

GUILHERME AUGUSTO FERRAILO PATROCINIO

**Recuperação melhorada de reservatórios de petróleo sob
injeção WAG-CO₂ utilizando metamodelos**

Área de concentração:
Engenharia de Petróleo

Orientador:
Prof. Dr. Marcio Augusto Sampaio

Co-orientador:
Prof. Dr. Edmilson Moutinho dos
Santos

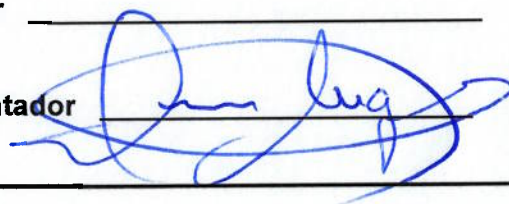
São Paulo
2018

Este exemplar foi revisado e alterado em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

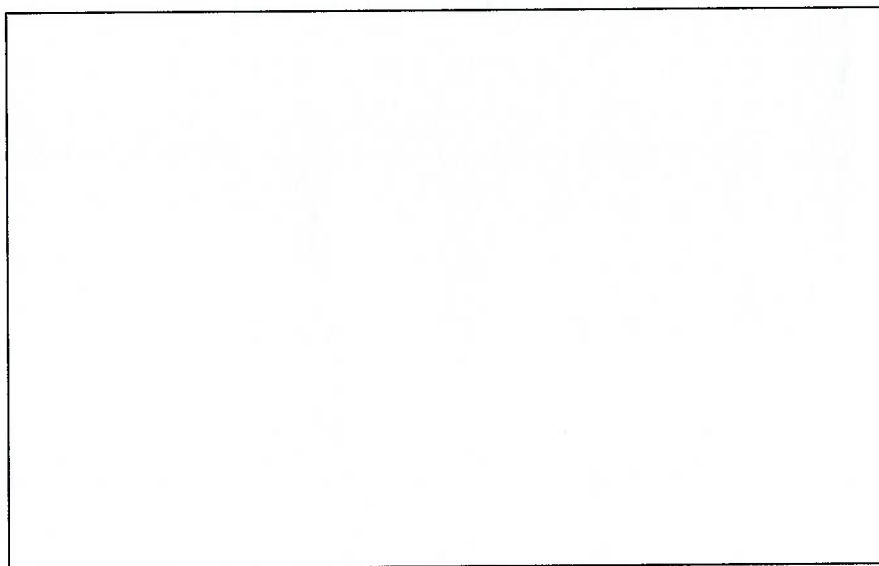
São Paulo, 1 de dezembro de 2018.

Assinatura do autor _____

Assinatura do orientador _____

A handwritten signature in blue ink, appearing to be 'Dan Lugo', is written over a horizontal line.

Catálogo-na-Publicação



DEDALUS - Acervo - EPBS



31900001105

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho aos meus pais, Carlos e Lourdes, e à minha irmã, Maria Julia, fontes de eterno apoio e inspiração. Dedico, também, ao meu professor de química, Anísio (*in memoriam*), que despertou meu interesse pela química e petróleo.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus por este trabalho, pela força e persistência a cada dia dessa jornada. Agradeço a Maria pela motivação de cada dia.

Agradeço a toda minha família por todo o apoio, pela união e valores de trabalho honesto, fé e humildade.

Agradeço a minha namorada Débora por todo o suporte, paciência e motivação, mesmo nos momentos mais difíceis.

Agradeço ao meu professor Dr. Marcio Augusto Sampaio pela luz do conhecimento no caminho das ciências e pela orientação durante todo este trabalho.

RESUMO

A otimização de injeção WAG-CO₂ em um campo de petróleo pode levar a um acréscimo da recuperação de óleo, redução da produção de água e CO₂, e assim, mitigar os riscos e maximizar os lucros. Entretanto, uma metodologia que mostre as vantagens desta otimização esbarra, muitas vezes, na complexidade do problema, uma vez que a operação de muitos poços injetores envolve um elevado número de variáveis de controle, que somado ao maior tempo de processamento da simulação composicional, faz com que o processo de otimização demande um elevado tempo computacional, tornando muitas vezes inviável uma abordagem mais completa. Para tentar contornar este problema, este trabalho apresenta um método de otimização que possa avaliar o aumento da recuperação do reservatório sob injeção WAG-CO₂, melhorando o gerenciamento de reservatórios com elevado percentual de CO₂, maximizando o Valor Presente Líquido (VPL). A metodologia envolve utilizar um método de otimização global (algoritmo evolucionário) em conjunto com um metamodelo. O metamodelo envolve a técnica de planejamento experimental para a seleção de variáveis e a técnica de regressão polinomial para gerar uma função que reproduza as respostas do simulador, levando a um menor tempo computacional. Os parâmetros operacionais variaram dentro de um intervalo pré-determinado e os relativos VPLs foram avaliados. Um método tradicional de otimização foi usado como referência. Os resultados mostraram que enquanto os VPLs foram muito próximos (0,29 % de erro máximo), os tempos de simulação com o metamodelo foram menores (cerca de 46% de redução no caso mais lento).

Palavras-chave: Recuperação Avançada de Óleo, Injeção de CO₂, Água Alternada com Gás, Otimização, Algoritmo Evolucionário, Metamodelos.

ABSTRACT

The optimization of WAG-CO₂ injection in an oil field may lead to an enhance in oil recovery and reduction of water and CO₂ production, mitigating the risks and maximizing the profits. However, a methodology that shows these benefits usually faces the complexity of the problem. Once that the operation of many injector wells asks a high number of control parameters, in addition to the higher time demand by compositional simulation, the time to optimization process increases, and sometimes the analysis becomes unfeasible. In order to face this problem, this study presents an optimization methodology able to evaluate the WAG-CO₂, supporting then the management of high percentage CO₂ in reservoirs and maximizing the Net Present Value (NPV). The global optimization method (evolutionary algorithm) is performed together with a proxy model. The proxy model deals with the experimental design technique to choose the parameters and polynomial regression to generate a function that emulates the simulator output, reducing then the computational time. The operational parameters chosen changed inside a pre-determined interval of values and the related NPVs were then evaluated. A traditional optimization method was used as a reference. The results showed that while the NPVs were very close (0.29% of maximum error) the simulation times were quite low (around 46% of difference in the slowest case) with the proxy models.

Keywords: Enhanced Oil Recovery, CO₂ injection, Water Alternating Gas, Optimization, Evolutionary Algorithm, Proxy Models.

SUMÁRIO

Capítulo 1 - Introdução e Objetivos	10
1.1 Introdução.....	10
1.2 Objetivos	11
Capítulo 2 - Revisão Bibliográfica e Fundamentos Teóricos.....	11
2.1 Recuperação de Reservatórios através da Injeção WAG-CO ₂	15
2.2 Fenômenos Físicos que Ocorrem no WAG-CO ₂	15
2.2.1 Histerese da Permeabilidade Relativa Trifásica.....	16
2.2.2 Difusão não-Fickiana	17
2.2.3 Solubilização Aquosa	17
2.3 Avaliação Econômica	18
2.3.1 Valor Presente Líquido (VPL)	18
2.3.2 Fluxo de Caixa	19
2.4 Método de Otimização DECE	19
2.5 Metamodelos (<i>Proxy Models</i>)	20
Capítulo 3 - Metodologia	21
3.1 Modelagem dos Fenômenos Físicos	21
3.2 Ajuste do Controle Numérico	22
3.3 Seleção dos Parâmetros Críticos.....	22
3.4 Otimização com Metamodelos.....	22
Capítulo 4 – Estudo de Caso.....	24
4.1 Modelo de Reservatório	24
4.2 Cenário Econômico.....	24
4.3 Descrição dos Casos	26
4.4 Parâmetros Operacionais	27
Capítulo 5 – Resultados e Discussões.....	27
5.1 Caso 1	27
5.2 Caso 2	31
5.3 Caso 3	34
5.4 Metamodelo x DECE.....	38
5.5 Otimização da injeção de água.....	39
5.5.1 Caso 1	39
5.5.2 Caso 2	43
5.5.3 Caso 3	46
5.5.4 Metamodelo x DECE.....	50
Capítulo 6 – Conclusões	50
Referências Bibliográficas	52

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Efeito de histerese da permeabilidade relativa trifásica. Fonte: Machado (2013).....	17
Figura 2: Fluxo de trabalho adotado	23
Figura 3: Mapa geológico com descrição da permeabilidade.....	24
Figura 4: Mapa geológico com descrição da porosidade.....	24
Figura 5: Curva de VPL.	28
Figura 6: Curva de produção acumulada de óleo e variáveis de controle (WCUT e GOR).....	29
Figura 7: Simulação real x simulação com metamodelo.....	30
Figura 8: Curva de VPL para o Caso 2.	31
Figura 9: Produção acumulada de óleo do Caso 2 e variáveis de controle (WCUT e GOR).....	33
Figura 10: Simulação real x simulação com metamodelo.....	33
Figura 11: Curva de VPL do Caso 3.	34
Figura 12: Produção acumulada de óleo e variáveis de controle.....	35
Figura 13: Simulação real x simulação com metamodelo.....	36
Figura 14: Curva de VPL para o novo Caso 1.	39
Figura 15: Produção acumulada de óleo do novo Caso 1 e variáveis de controle (WCUT e GOR).....	41
Figura 16: Simulação real x simulação com metamodelo.....	41
Figura 17: Curva de VPL para o novo Caso 2.	43
Figura 18: Produção acumulada de óleo do novo Caso 2 e variáveis de controle (WCUT e GOR).....	44
Figura 19: Simulação real x simulação com metamodelo.....	45
Figura 20: Curva de VPL para o novo Caso 3.	46
Figura 21: Produção acumulada de óleo do novo Caso 3 e variáveis de controle (WCUT e GOR).....	48
Figura 22: Simulação real x simulação com metamodelo.....	48

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Dados utilizados na avaliação econômica.....	25
Tabela 2: Regime fiscal brasileiro simplificado.....	26
Tabela 3: Parâmetros e intervalos utilizados.....	27
Tabela 4: Parâmetros e VPL do experimento nº 34.....	28
Tabela 5: Dados estatísticos do ajuste.....	30
Tabela 6: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).....	31
Tabela 7: Parâmetros e VPL do experimento nº 92.....	31
Tabela 8: Dados estatísticos do ajuste.....	33
Tabela 9: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).....	34
Tabela 10: Parâmetros e VPL do experimento nº187.....	34
Tabela 11: Tabela estatísticas do ajuste.....	36
Tabela 12: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).....	37
Tabela 13: Produção e injeção acumuladas dos casos estudados.....	37
Tabela 14: Parâmetros da melhor solução do Caso 3.....	38
Tabela 15: Comparação dos resultados obtidos para o Caso 1.....	38
Tabela 16: Comparação dos resultados obtidos para o Caso 2.....	38
Tabela 17: Comparação dos resultados obtidos para o Caso 3.....	38
Tabela 18: Novos valores para os parâmetros STW, STG e WCUT.....	39
Tabela 19: Parâmetros e VPL do experimento nº 15.....	40
Tabela 20: Dados estatísticos do ajuste.....	42
Tabela 21: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).....	42
Tabela 22: Parâmetros e VPL do experimento nº 64.....	43
Tabela 23: Dados estatísticos do ajuste.....	45
Tabela 24: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).....	45
Tabela 25: Parâmetros e VPL do experimento nº 331.....	46
Tabela 26: Dados estatísticos do ajuste.....	49
Tabela 27: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).....	49
Tabela 28: Parâmetros críticos e VPL do novo caso 1.....	50
Tabela 29: Comparação Metamodelo x DECE.....	50

Capítulo 1 - Introdução e Objetivos

1.1 Introdução

Com a descoberta dos campos do pré-sal na Bacia de Santos, novos desafios tecnológicos surgiram, entre estes o fato de que muitos desses reservatórios possuem óleos com altas concentrações de dióxido de carbono (CO₂), próximos a 20% em fração molar (Mello, 2011). Esse elevado percentual nos reservatórios, somado à longa distância da costa, limitações de manipulação e armazenamento do gás produzido, e também aos possíveis impactos ambientais decorrentes da liberação deste gás na atmosfera, fizeram com que a técnica de injeção de água alternada com gás (do inglês, *water alternating gas*, WAG), no caso CO₂ (técnica conhecida como WAG-CO₂), tornasse um dos principais métodos especiais de recuperação a serem empregados nestes reservatórios. A função da água nessa técnica é reduzir a mobilidade do CO₂ injetado ao aumentar a miscibilidade do mesmo nos fluidos do reservatório (Engermann et al., 2006). A otimização de injeção WAG-CO₂ em um campo de petróleo pode levar a um aumento da recuperação de óleo, redução da produção de água e CO₂, e assim, mitigar os riscos, e maximizar os lucros.

O método de recuperação por injeção WAG torna-se, contudo, mais complexo que os métodos tradicionais devido à ocorrência do efeito de histerese da permeabilidade relativa¹, a qual é causada pela alternância de injeção que acontece durante o processo. Consequentemente a simulação numérica também passa a ser mais complexa. Muitos trabalhos anteriores de otimização focaram principalmente em aumentar o desempenho dos reservatórios sob injeção de água (Brouwer e Jansen, 2004; Sarma et al., 2005; Aitokhuehi e Durlofsky, 2005; Yeten et al., 2004; Wang et al., 2007; Chen et al., 2009; Sampaio et al., 2015); e apenas alguns estudos se dedicaram ao processo de otimização da injeção WAG-CO₂ (Panjalizadeh et al., 2015; Chen e Reynolds, 2015). Isto se deve, em grande parte, ao fato de que os processos de otimização de métodos de EOR (do inglês, *enhanced oil recovery*) requer muitas

¹ Histerese da permeabilidade relativa: curvas de permeabilidade relativa são diferentes a cada ciclo de saturação, este composto por fase de embebição e fase de drenagem.

simulações, com elevado custo computacional e financeiro. Portanto, o desenvolvimento dos chamados metamodelos (do inglês, *proxy models*), que emule as saídas do simulador, é considerada uma apropriada técnica alternativa.

Os metamodelos mais comuns tomam forma linear ou quadrática de uma função polinomial e visam representar o complicado modelo de simulação original de um reservatório, a fim de explorar as relações entre as variáveis de entrada (parâmetros) e as respostas obtidas (função objetivo, FO). Ao avaliar a sensibilidade da FO em relação a cada parâmetro é possível obter a significância estatística para cada um dos parâmetros e, conseqüentemente, eliminar da equação polinomial os de menor importância, tornando-a mais simples e de mais rápida simulação.

1.2 Objetivos

Este projeto visa desenvolver uma metodologia para realizar a otimização da injeção WAG-CO₂ na condição miscível de maneira eficiente e robusta. Para isso é necessário buscar os métodos de otimização mais eficientes e construir metamodelos adequados para acelerar o processo de busca pelas melhores soluções. Esta pesquisa propõe a otimização das vazões de injeção de CO₂, variando-se a razão e ciclos WAG, maximizando o valor presente líquido (VPL), buscando aumentar a produção de óleo e diminuir as produções de água e CO₂, fazendo uso de um metamodelo para reduzir o tempo computacional.

Capítulo 2 - Revisão Bibliográfica e Fundamentos Teóricos

Em 2016, Wang et al. estudaram a injeção WAG-CO₂ após injeção de CO₂ miscível para aumentar a recuperação de óleo e amenizar as deposições de asfaltenos, resultantes da injeção de CO₂, que reduzem a permeabilidade do reservatório. Foram feitas injeções em testemunho de arenitos finos do campo de Jilin (China) e utilizaram o modelo de solubilidade Flory-Huggins para prever a deposição de asfalteno. A partir dos resultados obtidos concluiu-se que o WAG-CO₂ após injeção contínua de CO₂ pode aumentar o fator de recuperação de 52% a 73%, bem como controlar o canal de gás formado na injeção de CO₂.

Concluíram também que o modelo de solubilidade (previsão) é mais rentável que o modelo experimental devido ao pequeno erro (3,01%).

Em um dos trabalhos pioneiros, John et al. (1990) investigaram a eficiência da injeção de CO₂ em injeção contínua e em WAG-CO₂. Foram usados dados do projeto piloto no campo de teste *Granny's Creek* no *Clay Country of West Virginia* e simulações foram feitas com auxílio do MASTER (*The Miscible Applied Simulation Techniques for Energy Recovery*), um simulador pseudo-composicional. Realizaram também a análise econômica de ambos os casos, por meio do fluxo de caixa anual criado em uma planilha. A produção anual de óleo e gás foi prevista para cada ano, bem como a injeção de CO₂ e a injeção de água. A partir dos resultados concluíram que o WAG foi mais efetivo na recuperação de óleo, com menor risco de perder dinheiro e obter maior lucro.

Em outro trabalho de destaque, Teklu et al. (2014) propuseram um novo processo de aumento da recuperação de óleo por EOR que envolve injeção de água de baixa salinidade alternada com CO₂ (LS-WAG-CO₂). Diversos experimentos de injeção de testemunho e ângulos de contato foram realizados utilizando testemunhos de um reservatório carbonático de baixa permeabilidade localizado no Oriente Médio. A partir dos resultados obtidos concluíram que a alta solubilidade de CO₂ na água de baixa salinidade é a principal razão para a mobilização do óleo residual quando comparado com o WAG convencional. Tendo isso em vista o EOR proposto foi recomendado para aplicação em campo para minimizar o custo de injeção de CO₂ bem como melhorar a eficiência de varrido.

Em 2017, Xiao et al. investigaram o potencial dos métodos de aumento da recuperação de óleo (EOR) para elevar o fator de recuperação (FR) em reservatórios de permeabilidades extra e ultrabaixas. Empregaram injeções em testemunho e ressonância magnética (RMN) para estudar de que forma o óleo que reside em poros de tamanhos distintos é deslocado nos processos EOR e respectiva saturação residual. Observaram nos testemunhos com distribuição original de óleo que o mesmo reside em maior parte nos poros médios e que, após os processos de injeção, o mesmo concentra-se nos micro-poros. Concluíram então que o WAG apresenta maior FR em permeabilidades

ultrabaixas, enquanto que a injeção cíclica de CO₂, em permeabilidades extra baixas.

Segundo o relatório sobre EOR com CO₂ feito pelo Departamento de Energia dos EUA, Kuuskraa et al. (2011), mostraram que esse método produziu cerca de 281.000 bpd nos EUA, igual a 6% da produção de óleo cru do país. O estudo também identificou 1858 grandes reservatórios, com 366 bilhões de barris de óleo, favoráveis ao EOR com CO₂, os quais foram modelados para o processo de recuperação usando o simulador PROPHET2. A estimativa indicou 67,2 bilhões de barris recuperáveis e uma demanda de 19,9 bilhões de toneladas de CO₂. Por fim, conduziu-se uma série de análises de sensibilidade e concluiu-se que os volumes da produção de óleo e da demanda de CO₂, bem como o de armazenamento, no EOR com CO₂ são altamente sensíveis aos preços no mercado de óleo e CO₂.

Em 2005, Kulkarni et al. avaliaram o desempenho do processo de injeção de gás e água alternados (WAG) em função de dois parâmetros: miscibilidade óleo-gás e a composição da solução aquosa. Para melhor avaliação, os resultados foram comparados com o desempenho de outro método de injeção, o de injeção contínua de gás (CGI). Os experimentos foram conduzidos variando-se a pressão e o tipo de solução. Foram necessários uma série de procedimentos experimentais para a determinação de parâmetros utilizados nos cálculos (ex. ponto de saturação, permeabilidade absoluta, etc.). Os resultados obtidos apontaram, de forma geral, o método WAG como mais eficiente que o CGI e fluxos miscíveis com melhor desempenho do que imiscíveis.

No ano de 2006, Van Dijke et al. estudaram o desempenho de diferentes formas de injeções múltiplas de WAG realizadas em micromodelos 2D de vidro gravado e compararam os resultados obtidos com os de um simulador 3D desenvolvido pelo autor e sua equipe. Para tanto, foram realizados estudos de sensibilidade para que os parâmetros presença ou ausência de membrana de óleo e grau de molhabilidade do óleo fossem descobertos. Com todos os parâmetros definidos, as simulações e experimentos foram realizados e houve uma concordância satisfatória entre os resultados. Principalmente em termos de distribuição de fluidos e fatores de recuperação de óleo. Também se verificou a

consistência nas taxas de deslocamentos, incluindo comprimento e tipos de deslocamento (ex. gás deslocando óleo).

Em 2013, Rahmawati et al. avaliaram o desempenho de um sistema capaz de otimizar a estratégia de injeção de fluidos em um reservatório qualquer. Para tanto, foram definidas algumas variáveis e modos de abordagem do problema, como as estratégias de recuperação de óleo, por exemplo. Dois modelos de reservatório foram usados no estudo, ambos baseados em projetos da SPE, mas com parâmetros bem diferentes. A função objetivo visava atingir o máximo Valor Presente Líquido (VPL) da operação, usando a receita baseada no histórico de preços de venda e os custos operacionais (OPEX) e nas despesas de capital (CAPEX). Este trabalho contribuiu para a literatura estabelecendo uma formulação para problemas como a abordagem estratégica de injeção de água e gás e forneceu um método heurístico para resolver o problema.

No ano de 2003, em outro trabalho, Van Dijke et al. apresentaram e avaliaram capacidade de um simulador modelar o fluxo de fluidos trifásicos em meios porosos de forma 3D e prever o comportamento de injeções WAG. Um aspecto diferencial é que leva em conta a complexidade e o baixo grau de molhabilidade desse tipo de fluxo, o que implica na ausência de membranas entre as fases e reduz consideravelmente a continuidade de cada uma, originando uma grande quantidade de agrupamentos de fase. O modo como ocorre o deslocamento desses agrupamentos e o impacto nos fluxos WAG é um dos focos de estudo do artigo. Os resultados são fornecidos em função da saturação e fator de recuperação de óleo, de estatísticas sobre o comprimento e tipo das correntes de deslocamento, grau de ocupação dos poros e fotos instantâneas da distribuição dos fluxos (2D).

Em 2006, Spiteri e Juanes discutiram a influência da histerese da permeabilidade relativa em modelos que preveem o comportamento de injeção WAG em escala real. Usualmente a medição da permeabilidade é feita através de interpolação de dados de fluxos bifásicos. Vários trabalhos já apontaram erros nesse tipo de método e diversos autores apontaram que as divergências nas previsões do fator de recuperação estavam associadas com o modelo de

permeabilidade relativa adotado. Assim, o autor avalia o desempenho de simulações de reservatório usando funções cuja saturação depende do histórico do processo. Os resultados mostram que existe uma disparidade considerável nas simulações e frisa dois pontos; a importância de se considerar a histerese no cálculo da permeabilidade relativa e a necessidade de melhorar a capacidade dos modelos atuais.

2.1 Recuperação de Reservatórios através da Injeção WAG-CO₂

A injeção de fluido em reservatórios de petróleo é uma prática comumente usada na indústria do petróleo para aumentar a produção de óleo. Normalmente são utilizados água e gás para deslocar o óleo contido nos poros para o poço produtor. A injeção de água é amplamente empregada por manter a pressão do reservatório e, assim, estimular a produção de óleo. Já a injeção de gás, por sua vez, apresenta melhor eficiência de deslocamento de óleo em escala macroscópica. A fim de aumentar essa eficiência, Caudle e Dyes (1958) propuseram o processo de injeção de água alternada com gás (WAG, do inglês, *water-alternating-gas*). De acordo com Christensen *et al.* (2001) o processo WAG combina aspectos favoráveis da injeção de gás (melhor eficiência de deslocamento de óleo) e da injeção de água (melhor eficiência de varrido). Essa opção é interessante em campos *offshore* que produzem CO₂, como ocorre nos reservatórios brasileiros do pré-sal. Testes preliminares nesses reservatórios indicaram que o WAG-CO₂ pode aumentar a recuperação de óleo em cerca de 50% quando comparado a recuperação obtida pela injeção de água (Ligero *et al.*, 2012).

2.2 Fenômenos Físicos que Ocorrem no WAG-CO₂

Na injeção WAG-CO₂ em reservatórios de óleos leves, sob altas pressões e temperaturas relativamente baixas, ocorrem variações da composição dos hidrocarbonetos nas fases oleica e gasosa ao longo do tempo, devido à volatilidade do óleo e da miscibilidade do gás na injeção. Nesse caso, a simulação numérica convencional, conhecida como *Black-Oil*, não representa adequadamente o comportamento das fases que ocorre durante a produção do

reservatório. O escoamento e a transferência de massa entre as fases óleo e gás são mais bem representados por simuladores composicionais devido a alguns fenômenos físicos característicos desse escoamento, os quais serão discutidos a seguir. A representação do escoamento trifásico também é importante na modelagem de processos com alternância dos fluidos de injeção. Este tipo de injeção causa ciclos de saturações de fases, os quais geram os fenômenos de histerese das permeabilidades relativas. Estes fenômenos podem alterar significativamente as saturações e permeabilidades relativas. Portanto, tais alterações devem ser incorporadas aos modelos de simulação (Santana, 2014). Além disso, deve-se considerar o comportamento não-Fickiano da difusão do CO₂ solubilizado na mistura, pois torna imprecisa a solução obtida pela Lei de Fick, a qual é utilizada para modelar o comportamento dos fluidos durante a injeção.

2.2.1 Histerese da Permeabilidade Relativa Trifásica

Em reservatórios de petróleo submetidos a métodos de recuperação avançada, tal como a injeção WAG, ocorre o escoamento simultâneo e cíclico de três fases: óleo, gás e água. A predição da permeabilidade relativa a partir de dados bifásicos é feita através de modelos de cálculo da permeabilidade relativa trifásica. Ciclos de injeção alternada com variação de saturação podem gerar fenômenos de histerese da permeabilidade relativa. Histerese da permeabilidade relativa refere-se à irreversibilidade das curvas de permeabilidade relativa, que passam a depender: do processo de saturação, se o processo é de aumento ou redução da saturação e do histórico de saturação. As curvas variam entre os ciclos de saturação, como exemplificado na Figura 1. Entre os efeitos que causam a histerese está o aprisionamento de gás. O escoamento de água ou óleo pode aprisionar parcela do gás no meio poroso, levando assim a uma redução de sua permeabilidade relativa (Spiteri e Juanes, 2006). Os fenômenos de histerese da permeabilidade são introduzidos nos modelos de simulação através de modelos de histerese da permeabilidade relativa (Santana, 2014).

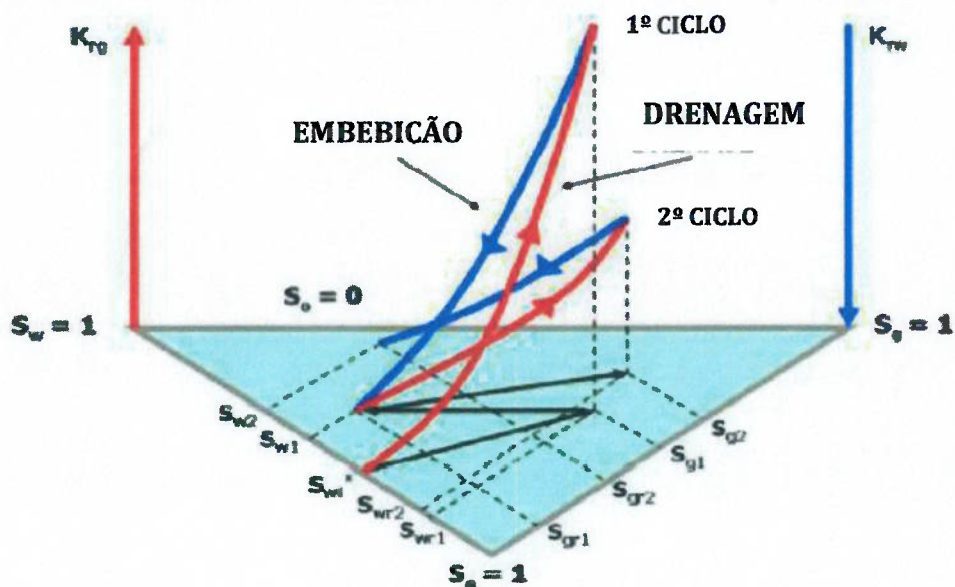


Figura 1: Efeito de histerese da permeabilidade relativa trifásica. Fonte: Machado (2013).

2.2.2 Difusão não-Fickiana

A Lei de Fick descreve o fenômeno da difusão através de equações diferenciais. Uma difusão fickiana pode ser resolvida em função do coeficiente de difusão e é usualmente utilizada na modelagem de processos de transporte em diversas áreas, inclusive em meios porosos, o que auxilia na modelagem do fluxo de fluidos em simuladores de reservatório. Entretanto, a difusão do CO_2 solubilizado que ocorre nos reservatórios durante a injeção WAG é não-Fickiana, devido a diversos fatores, como mudanças na morfologia e na solubilidade do fluido ao decorrer dos processos e das altas pressões. Essa difusão diferenciada normalmente não é considerada pelos simuladores composicionais comerciais de reservatórios, tornando a modelagem da transferência de massa na injeção WAG imprecisa. Um estudo realizado por Mello (2015) comprova que adaptar a modelagem composicional convencional para que considere os efeitos da difusão não-Fickiana torna os resultados consideravelmente mais precisos.

2.2.3 Solubilização Aquosa

A solubilidade de uma substância fluida ou sólida indica a sua capacidade de dissolver outra substância líquida, sólida ou gasosa. Essa propriedade

depende fundamentalmente das propriedades químicas e físicas do solvente e do soluto, além das condições ambientes, como a temperatura e pressão. A solubilidade máxima é indicada pela concentração de saturação, em que a adição extra de soluto não é solubilizada e é precipitado. Como solvente universal, a água é capaz de dissolver diversas substâncias, inclusive o gás carbônico e hidrocarbonetos mais leves, como metano e etano. E apesar de em condições normais a saturação dessas substâncias na água ser baixa, durante a produção de petróleo e injeção WAG, as altas temperaturas e pressões tornam a concentração solubilizada limite relativamente alta e, assim, a mistura de água, gás carbônico e hidrocarbonetos adquire propriedades diferenciadas do que possuiria normalmente. A principal mudança ocorre na permeabilidade relativa da água, a qual tem a viscosidade alterada após a solubilização do CO₂ (Mello, 2015). Vale ressaltar que de acordo com o estudo de Mello as alterações na permeabilidade relativa em função da histerese são mais influentes do que as que ocorrem devido à solubilização.

2.3 Avaliação Econômica

No presente projeto de otimização da injeção WAG-CO₂ faz-se necessária a avaliação da viabilidade econômica do mesmo via indicadores econômicos. Na indústria do petróleo é comum o uso do Valor Presente Líquido (VPL), pois é um indicador que consegue incorporar os benefícios financeiros vindos da produção de óleo e descontar custos com a produção e os investimentos necessários. O VPL pode ser empregado em cenários livres de incertezas nos parâmetros utilizados (Pinto, 2013).

2.3.1 Valor Presente Líquido (VPL)

O VPL é definido como sendo a soma dos valores de fluxo de caixa ao longo de toda vida útil do projeto, trazidos para uma data de referência ao ser aplicada uma taxa de atratividade em cada período ao longo do tempo. Esta significa o retorno mínimo esperado pelo investidor ao realizar o negócio (Pinto, 2013). Matematicamente pode ser escrito como na Equação 1:

$$VPL = \sum_{i=1}^n \frac{(FC)_i}{(1+TMA)^{t_i}} \quad (1)$$

no qual i é o número do período de tempo, $(FC)_i$ é o fluxo de caixa no período i , TMA é a taxa mínima de atratividade e t_i é o tempo em cada período correspondente.

2.3.2 Fluxo de Caixa

É a contabilização, para cada período de tempo, das receitas, neste caso vindas da venda do óleo, menos os custos, como investimentos, custos operacionais e tributos. Matematicamente pode ser escrito como na Equação 2:

$$(FC)_i = (RO)_i - (CO)_i - (ROY)_i - (IR)_i - (CS)_i - (INV)_i \quad (2)$$

no qual $(INV)_i$ são os investimentos no projeto, sendo o principal em estruturas de produção. $(RO)_i$ é a receita operacional no período i , função do preço do óleo e da vazão de produção no mesmo período. $(CO)_i$ são os custos operacionais decorrentes da produção de óleo, bem como da injeção de água e CO₂. Nestes considera-se o custo de operação de um separador submarino, para separar o CO₂ produzido junto com o óleo e reinjetá-lo no reservatório. $(ROY)_i$ refere-se aos royalties, porcentagem incidente sobre a receita operacional do campo. $(IR)_i$ e $(CS)_i$ são respectivamente, o imposto de renda e a contribuição social, cuja base de cálculo é o lucro tributável, obtido a partir da receita operacional menos os custos operacionais, investimentos e depreciação das estruturas de produção.

2.4 Método de Otimização DECE

O método DECE (do inglês, *Designed Exploration and Controlled Evolution*) é um método de otimização da companhia *Computer Modelling Group* (CMG, 2015). Tal método é baseado no processo comumente utilizado por engenheiros de reservatórios para resolver problemas de otimização. A otimização DECE pode ser descrita como um processo iterativo, que primeiro aplica um estágio de exploração planejada e depois, um estágio de evolução controlada. No primeiro, o objetivo é explorar o espaço modelado visando maximizar a obtenção de informações do reservatório. No segundo estágio,

análises estatísticas são empregadas para simular resultados obtidos no estágio anterior. Baseado nessas análises, o DECE escrutina todos os possíveis valores para cada parâmetro a fim de determinar se há a possibilidade de melhorar a qualidade da solução caso algum valor candidato seja eliminado. Tal eliminação de valores candidatos é guardada pelo algoritmo, de modo que não serão utilizados no próximo estágio de exploração planejada. O DECE também analisa de tempos em tempos os valores eliminados a fim de verificar se as rejeições continuam válidas.

2.5 Metamodelos (*Proxy Models*)

A metodologia de superfície de resposta (do inglês, *response surface methodology*, RSM) explora as relações entre as variáveis de entrada (parâmetros) e as respostas obtidas (funções objetivo, FO). A ideia principal do RSM é utilizar um conjunto de dados experimentais para construir um metamodelo (aproximação) que represente o complicado modelo de simulação original de um reservatório. Os metamodelos mais comuns tomam forma linear ou quadrática de uma função polinomial; por fim, uma curva característica é traçada a fim de avaliar a sensibilidade da FO frente a cada parâmetro escolhido.

Com o intuito de simplificar e melhorar o modelo, cada termo da equação polinomial tem sua significância estatística avaliada, representada por $\text{Prob} > |t|$, em que t refere-se à razão t , uma estatística que testa se um parâmetro (coeficiente) é nulo. Se o valor de $\text{Prob} > |t|$ para um termo for elevado, então o mesmo não tem significância estatística, e pode ser removido do modelo. Após ser refinado, o modelo passa a ser denominado modelo reduzido.

No CMOST, outro software da CMG, um modelo linear reduzido é construído da seguinte forma:

1. Construção do modelo linear;
2. Remoção dos termos estatisticamente insignificantes;
3. Construção do modelo linear reduzido com os termos restantes.

De maneira similar também é possível construir um modelo quadrático reduzido.

Os coeficientes do metamodelo são altamente dependentes da escala das variáveis de entrada; por exemplo, se esta for convertida de milímetros para

metros, o coeficiente muda em um fator de base mil para um modelo linear. Visto que se busca estudar a sensibilidade de cada coeficiente, então é necessária a conversão de uma escala arbitrária para uma escala significativa, a fim de que a magnitude dos coeficientes possa ser relacionada ao tamanho dos efeitos na resposta. No CMOST todas as variáveis de entrada são normalizadas para ter uma média nula e uma variação de -1 a 1, que corresponde à escala tradicionalmente utilizada nos projetos experimentais. Por fim, a curva de verificação do modelo mostra como os dados se encaixam no mesmo, ao plotar a resposta real versus a resposta esperada. A distância de cada ponto à reta de 45 graus é o erro do mesmo, sendo que os pontos cuja distância é nula são os que seguiram os valores esperados.

Ao avaliar a sensibilidade da FO em relação a cada parâmetro é possível obter a significância estatística para cada um dos parâmetros e, consequentemente, eliminar da equação polinomial os de menor importância, tornando-a mais simples e de mais rápida simulação.

Capítulo 3 - Metodologia

O processo de recuperação WAG miscível foi modelado em um reservatório sintético para ser utilizado em simulação composicional. A metodologia aqui aplicada consistiu de quatro etapas:

1. Modelagem dos fenômenos físicos;
2. Ajuste do controle numérico;
3. Seleção dos parâmetros críticos;
4. Otimização com metamodelo.

3.1 Modelagem dos Fenômenos Físicos

Na otimização da operação WAG, a incorporação dos fenômenos físicos, especialmente a histerese da permeabilidade relativa, favorece o fator de recuperação de óleo (Ghomian, 2008). Tais fenômenos foram incorporados no modelo geológico considerado, semelhante ao usado por Mello (2015). Para a histerese da permeabilidade relativa foi usado o modelo de Larsen e Skauge

(1998), para a solubilização aquosa, o modelo de Harvey (1996) e para a difusão não-Fickiana, o modelo de Sigmund (1976).

3.2 Ajuste do Controle Numérico

O objetivo do ajuste do controle numérico é a otimização do tempo de simulação sem prejudicar a acurácia da solução. No modelo geológico usado tal objetivo foi atingido ao minimizar três componentes: o tempo de CPU, o percentual de erro no balanço material e o percentual de falhas que o programa teve ao simular o modelo.

3.3 Seleção dos Parâmetros Críticos

A injeção WAG foi dimensionada e otimizada considerando os seguintes parâmetros:

- **Ciclo ou Período WAG:** uma variável de entrada que denota o tempo decorrido entre o início da injeção de gás e o fim da injeção de água, de um ciclo unitário de WAG;
- **Razão WAG:** outra variável de entrada, representa a razão entre os volumes de água (STW) e gás (STG) injetados durante um ciclo unitário, em condições padrão;
- **Razão gás-óleo ou Gas Oil Ratio (GOR):** uma variável de entrada, indica a quantidade de gás produzido junto com o óleo. Tal variável é colocada como limitante no poço produtor, isto é, quando a quantidade de gás ultrapassar um certo valor o poço é fechado;
- **Corte de água ou Water Cut (WCUT):** uma variável de saída, indica, em percentual, a quantidade de água produzida junto com a de líquidos. Tal variável também é colocada como limitante no poço produtor ao atingir o corte de água limite.

3.4 Otimização com Metamodelos

Com o uso do CMOST, os parâmetros críticos foram avaliados quanto a sua significância estatística e um conjunto de metamodelos gerados, a fim de determinar qual minimiza o tempo de simulação.

O fluxo de trabalho empregado no trabalho se encontra na Figura 2. O programa gerou, a princípio, um conjunto de metamodelos que representou as possíveis combinações lineares entre os parâmetros de regressão, bem como coeficientes para tais. Em seguida a significância estatística de cada combinação foi avaliada e seu respectivo coeficiente validado. Termos de menor importância foram então eliminados da equação e o VPL, calculado. O processo seguiu até encontrar o metamodelo associado ao maior VPL obtido.

Por fim, comparou-se o resultados obtidos com o uso de metamodelos com aqueles obtidos via otimização DECE, um método tradicional.

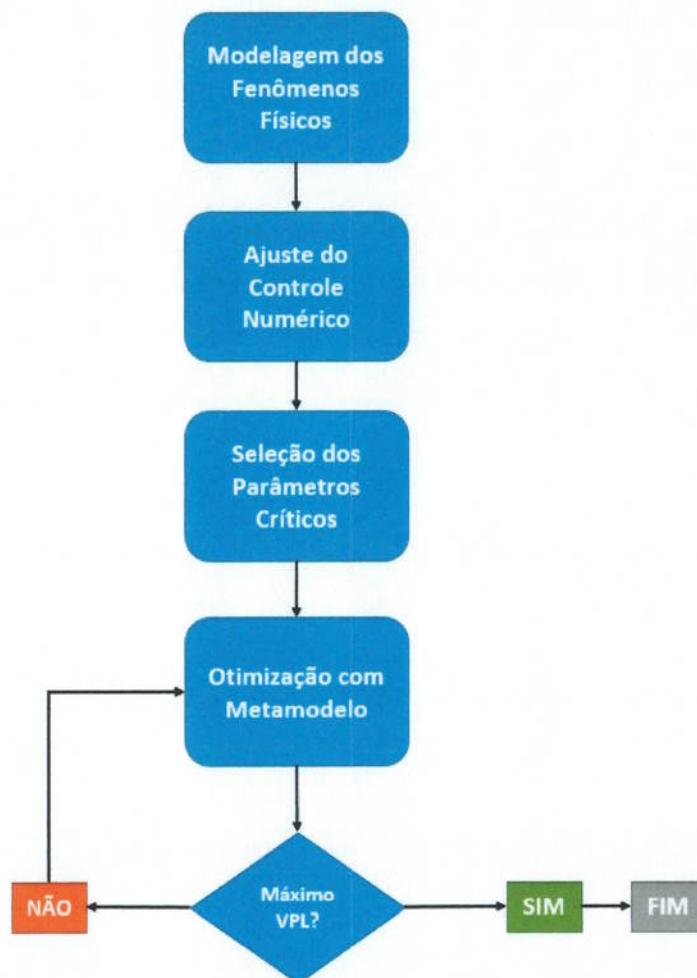


Figura 2: Fluxo de trabalho adotado

Capítulo 4 – Estudo de Caso

4.1 Modelo de Reservatório

O modelo geológico de reservatório carbonático usado foi um reservatório sintético heterogêneo e molhável à água, de escala um quarto de *five-spot*², a fim de representar o fenômeno WAG miscível em escala menor. O volume de óleo original in situ foi de 19,435 milhões de barris std (condições padrão). Os mapas com a permeabilidade e porosidade estão, respectivamente, nas Figuras 3 e 4.

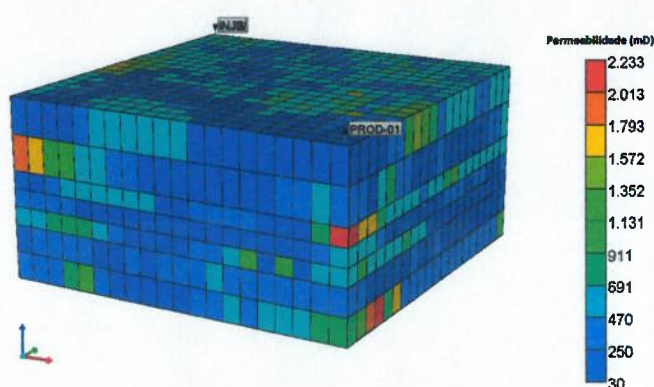


Figura 3: Mapa geológico com descrição da permeabilidade.

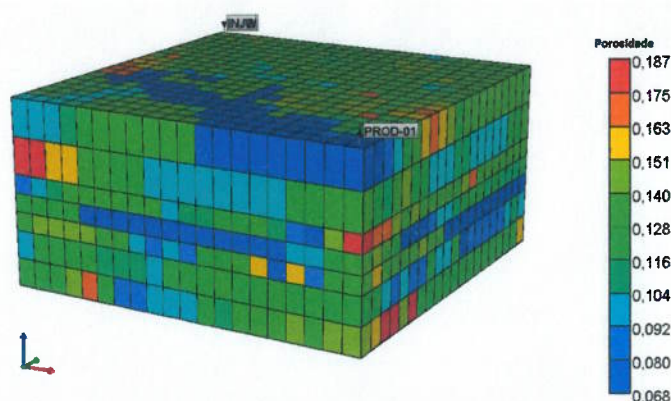


Figura 4: Mapa geológico com descrição da porosidade.

4.2 Cenário Econômico

Implementar um projeto de EOR com CO₂ requer um grande dispêndio de capital, pois o projeto inclui a perfuração de novos poços, ou a intervenção em poços existentes, para a injeção ou produção. Além disso, o projeto também

² *Five-spot*: modelo simplificado de reservatório, que consiste em um paralelepípedo com 1 poço produtor ao centro e quatro injetores nos vértices. O presente estudo utilizou ¼ deste modelo, no qual há um par injetor – produtor.

exige a instalação de uma planta para reciclar o CO₂ (reinjetar o CO₂ produzido no processo), uma infraestrutura anti-corrosão no campo produtor e a instalação de dutos para transportar o CO₂ até o campo.

Ambos os custos de capital e de operação para um projeto EOR podem variar muito. Os custos totais, isto é, preço de compra e custo de reciclagem, do CO₂ podem variar entre 25% a 50% do custo unitário do barril de óleo produzido. Assim sendo, o retorno sobre o investimento no projeto de EOR com CO₂ tende a ser baixo, com um reembolso gradual e de longo tempo (NETL, 2017).

A avaliação econômica feita no presente trabalho não considera as incertezas, portanto trata-se de uma avaliação determinística. Os dados foram coletados do cenário econômico provável elaborado por Pinto (2013) e são apresentados na Tabela 1. Também são apresentados os dados referentes aos custos de produção do CO₂ presente no reservatório e ao custo de reinjeção do mesmo.

Tabela 1: Dados utilizados na avaliação econômica.

P_{óleo} (USD/barril)	Cp_{óleo} (USD/barril)	Cp_{água} (USD/barril)	Cl_{água} (USD/barril)	Cp_{CO2} (USD/ton)	Cr_{CO2} (USD/Mcf)	i (% a.a.)
50,00	8,00	1,50	1,00	12,50	0,70	8,8

Em que:

- P_{óleo} é o preço do óleo;
- Cp_{óleo} é o custo de produção do óleo;
- Cp_{água} é o custo de produção da água;
- Cl_{água} é o custo de injeção da água;
- Cp_{CO2} é o custo de produção do CO₂;
- Cr_{CO2} é o custo de reciclagem do CO₂;
- i é a taxa de desconto.

Os custos referentes ao CO₂ são de NETL (2017). Porém para utilizá-los no fluxo de caixa do trabalho fez-se necessário a conversão de unidades para metro cúbico (m³). A conversão, presente em NETL (2017), segue na Equação 3.

$$1 \text{ ton } CO_2 = 545 \text{ m}^3 CO_2 \text{ std} = 19,25 \text{ Mcf } CO_2 \text{ std} \quad (3)$$

Sendo *std* referente às condições padrão (14,7 psi e 70 °F).

O modelo de fluxo de caixa usado também incorpora o regime fiscal brasileiro simplificado, cujos valores usados estão na Tabela 2.

Tabela 2: Regime fiscal brasileiro simplificado.

Parâmetros Econômicos	Valor
Royalties	10%
PIS/COFINS	9,25%
Imposto de Renda	25%
Contribuição Social	9%

Por fim, considerou-se o investimento inicial em plataforma, perfuração de poços convencionais e custo de abandono. Pinto (2013) adotou o valor US\$ 70 milhões para tal investimento, pois usa um modelo *five-spot*. Neste há um poço produtor e quatro poços injetores, ou seja, é um setor de um campo completo e com muitos poços. Tal valor é proporcional ao investimento que seria feito nesse campo.

Como o modelo do presente trabalho é *um quarto de five-spot*, então o investimento considerado foi de US\$ 17,5 milhões, estimado pela Equação 4.

$$INV = \frac{1}{4} \text{ US\$ 70 milhões} = \text{US\$ 17,5 milhões} \quad (4)$$

Os dados econômicos foram incorporados a um fluxo de caixa, montado em planilha Excel, que tem como dado de saída o Valor Presente Líquido (VPL). No CMOST, o VPL foi escolhido como função objetivo (FO) e foram criados três casos de estudo em relação ao ciclo WAG: caso 1, caso 2 e caso 3.

4.3 Descrição dos Casos

No primeiro caso o ciclo WAG é de um ano, sendo os seis primeiros meses de injeção de água e seis meses seguintes de injeção de CO₂. No segundo o ciclo é de dois anos, sendo o primeiro ano de injeção de água e o

segundo, de injeção de CO₂. Por fim, no terceiro caso o ciclo é de três anos, sendo o primeiro ano e meio de injeção de água e o restante de injeção de CO₂.

4.4 Parâmetros Operacionais

Os demais parâmetros variaram conforme indicado na Tabela 3.

Tabela 3: Parâmetros e intervalos utilizados.

Parâmetros	Intervalo
STW	1000 a 6000 bbl/dia
STG	1000 a 6000 ft ³ /dia
GOR	800 a 3500 ft ³ /bbl
WCUT	10% a 99%

Capítulo 5 – Resultados e Discussões

Os resultados obtidos no processo de otimização com metamodelos feito pelo software CMOST serão apresentados a seguir.

5.1 Caso 1

O processo de otimização do caso 1 exigiu 3 horas e 15 minutos de processamento computacional. A curva de VPL em função do número de experimentos encontra-se na Figura 5, realizou-se cerca de 270 experimentos, sendo que no nº 34 foi apontada a primeira solução ótima. Os valores dos parâmetros desta, bem como o VPL obtido, encontram-se na Tabela 4.

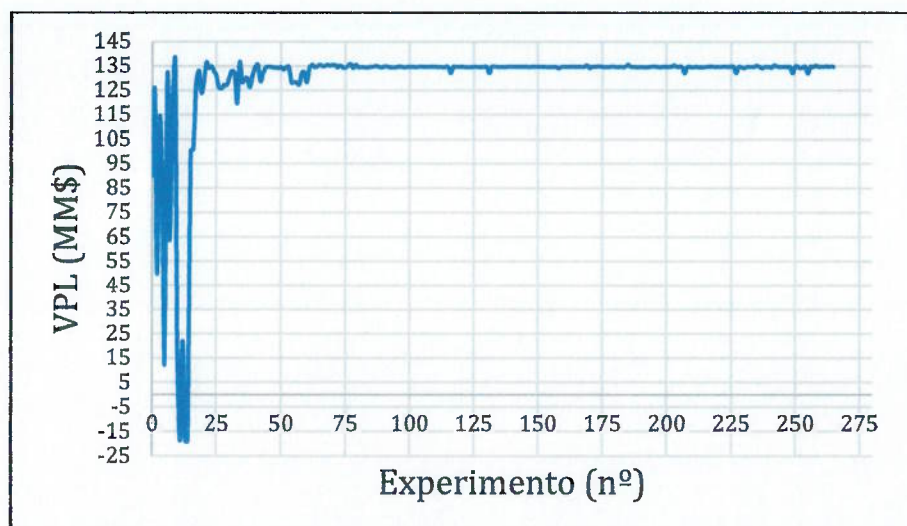


Figura 5: Curva de VPL.

Tabela 4: Parâmetros e VPL do experimento nº 34.

STW (bbl/dia)	6000,00
STG (ft³/dia)	1353,53
GOR (ft³/bbl)	2681,82
WCUT (%)	81,92
VPL (MM\$)	136,43

Na Figura 6 encontram-se as curvas de produção acumulada de óleo e as variáveis de controle: WCUT e GOR. A produção teve início em 2013 e foi cessada entre 2031 e 2032, pois a porcentagem de água na produção total alcançou o limite estabelecido no experimento (81,92%).

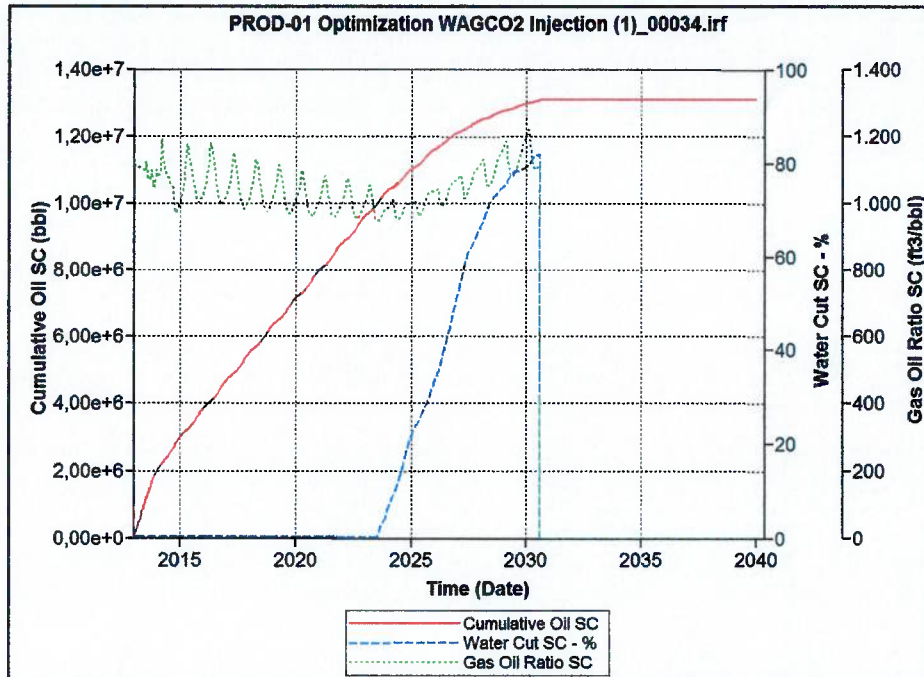


Figura 6: Curva de produção acumulada de óleo e variáveis de controle (WCUT e GOR).

Após o processo de triagem, baseado na significância estatística de cada termo, o metamodelo escolhido para otimização foi uma função quadrática (Equação 5).

$$VPL = -288,436 + 0,216534 * GOR + 0,0365306 * STW + 40,5903 * WCUT - 0,0000406261 * GOR * GOR - 0,00000274914 * STW * STW - 28,3129 * WCUT * WCUT \quad (5)$$

A Figura 7 apresenta a curva em que os resultados da simulação real são plotados contra os resultados da estimativa feita pelo metamodelo escolhido. A distância da linha de 45 graus indica o quanto estes resultados desviam daqueles. Em uma combinação perfeita, todos os pontos devem cair sobre a linha de 45 graus. As estatísticas são apresentadas nas Tabelas 5 e 6. O índice *R-Square* ou R^2 obtido, usado para avaliar a qualidade de uma função de ajuste, foi de 0,98, indicando uma boa aproximação feita pelo metamodelo.

A Tabela 6 apresenta uma estimativa da sensibilidade de cada termo do metamodelo, bem como a validade dessa estimativa. Uma boa estimativa do coeficiente usado no parâmetro normalizado ocorre quando $\text{Prob} < |t|$ é baixo, menor que 0,1. Nesse caso o desvio padrão do parâmetro é baixo em relação

ao seu coeficiente. É interessante notar também a coluna VIF (*variance inflation factor* – fator de inflação da variação), parâmetros com VIF elevados, maiores que 3, podem apresentar problemas de multi-colinearidade, isto é, há uma ou mais dependências quase-lineares entre as variáveis regressoras. Isto pode indicar a invalidez do coeficiente estimado. Os resultados estatísticos do ajuste realizado no Caso 1 mostram, então, que no metamodelo usado os coeficientes são válidos e uma boa estimativa foi feita para os mesmos.

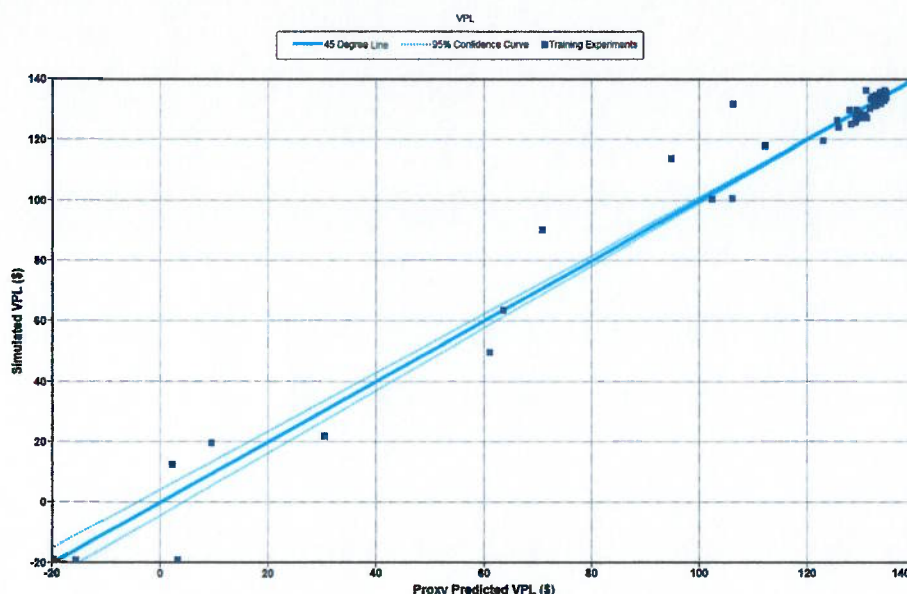


Figura 7: Simulação real x simulação com metamodelo.

Tabela 5: Dados estatísticos do ajuste.

Função objetivo	VPL
Classificação do Modelo de Ajuste	<i>Reduced Simple Quadratic</i>
R^2	0,98
Média	129,77
Desvio Padrão	3,17

Tabela 6: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1)

Termo	Coeficiente	Desvio Padrão	Razão t	Prob > t	VIF
Intercept	97,21	1,42	68,22	<0,00001	0,00
GOR	56,49	1,29	43,61	<0,00001	1,44
STW	43,22	1,16	37,21	<0,00001	2,75
WCUT	4,33	0,74	5,87	<0,00001	1,06
GOR*GOR	-74,04	2,22	-33,27	<0,00001	1,34
STW*STW	-17,18	1,75	-9,82	<0,00001	2,88
WCUT*WCUT	-5,61	1,56	-3,59	0,00038	1,62

5.2 Caso 2

O processo de otimização do caso 2 exigiu 4 horas e 33 minutos de processamento computacional. A curva de VPL encontra-se na Figura 8.

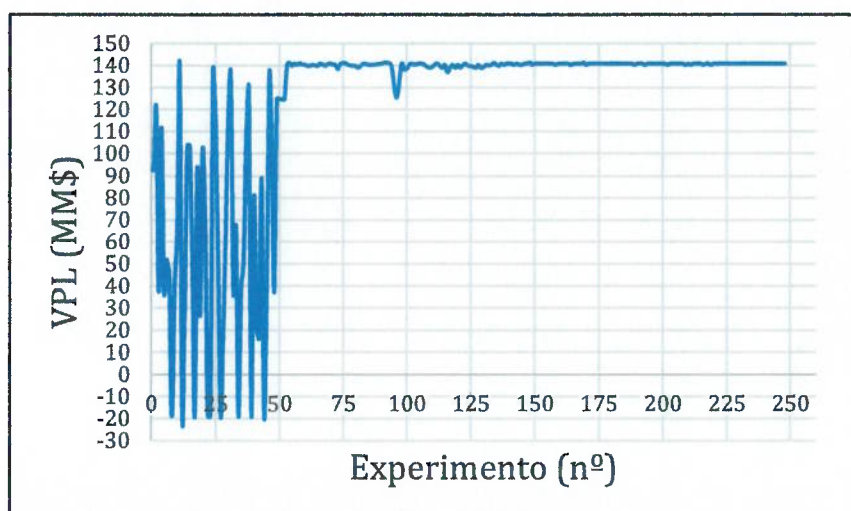


Figura 8: Curva de VPL para o Caso 2.

Realizou-se cerca de 250 experimentos, sendo que no experimento nº 92 foi apontada a primeira solução ótima. Os valores dos parâmetros desta, bem como o VPL, encontram-se na Tabela 7.

Tabela 7: Parâmetros e VPL do experimento nº 92.

STW (bbl/dia)	6000,00
STG (ft³/dia)	1000,00
GOR (ft³/bbl)	3227,27
WCUT (%)	94,50
VPL (MM\$)	141,34

Na Figura 9 encontram-se as curvas de produção acumulada de óleo e as variáveis de controle. A produção teve início em 2013 e foi cessada entre 2034 e 2035, pois a porcentagem de água na produção total alcançou o limite estabelecido no experimento (94,50%). Após o processo de triagem, baseado na significância estatística de cada termo, o metamodelo escolhido para otimização também foi uma função quadrática (Equação 6).

$$VPL = -221,621 + 0,0311817 * STW + 0,167394 * GOR - 24,0314 * WCUT - 0,0000027731 * STW * STW - 0,000028111 * GOR * GOR + 26,8632 * WCUT * WCUT \quad (6)$$

A Figura 10 apresenta a curva em que os resultados da simulação real são plotados contra os resultados da estimativa feita pelo metamodelo escolhido. As estatísticas são apresentadas nas Tabelas 8 e 9. O índice *R-Square* ou R^2 obtido, foi de 0,96, indicando também uma boa aproximação feita pelo metamodelo. Os coeficientes escolhidos são válidos e uma boa estimativa foi feita para os mesmos, conforme mostra a Tabela 9.

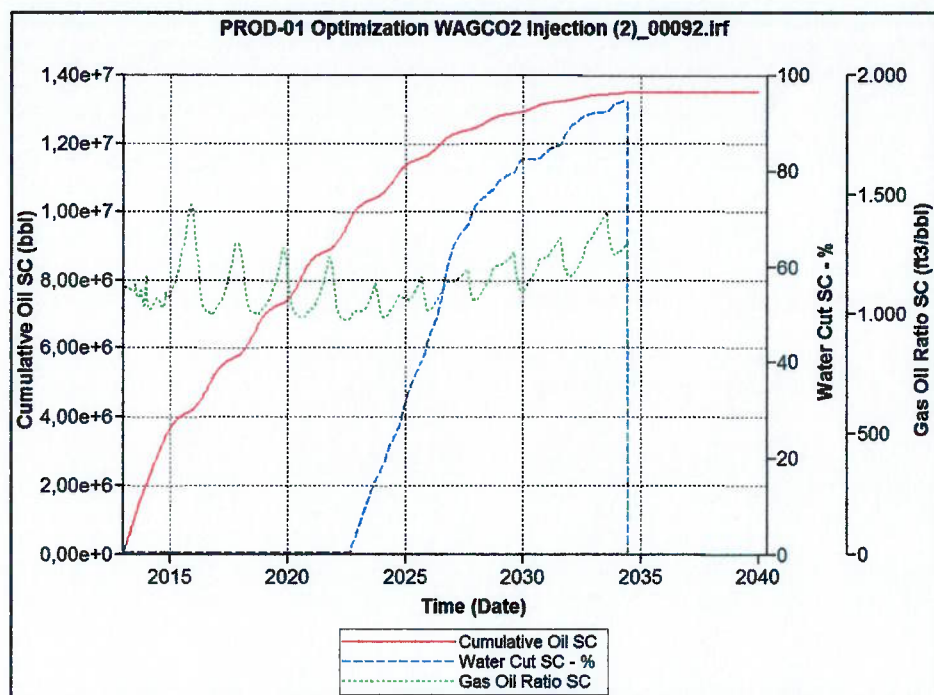


Figura 9: Produção acumulada de óleo do Caso 2 e variáveis de controle (WCUT e GOR).

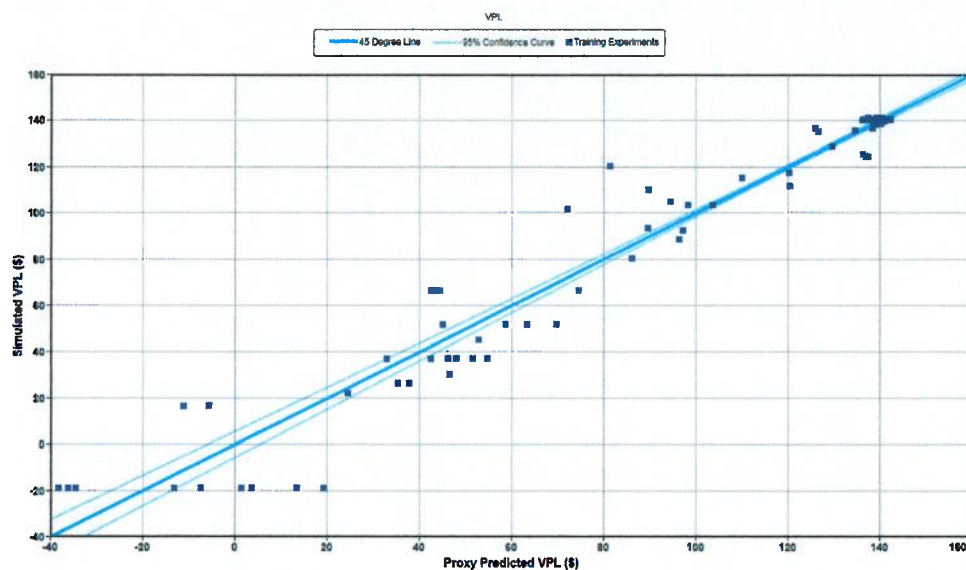


Figura 10: Simulação real x simulação com metamodelo.

Tabela 8: Dados estatísticos do ajuste.

Função objetivo	VPL
Classificação do Modelo de Ajuste	<i>Reduced Simple Quadratic</i>
R^2	0,96
Média	122,82
Desvio Padrão	7,87

Tabela 9: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).

Termo	Coefficiente	Desvio Padrão	Razão t	Prob > (t)	VIF
Intercept	86,90	2,62	33,18	<0,00001	0,00
STW	41,60	1,73	23,98	<0,00001	3,19
GOR	62,79	1,73	36,33	<0,00001	2,15
WCUT	2,34	1,28	1,82	0,07007	1,85
STW*STW	-12,98	2,94	-4,41	0,00002	2,69
GOR*GOR	-51,23	2,66	-19,23	<0,00001	1,38
WCUT*WCUT	5,32	2,83	1,88	0,06179	2,50

5.3 Caso 3

No último caso, o processo de otimização exigiu 16 horas e 38 minutos de processamento computacional. A curva de VPL encontra-se na Figura 11.

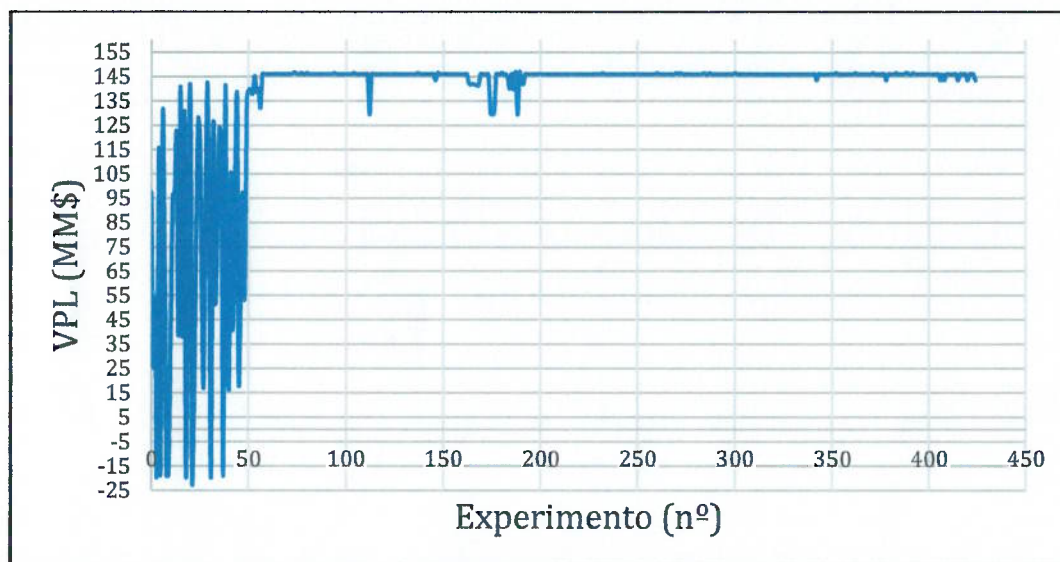


Figura 11: Curva de VPL do Caso 3.

Realizou-se cerca de 440 experimentos, sendo que no experimento 187 foi apontada a primeira solução ótima. Os parâmetros desta, bem como o VPL obtido, encontram-se na Tabela 10.

Tabela 10: Parâmetros e VPL do experimento nº187.

STW (bbl/dia)	6000,00
STG (ft³/dia)	1555,50
GOR (ft³/bbl)	3063,60
WCUT (%)	91,81
VPL (MM\$)	146,75

Na Figura 12 encontram-se as curvas de produção acumulada de óleo e as variáveis de controle. A produção teve início em 2013 e foi cessada próxima ao ano de 2034 pois, como nos Casos 1 e 2, a porcentagem de água na produção total alcançou o limite estabelecido no experimento (91,81%).

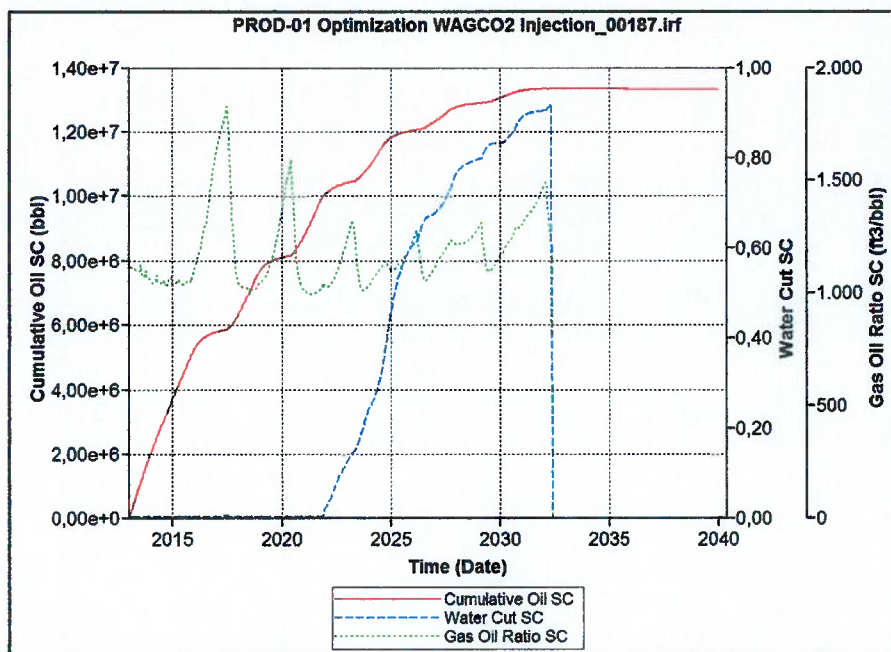


Figura 12: Produção acumulada de óleo e variáveis de controle.

Após o processo de triagem, baseado na significância estatística de cada termo, o metamodelo escolhido para otimização foi uma função quadrática (Equação 7).

$$VPL = -181,702 + 0,0219369 * STW + 0,138836 * GOR + 6,53727 * WCUT - 0,00000064474 * STW * STW - 0,0000226031 * GOR * GOR \quad (7)$$

A Figura 13 apresenta a curva em que os resultados da simulação real são plotados contra os resultados da estimativa feita pelo metamodelo escolhido.

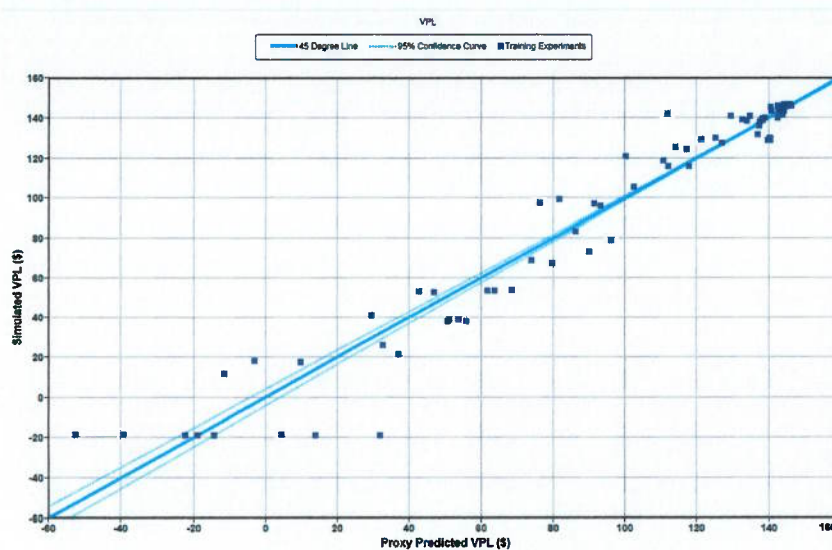


Figura 13: Simulação real x simulação com metamodelo.

As estatísticas são apresentadas nas Tabelas 11 e 12. O índice *R-Square* ou R^2 obtido, foi de 0,97 indicando também uma boa aproximação feita pelo metamodelo. Os coeficientes do metamodelo escolhido são válidos e uma boa estimativa foi feita para os mesmos, de acordo com a Tabela 12.

Tabela 11: Tabela estatísticas do ajuste.

Função objetivo	VPL
Classificação do Modelo de Ajuste	<i>Reduced Simple Quadratic</i>
R^2	0,97
Média	136,62
Desvio Padrão	5,59

Tabela 12: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).

Termo	Coefficiente	Desvio Padrão	Razão t	Prob > (t)	VIF
Intercept	84,76	1,48	57,13	<0,00001	0,00
STW	43,56	1,03	42,31	<0,00001	2,17
GOR	56,22	1,21	46,44	<0,00001	2,11
WCUT	2,91	0,69	4,19	0,00003	1,42
STW*STW	-4,03	1,85	-2,18	0,02997	2,17
GOR*GOR	-41,19	1,59	-25,87	<0,00001	1,23

Os dados de produções acumuladas de óleo, água e CO₂, bem como de injeções acumuladas de água e CO₂, das soluções ótimas dos Casos 1, 2 e 3 são apresentados na Tabela 13.

Tabela 13: Produção e injeção acumuladas dos casos estudados.

Caso	Produção Acumulada			Injeção Acumulada	
	Óleo (milhões bbl)	Água (milhões bbl)	CO ₂ (milhões lb)	Água (milhões bbl)	CO ₂ (milhões lb)
1	13,05	3,45	184,50	24,70	1,65
2	13,50	7,60	210,00	26,50	1,34
3	13,35	5,78	200,86	23,95	1,21

O Caso 2 apresentou maior produção de óleo do que o Caso 3, entretanto este obteve o maior VPL. Tal diferença está associada ao custo de produção do óleo envolvido, a receita extra nos Caso 2 foi contrabalanceada por tal custo no cálculo final do VPL. Nota-se também que o Caso 3 teve menor injeção de CO₂ e água que o Caso 2, isso significa também menores custos no fluxo de caixa considerado.

Os parâmetros encontrados no Caso 3 na solução ótima da injeção WAG-CO₂ no modelo de um quarto de *five-spot* de um reservatório sintético, heterogêneo e carbonático são apresentados na Tabela 14.

Tabela 14: Parâmetros da melhor solução do Caso 3.

WCUT (%)	91,81
GOR (ft³ gás produzido/bbl de óleo)	3063,60
STW (bbl água injetada/dia)	6000,00
STG (ft³ gás injetada/dia)	1555,50
Razão WAG (bbl água/ft³ gás)	3,86
Ciclo WAG (anos)	3

5.4 Metamodelo x DECE

Os Casos 1, 2 e 3 foram usados por Seto (2017) em seu estudo de otimização da injeção WAG-CO₂ através do DECE, um método de otimização da companhia *Computer Modelling Group* (CMG, 2015). Os valores encontrados para o VPL de cada caso foram muito próximos dos valores encontrados pelos metamodelos gerados, porém os tempos de simulação variaram significativamente, como mostram as Tabelas 15, 16 e 17.

Tabela 15: Comparação dos resultados obtidos para o Caso 1.

	$\Delta t_{\text{solução ótima}}$	VPL (MM\$)
Metamodelo	3:14:33	136,47
DECE	43:39:52	137,05

Tabela 16: Comparação dos resultados obtidos para o Caso 2.

	$\Delta t_{\text{solução ótima}}$	VPL (MM\$)
Metamodelo	4:32:21	141,34
DECE	12:12:46	141,42

Tabela 17: Comparação dos resultados obtidos para o Caso 3

	$\Delta t_{\text{solução ótima}}$	VPL (MM\$)
Metamodelo	16:37:49	146,75
DECE	37:05:37	146,75

5.5 Otimização da injeção de água

Conforme observado no capítulo anterior a injeção de água não foi otimizada em nenhum dos casos, portanto dedicou-se uma nova fase deste projeto para tal otimização. Alteraram-se também os limites superiores dos parâmetros STG e GOR. Os novos valores encontram-se na Tabela 18. Os resultados serão apresentados a seguir.

Tabela 18: Novos valores para os parâmetros STW, STG e WCUT.

Parâmetros	Intervalo
STW	10.000 a 20.000 bbl/dia
STG	1.000 a 8.000 ft ³ /dia
GOR	100 a 4.500 ft ³ /bbl
WCUT	10% a 99%

5.5.1 Caso 1

O novo processo de otimização do caso 1 exigiu 2 horas e 09 minutos de processamento computacional. A respectiva curva de VPL encontra-se na Figura 14.

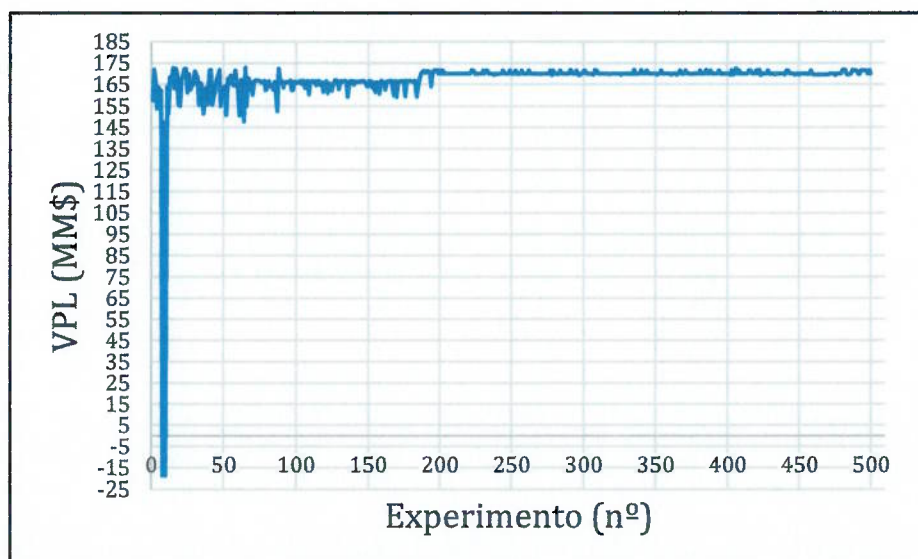


Figura 14: Curva de VPL para o novo Caso 1.

Realizou-se 500 experimentos, sendo que o experimento nº 15 foi apontado como solução ótima. Os valores dos parâmetros desta, bem como o VPL, encontram-se na Tabela 1

Tabela 19: Parâmetros e VPL do experimento nº 15.

STW (bbl/dia)	19.000,00
STG (ft³/dia)	6600,00
GOR (ft³/bbl)	1700,00
WCUT (%)	90,10
VPL (MM\$)	172,74

Na Figura 15 encontram-se as curvas de produção acumulada de óleo e as variáveis de controle. A produção teve início em 2013 e foi cessada entre 2024 e 2025, pois a porcentagem de água na produção total alcançou o limite estabelecido no experimento (90,91%). O metamodelo escolhido após a triagem baseada na significância estatística de cada termo, e que foi utilizado para realizar a otimização é representado por uma função quadrática (Equação 8).

$$\begin{aligned}
 VPL = & -72,5158 + 0,078711 * GOR - 0,0215648 * STG - 0,00574896 * \\
 & STW + 168,217 * WCUT - 0,0000190477 * GOR * GOR + 0,000008468 * GOR * \\
 & STG + 0,00000337986 * GOR * STW - 0,0398082 * GOR * WCUT + 0,00486459 * \\
 & STG * WCUT - 0,000000157675 * STW * STW - 40,0957 * WCUT * \\
 & WCUT
 \end{aligned}
 \tag{8}$$

A Figura 16 apresenta a curva em que os resultados da simulação real são plotados contra os resultados da estimativa feita pelo metamodelo escolhido. As estatísticas são apresentadas nas Tabelas 20 e 21. O índice *R-Square* ou R^2 obtido, foi de 0,74, indicando uma boa aproximação feita pelo metamodelo. Os coeficientes escolhidos são válidos e uma boa estimativa foi feita para os mesmos, conforme mostra a Tabela 21.

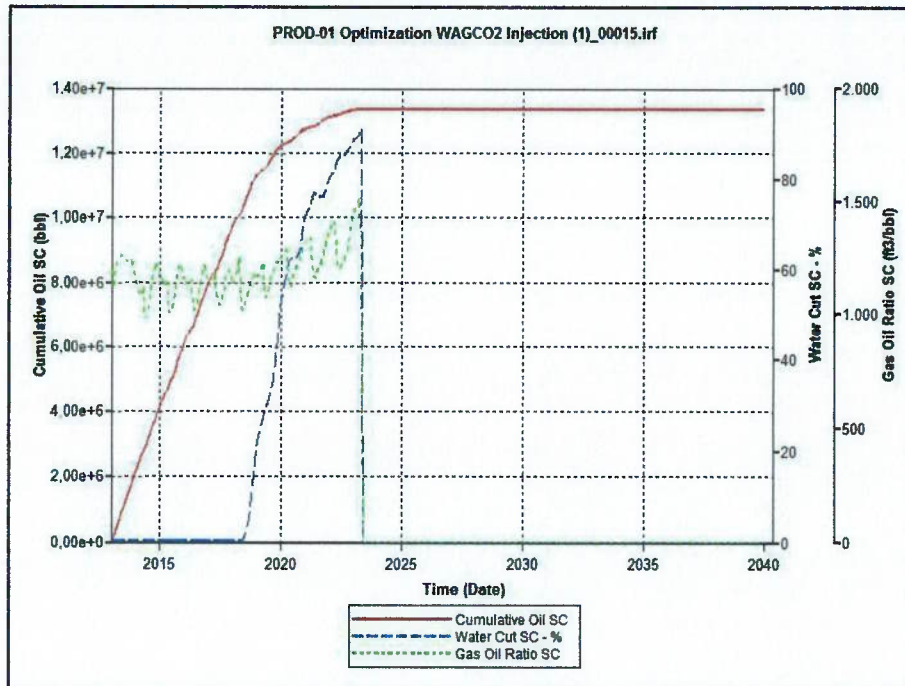


Figura 15: Produção acumulada de óleo do novo Caso 1 e variáveis de controle (WCUT e GOR).

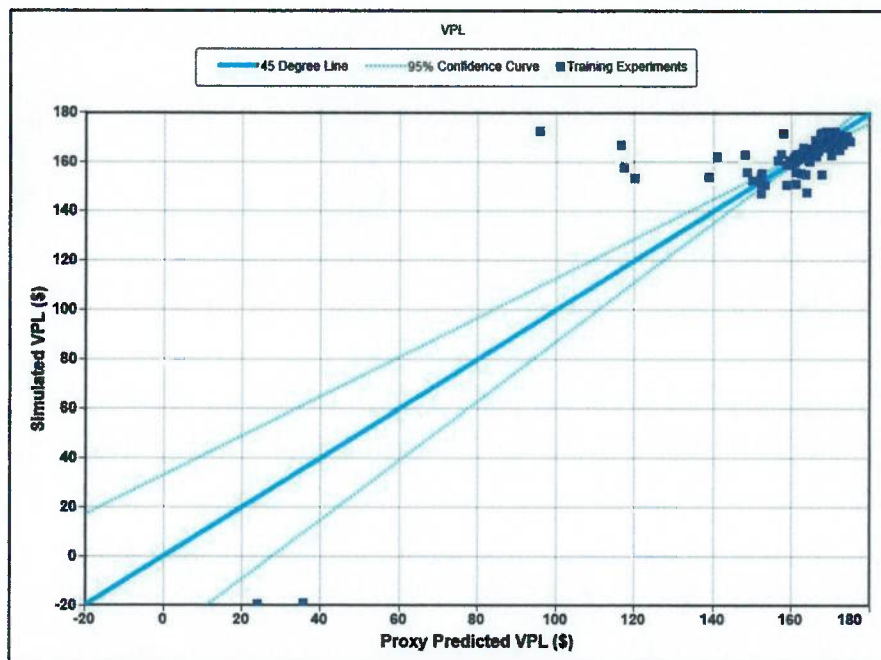


Figura 16: Simulação real x simulação com metamodelo.

Tabela 20: Dados estatísticos do ajuste.

Função objetivo	VPL
Classificação do Modelo de Ajuste	<i>Reduced Simple Quadratic</i>
R ²	0,74
Média	162,65
Desvio Padrão	10,31

Tabela 21: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).

Termo	Coefficiente	Desvio Padrão	Razão t	Prob > (t)	VIF
Intercept	160,55	2,57	62,31	<0,00001	0,00
GOR	45,21	3,92	11,50	<0,00001	1,24
STG	-17,25	2,51	-6,88	<0,00001	4,10
STW	-5,93	2,27	-2,61	0,00976	3,19
WCUT	16,43	2,98	5,51	<0,00001	5,14
GOR*GOR	-58,33	5,80	-10,06	<0,00001	1,21
GOR*STG	31,14	6,46	4,82	<0,00001	3,65
GOR*STW	29,57	6,24	4,74	<0,00001	3,28
GOR*WCUT	-31,00	7,44	-4,17	0,00005	4,26
STG*WCUT	7,58	2,60	2,92	0,00399	3,25
STW*STW	3,94	2,42	-1,63	0,10537	1,03
WCUT*WCUT	-7,94	2,63	-3,02	0,00290	2,24

5.5.2 Caso 2

O novo processo de otimização do caso 2 exigiu 7 horas e 05 minutos de processamento computacional. A curva de VPL encontra-se na Figura 17.

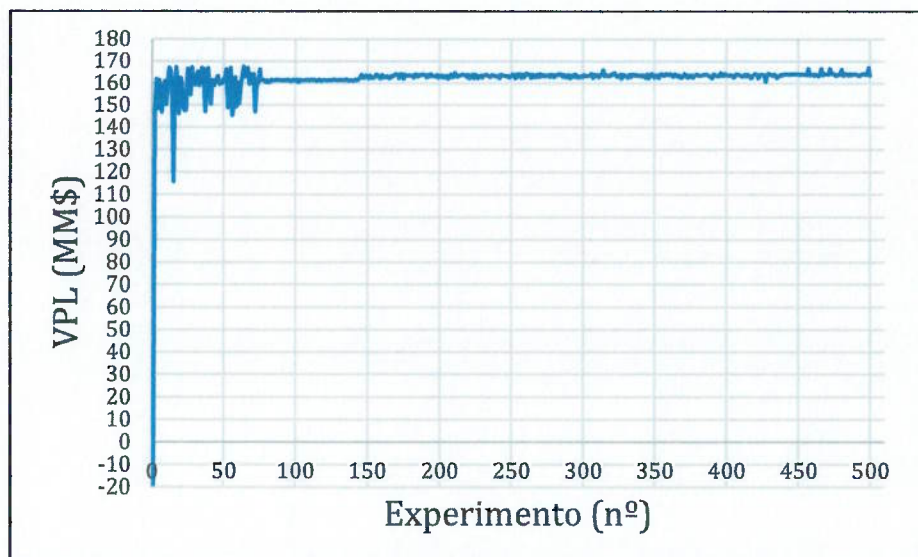


Figura 17: Curva de VPL para o novo Caso 2.

Realizou-se 500 experimentos, sendo que o experimento nº 64 foi apontado como solução ótima. Os valores dos parâmetros desta, bem como o VPL, encontram-se na Tabela 22.

Tabela 22: Parâmetros e VPL do experimento nº 64.

STW (bbl/dia)	19.090,01
STG (ft³/dia)	5030,30
GOR (ft³/bbl)	3545,45
WCUT (%)	90,91
VPL (MM\$)	167,53

Na Figura 18 encontram-se as curvas de produção acumulada de óleo e as variáveis de controle. A produção teve início em 2013 e foi cessada entre 2024 e 2025, pois a porcentagem de água na produção total alcançou o limite estabelecido no experimento (90,91%). O metamodelo escolhido após a triagem baseada na significância estatística de cada termo, e que foi utilizado para realizar a otimização é representado por uma função quadrática (Equação 9).

$$VPL = -26,7036 + 0,100251 * GOR + 36,2811 * WCUT - 0,000014135 * GOR * GOR - 24,4059 * WCUT * WCUT \quad (9)$$

A Figura 19 apresenta a curva em que os resultados da simulação real são plotados contra os resultados da estimativa feita pelo metamodelo escolhido. As estatísticas são apresentadas nas Tabelas 23 e 24. O índice *R-Square* ou R^2 obtido foi de 0,58, indicando uma aproximação razoável feita pelo metamodelo. Os coeficientes escolhidos são válidos e uma boa estimativa foi feita para os mesmos, conforme mostra a Tabela 24.

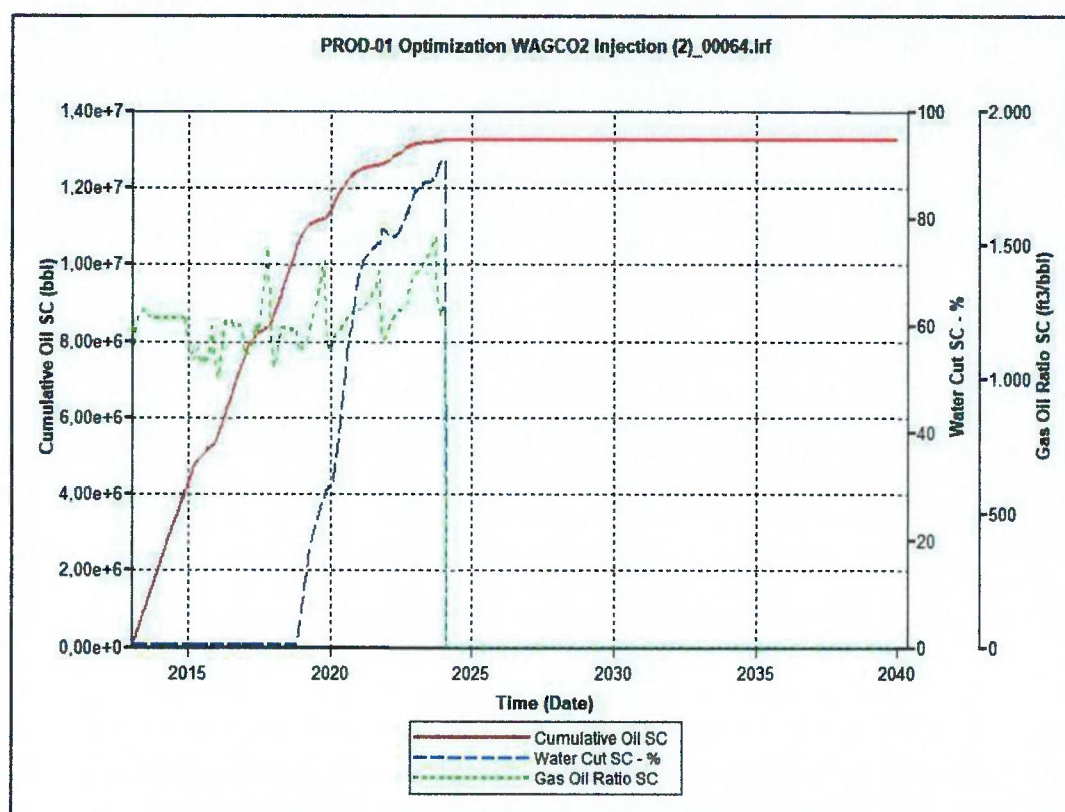


Figura 18: Produção acumulada de óleo do novo Caso 2 e variáveis de controle (WCUT e GOR).

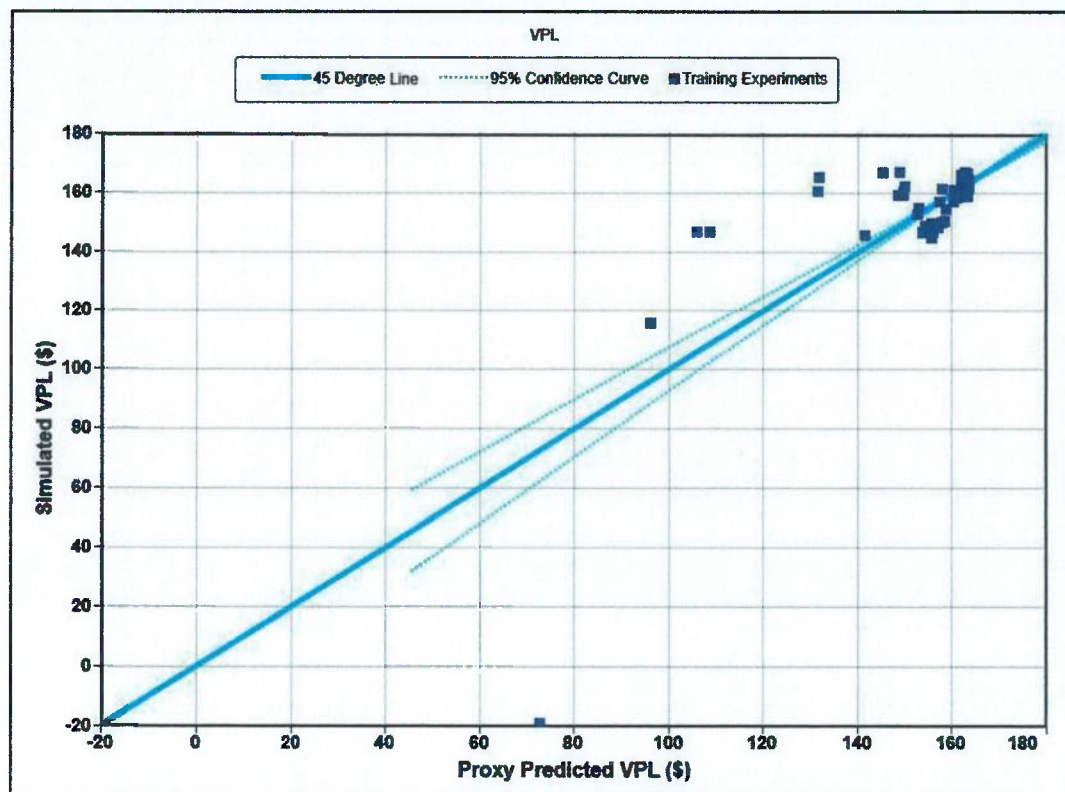


Figura 19: Simulação real x simulação com metamodelo.

Tabela 23: Dados estatísticos do ajuste.

Função objetivo	VPL
Classificação do Modelo de Ajuste	<i>Reduced Simple Quadratic</i>
R^2	0,58
Média	162,10
Desvio Padrão	5,77

Tabela 24: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).

Termo	Coefficiente	Desvio Padrão	Razão t	Prob > (t)	VIF
Intercept	154,02	0,95	161,55	<0,00001	0,00
GOR	38,64	1,87	20,62	<0,00001	1,08
WCUT	4,31	0,89	4,82	<0,00001	1,37
GOR*GOR	-43,53	2,56	-17,01	<0,00001	1,07
WCUT*WCUT	-4,83	1,00	-4,81	<0,00001	1,34

5.5.3 Caso 3

O novo processo de otimização do caso 3 exigiu 29 horas e 50 minutos de processamento computacional. A curva de VPL encontra-se na Figura 20.

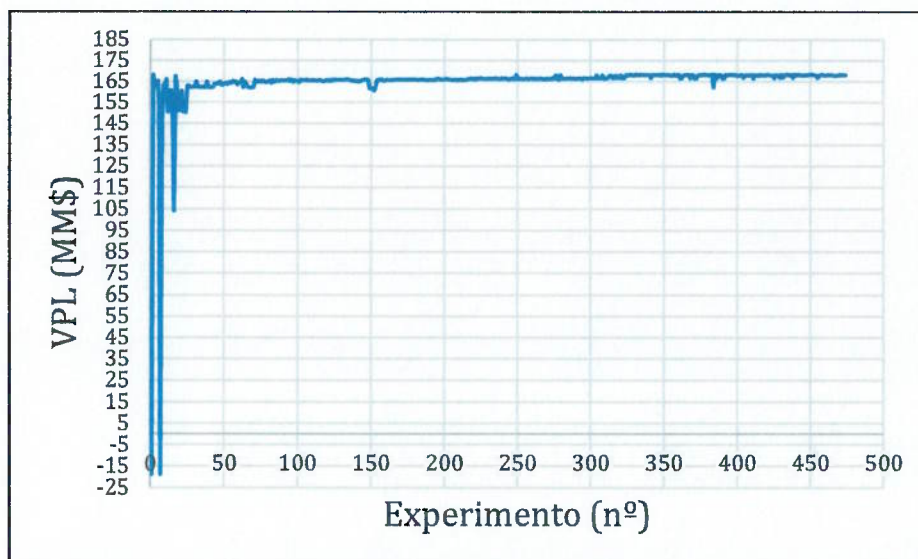


Figura 20: Curva de VPL para o novo Caso 3.

Realizou-se 474 experimentos, sendo que o experimento nº 331 foi apontado como solução ótima. Os valores dos parâmetros desta, bem como o VPL, encontram-se na Tabela 25.

Tabela 25: Parâmetros e VPL do experimento nº 331.

STW (bbl/dia)	19797,98
STG (ft³/dia)	7929,29
GOR (ft³/bbl)	2449,49
WCUT (%)	91,81
VPL (MM\$)	168,45

Na Figura 21 encontram-se as curvas de produção acumulada de óleo e as variáveis de controle. A produção teve início em 2013 e foi cessada entre 2024 e 2025, pois a porcentagem de água na produção total alcançou o limite estabelecido no experimento (91,81%). O metamodelo escolhido após a triagem baseada na significância estatística de cada termo, e que foi utilizado para realizar a otimização é representado por uma função quadrática (Equação 10).

$$VPL = -578,637 + 0,235479 * STG + 0,033617 * STW + 0,228022 * GOR + 76,5549 * WCUT - 0,000000181519 * STG * STG - 0,000000535751 *$$

$$\begin{aligned}
 &STG * STW - 0,00000363836 * STG * GOR - 0,0010514 * WCUT - \\
 &0,000000408642 * STW * STW - 0,00000532745 * STW * GOR - 0,000017526 * \\
 &GOR * GOR - 0,00885229 * GOR * WCUT - 26,2124 * WCUT * WCUT
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

A Figura 22 apresenta a curva em que os resultados da simulação real são plotados contra os resultados da estimativa feita pelo metamodelo escolhido. As estatísticas são apresentadas nas Tabelas 26 e 27. O índice *R-Square* ou R^2 obtido foi de 0,89, indicando uma boa aproximação feita pelo metamodelo. Com relação aos coeficientes escolhidos, alguns apresentam fatores de inflação da variação (VIF) muito elevados (acima de 3). Isso pode indicar a presença de uma ou mais dependências quase-lineares entre as variáveis repressoras e, portanto, há a possibilidade de que tais coeficientes sejam inválidos. Outros coeficientes escolhidos, no entanto, possuem VIF aceitáveis, logo são válidos e uma boa estimativa foi feita para os mesmos, conforme mostra a Tabela 27.

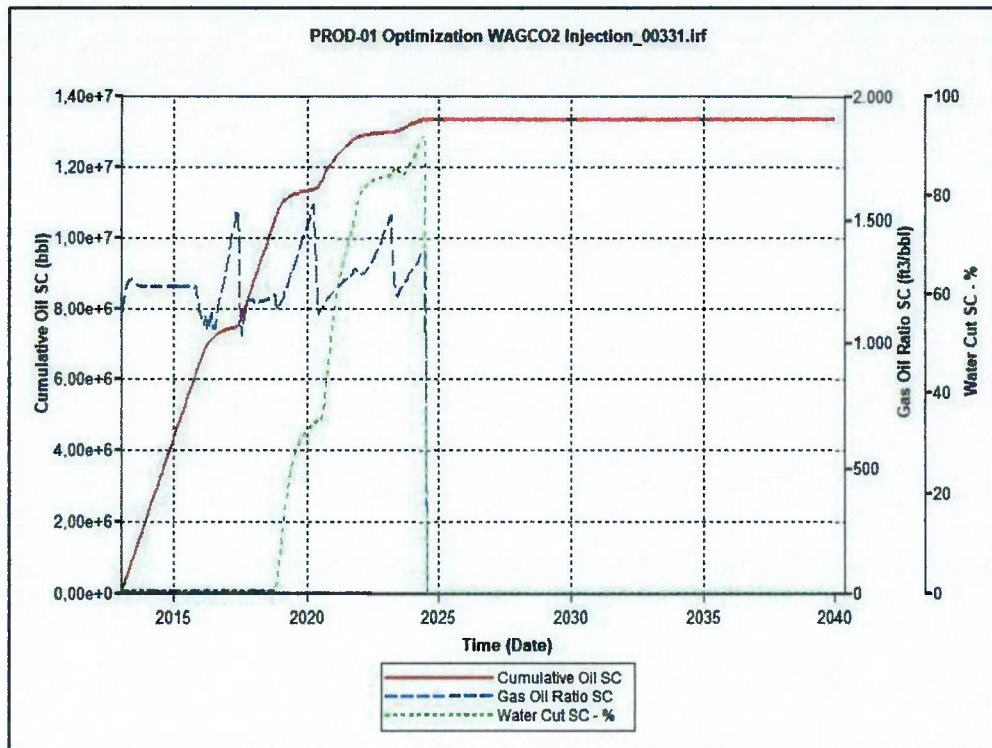


Figura 21: Produção acumulada de óleo do novo Caso 3 e variáveis de controle (WCUT e GOR).

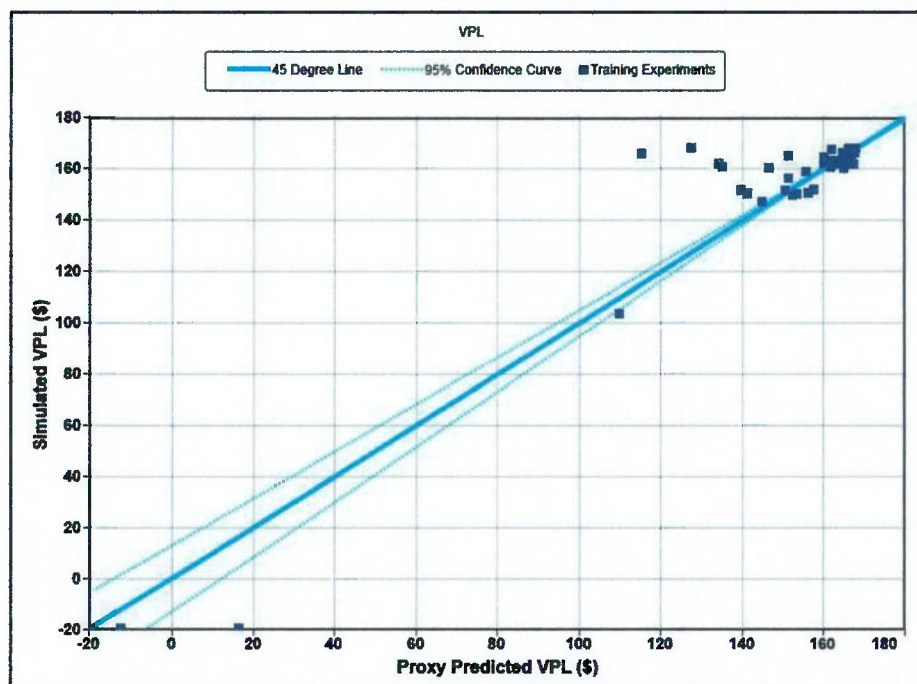


Figura 22: Simulação real x simulação com metamodelo.

Tabela 26: Dados estatísticos do ajuste.

Função objetivo	VPL
Classificação do Modelo de Ajuste	<i>Reduced Simple Quadratic</i>
R ²	0,89
Média	165,075
Desvio Padrão	4,23

Tabela 27: Efeitos do uso de parâmetros normalizados (-1;1).

Termo	Coefficiente	Desvio Padrão	Razão t	Prob > (t)	VIF
Intercept	151,30	0,93	162,47	<0,00001	0,00
STG	11,55	1,44	8,01	<0,00001	21,42
STW	22,71	1,49	15,20	<0,00001	13,28
GOR	53,41	1,38	38,81	<0,00001	4,15
WCUT	8,41	1,02	8,26	<0,00001	2,26
STG*STG	-2,22	0,80	-2,90	0,00387	2,12
STG*STW	-9,38	1,29	-7,25	<0,00001	11,31
STG*GOR	-22,28	2,52	-8,85	<0,00001	8,28
STG*WCUT	-1,64	1,21	-1,35	0,17605	7,18
STW*STW	-10,21	1,42	-7,21	<0,00001	8,94
STW*GOR	-46,61	2,71	-17,21	<0,00001	7,31
GOR*GOR	-53,67	2,11	-25,47	<0,00001	3,38
GOR*WCUT	-6,89	1,91	-3,61	0,00034	3,32
WCUT*WCUT	-5,20	1,17	-4,44	0,00001	2,24

Nesta nova etapa do processo de otimização da injeção WAG-CO₂, todos os parâmetros foram otimizados dentro dos respectivos intervalos, destacando-se o caso 1 com maior VPL obtido e menor tempo de processamento computacional requerido. Um resumo dos resultados, bem como os parâmetros críticos encontram-se na Tabela 28.

Tabela 28: Parâmetros críticos e VPL do novo caso 1.

WCUT (%)	90,10
GOR (ft³ gás produzido/bbl de óleo)	1700,00
STW (bbl água injetada/dia)	19000,00
STG (ft³ gás injetada/dia)	6600,00
Razão WAG (bbl água/ft³ gás)	2,88
Ciclo WAG (anos)	1
Fator de Recuperação (%)	68

5.5.4 Metamodelo x DECE

A fim de validar os novos resultados com metamodelos utilizou-se como base o trabalho de Seto (2018). O autor aplicou os mesmos casos de estudo com mesmos parâmetros e respectivos intervalos em simulação DECE, um processo de otimização tradicional. A comparação entre os resultados obtidos segue na Tabela 29.

Tabela 29: Comparação Metamodelo x DECE.

Caso	VPL DECE (MM\$)	VPL Proxy (MM\$)	Erro Proxy (%)	Tempo para otimização DECE(h)	Tempo para otimização com proxy (h)	Redução no tempo com proxy (%)
1	173,03	172,74	0,19	07:43	02:09	72,14
2	168,02	167,53	0,29	13:11	7:05	46,27
3	168,51	168,45	0,04	64:00	30:25	52,47

Capítulo 6 – Conclusões

Do presente estudo esperava-se o desenvolvimento de uma metodologia de otimização da injeção WAG-CO₂ com metamodelos que reduzisse o tempo de simulação exigido e, ainda assim, apresentasse uma resposta confiável. A partir da comparação dos resultados obtidos com a otimização por metamodelos e a otimização DECE, é possível concluir que aquele oferece uma resposta confiável, visto que os máximos VPLs obtidos em ambos os casos são muito próximos. Quanto aos tempos de simulação, os resultados seguiram o esperado,

pois os metamodelos exigiram menos tempo computacional para atingir a solução ótima em comparação com obtido na otimização DECE.

No estudo de caso que apresentou maior VPL há um fator de recuperação de 68%, o qual foi condizente com os 73% encontrados na literatura. Considerando que nesta a injeção WAG foi realizada em rochas testemunho em escala laboratorial, que geralmente apresenta maiores fatores de recuperação do que em escala de campo, podemos concluir que os resultados foram satisfatórios.

Com relação aos estudos antes e depois da otimização da injeção de água é interessante notar que neste o poço produtor foi fechado cerca de dez anos antes daquele. Tal fato resultou na antecipação das receitas do campo e, consequentemente, todos os VPLs obtidos no novo estudo foram maiores.

Durante o desenvolvimento do projeto foram encontradas diversas barreiras com relação à compreensão do modelo de simulação bem como com relação ao uso da ferramenta de otimização CMOST. Tais dificuldades foram sanadas, ou ao menos minimizadas, através do uso dos manuais fornecidos pela CMG e por acompanhamento de simulações em tempo real. Nesta pode-se avaliar a abertura e/ou fechamento do poço injetor, bem como a produção de óleo e os parâmetros de controle WCUT e GOR, a cada intervalo de tempo - em geral de 10 dias - na simulação.

Sobre o uso de metamodelos, o processo de geração e escolha da melhor aproximação poderá ser estudado com maior atenção em um trabalho futuro. Neste projeto a compreensão e avaliação dos metamodelos ficaram limitadas ao manual do CMOST e a avaliação estatística apresentada nos resultados, respectivamente.

A injeção WAG-CO₂ estudada neste trabalho pode ser inserida dentro de um projeto de desenvolvimento de um campo produtor. Após a determinação da quantidade de poços a serem utilizados, bem as respectivas localizações, os resultados aqui obtidos podem ter impacto relevante na avaliação da viabilidade econômica para aplicação do WAG-CO₂ nos injetores.

Por fim, cabe destacar que o presente trabalho avaliou o desempenho do uso de metamodelos na otimização de injeção WAG-CO₂. O modelo utilizado para tal, par injetor - produtor em $\frac{1}{4}$ de *five-spot*, é simplificado frente ao contexto do trabalho, campos do pré-sal. Recomenda-se, portanto, para trabalhos futuros

a utilização de mais poços e um modelo de campo que ilustre com maior fidelidade aqueles encontrados no pré-sal.

Referências Bibliográficas

AITOKHUEHI, I., DURLOFSKY, L. J., "Optimizing the Performance of Smart Wells in Complex Reservoirs Using Continuously Updated Geological Models", *Journal of Petroleum Science & Engineering*, 48 (2005) 254 -264.

BROUWER, D. R.; JASEN, J. D., "Dynamic Water Flood Optimization with Smart Wells Using Optimal Control Theory", *SPE Journal*, 9 (4) 391-402, 2004.

CAUDLE, B.H., DYES, A.B., Improving Miscible Displacement by Gas-Water Injection, *Petroleum Transactions, AIME*, Vol. 213, 281-283, 1958.

CHEN, Y., OLIVER, D.S., ZHANG, D., "Efficient ensemble-based closed-loop production optimization". *SPE Journal*, 14 (4), 634–645, 2009.

CHEN, B., REYNOLDS, A. C., "Ensemble-Based Optimization of the WAG Injection Process". SPE 173217-MS. 2015 SPE Reservoir Simulation Symposium; Texas, EUA; 2015.

CHRISTENSEN, J.R., STENBY, E.H.; SKAUGE, A., Review of WAG Field Experience, *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, Vol. 4, No 2, 97-106, Abril, 2001.

COMPUTER MODELLING GROUP. CMOST User Guide. Alberta, 2015. pp.269.

ENGERMANN, P., ROBIN, M., LOMBARD, J.-M., MODAVI, A., KALAM, M.Z.,
"Gas Process Displacement Efficiency Comparisons on a Carbonate Reservoir",
SPE Reservoir Evaluation & Engineering, Vol. 9, N.6, Dezembro, 621-629, 2006.

GHOMIAN, Y. Reservoir simulation studies for coupled CO₂ sequestration and enhanced oil recovery. Dissertation presented to the Faculty of the Graduate School of The University of Texas at Austin. Austin, TX, US: Universidade do Texas, Austin, 2008.

HARVEY, A. H. Semiempirical Correlation for Henry's Constants over Large Temperature Ranges. AIChE Journal, 1996

JOHN, P.Y., ZHUANG, Z., KUMAR, K.H. and WATTS, R.Y. A simulation approach in economic assessment and risk analysis of the CO₂ miscible flooding process. Journal of Petroleum Science and Engineering, v. 4, n. 4, p. 359-374, 1990

KULKARNI, M.M. and RAO, D.N. Experimental investigation of miscible and immiscible Water-Alternating-Gas (WAG) process performance. Journal of Petroleum Science and Engineering, v. 48, n. 1, p. 1-20, 2005.

KUUSKRAA, V.A., VAN LEEUWEN, T. and WALLACE, M. Improving domestic energy security and lowering CO₂ emissions with 'Next-Generation' CO₂-enhanced oil recovery (CO₂-EOR). National Energy Technology Laboratory, Pittsburgh, PA, USA, 2011.

LARSEN, J. A.; SKAUGE, A. Methodology for numerical simulation with cycle-dependent relative permeabilities. SPE Journal, SPE-38456-PA, v. 3, n. 2, p. 163-173, junho 1998.

LIGERO, E. L., MELLO, S. F., MUNOZ MAZO, E. O., SCHIOZER, D. J. An Approach to Oil Production Forecasting in WAG Process Using Natural CO₂. Society of Petroleum Engineers. SPETT 2012 Energy Conference and Exhibition, 11-13 June, Porto f Spain, Trinidad. SPE-157680. 2012

MACHADO, C.G. Histerese nas curvas de permeabilidade relativa trifásica em carbonatos usando tomografia computadorizada de raios-x. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Engenharia Mecânica e Instituto de Geociências, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2013.

MELLO, S.F. Estudo Sobre Simulação Composicional de Reservatórios de Petróleo com Injeção de CO₂. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2011.

MELLO, S.F. Caracterização de fluido e simulação composicional de injeção alternada de água e CO₂ para reservatórios carbonáticos molháveis à água, Dissertação de Doutorado, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2015.

NETL. "Carbon Dioxide Enhanced Oil Recovery: Untapped Domestic Energy Supply and Long Term Carbon Storage Solution". National Energy Technology Laboratory, Pittsburgh, PA, USA, 2017, 35 p.

PANJALIZADEH, H.; ALIZADEH, A.; GHAZANFARI, M.; ALIZADEH, N. "Optimization of the WAG Injection Process", *Petroleum Science and Technology*, vol. 33 (3), pp. 294-301, 2015.

PINTO, M. A. S., Método de Otimização Assistido para Comparação entre Poços Convencionais e Inteligentes Considerando Incertezas, Tese de doutorado, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2013.

RAHMAWATI, S.D., WHITSON, C.H. and FOSS, B. A mixed-integer non-linear problem formulation for miscible WAG injection. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 109, p. 164-176, 2013.

SAMPAIO, M. A., BARRETO, C. E. A. G., SCHIOZER, D. J., "Assisted optimization method for comparison between conventional and intelligent producers considering uncertainties". *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 133 (2015) 268-279.

SANTANA, G. M. Efeitos de histerese de permeabilidade relativa em reservatórios de óleo leve com injeção WAG-CO₂. 2014. 152 f. Tese (Mestrado em Ciências e Engenharia de Petróleo) - Faculdade de Engenharia Mecânica e Instituto de Geociências, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2014.

SARMA, P.; AZIZ, K.; DURLOFSKY, L. J.; "Implementation of Adjoint Solution for Optimal Control of Smart Wells", SPE 92864, 2005 SPE Reservoir Simulation Symposium, Houston, Texas, USA, Fevereiro, 2005.

SETO, R. T. S., Otimização da Recuperação de Reservatórios de Petróleo sob Injeção WAG-CO₂, Projeto de Iniciação Científica, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia de Minas e Petróleo, Universidade de São Paulo, Santos, 2017.

SETO, R. T. S., Otimização da Recuperação de Reservatórios de Petróleo sob Injeção WAG-CO₂, Projeto de Iniciação Científica, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia de Minas e Petróleo, Universidade de São Paulo, Santos, 2018.

SIGMUND, P. M. Prediction of molecular diffusion at reservoir conditions. Part 2. Estimating the effect of molecular diffusion and convective mixing in multicomponent systems. *Journal of Canadian Petroleum Technology*, v. 53, 1976.

SPITERI, E. J.; JUANES, R. Impact of relative permeability hysteresis on the numerical simulation of WAG injection. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 50, n. 2, p. 115-139, 2006.

TEKLU, T.W., ALAMERI, W., GRAVES, R.M., KAZEMI, H. and ALSUMAITI, A.M. Low-salinity Water-alternating-CO₂ Flooding Enhanced Oil Recovery: Theory and Experiments. In: Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference. SPE-171767-MS. Society of Petroleum Engineers, 2014.

VAN DIJKE, M.I.J., SORBIE, K.S., SOHRABI, M. and DANESH, A. Simulation of WAG floods in an oil-wet micromodel using a 2-D pore-scale network model. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 52, n. 1, p. 71-86, 2006.

VAN DIJKE, M. I. J.; SORBIE, K. S. Pore-scale modelling of three-phase flow in mixed-wet porous media: multiple displacement chains. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 39, n. 3, p. 201-216, 2003.

XIAO, P., YANG, Z., WANG, X., XIAO, H. and WANG, X. Experimental investigation on CO₂ injection in the Daqing extra/ultra-low permeability reservoir. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, v. 149, p. 765-771, 2017.

WANG, C., LI, G., REYNOLDS, A.C., 2009. "Production Optimization in Closed-Loop Reservoir Management", SPE-109805, SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Anaheim, California, USA, 11-14 November 2007.

WANG, Z., LEI, H., DONG, Y., YANG, M., LI, L. and YANG, S. Oil recovery performance and permeability reduction mechanisms in miscible CO₂ water-alternative-gas (WAG) injection after continuous CO₂ injection: An experimental investigation and modeling approach. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2016.

YETEN, B., BROUWER, D. R, DURLOFSKY, L. J., AZIZ, K., "Decision Analysis under Uncertainty for Smart Well Deployment", *Journal of Petroleum Science & Engineering*, 43 (2004) 183 -199.

Universidade de São Paulo

Engenharia de Petróleo – Escola Politécnica

Número: 8585619USP

Data: 08/11/2018



Recuperação melhorada de reservatórios de petróleo sob injeção WAG-CO₂ utilizando metamodelos

Guilherme Augusto Ferraiolo Patrocínio

Orientador: Prof. Dr. Marcio Augusto Sampaio

Co-Orientador: Prof. Dr. Edmilson Moutinho dos Santos

Artigo Sumário referente à disciplina PMI1096 – Trabalho de Formatura para Engenharia de Petróleo II

Este artigo foi preparado como requisito para completar o curso de Engenharia de Petróleo na Escola Politécnica da USP.

Template versão 2018v11.

Resumo

A otimização de injeção WAG-CO₂ em um campo de petróleo pode levar a um acréscimo da recuperação de óleo, redução da produção de água e CO₂, e assim, mitigar os riscos e maximizar os lucros. Entretanto, uma metodologia que mostre as vantagens desta otimização esbarra, muitas vezes, na complexidade do problema, uma vez que a operação de muitos poços injetores envolve um elevado número de variáveis de controle, que somado ao maior tempo de processamento da simulação composicional, faz com que o processo de otimização demande um elevado tempo computacional, tornando muitas vezes inviável uma abordagem mais completa. Para tentar contornar este problema, este artigo apresenta um método de otimização que possa avaliar o aumento da recuperação do reservatório sob injeção WAG-CO₂, melhorando o gerenciamento de reservatórios com elevado percentual de CO₂, maximizando o Valor Presente Líquido (VPL). A metodologia envolve utilizar um método de otimização global (algoritmo evolucionário) em conjunto com um metamodelo. O metamodelo envolve a técnica de planejamento experimental para a seleção de variáveis e a técnica de regressão polinomial para gerar uma função que reproduza as respostas do simulador, levando a um menor tempo computacional. Os parâmetros operacionais variaram dentro de um intervalo pré-determinado e os relativos VLPs foram avaliados. Um método tradicional de otimização foi usado como referência. Os resultados mostraram que enquanto os VPLs foram muito próximos (0,29 % de erro máximo), os tempos de simulação com o metamodelo foram menores (cerca de 46% de redução no caso mais lento).

Abstract

The optimization of WAG-CO₂ injection in an oil field may leads to an enhance in oil recovery and reduction of water and CO₂ production, mitigating the risks and maximizing the profits. However, a methodology that shows this benefits usually faces the complexity of the problem. Once that the operation of many injector wells asks a high number of control parameters, in addition to the higher time demand by compositional simulation, the time to optimization process increases, and sometimes the analysis becomes unfeasible. In order to face this problem, this article presents an optimization methodology able to evaluate the WAG-CO₂, supporting then the management of high percentage CO₂ in reservoirs and maximizing the Net Present Value (NPV). The global optimization method (evolutionary algorithm) is performed together with a proxy model. The proxy model deals with the experimental design technique to chose the parameters and polynomial regression to generates a function that emulates the simulator output, reducing then the computational time. The operational parameters chosen changed inside a pre determined interval of values and the related NPVs were then evaluated. A traditional optimization method was used as a reference. The results showed that while the NPVs were very close (0.29% of maximum error) the simulation times were quite low (around 46% of

difference in the slowest case) with the proxy models.

1. Introdução

Com a descoberta dos campos do pré-sal na Bacia de Santos, novos desafios tecnológicos surgiram, entre estes o fato de que muitos desses reservatórios possuem altas concentrações de dióxido de carbono (CO₂), próximos a 20%. Esse elevado percentual nos reservatórios, somado à longa distância da costa, limitações de manipulação e armazenamento do gás produzido, e também aos possíveis impactos ambientais decorrentes da liberação deste gás na atmosfera, fizeram com que a técnica de injeção de água alternada com gás (do inglês, water alternating gas, WAG), no caso CO₂ (técnica conhecida como WAG-CO₂), tornasse um dos principais métodos especiais de recuperação a serem empregados nestes reservatórios. A função da água nessa técnica é reduzir a mobilidade do CO₂ injetado ao aumentar a miscibilidade do mesmo nos fluidos do reservatório (Engermann et al., 2006). A otimização de injeção WAG-CO₂ em um campo de petróleo pode levar a um aumento da recuperação de óleo, redução da produção de água e CO₂, e assim, mitigar os riscos, e maximizar os lucros.

O método de recuperação por injeção WAG torna-se, contudo, mais complexo que os métodos tradicionais devido à ocorrência do efeito de histerese da permeabilidade relativa, a qual é causada pela alternância de injeção que acontece durante o processo. Consequentemente a simulação numérica também passa a ser mais complexa. Muitos trabalhos anteriores de otimização focaram principalmente em aumentar o desempenho dos reservatórios sob injeção de água (Brouwer e Jansen, 2004; Sarma et al., 2005; Aitokhuehi e Durlofsky, 2005; Yeten et al., 2004; Wang et al., 2007; Chen et al., 2009; Sampaio et al., 2015); e apenas alguns estudos se dedicaram ao processo de otimização da injeção WAG-CO₂ (Panjalizadeh et al., 2015; Chen e Reynolds, 2015). Isto se deve, em grande parte, ao fato de que os processos de otimização de métodos de EOR (do inglês, enhanced oil recovery) requer muitas simulações, com elevado custo computacional e financeiro. Portanto, o desenvolvimento dos chamados metamodelos (do inglês, proxy models), que emule as saídas do simulador, é considerada uma apropriada técnica alternativa.

Os metamodelos mais comuns tomam forma linear ou quadrática de uma função polinomial e visam representar o complicado modelo de simulação original de um reservatório, a fim de explorar as relações entre as variáveis de entrada (parâmetros) e as respostas obtidas (função objetivo, FO). Ao avaliar a sensibilidade da FO em relação a cada parâmetro é possível obter a significância estatística para cada um dos parâmetros e, consequentemente, eliminar da equação polinomial os de menor importância, tornando-a mais simples e de mais rápida simulação.

Este artigo visa apresentar uma metodologia para realizar a otimização da injeção WAG-CO₂ na condição miscível de maneira eficiente e robusta. Para isso utiliza métodos de otimização mais eficientes ao construir metamodelos adequados para acelerar o processo de busca pelas melhores soluções. Isto é feito através da otimização das vazões de injeção de CO₂, variando-se a razão e ciclos WAG, maximizando o valor presente líquido (VPL), buscando aumentar a produção de óleo e diminuir as produções de água e CO₂, fazendo uso de um metamodelo para reduzir o tempo computacional.

2. Metodologia

O processo de recuperação WAG miscível foi modelado em um reservatório sintético para ser utilizado em simulação composicional. A metodologia aqui aplicada consistiu de quatro etapas: modelagem dos fenômenos físicos, ajuste do controle numérico, seleção dos parâmetros críticos e otimização com metamodelo.

2.1 Modelagem dos Fenômenos Físicos

Na otimização da operação WAG, a incorporação dos fenômenos físicos, especialmente a histerese da permeabilidade relativa, favorece o fator de recuperação de óleo (Ghomian, 2008). Tais fenômenos foram incorporados no modelo de simulação considerado, semelhante ao usado por Mello (2015). Para a histerese da permeabilidade relativa foi usado o modelo de Larsen e Skauge (1998), para a solubilização aquosa, o modelo de Harvey (1996) e para a difusão não-Fickiana, o modelo de Sigmund (1976).

2.2 Ajuste do Controle Numérico

O objetivo do ajuste do controle numérico é a otimização do tempo de simulação sem prejudicar a acurácia da solução. No modelo de simulação utilizado tal objetivo foi atingindo ao minimizar três componentes: o tempo de CPU, o percentual de erro no balanço de materiais e o percentual de falhas que o programa teve ao simular o modelo.

2.3 Seleção dos Parâmetros Críticos

A injeção WAG foi dimensionada e otimizada considerando os seguintes parâmetros:

- Ciclo ou Período WAG: uma variável de entrada que denota o tempo decorrido entre o início da injeção de gás e o fim da injeção de água, de um ciclo unitário de WAG;
- Razão WAG: outra variável de entrada, representa a razão entre os volumes de água (STW) e gás (STG) injetados durante um ciclo unitário, em condições padrão;
- Razão Gás-óleo ou *Gas Oil Ratio* (GOR): uma variável de entrada, indica a quantidade de gás produzido junto com o óleo. Tal variável é colocada como limitante no poço produtor, isto é, quando a quantidade de gás ultrapassar um certo valor o poço é fechado;
- Corte de água ou *Water Cut* (WCUT): uma variável de saída, indica, em percentual, a quantidade de água produzida junto com a de líquidos. Tal variável também é colocada como limitante no poço produtor ao atingir o corte de água limite.

2.4 Otimização com Metamodelos

Com o uso do CMOST, os parâmetros críticos foram avaliados quanto a sua significância estatística e um conjunto de metamodelos gerados, a fim de determinar qual melhor representa as saídas do simulador.

3. Estudo de Caso

3.1. Modelo de Reservatório

O modelo de simulação de reservatório carbonático usado foi um reservatório sintético heterogêneo e molhável à água, de escala um quarto de *five-spot*, a fim de representar o fenômeno WAG miscível em escala menor.

3.2. Cenário Econômico

A avaliação econômica feita no presente trabalho não considera as incertezas, portanto trata-se de uma avaliação determinística. Os dados foram coletados do cenário econômico provável elaborado por Pinto (2013) e são apresentados na Tabela 1. Também são apresentados os dados referentes aos custos de produção do CO₂ presente no reservatório e ao custo de reinjeção do mesmo, retirados de NETL (2017).

Tabela 1: Dados utilizados na avaliação econômica.

P _{óleo} (USD/barril)	Cp _{óleo} (USD/barril)	Cp _{água} (USD/barril)	Ci _{água} (USD/barril)	Cp _{co2} (USD/ton)	Cr _{co2} (USD/Mcf)	I (% a.a.)
50,00	8,00	1,50	1,00	12,50	0,70	8,8

Onde: P_{óleo} é o preço do óleo, Cp_{óleo} é o custo de produção do óleo, Cp_{água} é o custo de produção da água, Ci_{água} é o custo de injeção da água, Cp_{co2} é o custo de produção do CO₂, Cr_{co2} é o custo de reciclagem do CO₂ e, por fim, i é a taxa de desconto.

Os dados econômicos foram incorporados a um fluxo de caixa considerando o regime fiscal brasileiro simplificado, montado em planilha Excel, que tem como dado de saída o Valor Presente Líquido (VPL). No CMOST, o VPL foi escolhido como função objetivo (FO) e foram criados três casos de estudo em relação ao ciclo WAG: caso 1, caso 2 e caso 3.

No primeiro caso o ciclo é de um ano, sendo os seis primeiros meses de injeção de água e seis meses seguintes de injeção de CO₂. No segundo o ciclo é de dois anos, sendo o primeiro ano de injeção de água e o segundo, de injeção de CO₂. Por fim, no terceiro caso o ciclo é de três anos, sendo o primeiro ano e meio de injeção de água e o restante de injeção de CO₂. Os demais parâmetros variaram conforme indicado na Tabela 2.

Tabela 2: Parâmetros e intervalos utilizados.

Parâmetros	Intervalo
STW	10000 a 20000 bbl/dia
STG	1000 a 8000 ft ³ /dia
GOR	100 a 4500 ft ³ /bbl
WCUT	10% a 99%

4. Resultados

Os resultados obtidos no processo de otimização com metamodelos feito pelo software CMOST são apresentados a seguir na Tabela 3.

Tabela 3: Parâmetros e respectivos VPLs dos casos 1, 2 e 3.

	Caso 1	Caso 2	Caso3
STW (bbl/dia)	19000,00	19090,01	19797,98
STG (ft ³ /dia)	6600,00	5030,30	7929,29
GOR (ft ³ /bbl)	1700,00	3545,45	2449,49
WCUT (%)	90,10	90,91	91,81
VPL (MM\$)	172,74	167,53	168,45
Tempo requerido (hs)	2:09	7:05	30:25

No processo de otimização da injeção WAG-CO₂, todos os parâmetros foram otimizados dentro dos respectivos intervalos, destacando-se o caso 1 com maior VPL obtido e menor tempo de processamento computacional requerido. Na Figura 1 encontram-se as curvas de produção acumulada de óleo e as variáveis de controle. A produção teve início em 2013 e foi cessada entre 2024 e 2025, pois a porcentagem de água na produção total alcançou o limite estabelecido no experimento (90,91%).

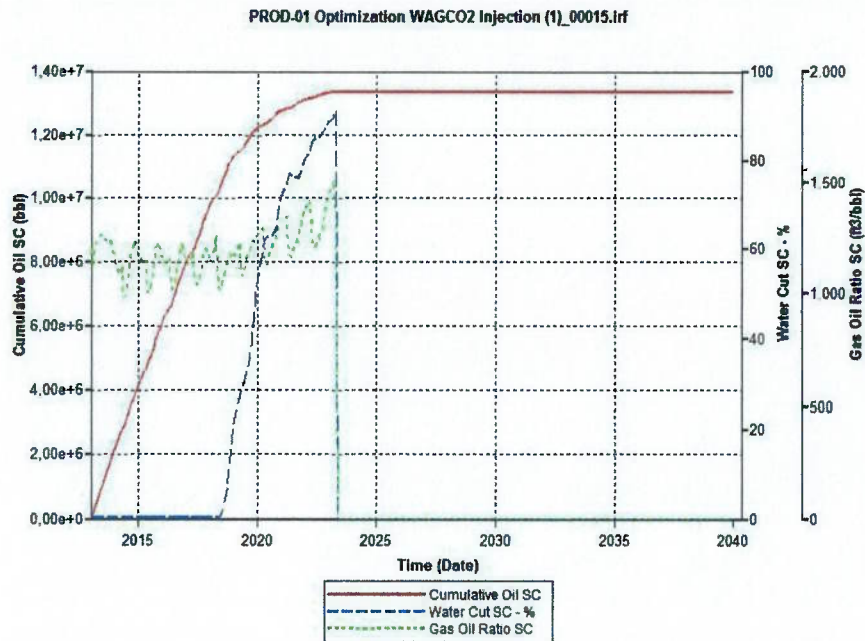


Figura 1 - Produção acumulada de óleo do caso 1 e variáveis de controle (WCUT e GOR).

Os casos 1, 2 e 3 foram usados por Seto (2018) em seu estudo de otimização da injeção WAG-CO₂ através do DECE, um método de otimização da companhia *Computer Modelling Group* (CMG, 2015). Os valores encontrados para o VPL de cada caso foram muito próximos dos valores encontrados pelos metamodelos gerados, porém os tempos de simulação variaram significativamente, como mostra a Tabela 4.

Tabela 4: Comparação DECE x Proxy.

Caso	VPL DECE (MM\$)	VPL Proxy (MM\$)	Erro Proxy (%)	Tempo para otimização DECE (h)	Tempo para otimização com proxy (h)	Redução no tempo com proxy (%)
1	173,03	172,74	0,19	07:43	02:09	72,14
2	168,02	167,53	0,29	13:11	7:05	46,27
3	168,51	168,45	0,04	64:00	30:25	52,47

5. Conclusão

Do presente estudo esperava-se o desenvolvimento de uma metodologia de otimização da injeção WAG-CO₂ com metamodelos que reduzisse o tempo de simulação exigido e, ainda assim, apresentasse uma resposta confiável. A partir da comparação dos resultados obtidos com a otimização por metamodelos e a otimização DECE, é possível concluir que aquele oferece uma resposta confiável, visto que os máximos VPLs obtidos em ambos os casos são muito próximos. Quanto aos tempos de simulação, os resultados seguiram o esperado, pois os metamodelos exigiram menos tempo computacional para atingir a solução ótima em comparação com obtido na otimização DECE.

Por fim, cabe destacar que o presente trabalho avaliou o desempenho do uso de metamodelos na otimização de injeção WAG-CO₂. O modelo utilizado para tal, par injetor- produtor em ¼ de five-spot, é simplificado frente ao contexto do trabalho, campos do pré-sal. Recomenda-se, portanto, para trabalhos futuros a utilização de mais poços e um modelo de campo que ilustre com maior fidelidade aqueles encontrados no pré-sal.

6. Referências

- AITOKHUEHI, I., DURLOFSKY, L. J., "Optimizing the Performance of Smart Wells in Complex Reservoirs Using Continuously Updated Geological Models", *Journal of Petroleum Science & Engineering*, 48 (2005) 254 -264.
- BROUWER, D. R.; JASEN, J. D., "Dynamic Water Flood Optimization with Smart Wells Using Optimal Control Theory", *SPE Journal*, 9 (4) 391-402, 2004.
- CHEN, Y., OLIVER, D.S., ZHANG, D., "Efficient ensemble-based closed-loop production optimization". *SPE Journal*, 14 (4), 634-645, 2009.
- CHEN, B., REYNOLDS, A. C., "Ensemble-Based Optimization of the WAG Injection Process". SPE 173217-MS. 2015 SPE Reservoir Simulation Symposium; Texas, EUA; 2015.
- COMPUTER MODELLING GROUP. CMOST User Guide. Alberta, 2015. pp.269.
- EGERMANN, P., ROBIN, M., LOMBARD, J.-M., MODAVI, A., KALAM, M.Z., "Gas Process Displacement Efficiency Comparisons on a Carbonate Reservoir", *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, Vol. 9, N.6, Dezembro, 621-629, 2006.
- GHOMIAN, Y. Reservoir simulation studies for coupled CO₂ sequestration and enhanced oil recovery. Dissertation presented to the Faculty of the Graduate School of The University of Texas at Austin. Austin, TX, US: Universidade do Texas, Austin, 2008.
- HARVEY, A. H. Semiempirical Correlation for Henry's Constants over Large Temperature Ranges. *AIChE Journal*, 1996.
- MELLO, S.F. Caracterização de fluido e simulação composicional de injeção alternada de água e CO₂ para reservatórios carbonáticos molháveis à água, Dissertação de mestrado, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2015.
- NETL. "Carbon Dioxide Enhanced Oil Recovery: Untapped Domestic Energy Supply and Long Term Carbon Storage Solution". National Energy Technology Laboratory, Pittsburgh, PA, USA, 2017, 35 p.
- LARSEN, J. A.; SKAUGE, A. Methodology for numerical simulation with cycle- dependent relative permeabilities. *SPE Journal*, SPE-38456-PA, v. 3, n. 2, p. 163-173, junho 1998.
- PANJALIZADEH, H.; ALIZADEH, A.; GHAZANFARI, M.; ALIZADEH, N. "Optimization of the WAG Injection Process", *Petroleum Science and Technology*, vol. 33 (3), pp. 294-301, 2015.
- PINTO, M. A. S., Método de Otimização Assistido para Comparação entre Poços Convencionais e Inteligentes Considerando Incertezas, Tese de doutorado, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2013.
- SAMPAIO, M. A., BARRETO, C. E. A. G., SCHIOZER, D. J., "Assisted optimization method for comparison between conventional and intelligent producers considering uncertainties". *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 133 (2015) 268-279.
- SARMA, P.; AZIZ, K.; DURLOFSKY, L. J.; "Implementation of Adjoint Solution for Optimal Control of Smart Wells", SPE 92864, 2005 SPE Reservoir Simulation Symposium, Houston, Texas, USA, Fevereiro, 2005.
- SETO, R. T. S., Otimização da Recuperação de Reservatórios de Petróleo sob Injeção WAG-CO₂, Projeto de Iniciação Científica, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia de Minas e Petróleo, Universidade de São Paulo, Santos, 2018.
- SIGMUND, P. M. Prediction of Santos diffusion at reservoir conditions. Part 2. Estimating the effect of molecular diffusion and convective mixing in multicomponent systems. *Journal of Canadian Petroleum Technology*, v. 53, 1976.
- WANG, C., LI, G., REYNOLDS, A.C., 2009. "Production Optimization in Closed-Loop Reservoir Management", SPE-109805, SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Anaheim, California, USA, 11-14 Novembro 2007.
- YETEN, B., BROUWER, D. R., DURLOFSKY, L. J., AZIZ, K., "Decision Analysis under Uncertainty for Smart Well Deployment", *Journal of Petroleum Science & Engineering*, 43 (2004) 183 -199