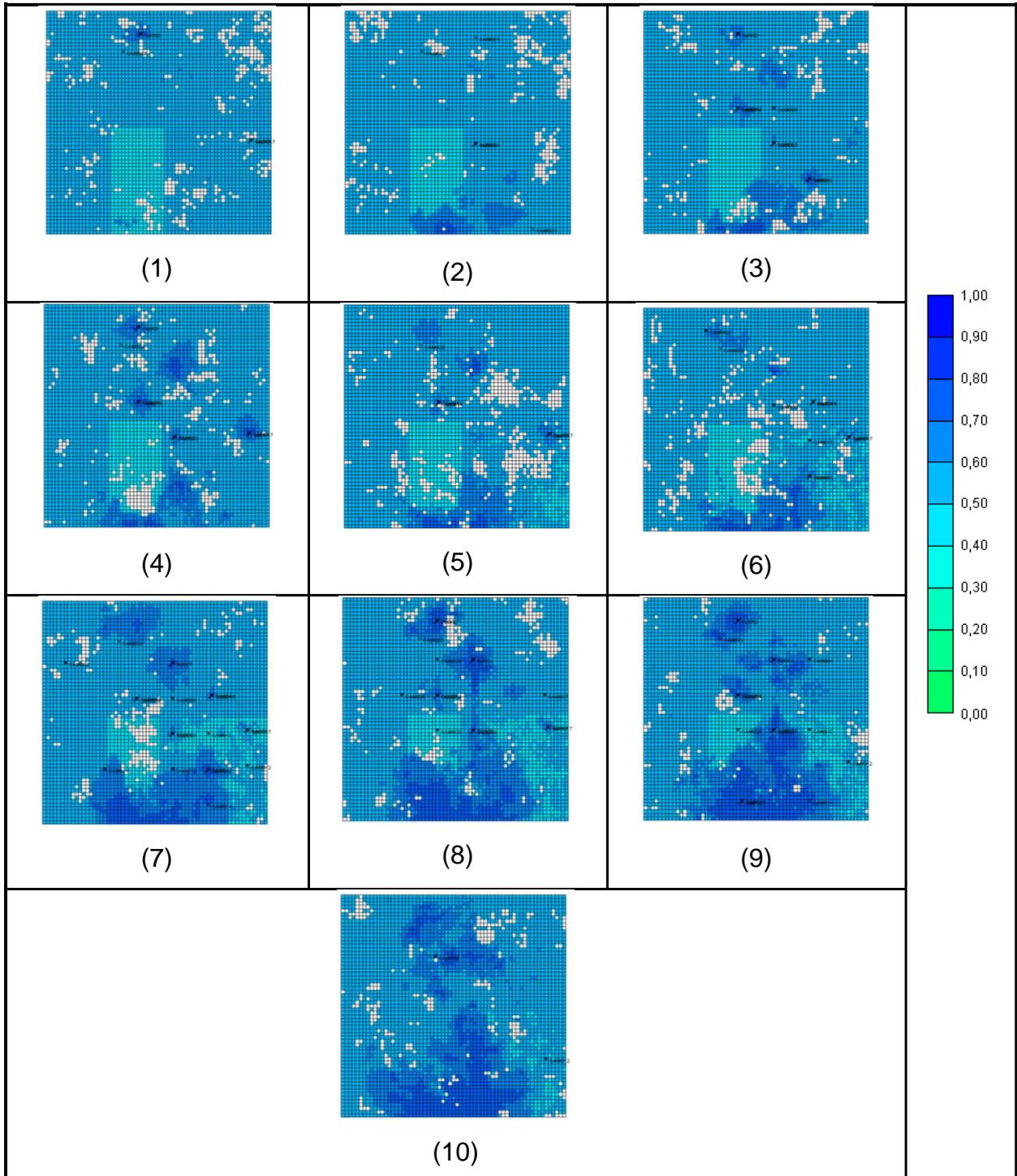
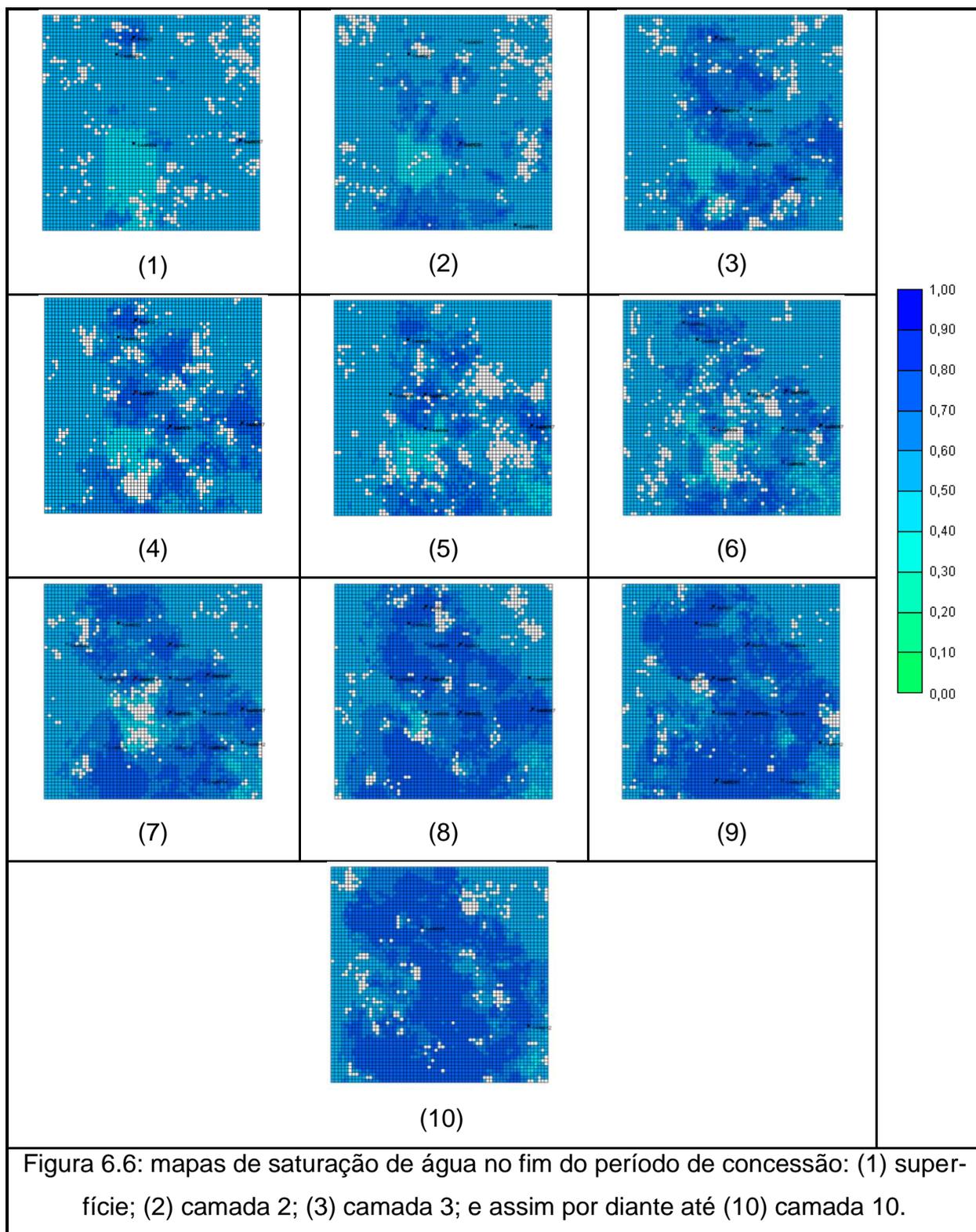


Figura 6.5: mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (10) camada 10.



As características do polímero utilizado no caso2 são as mesmas que foram descritas para o caso1. A seguir serão descritos os resultados das análises feitas no caso2, onde serão abordados em primeiro lugar os resultados originais obtidos pela injeção de polímeros e seu melhoramento da recuperação de óleo se comparado à

situação sem injeção de polímeros; em seguida serão realizadas análises das otimizações nas variáveis da injeção de polímeros. Nesta segunda etapa o trabalho foi dividido em duas partes: na primeira é realizado o processo de otimização a partir do início das atividades de injeção igual ao piloto de polímeros e na segunda é proposto que as vazões comecem no início do período de concessão.

6.1 – Resultados originais do caso2

Para efeito comparativo e com o objetivo de validar as estratégias de otimização, neste item serão abordados os resultados originais do piloto de polímeros cedido pela PETROBRAS. A Tabela 6.2 apresenta as respostas do melhoramento do método se comparado ao modelo blackoil sem injeção de polímeros.

Tabela 6.2: resultados do projeto piloto de polímeros.

Caso	Consumo de polímero (kg)	Produção Acumulada de Óleo (m ³)	Aumento da Produção Acumulada de Óleo (m ³)	FR (%)	ΔFR (%)	Lucro (US\$)	VPL (US\$)
Base _{ori_sp} *	0,00E+00	2,48E+05	0,00E+00	33,45	0,00	0,00	4,89E+07
Base _{ori_cp} **	4,50E+04	2,50E+05	2,15E+03	33,81	0,35	1,22E+05	4,91E+07

*Base_{ori_sp} – (ori_sp) – caso original sem injeção de polímeros.

**Base_{ori_cp} – (ori_cp) – caso original com injeção de polímeros.

De acordo com os resultados, houve apenas um pequeno acréscimo no melhoramento da recuperação avançada (IOR) de 0,35% quando comparado ao mesmo caso sem injeção de polímeros, isso se deve à injeção tardia do banco de polímeros, como pode ser visto nas Figuras 6.7 e 6.8. Mesmo assim, o método de injeção de polímeros ainda conseguiu obter um lucro por conta do aumento da recuperação de óleo. Com o intuito de demonstrar a injeção de polímeros foram plotados nas Figuras 6.7 e 6.8 os gráficos das vazões de injeção, banco de polímeros e pressão de fundo de poço para os dois poços do piloto de polímeros. Vale observar que a injeção de água só ocorre após quase sete anos do início da simulação.

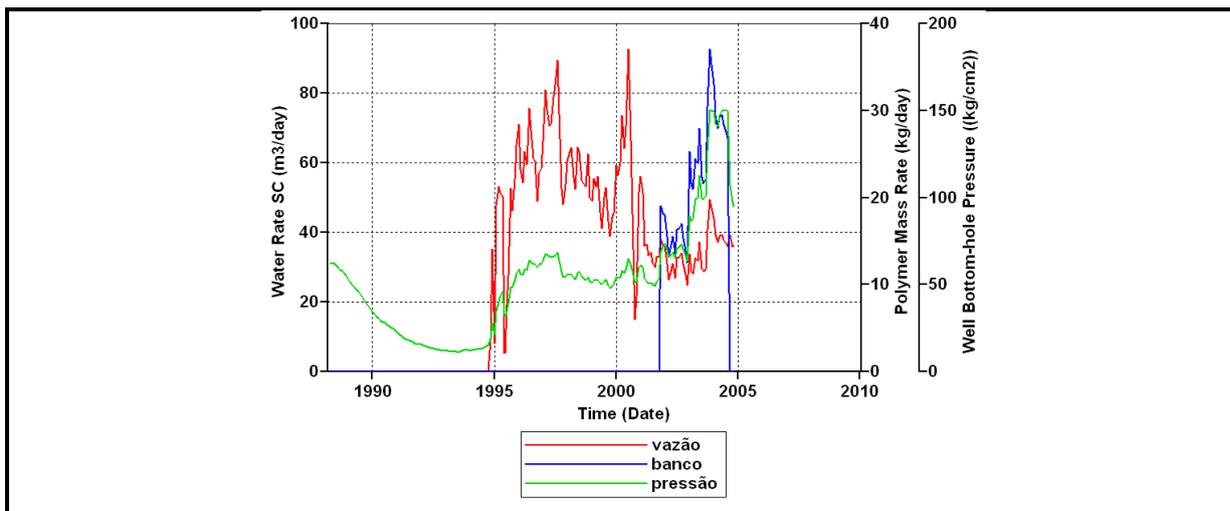


Figura 6.7: vazão de injeção, banco de polímeros e pressão de fundo de poço originais para os poços injetores 1.

Fonte: PETROBRAS UO-RNCE

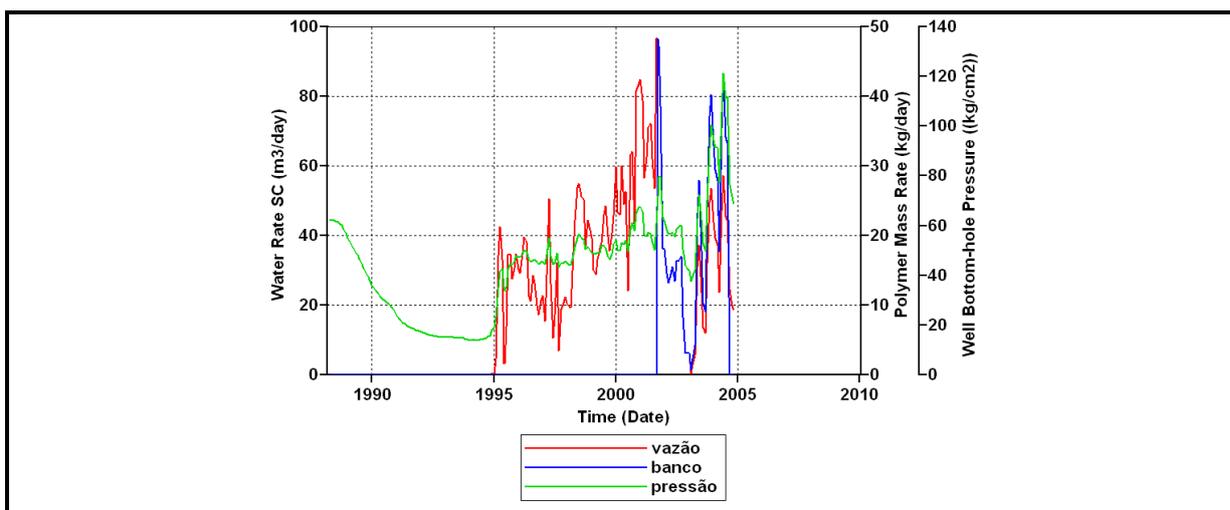


Figura 6.8: vazão de injeção, banco de polímeros e pressão de fundo de poço originais para os poços injetores 2.

Fonte: PETROBRAS UO-RNCE

Conforme pode ser observado nas figuras citadas, a injeção dos bancos de polímeros foi ativada próximo do fim do período de concessão, com isso o polímero não pode atuar de forma mais eficiente, já que a intenção é viscosificar o fluido injetado fazendo um melhor varrido no reservatório. Pode-se comprovar a ineficiência do polímero ao plotar as curvas de produção acumulada dos fluidos se comparado ao caso sem injeção de polímero, além da curva do corte de água (ver Figuras 6.9 e 6.10).

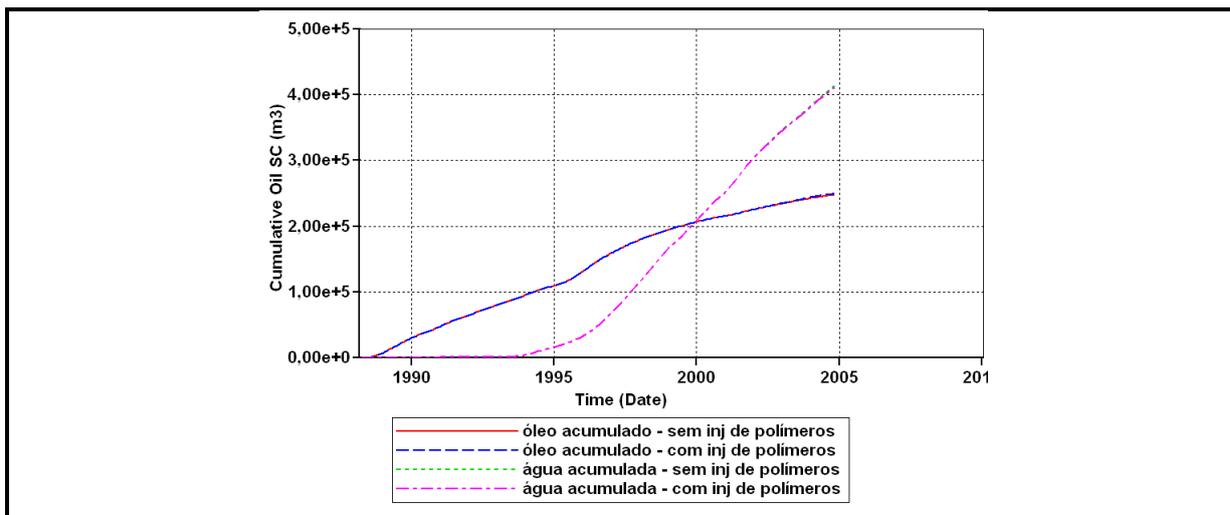
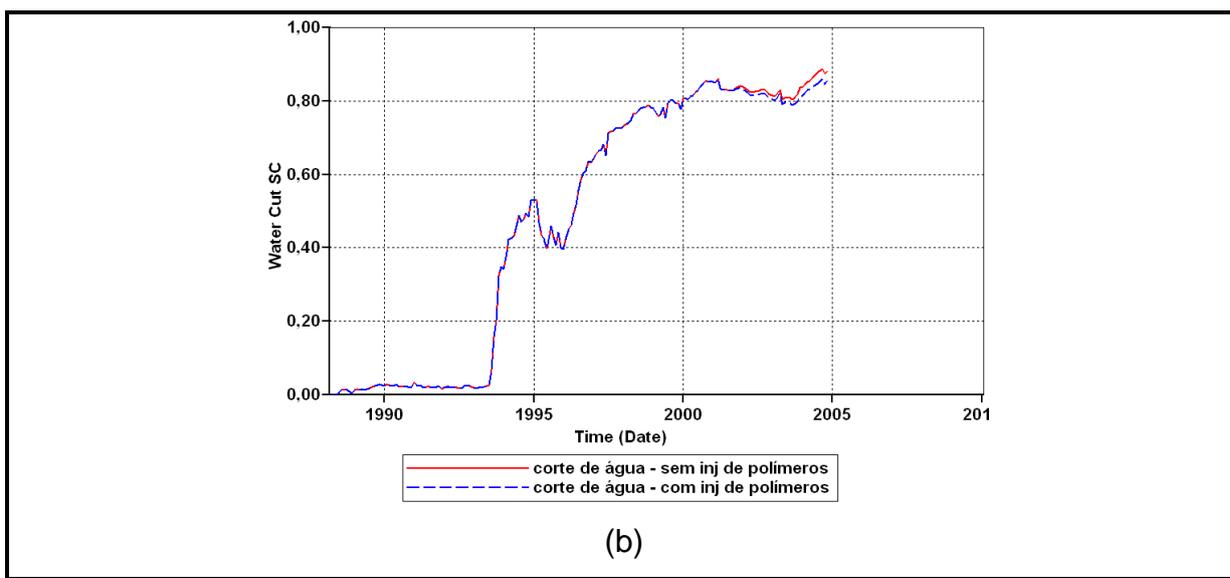


Figura 6.9: curvas de produção acumulada dos casos originais com e sem injeção de polímeros.

Fonte: PETROBRAS UO-RNCE



(b)

Figura 6.10: corte de água dos casos originais com e sem injeção de polímeros.

Fonte: PETROBRAS UO-RNCE

Esta análise preliminar demonstra que a estratégia de injetar polímeros tardiamente não foi bem sucedida, já que houveram pequenos aumentos com o uso do método. Apesar de ter um pequeno lucro com a injeção de polímeros, os custos desta operação talvez não sejam viáveis, já que nesta simulação só foram considerados custos de injeção e produção de água e o custo do polímero. Nos próximos itens serão feitas duas comparações entre os resultados originais, já apresentados, e os resultados advindos das estratégias de otimização.

6.2 – Resultados ótimos do caso2 (1ª análise)

Nesta primeira análise será considerado que a injeção de água começa após cerca de sete anos do início da simulação, assim como o caso original citado no item anterior. O problema de otimização para este caso é composto por 11 variáveis, cada poço injetor terá cinco variáveis de projeto (tempo inicial x_{2i-1} , duração de tempo de injeção de polímeros x_{2i} , as vazões $x_{(qa)i}, x_{(qd)i}, x_{(qf)i}$ (antes, durante e depois da injeção de polímeros) e a concentração de polímeros igual para todos os poços x_{cp}). O número de variáveis das estratégias CMOST₁ e CMOST₂ foi reduzido para 9, onde permanecem variando as vazões por poço e a concentração de polímeros, os tempos de início e duração de injeção de polímeros ficam iguais para todos os poços injetores.

De posse do histórico de produção de líquidos dos arquivos passados pela PETROBRAS, foi possível analisar e coletar as respostas que darão como parâmetro comparativo para o presente estudo. A Tabela 6.3 a seguir representa as principais respostas do piloto de polímeros original, bem como as soluções ótimas das estratégias utilizadas para obter o retorno financeiro Lucro e VPL.

Tabela 6.3: resultados das estratégias de otimização.

Caso	Consumo de polímero (kg)	Produção Acumulada de Óleo (m ³)	Aumento da Produção Acumulada de Óleo (m ³)	FR (%)	ΔFR (%)	Lucro (US\$)	VPL (US\$)
Base _{ori_sp} *	0,00E+00	2,48E+05	0,00E+00	33,45	0,00	0,00	4,89E+07
Base _{ori_cp} **	4,50E+04	2,50E+05	2,15E+03	33,81	0,35	1,22E+05	4,91E+07
EGO	2,64E+04	2,62E+05	1,46E+04	35,58	2,12	3,73E+06	5,27E+07
GA	1,46E+05	2,68E+05	2,10E+04	36,45	2,99	4,30E+06	5,32E+07
CMOST ₁	1,97E+05	2,67E+05	1,95E+04	36,30	2,85	4,38E+06	5,33E+07
CMOST ₂	2,17E+05	2,72E+05	2,46E+04	36,93	3,48	4,88E+06	5,38E+07
SAO	2,26E+05	2,73E+05	2,60E+04	37,12	3,67	4,68E+06	5,36E+07
SAO _{EGO}	2,22E+05	2,73E+05	2,57E+04	37,09	3,63	4,67E+06	5,36E+07
SAO _{GA}	1,92E+05	2,72E+05	2,43E+04	36,89	3,43	4,82E+06	5,38E+07
SAO _{CMOST1}	2,33E+05	2,74E+05	2,61E+04	37,14	3,69	4,69E+06	5,36E+07
SAO _{CMOST2}	2,29E+05	2,74E+05	2,60E+04	37,13	3,68	4,68E+06	5,36E+07

*Base_{ori_sp} – (ori_sp) – caso original sem injeção de polímeros.

**Base_{ori_cp} – (ori_cp) – caso original com injeção de polímeros.

Para melhor visualização dos resultados, a Figura 6.11 mostra as respostas da função objetivo lucro das estratégias de otimização de forma crescente juntamente com a quantidade de massa de polímero por estratégia.

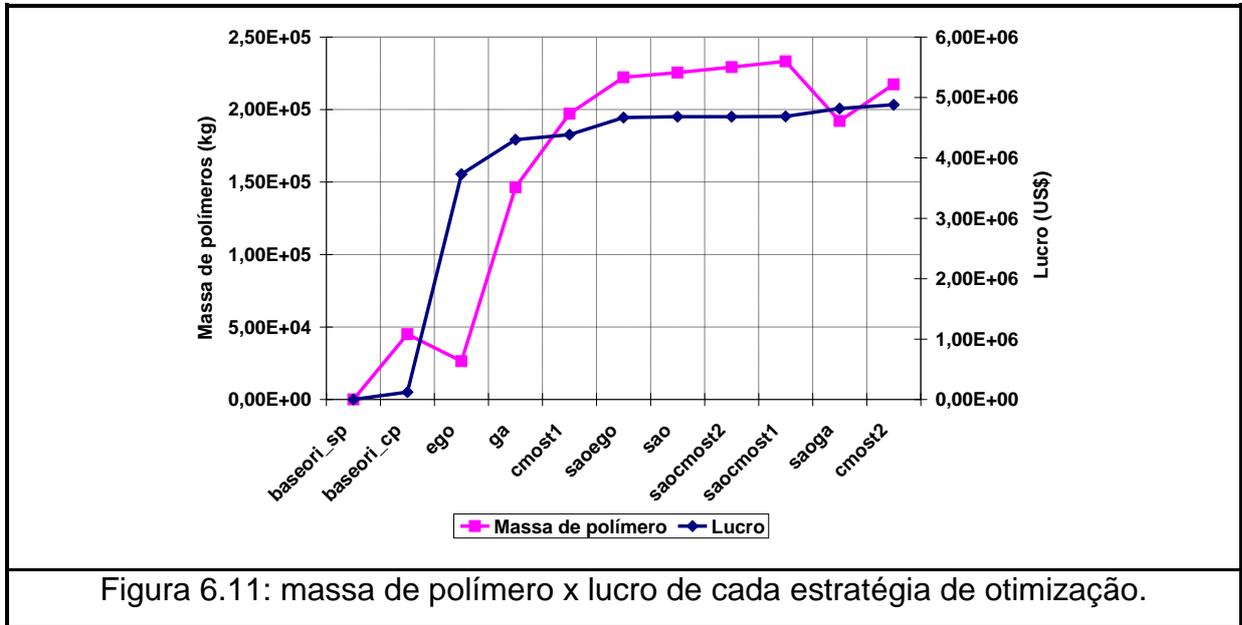
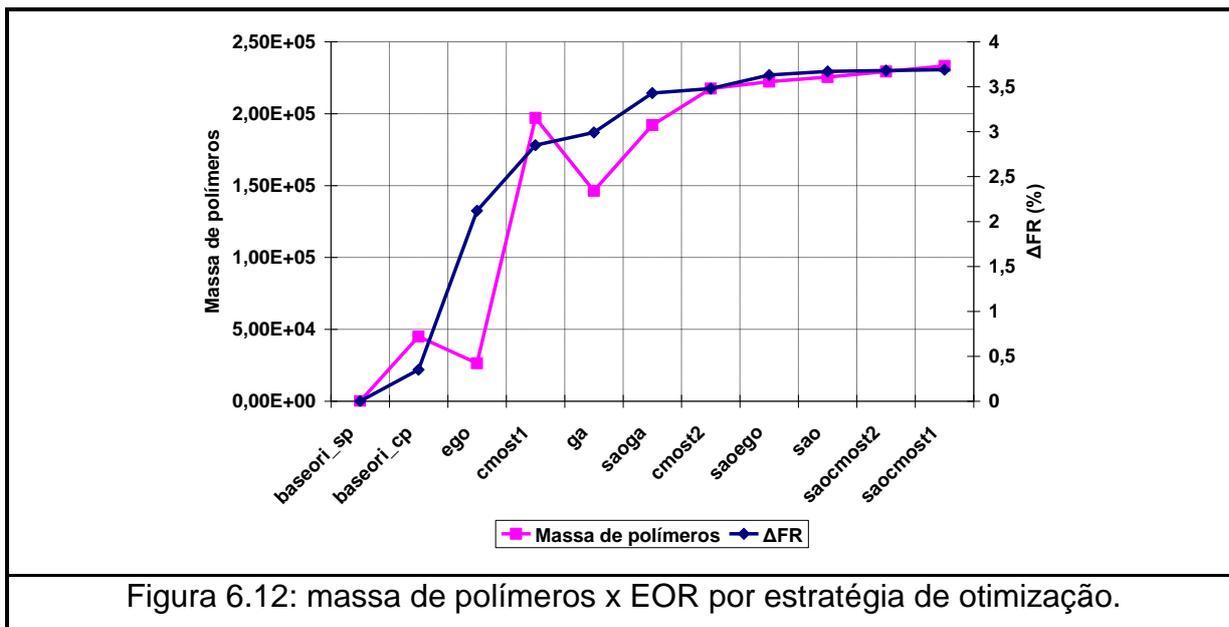


Figura 6.11: massa de polímero x lucro de cada estratégia de otimização.

De acordo com os resultados, a melhor estratégia foi a global $CMOST_2$ seguida pelas estratégias SAO_{GA} e SAO_{CMOST1} , cujas soluções estão bem próximas uma das outras diferenciando principalmente na quantidade de massa de polímero injetado. Fazendo um comparativo entre as duas melhores respostas, $CMOST_2$ e SAO_{GA} , essa diferença pode não ser significativa no campo, já que para se obter um lucro de US\$ 62.200,00 a mais teria que injetar mais 25.000 quilos de polímero. Se levarmos em conta outros fatores econômicos como: manutenção do equipamento, preparação da solução polimérica, entre outros custos indiretos, provavelmente se optaria pela solução com menos massa de polímero e que fornecesse um lucro compatível. Na próxima figura, é demonstrado o quantitativo de massa de polímeros e o consequente melhoramento da recuperação avançada (IOR) através do método estudado (ver Figura 6.12).



Vale observar que o melhor $\Delta FR\%$ é da estratégia SAO_{CMOST1} , porém nesta simulação o otimizador tendenciou uma maior injeção de polímeros o que acarreta um maior custo para a recuperação do petróleo. A estratégia SAO_{CMOST1} injeta 229.000 kg enquanto a melhor estratégia, ou seja, a que conseguiu um maior lucro injetou 192.000 kg uma redução de 16,16% com uma melhor eficiência em se tratando de lucratividade.

A Tabela 6.4, apresenta os resultados da função objetivo obtidos pelas estratégias, assim como o número de avaliações de função (equivalente a utilizações do simulador) necessárias.

Tabela 6.4: eficiência das estratégias de otimização.

Estratégia	Função objetivo (10^6 U.M.)	Avaliação de função
EGO	3,7290	112
GA	4,2999	2020
CMOST ₁	4,3848	1169
CMOST ₂	4,8783	478
SÃO	4,6811	936
SAO _{EGO}	4,6672	1101
SAO _{GA}	4,8161	826
SAO _{CMOST1}	4,6858	971
SAO _{CMOST2}	4,6816	641

A estratégia mais lucrativa, CMOST₂, não foi a mais eficiente para achar os valores ótimos das variáveis, porém, ainda foi melhor do que outras estratégias como o GA, os otimizadores híbridos obtiveram um bom desempenho na busca e conseguiram reduzir o custo computacional em cerca de 50% se comparados as estratégias globais.

Os bancos de polímeros estão plotados na próxima figura, onde é mostrado o tamanho dos bancos de acordo com cada estratégia. As variáveis (tempo de início, duração da injeção, concentração de polímeros e as vazões de injeção antes, durante e depois do banco de polímeros por poço injetor) tendem a maximizar a função objetivo lucro. A Figura 6.13 descreve o conjunto de bancos de polímeros por estratégia de otimização. Do lado esquerdo pode-se visualizar a concentração de polímero utilizada em cada estratégia e do lado direito estão representadas as estratégias.

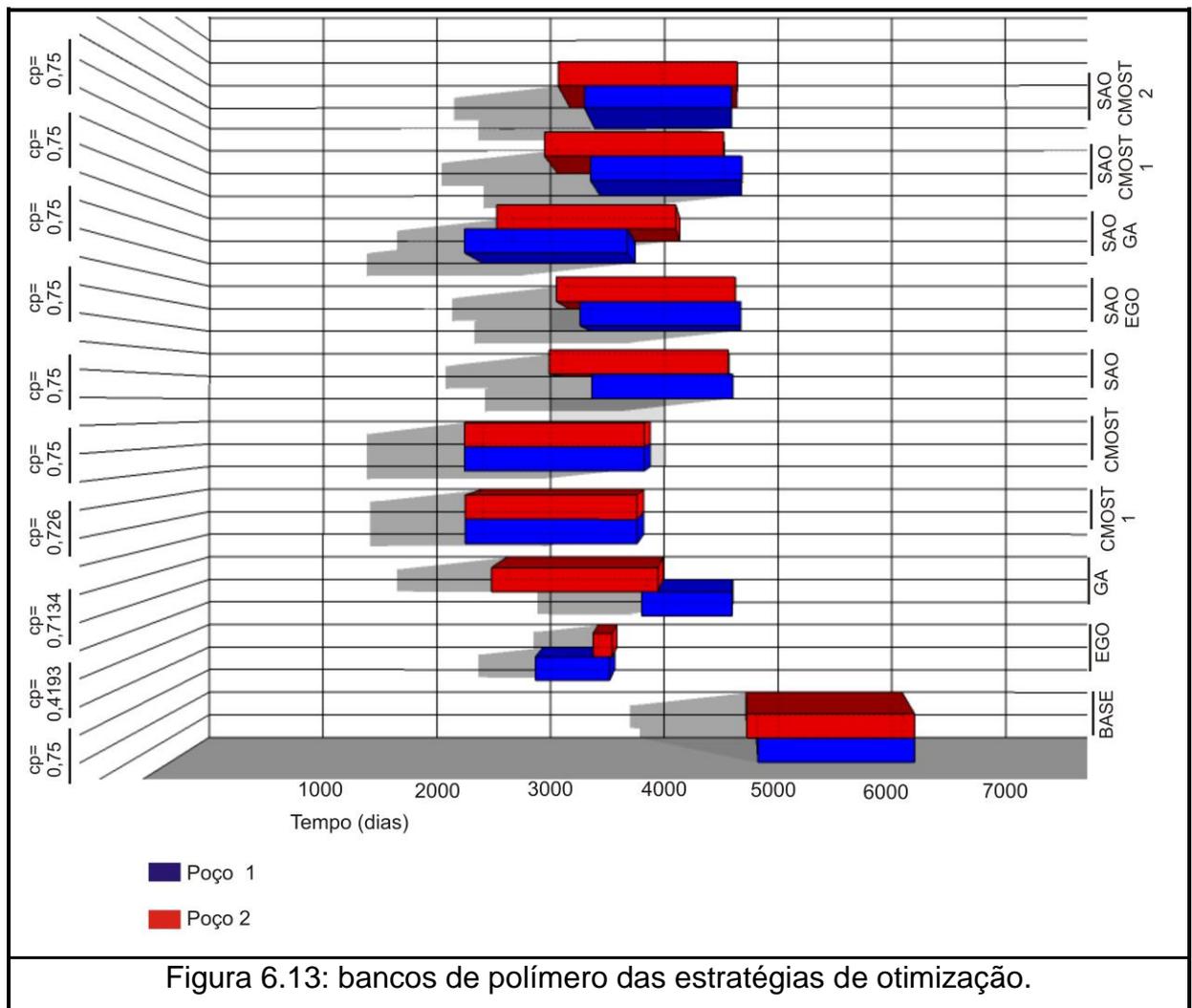


Figura 6.13: bancos de polímero das estratégias de otimização.

Conforme visto na Figura 6.13 todas as respostas das estratégias tenderam injetar polímeros no início das atividades da injeção, com isso obtiveram melhores resultados, pois o polímero pode atuar de forma mais eficiente no varrido do óleo se comparado ao caso base com injeção só no final do período de concessão.

Nas Figuras 6.14 e 6.15 estão plotadas as produções acumuladas de óleo e água respectivamente das simulações do caso Base sem otimização e sem injeção de polímeros, Base sem otimização e com injeção de polímeros e o caso ótimo que obteve a melhor resposta CMOST₂.

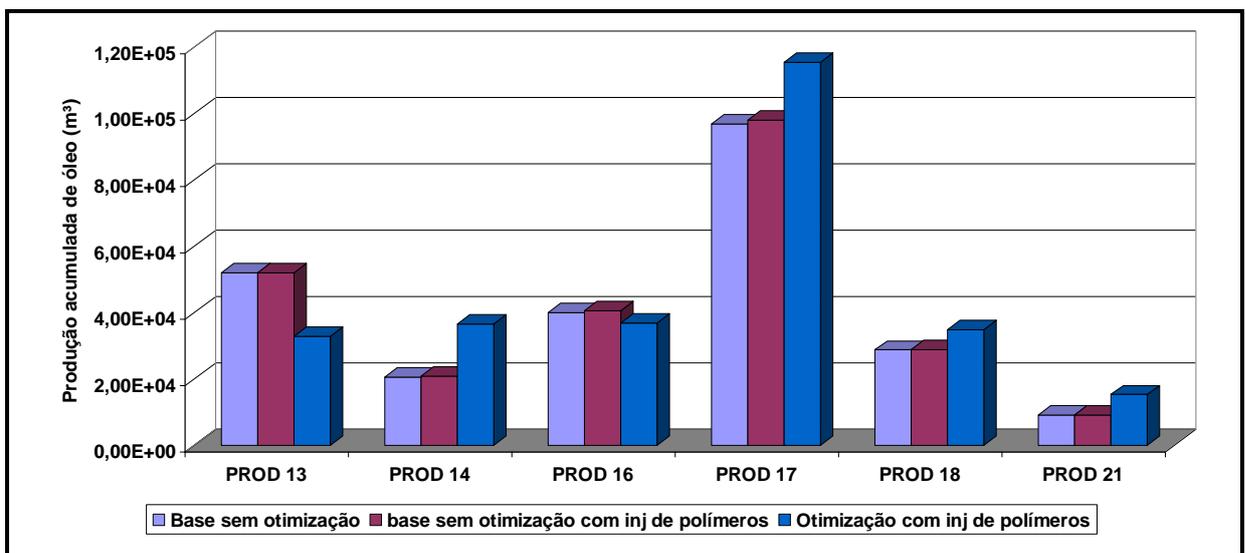


Figura 6.14: produção acumulada de óleo por poço dos casos Base sem otimização, Base sem otimização e com injeção de polímeros e o Caso ótimo CMOST₂.

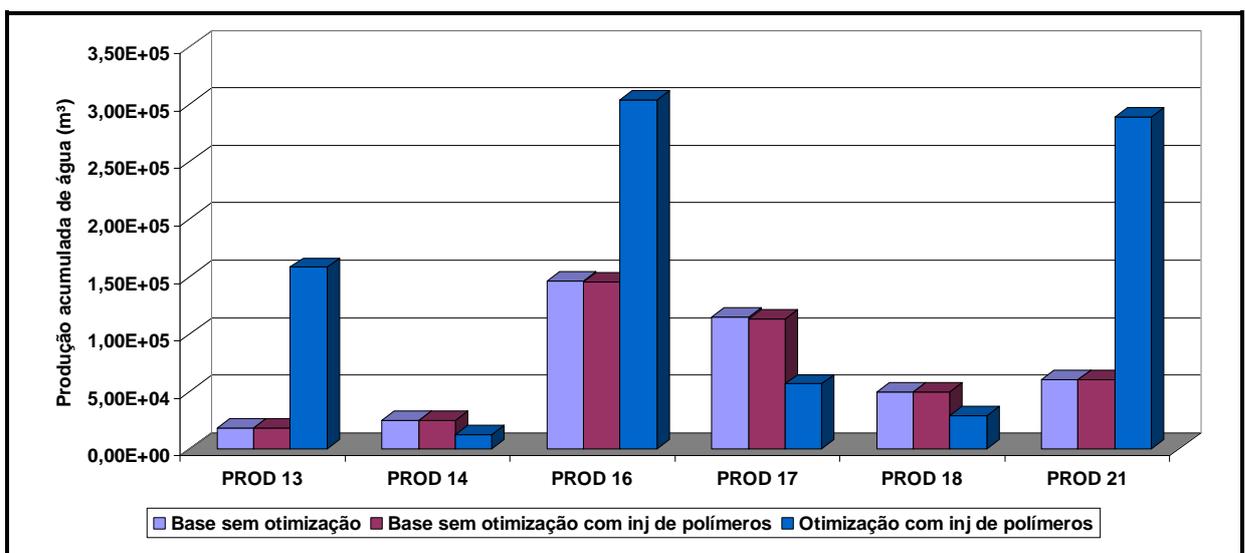
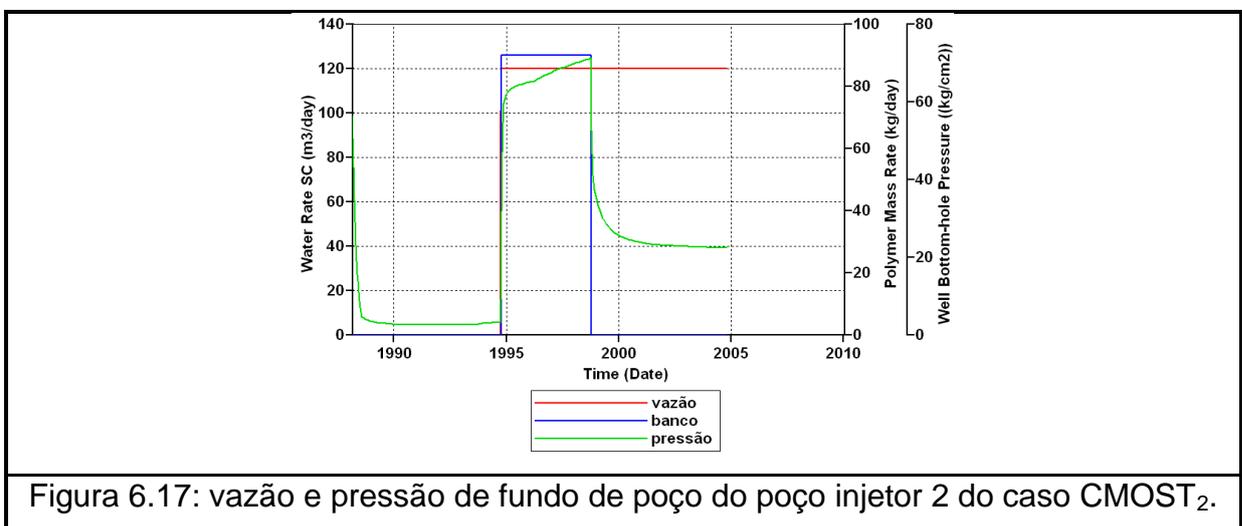
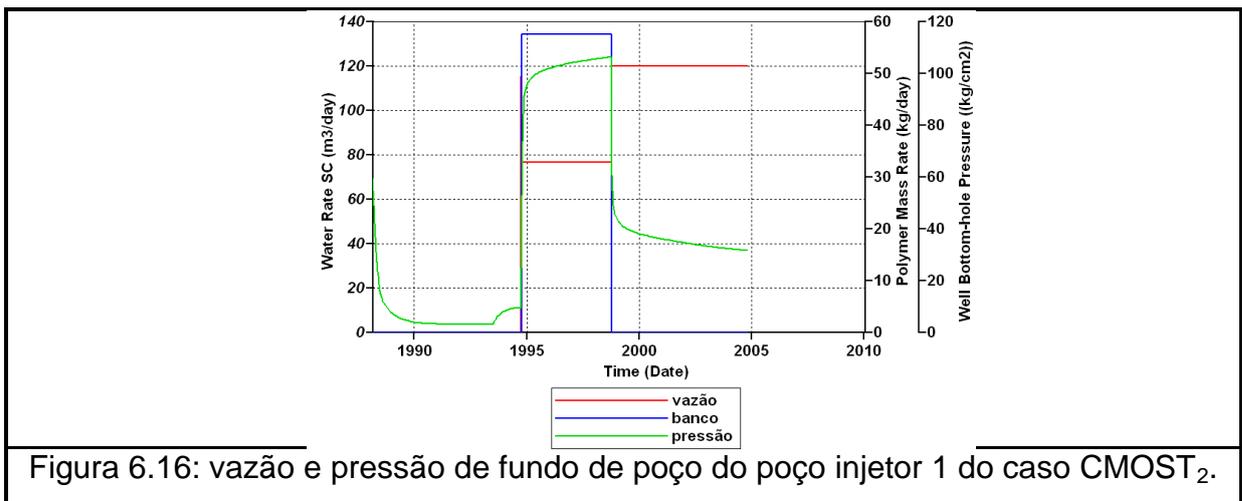


Figura 6.15: produção acumulada de água por poço dos casos Base sem otimização, Base sem otimização e com injeção de polímeros e o Caso ótimo CMOST₂.

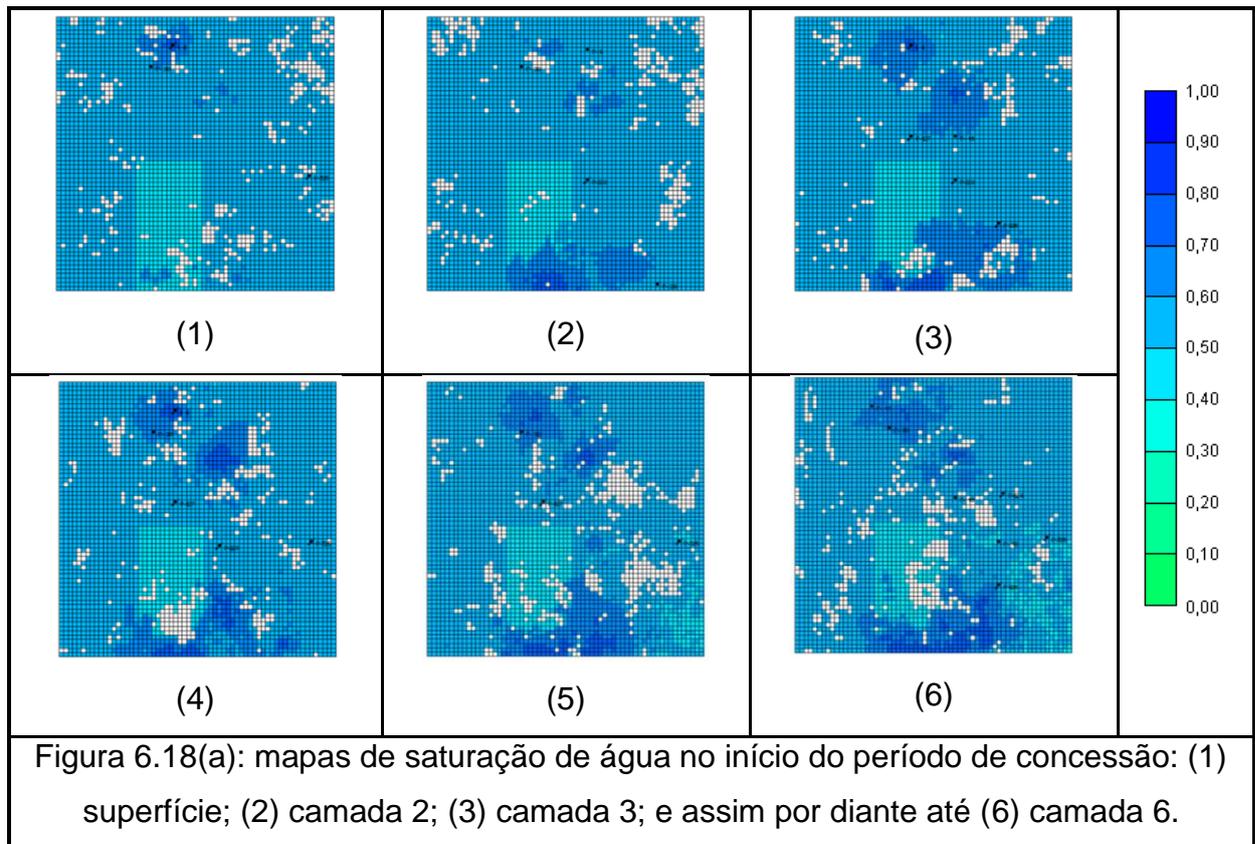
Pode ser visto nas figuras citadas anteriormente que a estratégia ótima forneceu melhor resposta nas produções acumuladas de óleo por poço, em contrapartida a mesma não apresentou bons resultados quando se trata da produção acumulada de água por poço. Cabe fazer algumas observações com relação a este aumento da produção acumulada de água, nos casos base originais (sem e com injeção de polímeros) que retratam o histórico de vazões e pressões dos poços monitorados periodicamente durante todo período de concessão, já o caso ótimo contém apenas três ciclos de controle (antes, durante e depois da injeção do banco de polímeros) em que a intenção é melhorar a função objetivo lucro e com isso há um aumento da produção de água em virtude de uma maior injeção da mesma. As variáveis referentes às vazões e bancos de polímeros da melhor estratégia, em se tratando da função objetivo, CMOST₂ podem ser vistas nas Figuras 6.16 e 6.17, onde estão plotados juntamente com a pressão de fundo de poço de cada poço injetor.



Como visto no caso1, no caso2 também percebe-se que há um aumento da pressão de fundo de poço quando o polímero é injetado, isto ocorre porque a solução polimérica aumenta a viscosidade da água, portanto no momento em que ele é injetado no meio poroso é necessário que haja uma pressão adicional para poder manter a vazão de injeção da mistura água mais polímero no reservatório.

As respostas indicam o que a literatura recomenda, ou seja, quanto antes houver a injeção de polímeros a probabilidade do sucesso na recuperação de óleo é aumentada consideravelmente. No próximo item foi feita outra análise do piloto de polímeros, onde a restrição do começo da injeção de polímeros não é mais limitada, podendo começar logo no início do período de concessão.

Os mapas de distribuição das saturações de água no reservatório da melhor estratégia CMOST₂ estão representados nas Figuras 6.18(a), 6.18(b), 6.19(a) e 6.19(b) em tempos distintos, no início da simulação e próximo do final do período de concessão.



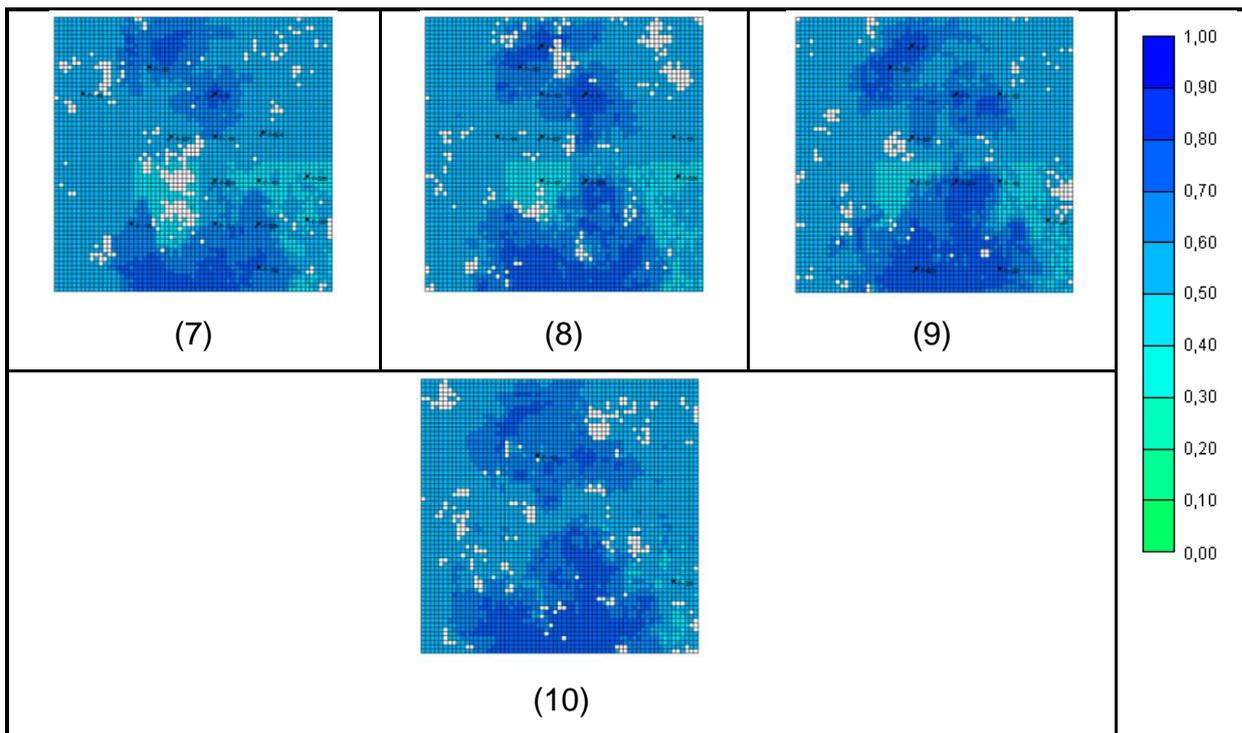


Figura 6.18(b): mapas de saturação de água no início do período de concessão: (7) camada 7; (8) camada 8; (9) camada 9; (10) camada 10.

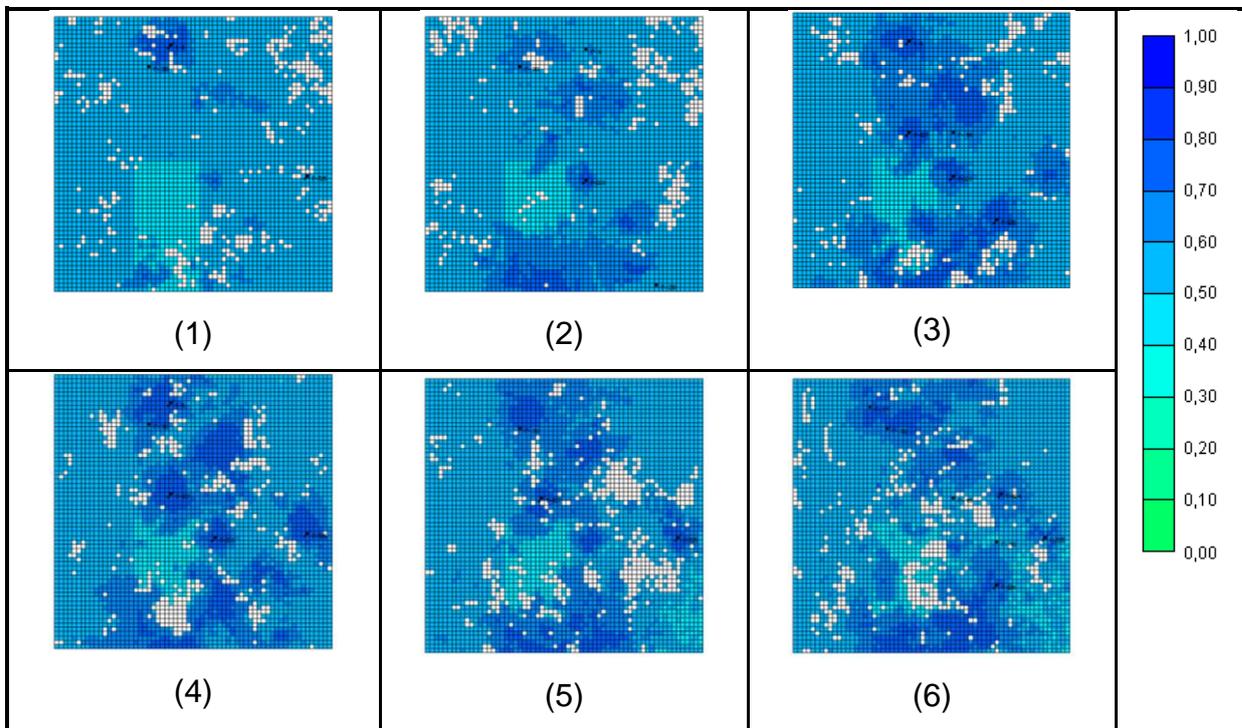
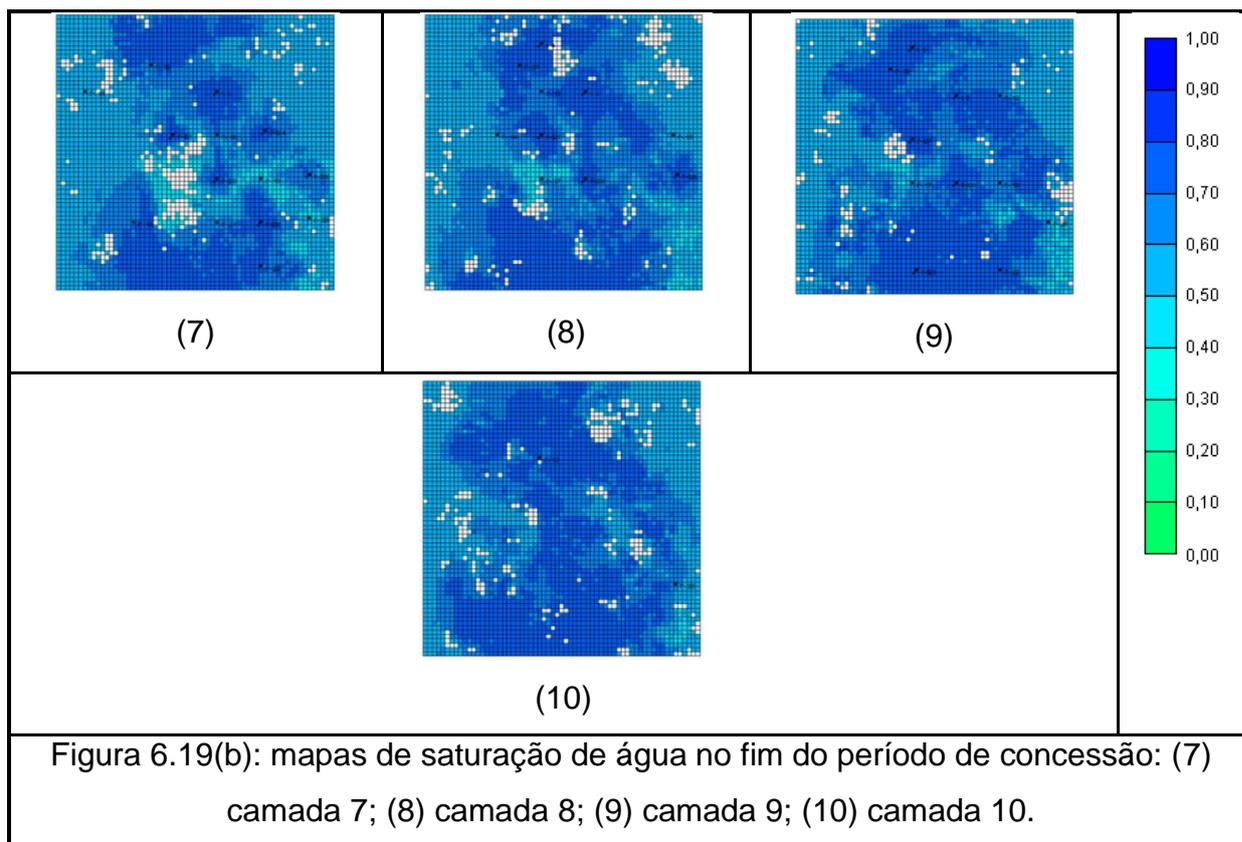


Figura 6.19(a): mapas de saturação de água no fim do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (6) camada 6.



6.3 – Resultados ótimos do caso2 (2ª análise)

A proposta desta segunda análise é verificar o que ocorreria se a injeção de polímeros no reservatório piloto pudesse ocorrer mais cedo. O problema de otimização permanece igual ao estudado no item anterior, com 5 variáveis por poço injetor e a variável concentração de polímeros para todos os poços. A Tabela 6.5 mostra as principais respostas das estratégias de otimizações utilizadas.

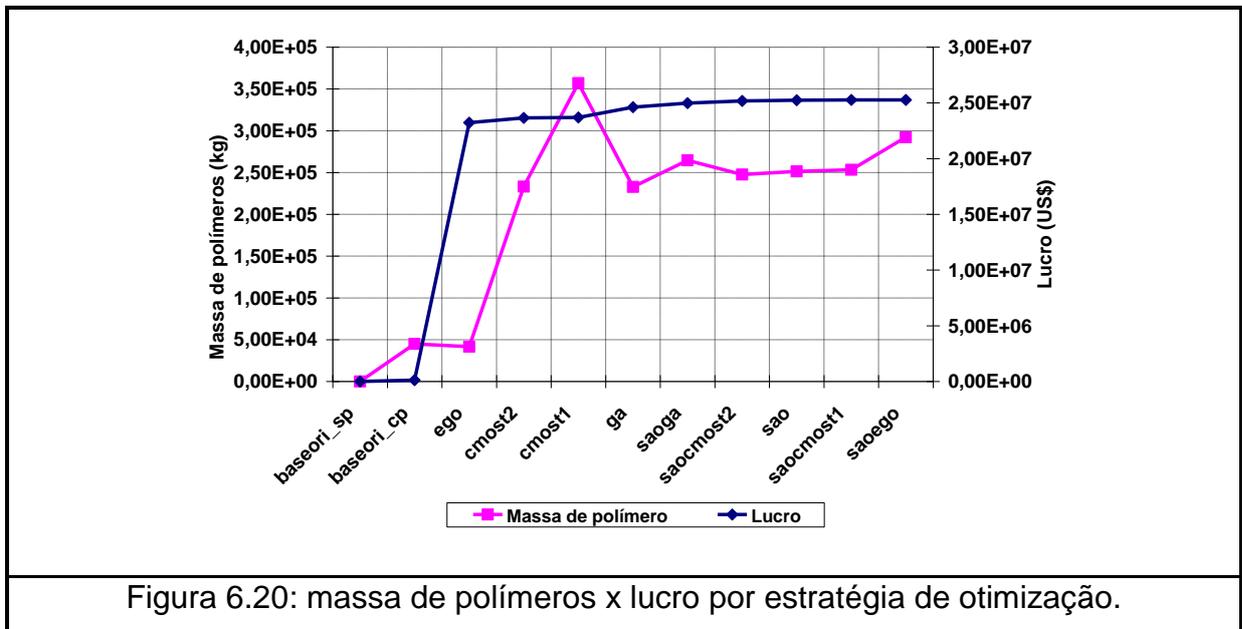
Tabela 6.5: resultados das estratégias de otimização.

Caso	Consumo de polímero (kg)	Produção Acumulada de Óleo (m ³)	Aumento da Produção Acumulada de Óleo (m ³)	FR (%)	ΔFR (%)	Lucro (US\$)	VPL (US\$)
Base _{ori_sp} *	0,00E+00	2,47E+05	0,00E+00	33,46	0,00	0,00E+00	4,89E+07
Base _{ori_cp} **	4,50E+04	2,50E+05	2,15E+03	33,81	0,35	1,22E+05	4,91E+07
EGO	4,16E+04	3,05E+05	5,75E+04	39,92	6,46	2,32E+07	7,22E+07
GA	2,33E+05	3,13E+05	6,59E+04	41,17	7,71	2,46E+07	7,36E+07
CMOST ₁	3,57E+05	3,12E+05	6,43E+04	40,87	7,41	2,37E+07	7,26E+07
CMOST ₂	2,33E+05	3,11E+05	6,38E+04	40,90	7,45	2,36E+07	7,26E+07
SÃO	2,51E+05	3,17E+05	6,95E+04	41,43	7,98	2,52E+07	7,42E+07
SAO _{EGO}	2,92E+05	3,19E+05	7,11E+04	41,38	7,92	2,53E+07	7,42E+07
SAO _{GA}	2,65E+05	3,15E+05	6,79E+04	41,39	7,94	2,50E+07	7,39E+07
SAO _{CMOST1}	2,53E+05	3,18E+05	7,07E+04	41,49	8,04	2,53E+07	7,42E+07
SAO _{CMOST2}	2,47E+05	3,18E+05	7,05E+04	41,54	8,09	2,52E+07	7,41E+07

*Base_{ori_sp} – (ori_sp) – caso original sem injeção de polímeros.

**Base_{ori_cp} – (ori_cp) – caso original com injeção de polímeros.

Para melhor visualização dos resultados, a Figura 6.20 mostra as respostas da função objetivo lucro das estratégias de otimização de forma crescente juntamente com a quantidade de massa de polímero por estratégia.



De acordo com os resultados, a melhor estratégia foi a estratégia híbrida SAO_{EGO} seguida pelas estratégias SAO_{CMOST1} e SAO, cujas soluções estão muito próximas uma das outras diferenciando principalmente na quantidade de massa de

polímero injetado. Fazendo um comparativo entre as duas melhores respostas, SAO_{EGO} e SAO_{CMOST1} , essa diferença pode não ser significativa no campo, já que para se obter um lucro de apenas US\$ 5.000,00 a mais teria que injetar mais 39.000 quilos de polímero.

A Tabela 6.6, apresenta os resultados da função objetivo obtidos pelas estratégias, assim como o número de avaliações de função (equivalente a utilizações do simulador) necessárias.

Tabela 6.6: eficiência das estratégias de otimização.

Estratégia	Função objetivo (10^6 U.M.)	Avaliação de função
EGO	23,218	112
GA	24,614	1780
CMOST₁	23,697	1320
CMOST₂	23,650	1160
SAO	25,233	496
SAO_{EGO}	25,269	771
SAO_{GA}	24,973	496
SAO_{CMOST1}	25,264	916
SAO_{CMOST2}	25,178	586

Percebe-se que houve uma pequena diferença entre as melhores respostas, dentre elas cabe destacar as estratégias híbridas que demonstraram ser mais eficientes com um custo computacional menor conseguindo obter bons resultados na função objetivo.

A próxima figura representa o melhoramento da recuperação avançada (IOR) e a massa de polímero injetada em cada estratégia de otimização. Observa-se na Figura 6.21 que ao aumentarmos o consumo de polímero o $\Delta FR\%$ tende a melhorar, contudo, houve um pico de injeção de massa de polímero na estratégia $CMOST_1$ e SAO_{EGO} , onde houve a maior injeção, porém não obteve o melhor $\Delta FR\%$. Isso se deve ao fato de que a estratégia de otimização não foi eficiente na busca pelas variáveis de projeto, pois com menos injeção de polímeros se conseguiu um melhor $\Delta FR\%$ como na estratégia SAO_{CMOST2} .

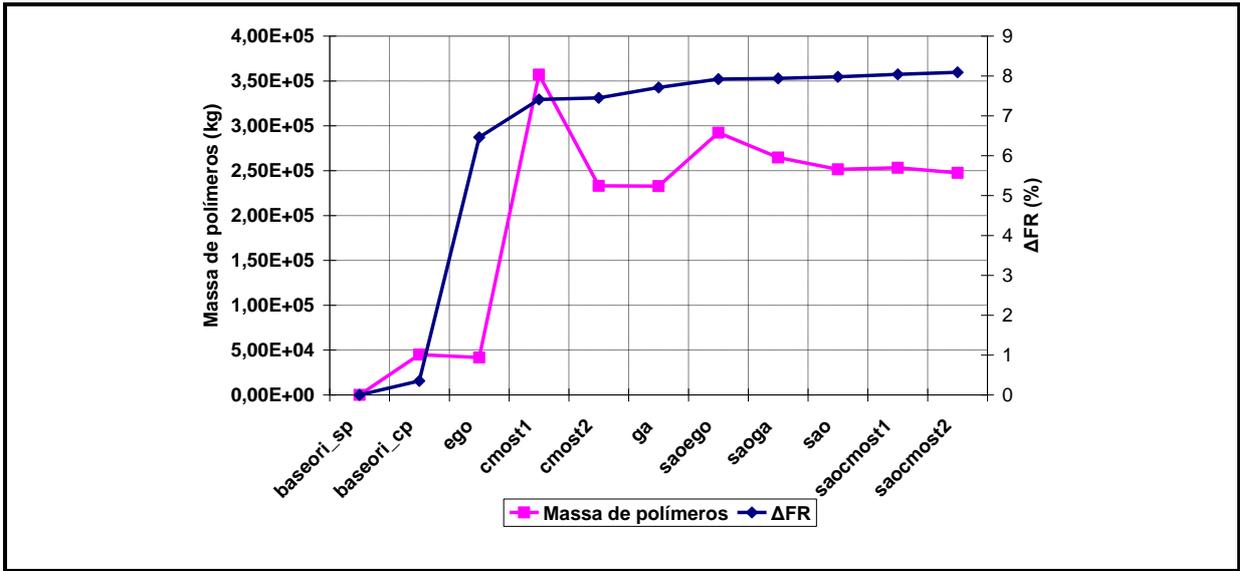


Figura 6.21: massa de polímeros x EOR por estratégia de otimização

Os bancos de polímeros estão plotados na Figura 6.22, onde é possível observar que todas as estratégias apontam como melhores soluções o início da injeção no começo do período de concessão. Além das soluções ótimas está plotado também o caso original base cedido pela PETROBRAS.

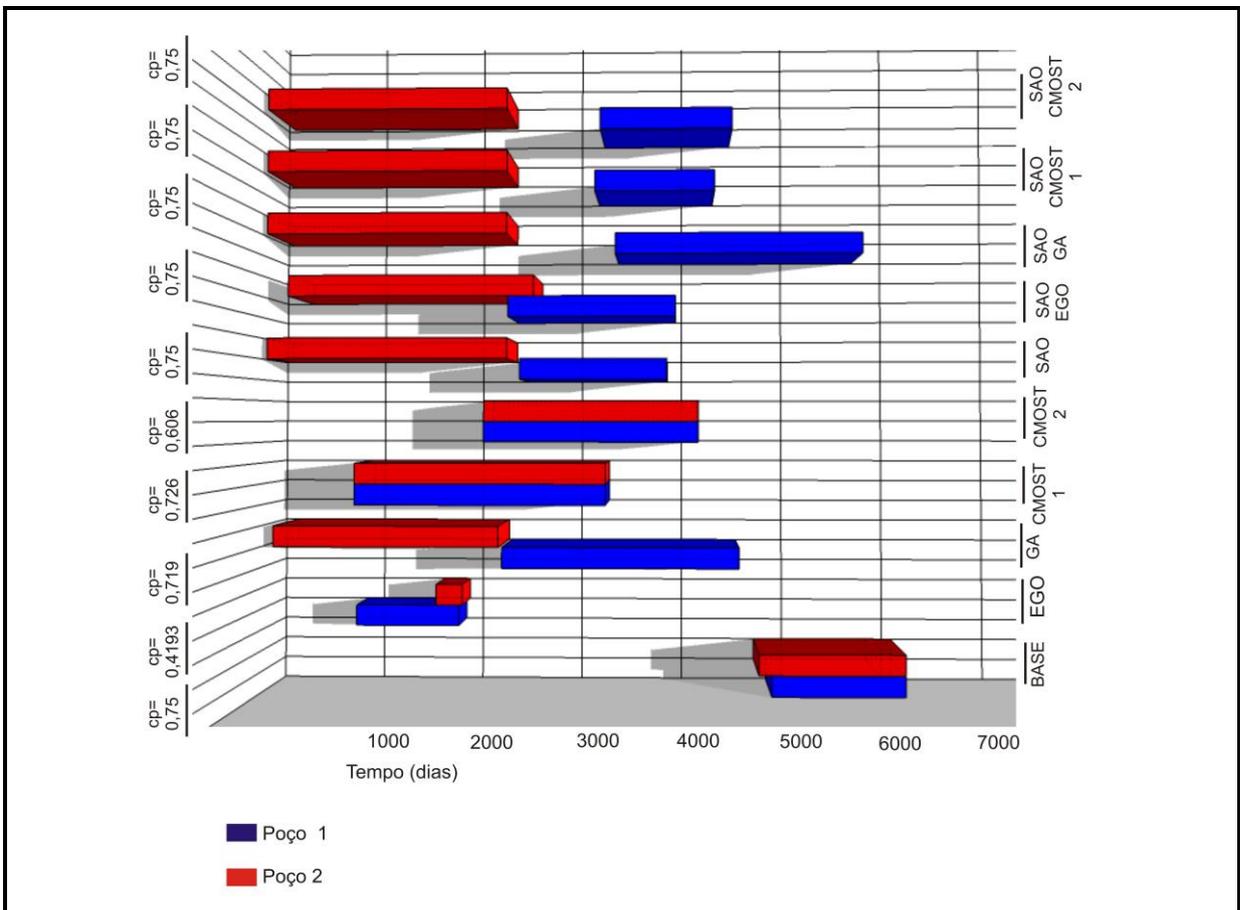
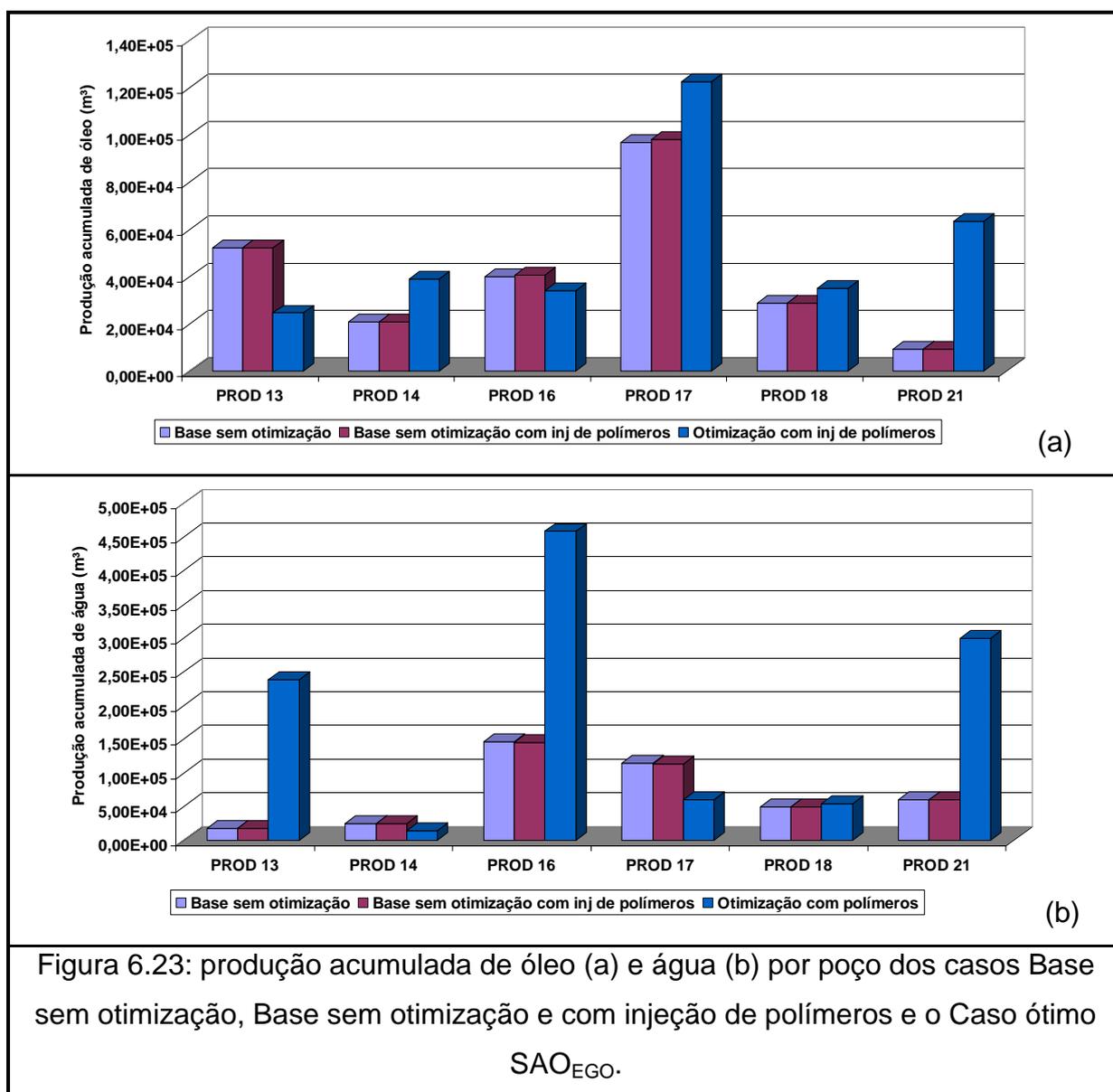


Figura 6.22: bancos de polímeros por estratégia de otimização.

O poço injetores 2 tendeu a injetar polímeros em todas as estratégias de otimização no início das simulações, enquanto o poço injetor 1 foi retardado para o tempo intermediário do período de concessão. É importante observar que existe certa similaridade principalmente entre as soluções fornecidas pelas hibridizações, demonstrando que o problema da multimodalidade das variáveis nas estratégias globais foram melhoradas na estratégia local.

As produções acumuladas de óleo e de água por poço estão representadas na Figura 6.23, onde se observa o aumento de produção de óleo se comparado aos casos originais sem otimização e a elevada produção acumulada de água devido à falta do maior controle nas vazões e pressões dos poços injetores se comparado ao caso base original que está representando o histórico de fato do reservatório.



Em decorrência do aumento da produção de água, o corte de água também é elevado e adiantado se comparado ao caso original, que só começa a injeção de líquidos a partir do 7º ano do período de concessão. A representação das variáveis de projeto, vazões de injeção, tempo de início e fim além da concentração de polímeros da estratégia SAO_{EGO} pode ser visto na Figura 6.24.

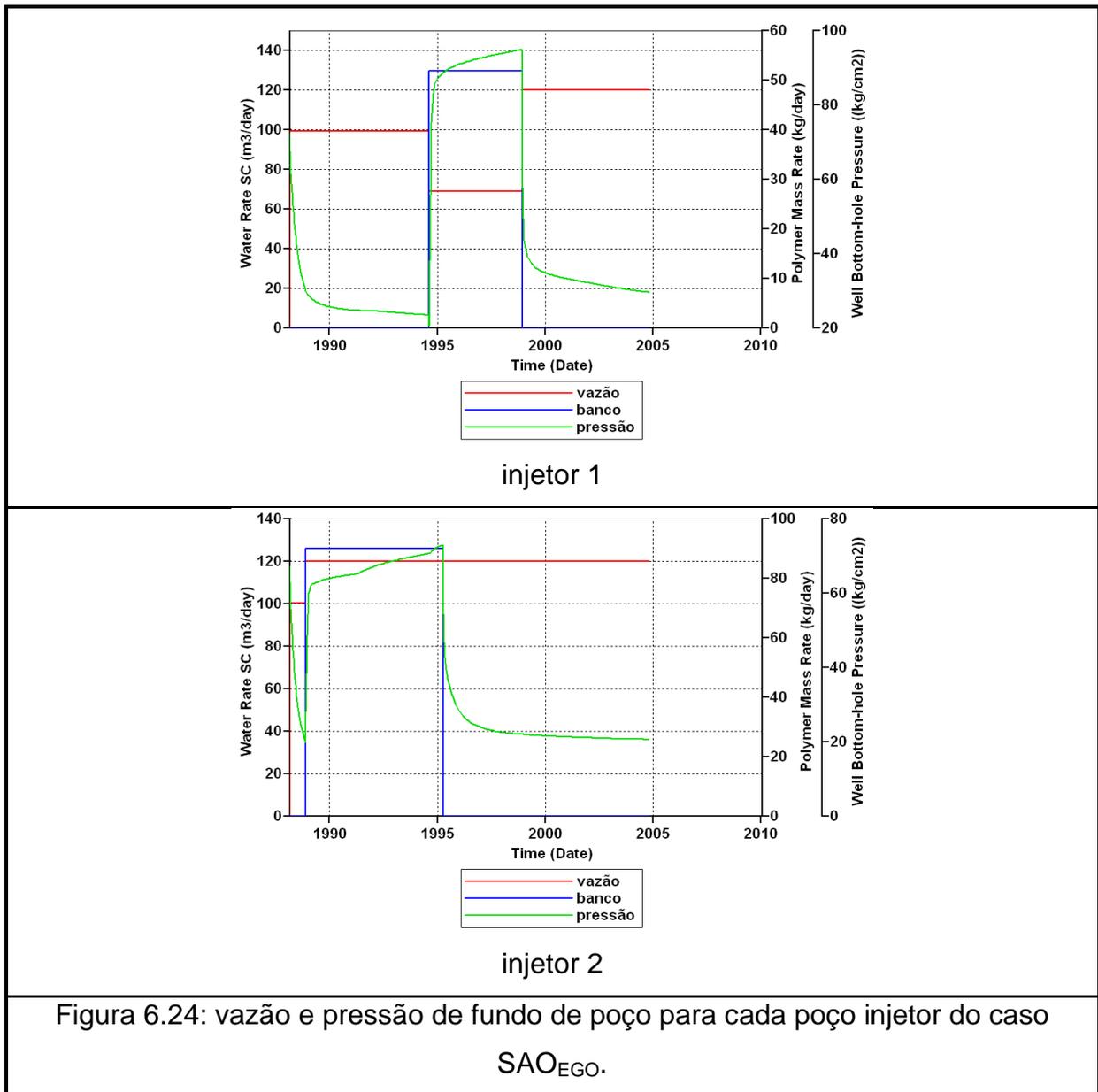


Figura 6.24: vazão e pressão de fundo de poço para cada poço injetor do caso SAO_{EGO}.

Como visto nas demais análises, para que o polímero seja injetado no meio poroso é necessário um aumento na pressão de fundo de poço.

Os casos analisados demonstram que as estratégias híbridas pode ser uma ferramenta útil para este tipo de problema e que além de conseguirem melhores

respostas do que o caso original, também obtiveram custo computacional inferior a quase todas estratégias globais e local.

Os mapas de distribuição das saturações de água no reservatório da melhor estratégia SAO_{EGO} estão representados nas Figuras 6.25 e 6.26 em tempos distintos, no início da simulação e próximo do final do período de concessão.

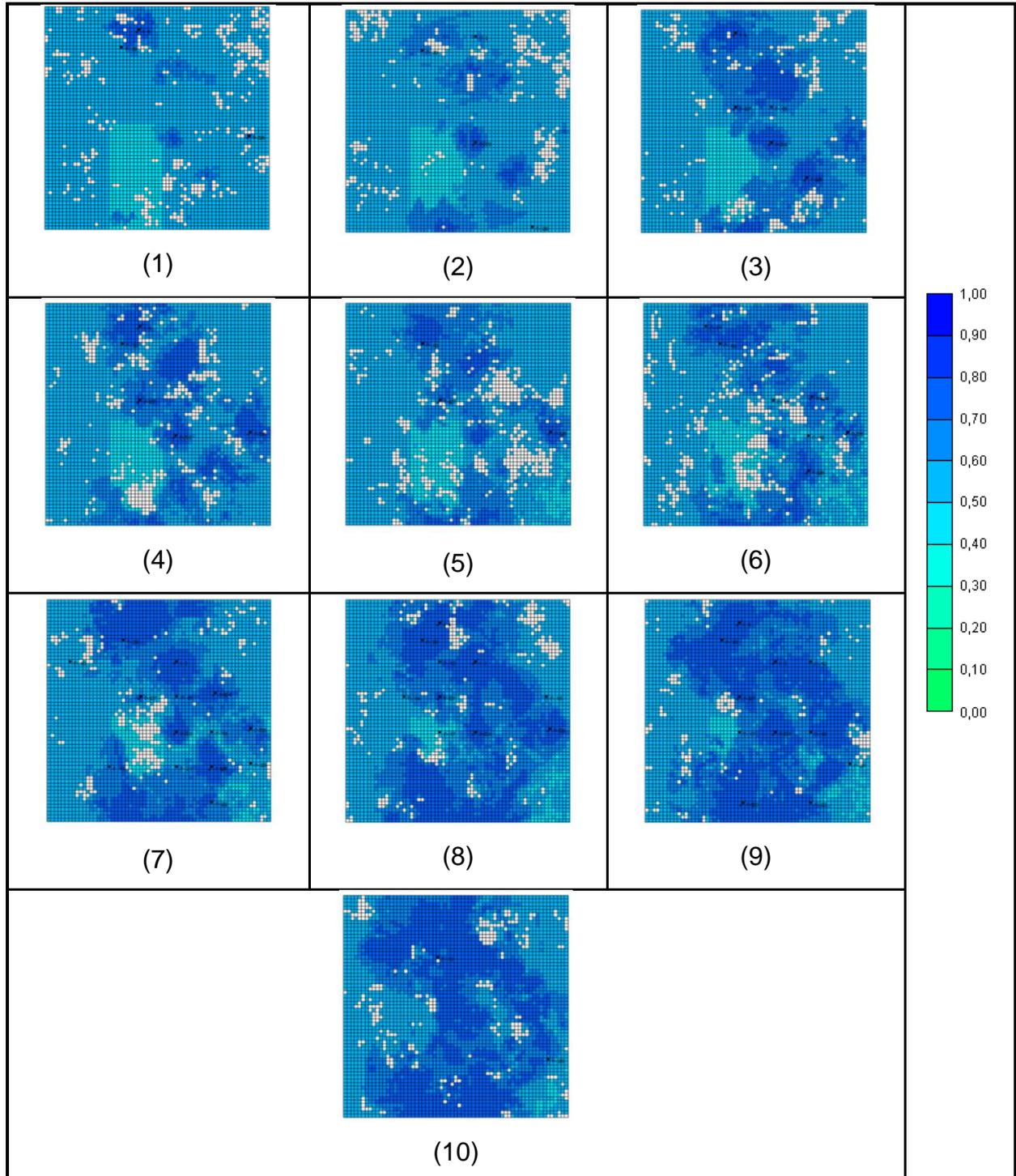
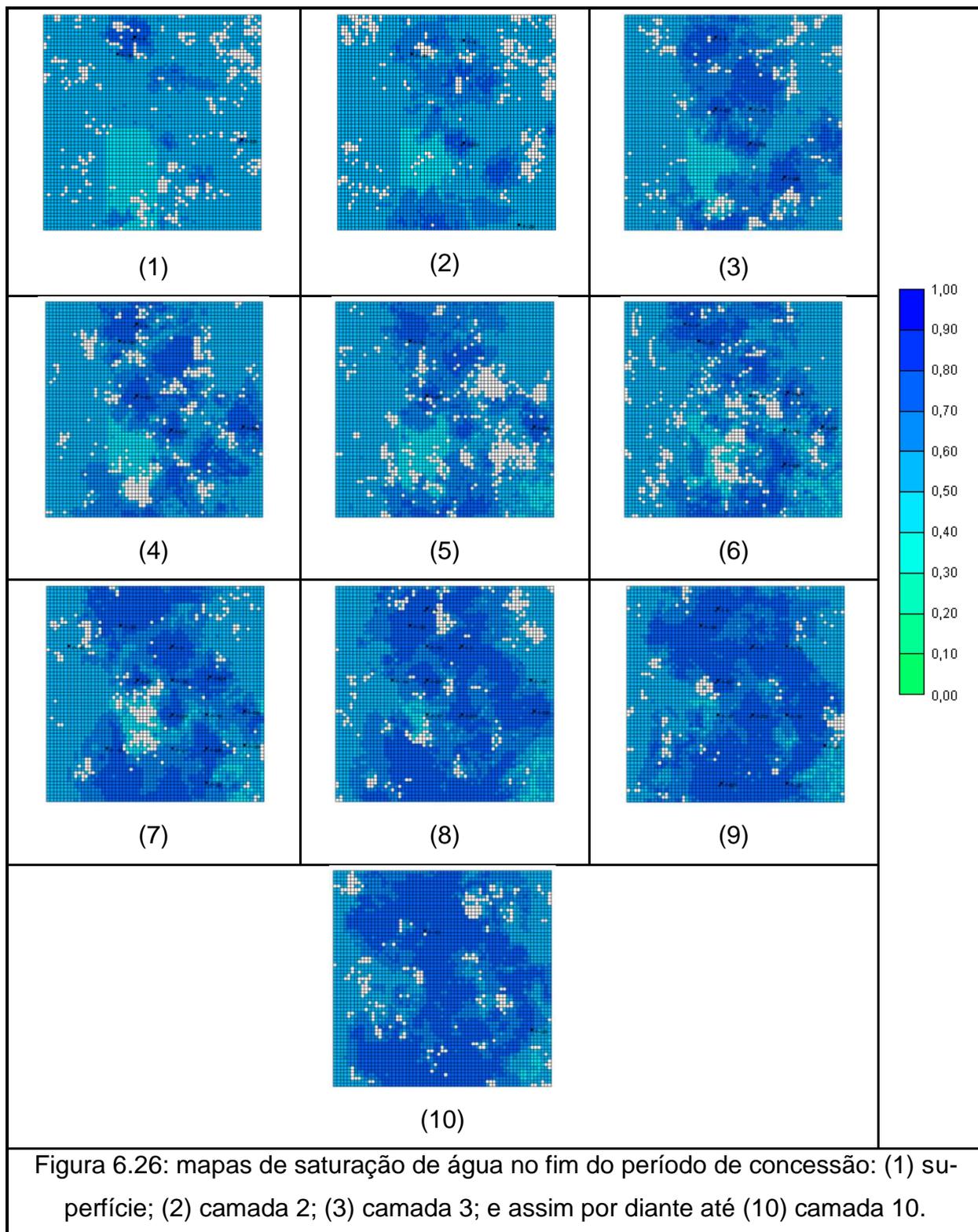


Figura 6.25: mapas de saturação de água no início do período de concessão: (1) superfície; (2) camada 2; (3) camada 3; e assim por diante até (10) camada 10.



Fazendo um comparativo entre as figuras das saturações citadas anteriormente, pode-se ver que houve um aumento da injeção de água devido aos poucos ciclos de controle ótimo se comparado ao caso original que contém o histórico das

vazões e pressões, mesmo assim o método de IOR conseguiu um aumento na produção de óleo e conseqüentemente um ganho no VPL tanto na primeira análise quanto na segunda.

Capítulo 7:

Conclusões

O objetivo desta tese é apresentar estratégias de otimização como ferramentas eficientes e confiáveis em problemas de engenharia de reservatório. Foi apresentada a otimização do gerenciamento de injeção de polímeros em dois modelos distintos. O primeiro reservatório, caso sintético, serviu como modelo para estudar os aspectos básicos do problema de otimização no gerenciamento da injeção da massa polimérica. O segundo reservatório, baseado em campo real, foi estudado com o intuito de validar as estratégias em problemas reais.

Os estudos desenvolvidos levaram às seguintes conclusões:

- Tendo em vista a alta dos preços dos produtos derivados do petróleo e seu crescente consumo, fica evidente a necessidade de estudos que possam viabilizar a maximização da vida produtiva dos reservatórios, sendo os métodos de recuperação avançado (IOR) uma boa alternativa para isso;
- O estudo comprova a importância de ferramentas computacionais de otimização no gerenciamento de reservatórios onde em determinados resultados não necessariamente a melhor solução objetivo demonstra a melhor estratégia, como nos casos onde foi visto que com menos injeção de polímero pode-se conseguir um bom lucro advindo do método;
- Como eram esperadas, as estratégias globais conseguiram achar a solução ótima rapidamente, porém, foram necessárias várias avaliações de função para se chegar à convergência. Por outro lado, a estratégia local utilizada (SAO) precisou de vários pontos iniciais para conseguir achar as melhores variáveis e assim a melhor solução da função objetivo lucro. Em consequência destas deficiências, as soluções das estratégias híbridas demonstraram ser mais eficientes já que na maioria dos casos conseguiu a melhor resposta com um número menor de simulações.
- Tendo em vista o bom desempenho da metodologia ótima de injeção de polímeros no caso1, caso sintético, foram investidos esforços para o estudo da melhoria da recuperação de óleo no caso2, caso real, onde verificou-se que a

estratégia utilizada pela PETROBRAS obteve ganhos, porém o resultado poderia ter sido melhor, principalmente se a injeção de polímeros tivesse ocorrido no início da simulação. Os estudos ótimos realizados comprovaram que se a estratégia de IOR fosse utilizada mais cedo os benefícios poderiam chegar até 9,5% a mais do VPL. E se fosse considerado a injeção desde o início do período de concessão este ganho poderia ser aumentado para 51%.

7.1 – Sugestões para trabalhos futuros

De modo a dar continuidade à linha de pesquisa apresentada neste trabalho e enriquecer os resultados obtidos, algumas atividades adicionais podem ser realizadas. A seguir, têm-se algumas linhas que podem ser desenvolvidas:

- As incertezas geológicas, propriedades do polímero ou econômicas estão sempre presentes nos estudos de reservatórios. É necessário estudar o problema apresentado aqui num contexto de planejamento sob incertezas, incorporando incertezas à modelagem. Torna-se necessário reavaliar o comportamento do algoritmo nesse contexto estocástico e identificar a possibilidade de aplicação de novos algoritmos;
- Usar o mesmo ambiente computacional para implementar outros modelos físicos como, composicional e térmico além da solução química ASP (alkali-surfactante-polímero);
- Acrescentar o número de variáveis de projeto com mais ciclos de controles das vazões de injeção e produção, bem como a locação dos poços e suas respectivas completações;
- Estudar o problema numa abordagem de otimização multiobjetivo;
- Realizar ensaios laboratoriais a respeito do comportamento do polímero no meio poroso.

Referências bibliográficas

AFONSO, S. M., HOROWITZ, B., LIRA JUNIOR, J. D., CARMO , A., CUNHA, J., WILLMERDORF, R. Comparison of Surrogate Building Techniques for Engineering Problems. XXIX Cilamce, 2008.

AFONSO, S. M. , HOROWITZ, B., OLIVEIRA, L. C. Waterflooding Management Throught the Combination of Global and Local Optimization Strategies, 2º International Conference on Engineering Optimization – EgnOpt 2010, Lisboa – Portugal.

AFONSO, S. M., WILLMERDORF, R., CARMO , A., HOROWITZ, B., LIRA JUNIOR, J. D. Surrogate Based Optimization Applied To History Matching In Petroleum Reservoir Engineering. Association for Structural and Multidisciplinary Optimization in the UK (ASMO-UK), 2010.

ALEXANDROV, N., DENNIS, J. R., LEWISAND, R. M., & TOREZON, V. (1997). A Trust Region Framework for Managing the Use of Approximation Models in Optimization. NASA/CR-201745; ICASE Report No. 97-50.

BARRILAS, J. L. M., MEDEIROS, H. O., DUTRA JR, T. V., MALTA, W. Influencia dos parâmetros de Reservatórios no Processo de Injeção de Solução Miscelar na Recuperação Avançada do Petróleo, 4º PDPETRO, Campinas – SP, 2007.

BEAR, J. Dynamics of Fluids in Porous Media, Dover, 1972.

CASTRO, R. E. (2001). Otimização de estruturas com Multi-objetivo via Algoritmo Genético. Tese de Doutorado. COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro.

CERQUEIRA, F. C.; CORBI, H. C.; SILVA, E. B.; GOMES, L. G. D.; FOLIOCO, P. Métodos Especiais de Recuperação de Petróleo Aplicados em Meio Offshore. Santos Offshore Conference 2009. Santos, São Paulo. 21-23 Outubro. 2009. p. 1-12.

CHANG H. L., ZHANG Z. Q., WANG Q. M. et al., Advances in polymer flooding and alkaline/surfactant/polymer processes as developed and applied in the People's Republic of China. Journal of Petroleum Technology. v. 58 n. 2, p. 84-89, Fevereiro de 2006.

Gen, M., & Cheng, R. (2000). Genetic Algorithm & Engineering Optimization. Wiley Series in Engineering Design and Automation - Hamid R. Parsaei, Series Editor.

CHEN, Z., HUAN, G., MA, Y. Computational Methods for Multiphase Flows in Porous Media. October, 2005. 284 p. SIAM – Computational Science & Engineering, Texas, USA.

CMOST, CMG (COMPUTER MODELLING GROUP). CMOST, USER'S GUIDE, 2012.

DENNEY, D., EOR Potential in the Middle East: Current and Future Trends. Paper SPE 143287, SPE Europec/EAGE Annual Conference and Exhibition, Vienna, Austria, 23–26 May 2011.

DANTAS, V. Otimização da injeção de polímeros em reservatórios de petróleo, Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) UFPE, 2008.

DANTAS, V., GUIMARÃES, L. J. N., HOROWITZ, B., COSTA, A. P. A. Metodologia para Injeção de Polímeros em Reservatórios de Petróleo usando Ferramentas Automáticas de Otimização, 30º CILAMCE, Búzios – RJ, 2009.

DAWSON, R., LANTZ, R. B. Inaccessible Pore Volume in Polymer Flooding, Trans. AIME, Vol.253, 1972.

DARWIN, C. (1859). On the Origin of Species by Means of Nature Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life.

ELDRED, M. S., GIUNTA, A. A., & COLLIS, S. S. (2004). Second-Order Corrections for Surrogate-Based Optimization with Model Hierarchies, Paper AIAA-2004-4457 in Proceedings of the 10th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference. Albany, NY.

ELDRED, M. S., DUNLAVY, D. M., Formulations for Surrogate-Based Optimization with Data Fit, Multifidelity, and Reduced-Order Models. 11th AIAA/ISSMO Multidisciplinary Analysis and Optimization Conference, Portsmouth, Virginia, 2006.

EZEKWE, N. Petroleum Reservoir Engineering Practice. Prentice Hall, 2011.

FORRESTER, I. J., SÓBESTER, A., KEANE, A. J. Engineering Design via Surrogate Modeling, John Wiley and Sons, 2008.

FRIEDMAN, J. Multivariate Adaptive Regression Splines. The Annals of Statistics, Vol. 19, No. 1. , pp. 1-67, 1991.

GHARBI, R., ALAJMI, A., ALGHARAIB, M. The Potential of a Surfactant/Polymer Flood in a Middle Eastern Reservoir. Paper OPEN ACCESS ENERGIES, Department of Petroleum Engineering, Kuwait University KUWAIT, 2012.

GIUNTA, A.A., WATSON, L.T. A Comparison of Approximation Modeling Techniques: Polynomial Versus Interpolating Models. Paper AIAA-98-4758 in proceedings of 7th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis & Optimization, St. Louis, MI, 1998.

GIUNTA, A. A., ELDRED, M. S. Implementation of a Trust Region Model Management Strategy in the DAKOTA Optimization Toolkit. 8th AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, AIAA-2000-4935. Long Beach, CA: [s.n.]. 2000.

GIUNTA, A. A. Use of Data Sampling, Surrogate Models, and Numerical Optimization in Engineering Design, Proceedings of the 40th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, Reno, NV, 2002.

GIUNTA, A.A., WOJTKIEWICZ, S.F., ELDRED, M.S., Overview of Modern Design of Experiments Methods for Computational Simulations, Proceedings of the 41st AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, Reno, NV, 2003.

GOLDBERG, D. E. (1989). Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning. MA: Addison-Wesley Publishing Company, Reading.

GURNEY, K. An Introduction to Neural Networks, Taylor and Francis Group, London, 1997.

HOLLAND, J. H. (1992), Adaptation in Natural and Artificial Systems, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, second edition, 1992.

HAN, K., YANG, Z, ZHANG, Q., LOU, H., CHANG, I. Recent Development Enhanced Oil Recovery in China. Journal of Petroleum Science & Engineering, 1997.

HASTIE, T., TIBSHIRANI, R., FRIDMAN, J. The Elements of Statistical Learning, Data Mining, Inference, and Prediction. Springer-Verlag, 2001.

HOROWITZ, B ; AFONSO, S. M. B. ; WILLMERSDORF, R. B. ; GUIMARÃES, L. J. N. Local and Global Strategies Applied to Waterflooding Optimization. In: Twelfth International Conference on Civil, Structural and Environmental Engineering Computing, 2009, Funchal, Madeira, Portugal. Proceeding of the Twelfth International Conference on Civil, Structural and Environmental Engineering Computing, 2009. v. 1. p. 1-20.

HOROWITZ, B ; GUIMARÃES, L. J. N.; DANTAS, V.; AFONSO, S. M. B. A Concurrent Efficient Global Optimization Algorithm Applied to Polymer Injection Strategies. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2010.

HOROWITZ, B ; AFONSO, S. M. B. ; MENDONÇA, C.V.P. ; WILLMERSDORF, R. B. . Rate Control Optimization of Waterflooding Management. International Journal of Modeling and Simulation for the Petroleum Industry (Impresso), v. 4, p. 1-8, 2011.

HOU, J. Network modeling of residual oil displacement after polymer flooding. Journal of Petroleum Science & Engineering, 2007.

IEO – International Energy Outlook 2013 – Independent Statistics & Analysis U.S. Energy Information Administration

IMEX, CMG (COMPUTER MODELLING GROUP). IMEX, USER'S GUIDE, 2012.

JONES, D., SCHONLAU, M., AND WELCH, W. 1998. Efficient Global Optimization of Expensive Black-Box Functions. Journal of Global Optimization, Vol. 13.

JONES, D., PERTTUNEN, C. D., AND STUCKMAN B. E. 1993. Lipschitzian Optimization without the Lipschitz Constant. Journal of Optimization Theory and Applications, Vol. 79, No. 1, PP. 157-181.

KAMINSKY, R.D., WATTENBARGER, R.C., SZFRANSKI, R.C., COUTEE, A.S. Recent Guidelines for polymer flooding evaluation and development. Paper IPTC 11200, International Petroleum Technology Conference, Dubai, 2007.

KEANE, A.J., NAIR, P.B., Computational Approaches for Aerospace Design: The Pursuit of Excellence, John-Wiley and Sons, 2005.

LATIL, M. Enhanced Oil Recovery. Techni, 1980.

LINDEN, R. Algoritmos Genéticos na Indústria do Petróleo: uma Visão Geral. Revista da Engenharia de Instalações no Mar nº. 01 Jan./Jul. 2008.

LIRA, J. D. Otimização com Modelos Substitutos Considerando Incertezas em Reservatórios de Petróleo, Tese (Doutorado em Engenharia Civil) UFPE, 2012.

LITTMANN, W. Polymer Flooding. Elsevier Inc., 1988.

LU, H. Improving Oil Recovery (IOR) with Polymer Flooding in A Heavy-Oil River-Channel Sandstone Reservoir, Dissertation (Doktor Ingenier) Universität Bergakademie Freiberg genehmigte, 2004.

MATLAB, MATH WORKS. MATLAB, USER'S GUIDE, 2012.

MENDOÇA, C. V. P., CARVALHO, N. F. P., AFONSO, S. M. B., HOROWITZ, B. Estratégia Local para Otimização do Gerenciamento de Injeção de Água, 5º Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás, Fortaleza – CE, 2009.

MELO, M.A, SILVA, I.P.G., GODOY, G.M.R., SANMARTIN, A.N. Polymer Injection Projects in Brazil: Dimensioning, Field Application and Evaluation. SPE 75194. Thirteenth Symposium on Improved Oil Recovery held in Tulsa, Oklahoma, 2002.

MICHALEWICZ, Z., Genetic Algorithm + Data Structure = Evolution Programs, 3º Ed., Springer-Verlag, New York, 1996

MIMBELA, R.F.R., PIRES, A.P. Análise do Efeito da Injeção de Água com Polímeros no Início da Produção de um Campo Via Simulação Numérica de Reservatórios. Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás – IBP. Rio & Gas Expo and Conference 2006.

NOCENDAL, J., WRIGHT, S. J., Numerical Optimization, Springer Series in Operations Research, Springer-Verlag, New York, 1999.

OLIVEIRA, D.F.B. Técnicas de Otimização da Produção para Reservatórios de Petróleo – Abordagens Sem Uso de Derivadas para Alocação Dinâmica das Vazões de Produção e Injeção, Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) UFPE, 2006.

OLIVEIRA, L. C. O., AFONSO, S. M. B., HOROWITZ, B. Estratégias Híbridas Global/Local para Gerenciamento Ótimo da Injeção de Água em Reservatórios de Petróleo, 6º Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás, Florianópolis – SC, 2011.

OLIVEIRA, L. C., AFONSO, S. M. B., HOROWITZ, B., LEMONGE, A. C. C. Constraints Handling for Hybrid Algorithms in Waterflooding Optimization Problem, 3^o International Conference on Engineering Optimization – EgnOpt 2012, Rio de Janeiro – RJ.

OLIVEIRA, L. C. Estratégia Híbrida Aplicada ao Gerenciamento Ótimo de Reservatórios, Tese (Doutorado em Engenharia Civil) UFPE, 2013.

PINTO, J. W. O., AFONSO, S. M. B. Desenvolvimento de Ferramenta Integrada para Otimização de Problemas da Engenharia de Reservatório Considerando Modelos Substitutos, Asociación Argentina de Mecánica Computacional, Mecánica Computacional Vol XXIX, págs. 8725-8739, Buenos Aires – Argentina, 2010.

PINTO, J. W. O., AFONSO, S. M. B. Uso de Ferramenta Integrada em Otimização de Problemas da Engenharia de Reservatório utilizando Modelo Substituto, 6^o Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás, Florianópolis – SC, 2011.

PULIDO, G. T. (2005), Uso de Auto-Adaptación y Elitismo para Optimización Multi-objetivo Mediante Cúmulos de Partículas, tesis de doctorado, Centro de Investigación y Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional, Unidad Zacatenco, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Sección de Computación, México D.F., México.

ROMERO, V. J., Burkardt, J. V., Gunzburger, M. D., & Peterson, J. S. (2006). Comparison of Pure and “Latinized” Centroidal Voronoi Tessellation Against Various Other Statistical Sampling Methods. pp 1266-1280. Reliability Engineering and System Safety 91.

ROSA, A.J., CARVALHO, R.S., XAVIER, J.A.D. Engenharia de Reservatórios de Petróleo; Editora Interciência; Rio de Janeiro; 2006.

SAKA, Y.; GUNZBURGER, M.; BURKARDT, J. Latinized, improved LHS, e CVT point sets in hypercube. Institute for Scientific Computing and Information. Interna-

tional Journal of Numerical Analysis and Modeling. Vol. 4. Number 3-4. p. 729-743. 2007.

SANTOS, R. F. V. C. Propagação de Incertezas de Variáveis Petrofísicas na Simulação de Reservatórios de Petróleo, Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) UFPE, 2012.

SEIXAS, M. G. Otimização Seqüencial Aproximada Aplicada a Métodos de Recuperação Terciária em Reservatórios de Petróleo, Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) UFPE, 2010.

SILVA, I.P.G., MELO, M.A., LUVIZOTTO, J.M. Polymer Flooding: A Sustainable Enhanced Oil Recovery in the Current Scenario, SPE 107727. Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference held in Buenos Aires, Argentina, 2007.

SILVA, M. F. Estratégias de aproximação para a otimização estrutural.123f. Dissertação (mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Engenharia Civil. 2009.

SHENG, J. J. Modern Chemical Enhanced Oil Recovery. Elsevier Inc., 2011.

SEGUNDO, A. R. S. S., SILVA, W. C., VALENTIM, A. C. M., MEDEIROS, A. C. R., GARCIA, R. B. Caracterização de Poliacrilamidas Comerciais Visando sua Aplicação na Recuperação Avançada de Petróleo, 4º PDPETRO, Campinas – SP, 2007.

TAYLOR, K. C., Nasr-El-Din, H. A. Water-soluble hydrophobically associating polymers for improved oil recovery: A literature review. Journal of Petroleum Science & Engineering, 1997.

TEIXEIRA, R.A., ROCHA, P.S.M.V. Reologia de Soluções Poliméricas com Potencial de uso em Campos Maduros da Bacia do Recôncavo Baiano. Terceiro Congresso Brasileiro de P&D em Petróleo e Gás, Salvador, 2004.

TEIXEIRA, R. A., Reologia e Teste de Deslocamento de Soluções Poliméricas com Potencial de Uso em Recuperação Avançada de Petróleo. Universidade Salvador, 18 de março de 2005, Dissertação (Mestrado).

THOMAS, J.E. (Organizador); Fundamentos de Engenharia de Petróleo; Editora Interciência; Rio de Janeiro; 2001.

VAN BEERS, W. C. M., KLEIJNEN, J. P. C. Kriging Interpolation in Simulation: a Survey, Proceedings of the 2004 Winter Simulation Conference, 2004.

VALE, T. Y. F. Desenvolvimento de tensoativos e sistemas microemulsionados para a recuperação de petróleo. 2009. 120 f. Tese (Doutorado em Engenharia Química) – Centro de Tecnologia, Universidade Federal do Rio Grande do Norte. Natal. 2009.

WANG, D., SERIGHT, R. S., SHAO, Z., WANG J., Key Aspects of Project Design for Polymer Flooding, SPE 109682. Annual Technical Conference and Exhibition Held in Anaheim, California, U.S.A., 2007.

ZAMPIERI, M. F. Injeção Contínua e Alternada de Água e de Polímeros para a Recuperação de Petróleo, Dissertação (Mestrado em Engenharia de Petróleo) UNICAMP, 2012.

ZERPA, L.E., QUEIPO, N.V. Na Optimization Methodology of Alkaline-Surfactant-Polymer Flooding Processes Using Field Scale Numerical Simulation and Multiple Surrogates, SPE 89387. Fourteenth Symposium on Improved Oil Recovery held in Tulsa, Oklahoma, 2004.