



Universidade de Brasília
Faculdade de Tecnologia

Aplicação de algoritmo StoSAG no reservatório de petróleo Olympus

Marco Antonio Nobre Rangel de Almeida

PROJETO FINAL DE CURSO
ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

Brasília
2025

Universidade de Brasília
Faculdade de Tecnologia

Aplicação de algoritmo StoSAG no reservatório de petróleo Olympus

Marco Antonio Nobre Rangel de Almeida

Projeto Final de Curso submetido como requisito parcial para obtenção do grau de Engenheiro de Controle e Automação.

Orientador: Prof. Dr. Eugênio Fortaleza
Coorientador: Vinícius Rafael Freitas

Brasília
2025

FICHA CATALOGRÁFICA

Nobre Rangel de Almeida, Marco Antonio.

Aplicação de algoritmo StoSAG no reservatório de petróleo Olympus / Marco Antonio Nobre Rangel de Almeida; orientador Eugênio Fortaleza; coorientador Vinícius Rafael Freitas. -- Brasília, 2025.

46 p.

Projeto Final de Curso (Engenharia de Controle e Automação) -- Universidade de Brasília, 2025.

1. Otimização. 2. StoSAG. 3. Olympus. 4. Reservatório de petróleo. I. Fortaleza, Eugênio, orient. II. Freitas, Vinícius Rafael, coorient. III. Título.

Universidade de Brasília
Faculdade de Tecnologia

**Aplicação de algoritmo StoSAG no reservatório de petróleo
Olympus**

Marco Antonio Nobre Rangel de Almeida

Projeto Final de Curso submetido como requisito parcial para obtenção do grau de Engenheiro de Controle e Automação.

Trabalho aprovado. Brasília, 12 de fevereiro de 2025:

Prof. Dr. Eugênio Fortaleza,
UnB/FT/ENM
Orientador

Prof. Dr. Adriano Possebon Rosa,
UnB/FT/ENM
Examinador interno

Prof. Dr. William Humberto Cuéllar
Sánchez,
UDF/Engenharia Mecatrônica
Examinador interno

Prof. Dr. Eduardo Bezerra Rufino
Ferreira Paiva
Examinador externo

Dedico esse trabalho à minha família e a todos meus amigos e colegas da UnB.

Agradecimentos

Primeiramente, agradeço especialmente à minha mãe, Arineide Nobre, por todo o apoio e incentivo durante minha vida. Sem ela nada disso seria possível.

Também agradeço minha tia, Solene Nobre, com quem eu sempre pude contar.

Agradeço meu pai, meus avós, minhas tias, tios e primos por sempre me apoiarem.

Também sou grato pelos meus amigos e colegas da UnB e as inúmeras memórias boas que me proporcionaram das quais nunca vou esquecer.

Por fim, agradeço a todos do Laboratório de Petróleo da Unb, principalmente meu orientador, Prof. Dr. Eugênio Fortaleza, e meu coorientador, Vinícius Rafael, pelos diversos momentos de aprendizagem e pela amizade.

*“You have to chase what seems impossible ...”
(Lebron James)*

Resumo

Na área de gerenciamento de reservatórios de petróleo, um dos maiores desafios é a definição de estratégias de operação dos poços de forma a maximizar o lucro da produção. Sendo assim, a produção dos reservatórios é simulada em computadores de forma a obter a melhor maneira de controlar os poços. Diversos algoritmos de otimização na indústria, como os bioinspirados, possuem um custo computacional muito grande, o que dificulta as simulações dos reservatórios. Esse trabalho visa simular a exploração do reservatório sintético Olympus, controlando os poços a partir de um algoritmo Gradiente Simplex Estocástico Aproximado (StoSAG), que é estocástico e aproximado, o que resulta em um custo computacional menor. Com o método, obteve-se uma melhora no Valor Presente Líquido de 1,3% em comparação ao algoritmo Reativo e de 13,5% em relação ao Caso Base. Isso foi possível devido à diminuição da produção e injeção de água, junto a um aumento da produção de óleo e uma maior longevidade da produção, mostrando a eficiência do algoritmo na otimização da produção de petróleo.

Palavras-chave: Otimização. StoSAG. Olympus. Reservatório de petróleo.

Abstract

In the field of petroleum reservoir management, one of the biggest challenges is defining well operation strategies to maximize production profits. Therefore, reservoir production is simulated on computers to determine the best way to manage the wells. Many optimization algorithms used in the industry, such as bio-inspired ones, have a very high computational cost, making reservoir simulations more challenging. This work aims to simulate the exploitation of the synthetic Olympus reservoir, managing the wells using the Stochastic Approximate Simplex Gradient (StoSAG) algorithm, which is stochastic and approximate, resulting in a lower computational cost. With this method, an improvement of 1.3% in Net Present Value was achieved compared to the Reactive algorithm and 13.5% compared to the Base Case. This was possible due to a reduction in water production and injection, along with an increase in oil production and a longer production lifespan, demonstrating the efficiency of the algorithm in optimizing petroleum production.

Keywords: Optimization. StoSAG. Olympus. Oil reservoir.

Lista de figuras

Figura 1.1	Esquema de reservatório de petróleo com mecanismo de produção (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006)	12
Figura 2.1	Curva típica de permeabilidade relativa (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006) .	15
Figura 2.2	Representação de anisotropia e homogeneidade (Schlumberger, 2023) .	16
Figura 2.3	Força capilar (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006)	18
Figura 2.4	VPLs por número de iterações para diferentes direções de busca; amarelo: ds-EnOpt; verde: StoSAG; azul: ss-StoSAG; roxo: ss-cc-StoSAG; vermelho: ds-cc-StoSAG. (Fonseca <i>et al.</i> , 2017)	21
Figura 3.1	Reservatório Olympus (Panahli, 2017)	26
Figura 4.1	VPL dos 3 casos	29
Figura 4.2	Produção total de óleo do campo	30
Figura 4.3	Injeção e produção total de água no campo	31
Figura 4.4	Vazão de injeção e produção de água no campo	31
Figura 4.5	BHP dos injetores do Caso Base	32
Figura 4.6	Water-cut e BHP dos produtores do Caso Base	33
Figura 4.7	BHP dos injetores do Reativo	34
Figura 4.8	Water-cut e BHP dos produtores do Reativo	35
Figura 4.9	BHP e vazão de injeção de água do StoSAG	36
Figura 4.10	Water-cut e BHP dos produtores do StoSAG	37
Figura 4.11	BHP e vazão de produção de água do StoSAG	38
Figura 4.12	Pressão de campo dos 3 poços	39
Figura 4.13	Produção total de água dos poços	40
Figura 4.14	Produção total de óleo dos poços	41

Lista de tabelas

Tabela 3.1	Controles para o reservatório Olympus.	26
Tabela 3.2	Valores de custos para o reservatório Olympus.	27

Sumário

1	Introdução	12
1.1	Objetivos	14
1.1.1	Objetivo principal	14
1.1.2	Objetivos específicos	14
2	Revisão bibliográfica	15
2.1	Conceitos fundamentais de reservatório	15
2.1.1	Propriedades das rochas	15
2.1.2	Propriedades dos fluidos	17
2.2	Revisão da literatura	19
3	Metodologia	23
3.1	Valor Presente Líquido (VPL)	23
3.2	Valor Presente Líquido Modificado (VPLM)	23
3.3	Algoritmo StoSAG	24
3.4	Reservatório Olympus	25
3.5	Simulador Eclipse	27
3.6	Casos Analisados	28
4	Resultados	29
5	Conclusão	42
	Referências	43

1 Introdução

O petróleo é uma das principais fontes de energia, além de ser fundamental para as mais diversas indústrias na economia. Ele é responsável por ser uma grande fonte de receita para o governo e para a sociedade, através do produto bruto e de seus derivados (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006).

Essa matéria-prima surge a partir da decomposição de matéria orgânica, que em situações específicas de alta pressão e pouco oxigênio durante o decorrer de centenas de milhares de anos, forma o petróleo. As formações rochosas onde o petróleo é encontrado são chamadas de reservatórios de petróleo e possuem propriedades que possibilitam a acumulação de hidrocarbonetos e estão revestidas por rochas selantes, fazendo com que o petróleo permaneça no reservatório (Schlumberger, 2023). Pode-se encontrar, também, gás natural dissolvido com o óleo ou em fase contínua. Abaixo é possível observar um típico reservatório natural de petróleo, com uma capa de gás na parte superior e um aquífero de água abaixo do óleo.

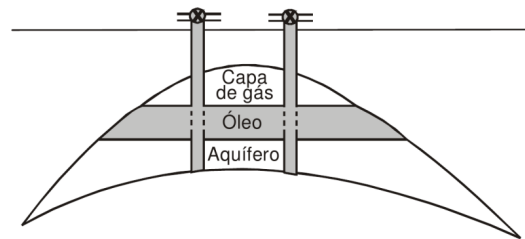


Figura 1.1 – Esquema de reservatório de petróleo com mecanismo de produção (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006)

Durante o processo de formação do reservatório de petróleo, uma energia vai sendo acumulada dentro dele. Dessa forma, ao começar a exploração do mesmo, utiliza-se essa energia, cujo nome é energia primária, juntamente com a diferença de pressão entre o reservatório, com pressão alta, e a atmosfera, pressão mais baixa, para deslocar o petróleo para os poços produtores (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006). Esse processo é denominado recuperação primária.

Com o decorrer da exploração, a energia dentro do reservatório, devido à decompressão dos fluidos, vai sofrendo uma dissipação gradual, o que não é algo desejável, já que diminui a eficiência na produção. Assim, utilizam-se técnicas para aumentar a energia e manter a pressão adequada no reservatório como a injeção de água e a injeção de gás (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006). A injeção de água também favorece o deslocamento do óleo até os poços produtores, fazendo a varredura do mesmo pelo reservatório (Silva *et al.*, 2017). Essa etapa é conhecida como recuperação secundária.

Para extrair o restante do óleo, em qualquer momento da exploração do campo, usa-se técnicas de recuperação avançada de petróleo (em inglês, *Enhanced Oil Recovery - EOR*), que visam manter uma relação de mobilidade favorável ($M < 1, 0$), que descreve a eficiência do deslocamento de um fluido injetado sobre o fluido deslocado, e aumentar o número capilar (Afzali, 2021). As técnicas compreendem desde injeção alternada de gás e água até injeção de polímeros ou combustão in-situ, de modo a alterar propriedades do óleo ou até mesmo das rochas, aumentando a produção de petróleo.

A fim de otimizar a produção, um dos recursos mais utilizados por toda a indústria petrolífera são as simulações computacionais. Elas servem para representar a produção dos campos de petróleo, sendo eles sintéticos ou reais, e vem evoluindo rapidamente com o tempo (Odeh, 1969). Os controles em cada etapa da simulação são determinados com base em uma função custo, cujo objetivo pode ser maximizá-la ou minimizá-la, a depender do que ela representa, sendo o Valor Presente Líquido (VPL) uma das mais implementadas em estudos, como os de Völcker, Jørgensen e Stenby (2011) e Fonseca, Leeuwenburgh e Hof (2014).

O controle dos poços de produção e injeção é fundamental para determinar a produtividade do reservatório e maximizar o VPL, sendo que o algoritmo de otimização usado na simulação é responsável por buscar o controle ótimo de forma com que isso ocorra. Hou et al. (2015) afirmam que uma das maneiras mais eficazes de explorar reservas de petróleo limitadas de forma mais econômica e eficiente é empregar técnicas de gerenciamento de reservatórios em circuito fechado, permitindo assim um cronograma de produção dinâmico e em tempo real sob as condições existentes do reservatório através do ajuste das estratégias de produção e injeção. A otimização da produção é comumente desenvolvida como um controle de ciclo de vida do reservatório, visando otimizar metas de longo prazo. No entanto, a perspectiva de longo prazo geralmente entra em conflito com metas de curto prazo, como restrições operacionais (Fonseca; Reynolds; Jansen, 2016). Portanto, vários estudos têm sido conduzidos sobre como conciliar estratégias de otimização de curto e longo prazo, como visto nos trabalhos de Isebor e Durlofsky (2014) e Fonseca, Reynolds e Jansen (2016).

Há diversos algoritmos de otimização aplicados nos mais diversos contextos do setor do petróleo, como o algoritmo do lobo-cinzento (em inglês, *Grey Wolf Optimization - GWO*) (Andersen P. Ø., 2022), algoritmo de enxame de partículas (em inglês, *Particle Swarm Optimization - PSO*) (Razghandi Milad, 2021), algoritmo genético (em inglês, *Genetic Algorithm - GA*) (Ariadji et al., 2012), algoritmo Gradiente Simplex Estocástico Aproximado (em inglês, *Stochastic Simplex Approximate Gradient - StoSAG*) (Chen; Xu, 2019), entre outros.

Um aspecto a considerar é o custo computacional de cada algoritmo. Os algoritmos bio-inspirados demandam um custo computacional grande, devido ao fato de convergirem lentamente e possuírem um fator aleatório na forma que buscam o controle ótimo (Luque-Chang et al., 2018; Wang D., 2018). Uma vantagem do StoSAG é sua eficiência computacional

(Fonseca *et al.*, 2017), por ser baseado em gradiente e necessitar de menos iterações quando comparado a outros algoritmos.

Esse trabalho é um dos resultados do Projeto FeatSTORMS, uma parceria da UnB com a Repsol e ESSS, que visa criar algoritmos de otimização para melhorar a eficiência do varrido em reservatórios onde haja injeção de água ou gás como método de recuperação. Como objetivo secundário, este algoritmo de otimização deve ser mais eficiente do que os disponíveis atualmente, que necessitam de muitas simulações para chegar a uma solução ótima, que pode tornar o processo inviável para reservatórios reais. Assim, pretende-se aumentar o VPL do reservatório e reduzir os custos computacionais desse processo de otimização.

Dessa forma, nesse trabalho utilizamos o algoritmo StoSAG com um VPL modificado, que foi desenvolvido no Laboratório de Petróleo e Gás da UnB. A otimização foi feita no reservatório Olympus, um reservatório sintético desenvolvido pela TNO com o objetivo de ser um benchmark para metodologias de otimização (Fonseca *et al.*, 2020).

O trabalho começa com uma explicação de conceitos fundamentais de reservatório, como propriedades das rochas e fluidos. Em seguida, apresenta-se uma revisão da literatura, onde são expostos alguns artigos relevantes para o estudo e segue-se para a metodologia e é finalizado com os resultados e conclusões obtidas.

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo principal

Otimizar a produção de petróleo do reservatório sintético Olympus com algoritmo StoSAG com VPL modificado.

1.1.2 Objetivos específicos

- Simular a produção do reservatório sem otimização;
- Simular a produção do reservatório utilizando o algoritmo StoSAG;
- Comparar os resultados obtidos com a otimização com os obtidos sem otimização e com outros resultados encontrados na literatura;
- Validar a aplicabilidade do algoritmo StoSAG na otimização da produção de petróleo.

2 Revisão bibliográfica

Nessa seção, serão expostos os conceitos fundamentais de reservatório, assim como será feita uma revisão de trabalhos presentes na literatura, que abrangem o tema de otimização de produção de petróleo.

2.1 Conceitos fundamentais de reservatório

2.1.1 Propriedades das rochas

2.1.1.1 Porosidade e permeabilidade

Define-se a porosidade como a porcentagem do volume poroso ou do espaço vazio dentro da rocha que pode armazenar fluidos. A porosidade, na engenharia de reservatórios, é uma das propriedades das rochas mais importantes, pois avalia a capacidade de armazenamento de fluidos (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006).

Já a capacidade de um meio poroso de permitir a passagem de fluidos é medida pela permeabilidade (White, 2018). Em termos simples, a permeabilidade indica o quão bem um material consegue conduzir fluidos. Em casos de coexistência de múltiplos fluidos, o fluxo de um fluido pode ser afetado no meio poroso. A relação entre a permeabilidade efetiva de um fluido e a permeabilidade absoluta da rocha é definida pela permeabilidade relativa. A curva típica dessa propriedade é mostrada na Figura 2.1.

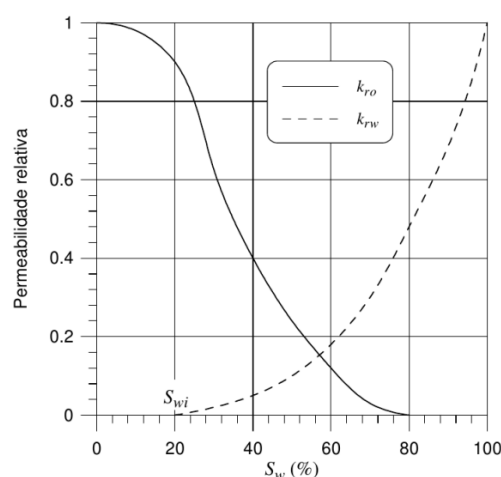


Figura 2.1 – Curva típica de permeabilidade relativa (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006)

2.1.1.2 Anisotropia e homogeneidade

A anisotropia refere-se à característica de direcionalidade uniforme de um material, onde suas propriedades físicas variam conforme a direção. Nas rochas, as variações nas propriedades físicas em diferentes direções, como o alinhamento dos minerais ou à medição da velocidade sísmica paralela ou perpendicular às camadas geológicas, são exemplos de anisotropia, cuja característica oposta é a isotropia, onde as propriedades físicas permanecem constantes em um direção (Schlumberger, 2023).

Diferentemente, a homogeneidade é definida como a qualidade de uniformidade de um material (Schlumberger, 2023). Quando as irregularidades estão distribuídas uniformemente em uma mistura de material, o material é considerado homogêneo. A Figura 2.2 mostra a diferença entre os dois termos.

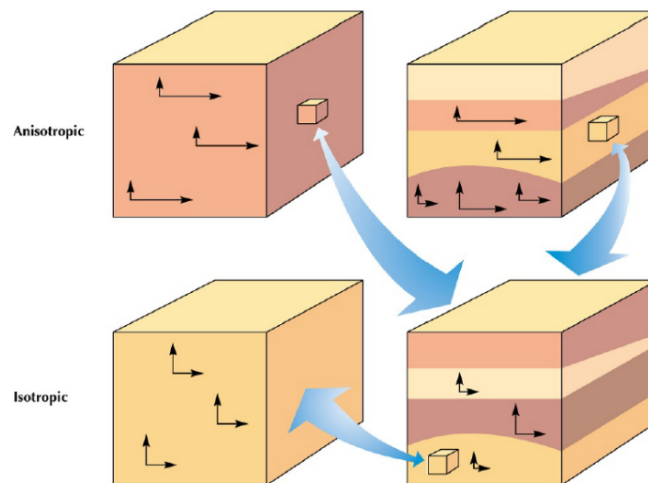


Figura 2.2 – Representação de anisotropia e homogeneidade (Schlumberger, 2023)

2.1.1.3 Saturação

A saturação de fluido em uma rocha refere-se à fração do volume de poros da rocha que é ocupada por um determinado fluido, como água ou óleo, em relação ao volume total dos fluidos no meio poroso. A soma das saturações de óleo, água e gás dentro do reservatório deve ser igual a 1 (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006).

A saturação pode variar ao longo do tempo à medida que a exploração do reservatório vai avançando. Compreender essa variação é fundamental para a caracterização de reservatórios de petróleo e gás, sendo frequentemente medida por meio de testes de laboratório em amostras de rochas ou estimada por modelos de simulação de reservatório.

2.1.2 Propriedades dos fluidos

2.1.2.1 Massa específica

A massa específica ρ é uma propriedade termodinâmica que expressa a quantidade de massa por unidade de volume. De forma mais precisa, ela pode ser definida pela equação (White, 2018):

$$\rho = \lim_{\delta V \rightarrow \delta V^*} \frac{\delta m}{\delta V} \quad (2.1)$$

onde m é a massa, V é o volume do fluido e V^* é um volume extremamente pequeno.

Quando múltiplos fluidos estão presentes no mesmo meio físico, como nos poros de um reservatório, a distribuição horizontal entre esses fluidos é determinada pela relação específica de suas massas. Isso é conhecido como segregação gravitacional.

2.1.2.2 Viscosidade

A viscosidade μ é uma medida quantitativa da resistência de um fluido ao fluxo. Essa propriedade determina a taxa de deformação do fluido gerada pela aplicação de uma determinada tensão de cisalhamento (White, 2018).

A viscosidade de um líquido é influenciada por variações de temperatura e pressão. Ao contrário do comportamento de um gás ideal, nos líquidos a viscosidade diminui com o aumento da temperatura e aumenta com a pressão (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006). Além disso, no caso de hidrocarbonetos líquidos, a viscosidade diminui com o aumento da quantidade de gás dissolvido em solução, devido à interação das moléculas do gás e do óleo (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006).

Em reservatórios de petróleo, a viscosidade é uma propriedade crucial dos fluidos, pois influencia diretamente sua capacidade de fluir através do reservatório. A viscosidade do petróleo pode variar significativamente dependendo de sua composição química, da pressão e da temperatura do reservatório. Geralmente, petróleos mais pesados apresentam viscosidades mais altas. Essa característica é uma das variáveis consideradas na modelagem do fluxo de fluidos nos reservatórios de petróleo e na previsão do comportamento do fluido durante o processo de produção.

2.1.2.3 Tensão Superficial e Pressão Capilar

A tensão superficial, ou interfacial, é uma propriedade que surge na interface entre duas fases imiscíveis. Ela ocorre devido às diferentes interações moleculares que uma molécula experimenta ao se aproximar da interface, em comparação com uma molécula equivalente no lado oposto da interface, dentro do segundo fluido (Schlumberger, 2023).

Quando um fluido entra em contato com uma superfície sólida, a tensão superficial do líquido cria uma pressão dentro dos poros da superfície sólida. Essa pressão é conhecida como pressão capilar, que também é a pressão exercida pelos fluidos dentro de um material poroso, como uma rocha de reservatório de petróleo. (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006).

Considere um elemento de uma superfície de contato entre um líquido e um gás. As forças dF_1 e dF_2 representam as forças exercidas no líquido na superfície de contato, em duas direções principais consideradas. A força capilar dF_c seria a força resultante na direção vertical, que é responsável pela forma assumida pela superfície de contato, como ilustrado na Figura 2.3 (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006).

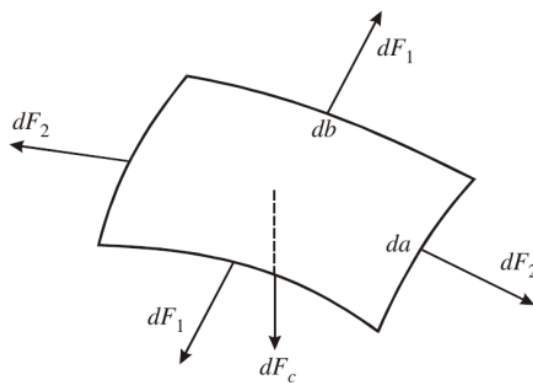


Figura 2.3 – Força capilar (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006)

2.1.2.4 Miscibilidade

A miscibilidade refere-se à capacidade de duas ou mais substâncias se misturarem completamente e formarem uma única fase homogênea. Quando dois fluidos miscíveis, como querosene e óleo, são colocados juntos em um recipiente, eles se misturam sem formar interfaces distintas. Isso significa que não há forças capilares presentes (Rosa; Carvalho; Xavier, 2006).

Existem dois tipos de deslocamento possíveis quando mais de um fluido ocupa um meio poroso. O primeiro tipo envolve o fluxo simultâneo de duas ou mais fases fluidas imiscíveis em meios porosos, como o deslocamento óleo-água. Nesse caso, a tensão interfacial entre os fluidos é diferente de zero e existe uma diferença de pressão capilar na interface entre eles. O segundo tipo é o deslocamento miscível, onde os dois fluidos podem ser misturados em todas as proporções para formar uma única fase (Al-Shuraiqi, 2005).

2.1.2.5 Molhabilidade

A molhabilidade é a tendência de um sólido entrar em contato com um líquido ou gás específico, conhecido como fase molhante, ao invés do outro. A fase molhante geralmente se

espalha na superfície sólida, e um sólido poroso tem a tendência de absorver a fase molhante, fazendo com que a fase não molhante se desloque (Schlumberger, 2023).

Nos reservatórios de petróleo observa-se que a rocha, normalmente, é molhada pela água em presença de óleo, e nunca pelo gás. Com isso, se em um mesmo poro de um reservatório estivessem presentes água, gás e óleo. O óleo estaria localizado entre a água e o gás, com a água nas paredes dos poros. Quando isso ocorre, o óleo possui maior facilidade para fluir do que quando uma rocha é molhada por ele (Passos, 2014).

A compreensão da molhabilidade é importante para o desenvolvimento de modelos de simulação de reservatório, que são usados para prever o comportamento dos fluidos em reservatórios de petróleo e gás e otimizar a exploração do reservatório (Afzali, 2021).

2.2 Revisão da literatura

- No estudo de Fonseca, Leeuwenburgh e Hof (2014), os autores usaram juntamente ao EnOpt, que combina técnicas de simulação e metodologias estatísticas para encontrar a melhor solução possível, o algoritmo de Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) cuja função é aproximar e atualizar as matrizes Hessianas necessárias para a simulação, reduzindo, assim, o custo computacional do método. Além disso, o método foi utilizado em um reservatório com 15 anos de produção e com poços inteligentes. Assim, foi possível obter uma melhora de 14.2% no VPL com 25% de taxa de desconto e o mesmo valor para o VPL com 0% de taxa de desconto, quando comparado com o controle reativo. Uma das conclusões foi que certas metas de produção de curto prazo que não foram alcançadas podem ser parcialmente corrigidas por um método de otimização multiobjetivo hierárquica em combinação com o algoritmo EnOpt.

Segundo o trabalho, a maioria dos estudos com otimização baseada em modelos estão focadas em otimizar ao longo da exploração do reservatório, algo que é útil para estratégias de injeção de água que geralmente visam evitar o avanço precoce da água nos poços produtores. No entanto, decisões operacionais geralmente são baseadas em objetivos de curto prazo do projeto em termos de critérios operacionais, contratos de produção, etc., e as estratégias para otimizar esses objetivos frequentemente entram em conflito com as estratégias ótimas de longo prazo.

- Em Völcker, Jørgensen e Stenby (2011) foi apresentado um método numérico para a otimização de controle ótimo com restrições em larga escala, com o intuito de aumentar o VPL do reservatório com tecnologia de poços inteligentes e utilizando apenas injeção de água. Para isso, usou-se um Singelamente Explícito Diagonalmente Implícito Runge-Kutta, que são usados para resolver as equações para a integração, e um algoritmo de Programação Quadrática Sequencial quase-Newton para a otimização com restrições, sendo que os gradientes são calculados pelo método adjunto.

O estudo foi feito em reservatório simples, em duas dimensões, com apenas um poço produtor e um poço injetor. Com esse método, foi possível aumentar o VPL em 10% quando comparado à simulação sem controle dos poços.

Ademais, os autores afirmam que se o objetivo é maximizar a recuperação de petróleo ou alguma medida financeira, como o Valor Presente Líquido, o aumento da produção é alcançado pela manipulação das taxas de produção e injeção dos poços e de suas pressões de fundo. As taxas e pressões ótimas são calculadas pela solução de um problema de controle ótimo com restrições em larga escala.

- [Gu et al. \(2021\)](#) propuseram um método de otimização para reservatórios com um *water-cut* elevado, ou seja, com uma elevada porcentagem de água presente no fluido produzido por um poço.

Primeiramente, os autores realizaram a coleta de dados de produção do reservatório e, em seguida, utilizaram o modelo XGBoost para a predição do *water-cut* nos poços produtores e para construir um modelo proxy do campo, que é uma representação simplificada para aproximar comportamentos ou resultados do campo com menos custo computacional. Além disso, usaram um algoritmo de evolução diferencial para obter os controles dos poços injetores e produtores, minimizando o *water-cut*.

O estudo foi feito em um bloco do campo SL, na China, com 11 poços. Com o método, foi possível obter uma predição precisa dos *water-cuts* dos poços, diminuir a porcentagem de água no fluido dos poços e aumentar a produção de óleo.

- O estudo de [Liu, Forouzanfar e Zhao \(2018\)](#) comparou a performance do algoritmo lagrangiano aumentado (LA) e do algoritmo de programação sequencial quadrática (PSQ) na otimização de produção do reservatório PUNQ, que possui três fases, com três poços produtores e três injetores. Além disso, testou um algoritmo PSQ-LA, que aplicou a direção de busca do LA na convergência do PSQ.

O trabalho concluiu que com parâmetros ajustados adequadamente e bons pontos iniciais, o método LA pode resultar em um Valor Presente Líquido (VPL) final ligeiramente superior em alguns casos. Já o método PSQ tem melhor desempenho em termos de eficiência, robustez e respeito de restrições. O PSQ-LA resultou em um VPL maior com um número um pouco maior de iterações.

Além disso, foi explicitado que os fatores de controle podem variar ao longo do tempo e sempre existem restrições operacionais e econômicas a serem consideradas. Portanto, o problema de controle de poços é de fato um problema de otimização com restrições dependentes do tempo. Na prática, um modelo de simulação numérica é geralmente utilizado para prever o desempenho de produção do reservatório, dado o modelo geológico e um conjunto de controles de poço. No entanto, a presença de incertezas significativas sobre as estruturas geológicas e os parâmetros influentes no fluxo de

fluidos dentro do reservatório torna o problema de otimização mais desafiador. Para lidar com essas incertezas, a implementação da estratégia de otimização robusta seria bastante necessária, maximizando o valor esperado da função objetivo sobre um campo.

- [Fonseca et al. \(2017\)](#) apresenta o algoritmo Gradiente Simplex Estocástico Aproximado (StoSAG) e mostra como é proveniente de uma modificação do algoritmo EnOpt. A mudança, de forma resumida, é na formulação da direção de busca e se baseia no fato do EnOpt não poder obter uma direção de busca de forma consistente e produzir resultados abaixo do esperado em otimizações com incertezas.

No estudo, foi feita uma otimização em uma das realizações do reservatório Egg com o intuito de demonstrar sua eficiência. Foi possível observar que o algoritmo StoSAG padrão e todas as suas variações obtiveram um VPL superior ao obtido por meio do EnOpt com o mesmo número de iterações, como visto na Figura 2.4.

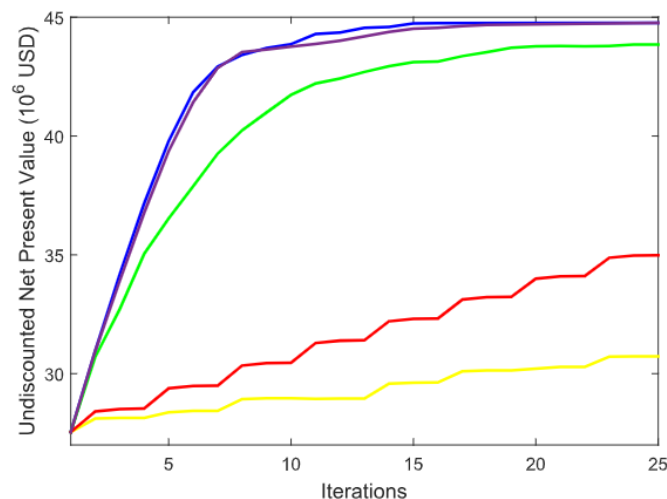


Figura 2.4 – VPLs por número de iterações para diferentes direções de busca; amarelo: ds-EnOpt; verde: StoSAG; azul: ss-StoSAG; roxo: ss-cc-StoSAG; vermelho: ds-cc-StoSAG. ([Fonseca et al., 2017](#))

- Em [Razghandi Milad \(2021\)](#) usou-se o algoritmo de enxame de partículas (PSO) e o algoritmo genético (GA) para otimizar a produção e, consequentemente, aumentar o VPL de um campo de petróleo no sul do Irã com 17 poços produtores.

O algoritmo de enxame de partículas é inspirado pelo comportamento coletivo de animais, como cardumes de peixes ou bandos de pássaros. Já o algoritmo genético é baseado nos princípios da seleção natural e da genética. Ambos são algoritmos bio-inspirados e possuem um fator aleatório em sua busca pela solução ótima.

No estudo, a otimização foi feita em etapas. Primeiramente, otimizou-se as taxas de produção dos poços. Em seguida, foram colocados poços injetores no campo. Foram

simulados cenários com diferentes números de poços novos e escolheu o número que resultou no maior VPL, que foi 4 poços injetores.

Após isso, otimizou-se a localização desses poços usando os algoritmos, considerando a mesma condição inicial para ambos. Como a parte sul do reservatório possui valores altos de transmissibilidade e também está longe dos produtores, ambos os algoritmos determinaram que a posição ótima é ao norte do reservatório. O próximo passo foi otimizar as taxas de injeção dos novos poços. Foi encontrado que a taxa de injeção de água para gás foi de 62 para 1, ou seja, 62 unidades de tempo de injeção de água e 1 unidade de tempo de injeção de gás, o que mostra que essa técnica de injeção alternada não é melhor opção para esse campo.

Por fim, foi feita uma segunda otimização na taxa de produção dos poços produtores. Dessa forma, considerando que o caso base, sem algoritmo de otimização, teve VPL de 5.506 bilhões de dólares, obteve-se os VPLs finais iguais a 7.8046 bilhões para o PSO e 7.7973 bilhões para o GA.

Ademais, o autor afirma que diferentes algoritmos de otimização, como algoritmos estocásticos e baseados em gradientes, tem se tornado cada vez mais populares, com o objetivo de obter posicionamento ideal de novos poços e a especificação ideal das condições operacionais dos poços novos e existentes.

- [Zeng et al. \(2021\)](#) propõe um modelo de otimização de desenvolvimento de reservatório baseado em algoritmos de gradiente, que, de acordo com os autores, são algoritmos mais eficientes e viáveis para solução de problemas reais de reservatórios, além de serem mais congruentes com funções custo pelo fato de calculá-la por incrementos. Os autores utilizaram o método de gradiente proposto, onde é utilizado um modelo adjunto melhorado, em um reservatório de duas dimensões e conseguiram obter uma eficiência de varrido da água superior ao modelo sem otimização, ou seja, a água movimentou o petróleo de uma forma mais eficiente até os poços produtores.

3 Metodologia

Neste capítulo, será apresentada a metodologia utilizada no estudo, com o detalhamento da equação de VPL, do VPL modificado usado como função custo do algoritmo StoSAG e do algoritmo StoSAG. Por fim, será apresentado o reservatório Olympus, o simulador Eclipse e os três casos analisados nesse trabalho.

3.1 Valor Presente Líquido (VPL)

O Valor Presente Líquido é definido como o valor no presente de futuros lucros, descontados dos custos marginais de capital, menos o custo do investimento no presente (Gardiner; Stewart, 2000). Esse valor ajuda a determinar a viabilidade do projeto, de um ponto de vista financeiro. Na indústria petrolífera, o VPL abrange o preço do óleo, o custo da produção e injeção de água e o custo da injeção de gás.

A função é definida por Fonseca *et al.* (2017) como sendo:

$$VPL = \sum_{n=1}^{N_t} \left\{ \frac{\Delta t_n}{(1+b)^{\frac{t_n}{365}}} \left[\sum_{j=1}^{N_p} \left(r_o \cdot \overline{q_{o,j}^n} - c_w \cdot \overline{q_{w,j}^n} \right) - \sum_{k=1}^{N_I} \left(c_{wi} \cdot \overline{q_{wi,k}^n} - c_{gi} \cdot \overline{q_{gi,k}^n} \right) \right] \right\} \quad (3.1)$$

onde N_t é o número total de passos de tempo; t_n denota o tempo final do $n^{\text{ésimo}}$ passo de tempo; n é o $n^{\text{ésimo}}$ passo de tempo; b é a taxa de desconto anual; N_p e N_I denotam o número de poços produtores e injetores, respectivamente; r_o , c_w , c_{wi} e c_{gi} são, respectivamente, o preço do petróleo, o custo de produção de água, o custo de injeção de água e o custo de injeção de gás; $\overline{q_{o,j}^n}$ e $\overline{q_{w,j}^n}$ são, respectivamente, as taxas de produção de petróleo e água no $j^{\text{ésimo}}$ produtor para o $n^{\text{ésimo}}$ passo de tempo; $\overline{q_{wi,k}^n}$ e $\overline{q_{gi,k}^n}$ denotam, respectivamente, a taxa média de injeção de água e a taxa média de injeção de gás no $k^{\text{ésimo}}$ injetor para o $n^{\text{ésimo}}$ passo de tempo.

3.2 Valor Presente Líquido Modificado (VPLM)

Apresentada por Fortaleza, Neto e Miranda (2020), a Equação 3.2 representa o fluxo monetário de um poço produtor e tem os dois primeiros termos iguais ao do VPL, mas o terceiro termo representa uma aproximação para incluir o custo de injeção de água, onde o valor de injeção do campo é dividido pelo número de poços produtores e adicionado a cada produtor. Além disso, a equação deixou de ser em função do passo de tempo e passou a ser em função da saturação de óleo, de forma a ter uma análise mais completa e realista para determinar as estratégias de produção a cada passo de tempo.

$$C_F(s, P) = (r_o q(s)_{o,P} - c_w q(s)_{w,P}) - \frac{1}{N_p} \sum_{k=1}^{N_I} (c_{wi} q(s)_{wi,k}) \quad (3.2)$$

Sendo que a função do VPLM para cada poço é definida por:

$$VPLM(s, P) = \int_{s_0}^{s_f} \frac{C_F(s, P)}{ds/dt + \varepsilon} ds \quad (3.3)$$

onde s_o e s_f são, respectivamente, a saturação de óleo no início e no final da simulação. Além disso, $\frac{ds}{dt}$ é a derivada da fração de óleo em relação ao tempo para o produtor P , e ε é um pequeno valor adicionado para evitar erro de divisão quando $\frac{ds}{dt}$ se aproxima de zero. O VPLM total do reservatório é calculado somando o VPLM de cada produtor, resultando na Equação 3.4, que é a função utilizada como função custo no algoritmo StoSAG.

$$VPLM_{total}(s, P) = \sum_{k=1}^{N_p} \int_{s_0}^{s_f} \frac{C_F(s_k, P)}{ds_k/dt + \varepsilon} ds_k \quad (3.4)$$

3.3 Algoritmo StoSAG

O algoritmo Gradiente Simplex Estocástico Aproximado (StoSAG) é proveniente de uma modificação do EnOpt. Na forma mais simples do EnOpt, um gradiente aproximado é calculado simulando a resposta de um único modelo de reservatório para um conjunto de vetores de controle de poços gerados estocasticamente. Cada vetor de controle contém as configurações para o conjunto de todos os poços ao longo de todos os passos de tempo. Contudo, não é esperado que ele produza uma direção de busca confiável no caso robusto. Dessa forma, modificou-se a forma como é calculada a direção de busca, gerando o StoSAG, que é um método de otimização estocástico baseado em gradientes aproximados que pode ser aplicado a problemas de otimização robusta (Fonseca *et al.*, 2017).

O algoritmo pode ser resumido nos seguintes passos (Sanchez *et al.*, 2022):

1. **Direção de busca:** Um número N_j de perturbações de controle, $\hat{u}_{l,j}$, é gerado usando uma distribuição uniforme, na iteração l , da seguinte forma:

$$\hat{u}_{l,j} = u_{l-1} + \frac{1}{\sqrt{l}} \Delta_j, \quad (3.5)$$

onde u_{l-1} é o vetor de controle ótimo da última iteração e Δ_j é o j -ésimo parâmetro da distribuição uniforme. As perturbações $\hat{u}_{l,j}$ são usadas como controles de entrada que são aplicados a simulações de reservatórios com N_w janelas de previsão. É importante notar que as restrições de saída são tratadas pelo simulador de reservatório, e após as execuções das simulações, os controles que respeitam as restrições são recuperados para calcular o gradiente. Cada simulação gera um valor de VPLM que é usado como

a função de custo $J(\cdot)$, e esses valores são entradas para a avaliação da direção de busca d_l :

$$d_l = \frac{1}{N_j \|\Delta J\|_\infty} \sum_{j=1}^{N_j} (\hat{u}_{l,j} - u_{l-1}) (J(\hat{u}_{l,j}) - J(u_{l-1})). \quad (3.6)$$

2. **Busca de Amplitude:** Nesta fase, N_i candidatos de controle são gerados e simulados dentro de N_w janelas de previsão. Cada candidato é gerado pela relação matemática:

$$\hat{u}_{l,i} = u_{l-1} + \alpha_i d_l, \quad (3.7)$$

onde α_i é o fator de amplitude da direção de busca e d_l é definido na Eq.(2.3). Cada candidato é simulado e o valor de $\hat{u}_{l,i}$ que resultar no maior VPLM é escolhido como o controle ótimo u_l da iteração l .

3. **Verificação das Condições de Parada:** No final de cada iteração do StoSAG, verifica-se o VPLM total do campo. O algoritmo é interrompido quando o VPLM se torna negativo, indicando que o reservatório deixou de ser lucrativo.

Quanto ao número necessário de execuções de simulação de reservatório que o StoSAG proposto realiza, cada iteração executa pelo menos $(N_i + N_j)$ simulações. Considerando que há N_w janelas de previsão por iteração e que uma simulação final é realizada para avaliar os controles ótimos finais, o número total de execuções de simulação N_s realizadas pelo StoSAG modificado, levando em conta que o algoritmo realiza N_l iterações, é dado por:

$$N_s = N_l N_w (N_i + N_j) + 1. \quad (3.8)$$

Ao se usar o VPLM como função custo do StoSAG há uma diminuição do custo computacional da otimização. Em (Fortaleza; Neto; Miranda, 2020), ao usar o VPLM em dois reservatório populares de benchmark, EGG e SGUP, foi possível reduzir em 95% o custo computacional em relação ao StoSAG com VPL tradicional, considerando que cada interação do StoSAG com VPL representa um custo computacional equivalente a pelo menos uma dúzia de simulações de toda a vida útil do reservatório.

Ademais, essa metodologia adota uma abordagem de otimização construtiva, focando em um subconjunto de otimizações locais e evitando a otimização global. Assim, as perturbações de controle são analisadas por meio de simulações em janelas de previsão do reservatório, eliminando a necessidade de simular toda a sua vida útil (Neto et al., 2022).

3.4 Reservatório Olympus

O Olympus é um reservatório sintético e black-oil inspirado nos campos de petróleo virgens no Mar do Norte, foi criado com o intuito de ser um estudo de referência para

otimização de desenvolvimento de campos. O modelo possui tamanho de 9 km por 3 km e é separado por 6 falhas pequenas na direção horizontal e uma falha grande. O reservatório é dividido na parte superior, com areia de canal fluvial, e na parte inferior com areias finas, médias e grossas (Panahli, 2017). O Olympus possui 10 poços produtores e 6 poços injetores, cujos posicionamentos foram determinados a partir de tentativa e erro com base em julgamento de engenharia, ou seja, os poços não estão necessariamente localizados nas posições ótimas (Fonseca *et al.*, 2020). O modelo pode ser observado na Figura 3.1.

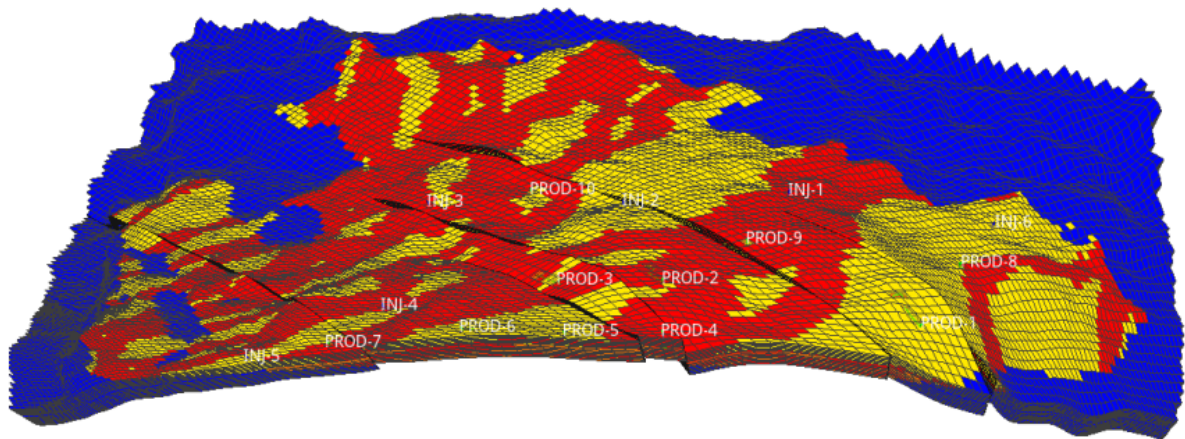


Figura 3.1 – Reservatório Olympus (Panahli, 2017)

O modelo possui 192.750 células ativas e 341.728 células totais, com células de aproximadamente $50\text{ m} \times 50\text{ m} \times 3\text{ m}$. Os valores de permeabilidade são uniformes nas direções X e Y, mas são reduzidos no fundo do reservatório, sendo entre 400 mD e 1000mD no topo e entre 10 mD e 50mD no fundo.

As propriedades físicas, incluindo porosidade e permeabilidade, foram geradas por meio de técnicas geoestatísticas padrão para os diferentes tipos de fácies. Não foi utilizada uma relação entre porosidade e permeabilidade, assumindo-se a falta de dados suficientes na fase inicial do desenvolvimento do campo.

Além disso, (Fonseca *et al.*, 2020) determina intervalos de controle específicos para o reservatório, como também de valores de custos para o cálculo do VPL, que podem ser vistos nas tabelas abaixo.

Tabela 3.1 – Controles para o reservatório Olympus.

Propriedade	Valor
Taxa máxima de produção de óleo por poço	$900\text{ m}^3/\text{dia}$
Taxa máxima de produção de água por poço	$1600\text{ m}^3/\text{dia}$
BHP do poço produtor	150 bar
BHP do poço injetor	235 bar

Tabela 3.2 – Valores de custos para o reservatório Olympus.

Contribuição	Valor
Preço do óleo	45 USD/bbl
Custo da água produzida	6 USD/bbl
Custo da água injetada	2 USD/bbl
Taxa de desconto anual	0.08

Os fluidos são compostos principalmente por petróleo e gás natural. O gás natural associado é composto principalmente por metano, com teores variáveis de etano, propano, butano e traços de outros hidrocarbonetos mais pesados. A composição do petróleo varia de acordo com a localização e a idade do reservatório, mas geralmente apresenta alta densidade, teor de enxofre moderado e baixo teor de resinas e asfaltenos. São caracterizados por alta pressão (até 600 bar), temperaturas elevadas (50°C a 100°C) e alta salinidade. Quimicamente apresentam um teor significativo de compostos ácidos, como ácido naftênico e ácido sulfídrico, o que pode resultar em problemas de corrosão nos equipamentos de produção.

3.5 Simulador Eclipse

O simulador Eclipse é um software desenvolvido pela empresa Schlumberger, que simula o ciclo de vida do reservatório de acordo com as condições impostas sobre ele (Schlumberger, 2024).

Há dois simuladores, o Eclipse 100 e o Eclipse 300. O Eclipse 100 é um simulador black-oil e o Eclipse 300 é um simulador composicional. Logo, pelas características do Olympus, foi utilizado o Eclipse 100 nas simulações (Schlumberger, 2024). É importante mencionar que os arquivos fornecidos são compatíveis com Open Porous Media (OPM), que é outro simulador black-oil. Sendo assim, foi necessário realizar a compatibilização dos arquivos para que pudessem ser usados no Eclipse 100.

Os simuladores black-oil atendem bem às necessidades de previsão e modelagem de reservatórios nos casos mais comuns de reservatórios de gás seco ou reservatórios de óleo não-volátil sob depleção primária, sob injeção de água e sob injeção de gás imiscível, dentre outros. Porém, não são ideais para casos que necessitem de recuperação avançada de petróleo com métodos miscíveis ou reativos, devido à física do processo (UNISIM, 2024).

Já os simuladores composicionais são modelos mais avançados de equilíbrio de fases, fundamentado em equações de estado, dados experimentais detalhados, fenômenos de transporte de massa, cinética química e termodinâmica rigorosa (UNISIM, 2024).

3.6 Casos Analisados

Ao todo foram analisados três casos, sendo uma em malha aberta, que é o Caso Base, um usando o algoritmo reativo e um usando o algoritmo StoSAG.

Na realização das simulações, foi usada a biblioteca STORMSLIB, que permite gerar os arquivos *SCHEDULE* das simulações, lê seus resultados e permite recuperar os principais dados e o VPL (Ghisi *et al.*, 2020). Os ajustes necessários no código da biblioteca foram feitos para que fosse possível usá-la na otimização do Olympus. Ademais, os algoritmos foram implementados em Python.

O Caso Base é uma simulação feita sem algoritmos de otimização e com controle de malha aberta dos poços, sendo que eles nunca são fechados ou tem seu BHP alterado. Dessa forma, a pressão de fundo de poço (em inglês, *Bottom Hole Pressure - BHP*) permanece constante até que o reservatório não seja mais economicamente viável. Esse caso foi simulado por 24 anos e 7 meses. As restrições de BHP foram definidas como 235 bar para os poços injetores e 150 bar para os produtores.

No Caso Reativo, foi feita uma simulação utilizando o algoritmo Reativo, que é uma técnica de otimização amplamente conhecida na indústria do petróleo e usada em diversos estudos como caso comparativo, por exemplo em (Peters *et al.*, 2010) e (Jansen *et al.*, 2009). Nessa técnica, o poço fecha ao atingir determinado *water-cut*, que nada mais é do que a porcentagem de água produzida em relação ao óleo produzido. Para essa simulação, foi determinado um *water-cut* de 0.8. As restrições de BHP foram definidas como 235 bar para os poços injetores e 150 bar para os produtores e foram simulados 24 anos e 7 meses de produção.

O Caso StoSAG foi simulado utilizando o algoritmo de otimização StoSAG. As restrições dessa simulação foram um BHP máximo de 235 bar e mínimo de 150 bar para os produtores e máximo de 235 bar e mínimo de 200 bar para os injetores. Como parâmetros da simulação, foram determinados 50 iterações e 5 spans, ou seja, 5 valores diferentes dentro do intervalo especificado de BHP eram simulados em cada iteração, totalizando 24 anos e 7 meses de produção simulados.

4 Resultados

No Caso Base, foi possível obter um VPL de 1194,08 milhões de dólares, como mostrado na Figura 4.1, e o reservatório permaneceu lucrativo por um pouco mais de 4000 dias. Já o Reativo resultou em um VPL de 1338.21 milhões de dólares e produção durou um pouco mais de 6000 dias. No StoSAG, obteve-se um VPL de 1356.09 milhões de dólares e produção permaneceu rentável durante todos os 24 anos e 7 meses. Portanto, o caso StoSAG teve uma melhora no VPL de 1,3% em comparação ao Reativo e de 13,5% em relação ao Caso Base.

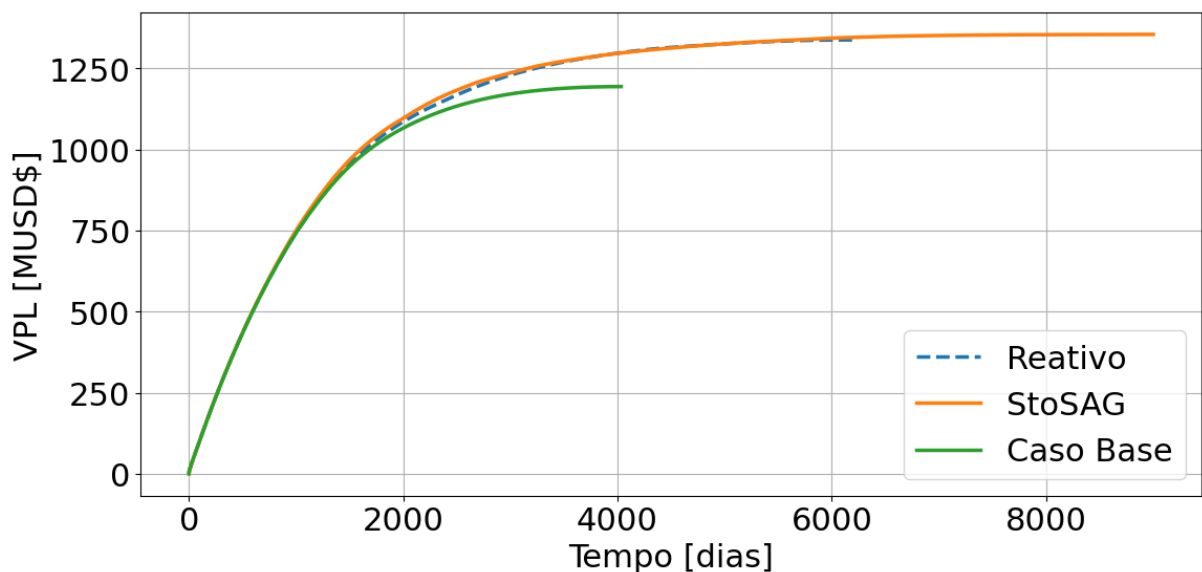


Figura 4.1 – VPL dos 3 casos

Com a Figura 4.2, nota-se que o StoSAG teve uma produção cumulativa de óleo superior ao Reativo e ao Caso Base. No entanto, o Reativo e o Caso Base tiveram picos de produção mais cedo que o StoSAG, apesar da produção de óleo ser parecida até em torno de 2500 dias. Após esse período, a inclinação da curva de cada caso altera devido à injeção de água.

Quando há uma alta injeção de água pode ocorrer uma produção de óleo de uma forma mais rápida, fazendo com que a inclinação da curva de produção de óleo não diminua, porém prejudicando a longevidade do reservatório devido à chegada mais precoce de água nos poços produtores.

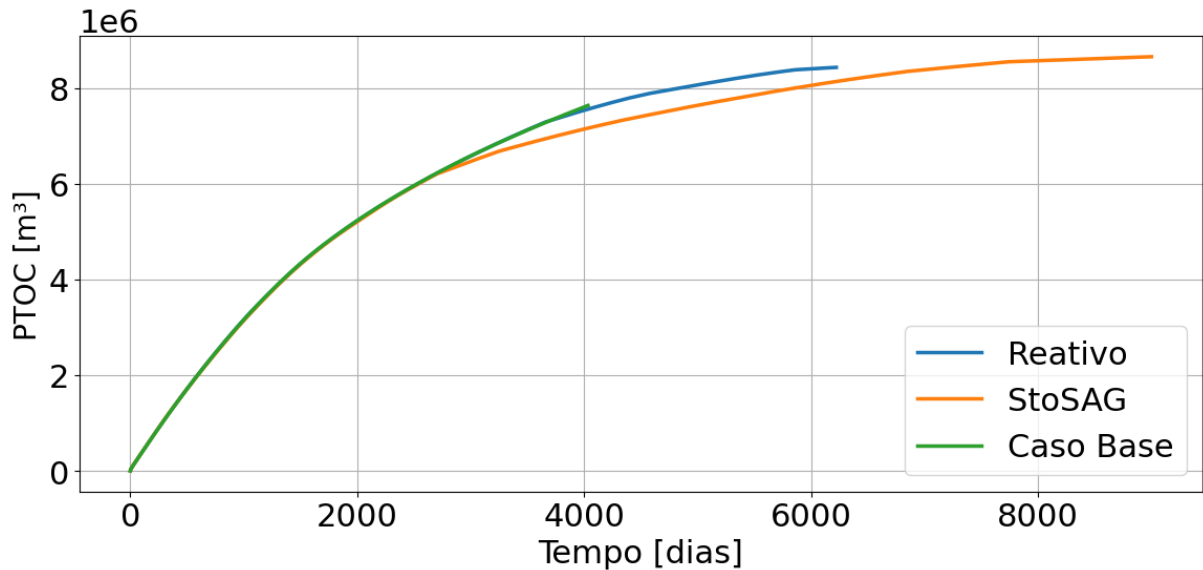


Figura 4.2 – Produção total de óleo do campo

Nas Figuras 4.3 e 4.4, fica evidente a influência da injeção de água na produção dela própria e do óleo. O Caso Base é o caso com a maior produção e injeção de água. Nota-se também que a vazão de injeção de água sempre aumenta com o tempo e nunca diminui pelo fato de não haver controle nos poços. Além disso, a alta injeção de água explica o pico de produção de óleo mais cedo, visto que a água faz a varredura do óleo no reservatório até o poço produtor. Contudo, essa alta injeção resultou em uma alta produção de água e, como consequência, o reservatório deixou de ser lucrativo prematuramente.

No caso Reativo, há uma diminuição da vazão de injeção de água em virtude do controle dos poços de produção, que ao fecharem, fazem com que não seja necessário aumentar a vazão de água para manter a pressão adequada para produção no reservatório. Todavia, quando compara-se esses valores aos obtidos com o StoSAG, percebe-se que o Reativo atingiu o pico de produção e injeção de água mais cedo.

Entre os dias 2000 e 4500, é possível observar que o Reativo teve uma injeção de água superior ao StoSAG, o que resultou em uma maior produção de óleo naquele período, mas uma maior de produção de água, ocasionando fechamento dos poços por alcançar o *water-cut* determinado e, portanto, desfavorecendo a rentabilidade do Olympus a longo prazo. Dessa forma, o StoSAG conseguiu controlar a injeção de água, por meio da manipulação do BHP dos poços ou o fechamento dos mesmos, de modo a produzir menos água, produzir mais óleo e ao mesmo tempo que estender a vida útil do reservatório.

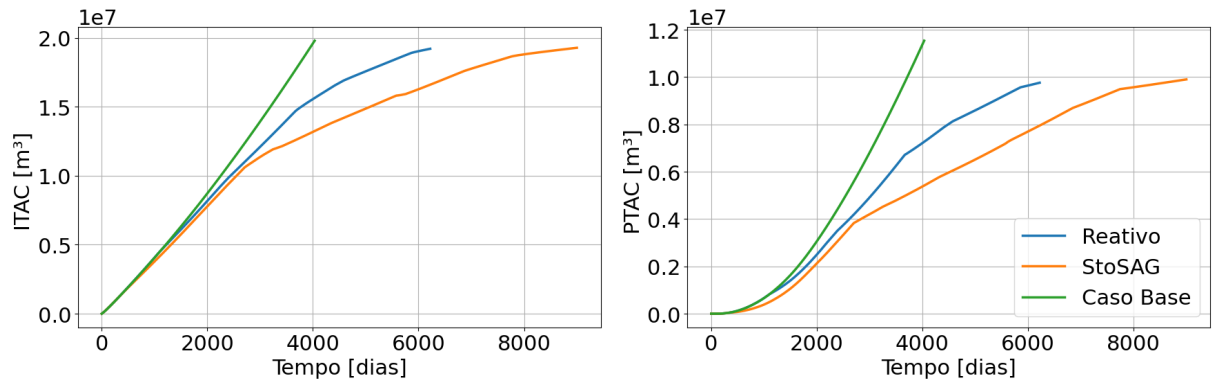


Figura 4.3 – Injeção e produção total de água no campo

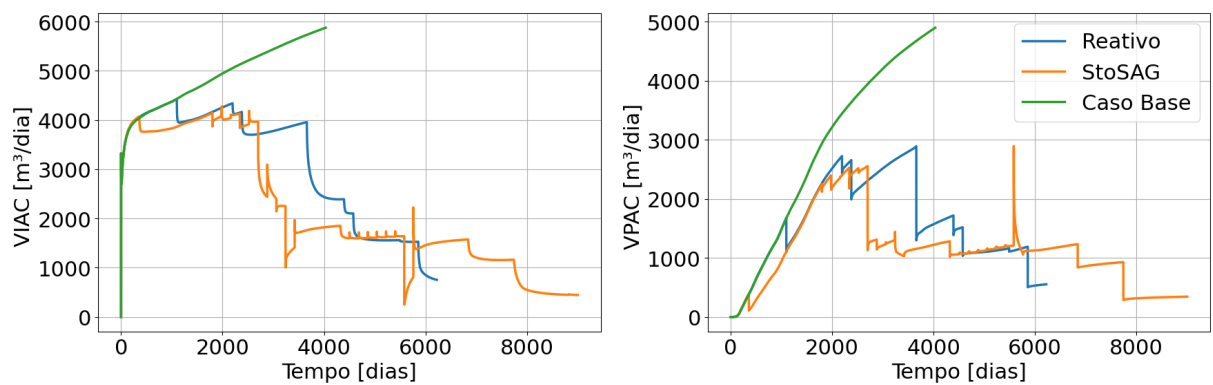


Figura 4.4 – Vazão de injeção e produção de água no campo

Nas Figuras 4.5 e 4.6, fica visível o funcionamento do Caso Base, onde o BHP dos injetores permanecem constantes no valor definido de 235 bar e o BHP dos produtores constantes em 150 bar, independentemente do *water-cut* do poço, o que causa os resultados observados anteriormente. Conclui-se que o caso de fato não possui nenhum controle, resultando na alta produção de água e a consequente diminuição da vida rentável do reservatório.

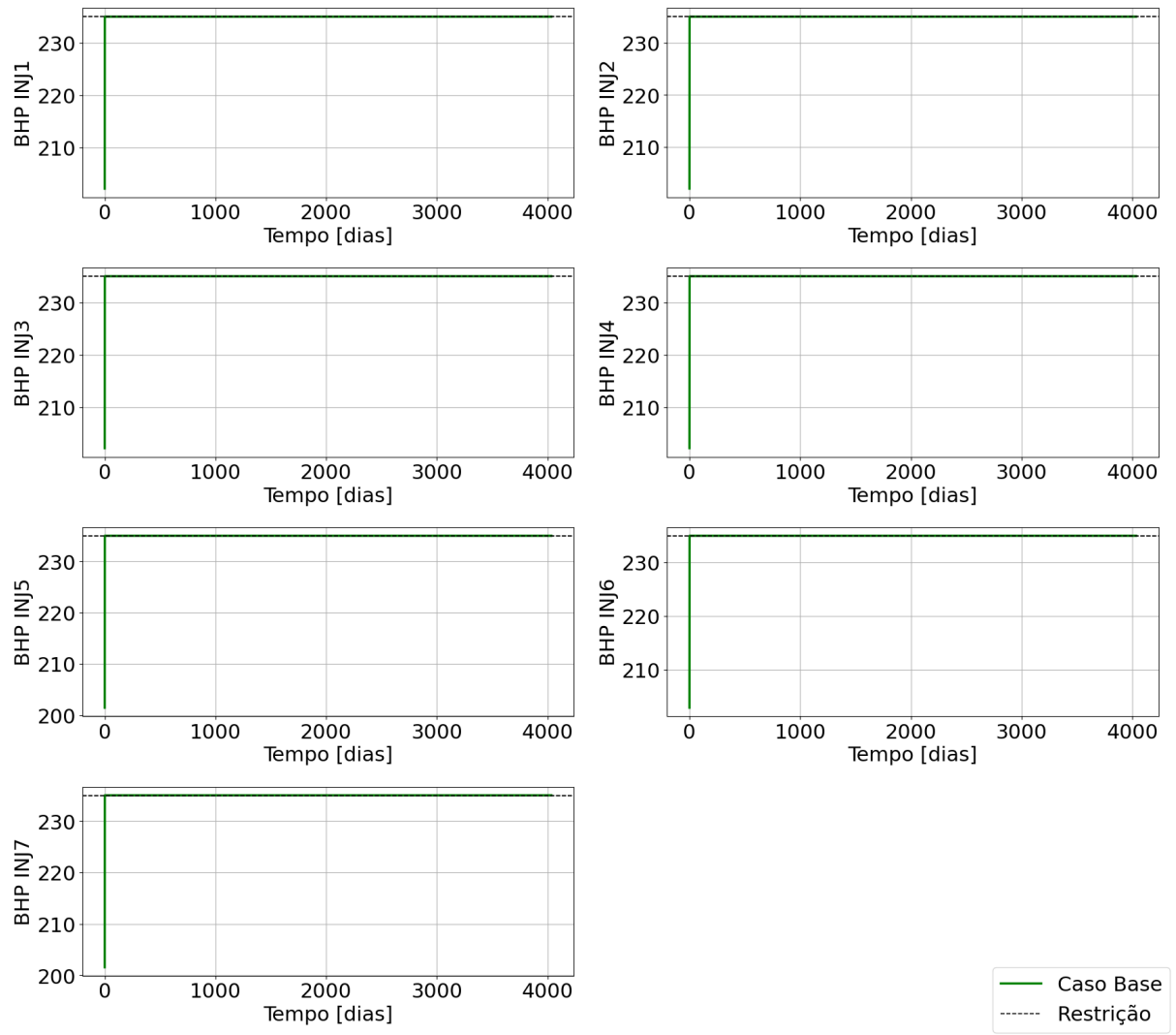


Figura 4.5 – BHP dos injetores do Caso Base

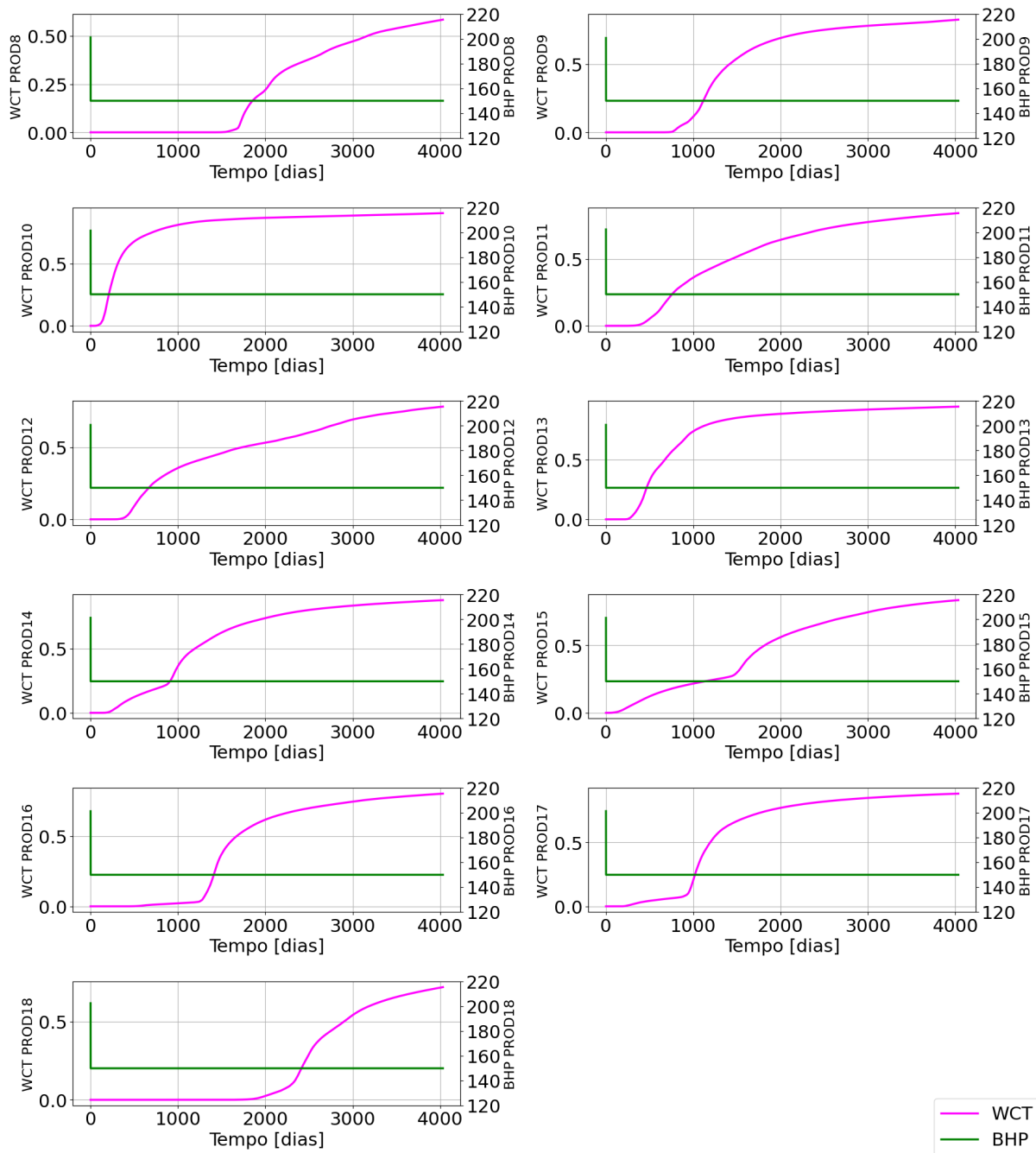


Figura 4.6 – Water-cut e BHP dos produtores do Caso Base

Já no BHP dos injetores e produtores do caso Reativo, vistos na Figuras 4.7 e 4.8, observa-se que o BHP dos injetores permanece constante em 235 bar. Nos produtores, é possível visualizar que os poços fecham, ou seja, ficam com BHP igual a 0, quando o *water-cut* de 0.8 é alcançado. Após o dia 4500, apenas 4 de 11 poços estão abertos, o que explica a queda das produções de óleo e água durante esse período. Esse fechamento pode ser explicado pelo pico de injeção de água entre os dias 2000 e 4500, que fez uma quantidade elevada de água chegar nos produtores e, consequentemente, aumentar o *water-cut*.

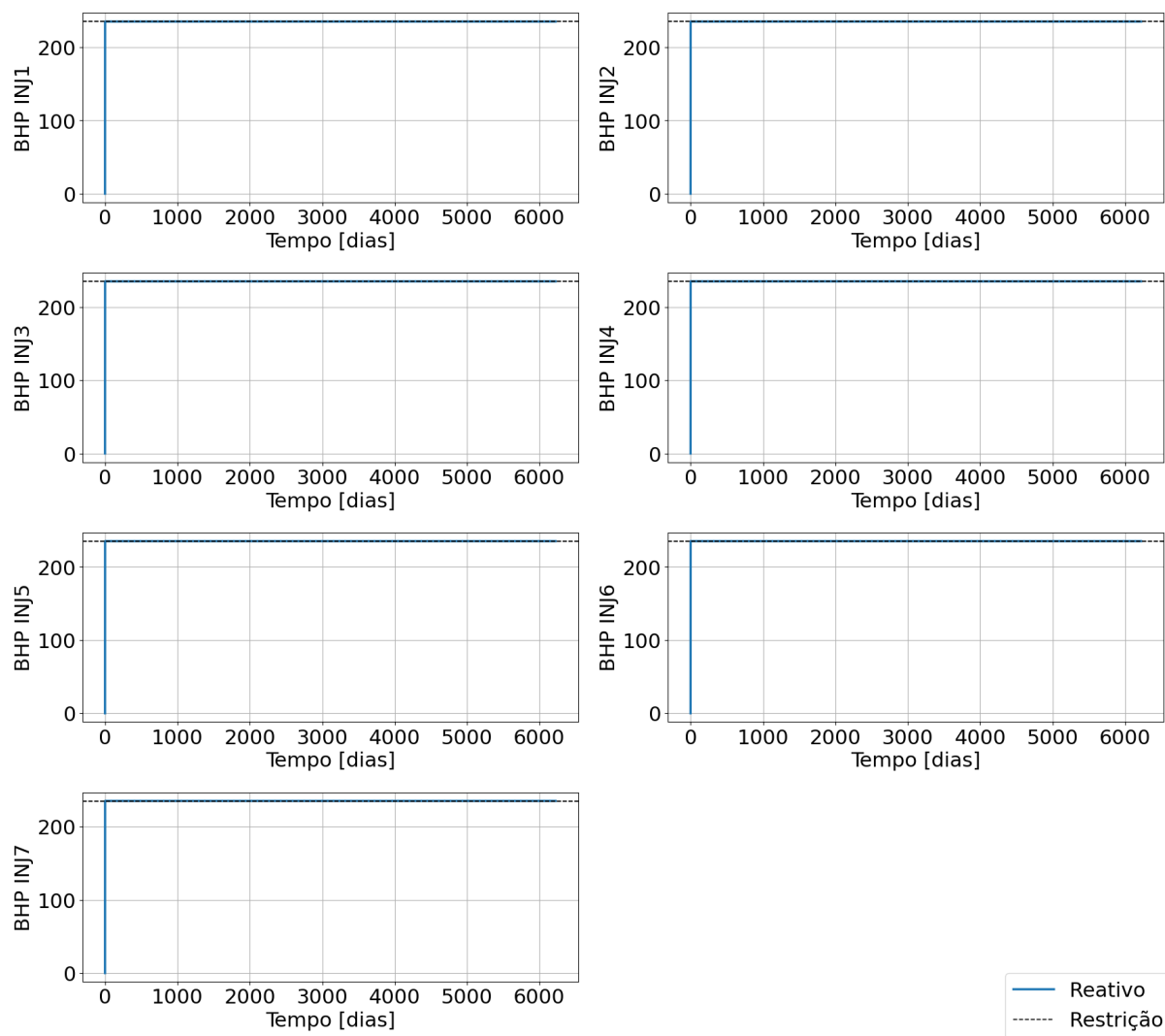


Figura 4.7 – BHP dos injetores do Reativo

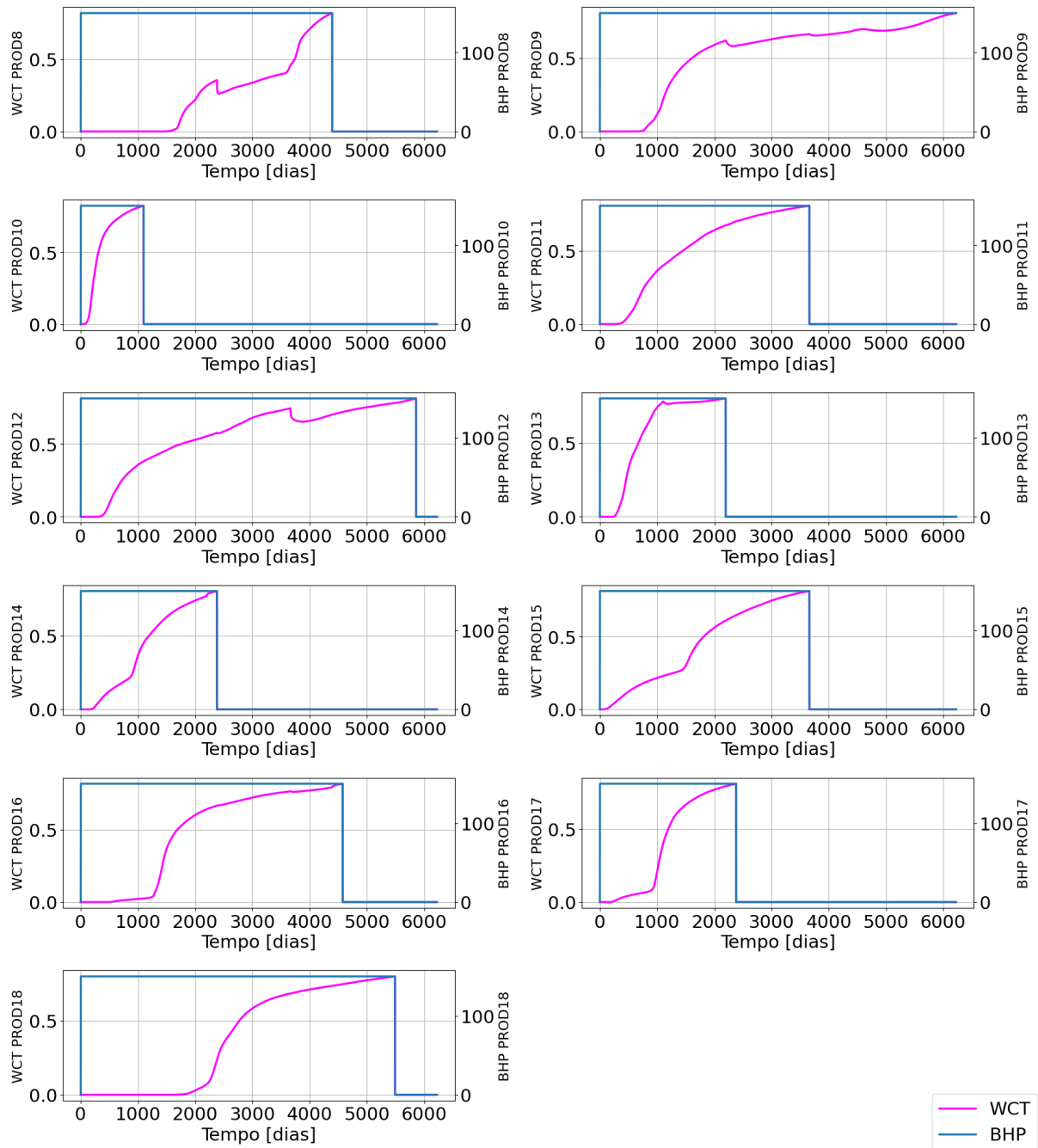


Figura 4.8 – Water-cut e BHP dos produtores do Reativo

Nas Figuras 4.9, 4.10 e 4.11 é possível analisar o comportamento do algoritmo StoSAG no controle dos poços, assim como sua influência na injeção e produção dos fluidos. Percebe-se que o BHP dos poços injetores não é constante com o tempo. Para exemplificação, ao analisar o poço INJ3 podemos ver que o BHP varia em torno dos dias 2000 e 3000, fazendo com que vazão de injeção também variasse, chegando a fechar o poço depois desse período e reabrirlo perto do dia 6000 com o BHP mínimo determinado para os injetores. Esse controle, que também foi aplicado nos outros poços, permitiu controlar a injeção de água no reservatório, fazendo com que a água demorasse mais para chegar nos poços produtores, diferente do que

ocorreu no Caso Base e no Reativo.

Nos poços produtores, podemos observar que, quando há um aumento considerável na *water-cut* do poço e, portanto, na produção de água, o poço tende a fechar, sendo que alguns reabrem posteriormente. Isso favorece a diminuição da produção de água e permite que ela siga outros caminhos no reservatório, varrendo óleo de outras regiões. Além disso, nota-se que o poço PROD16 é o único poço que permanece aberto durante toda a produção, pois o seu *water-cut* não apresenta grande variação após o dia 2000.

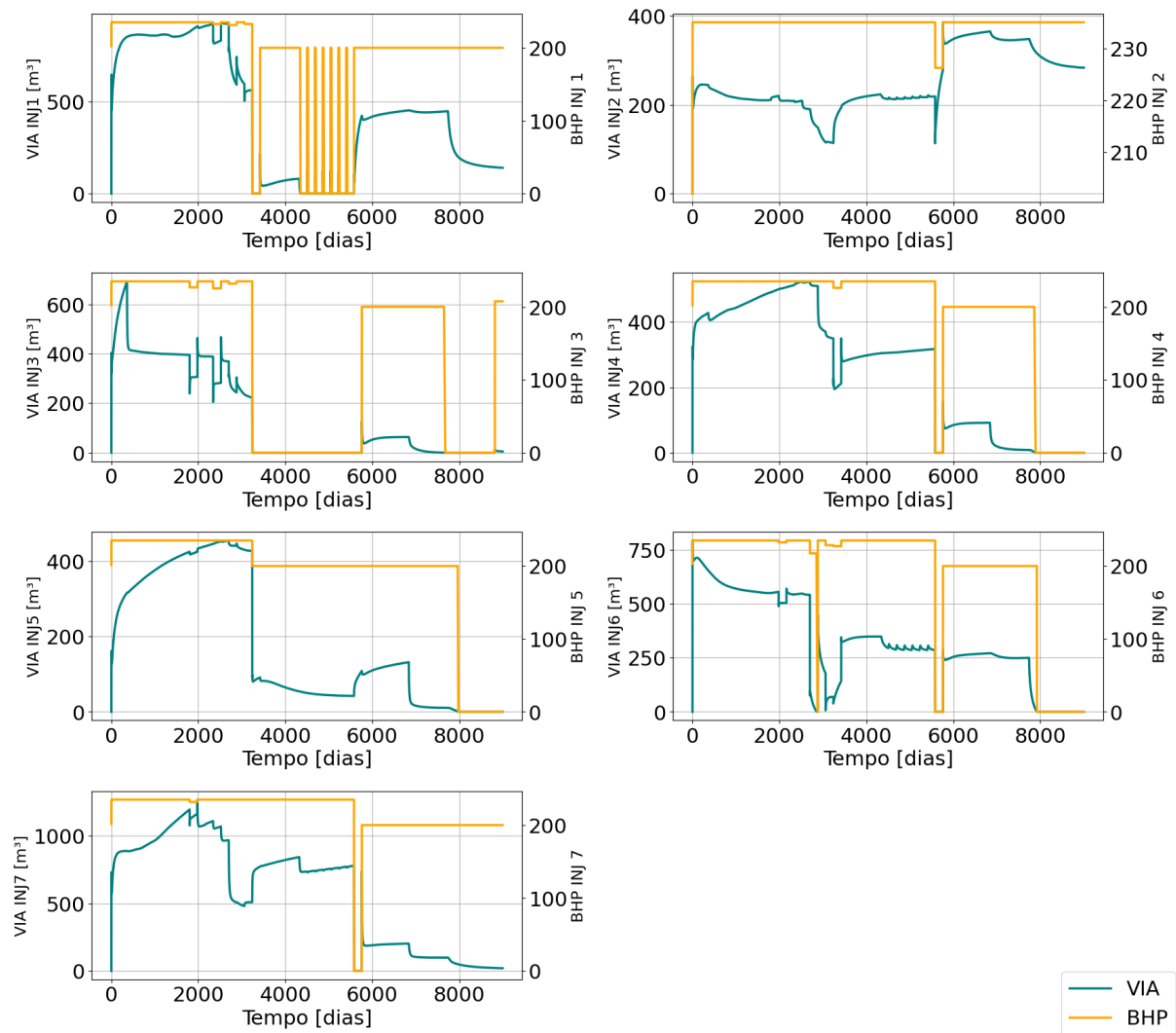


Figura 4.9 – BHP e vazão de injeção de água do StoSAG

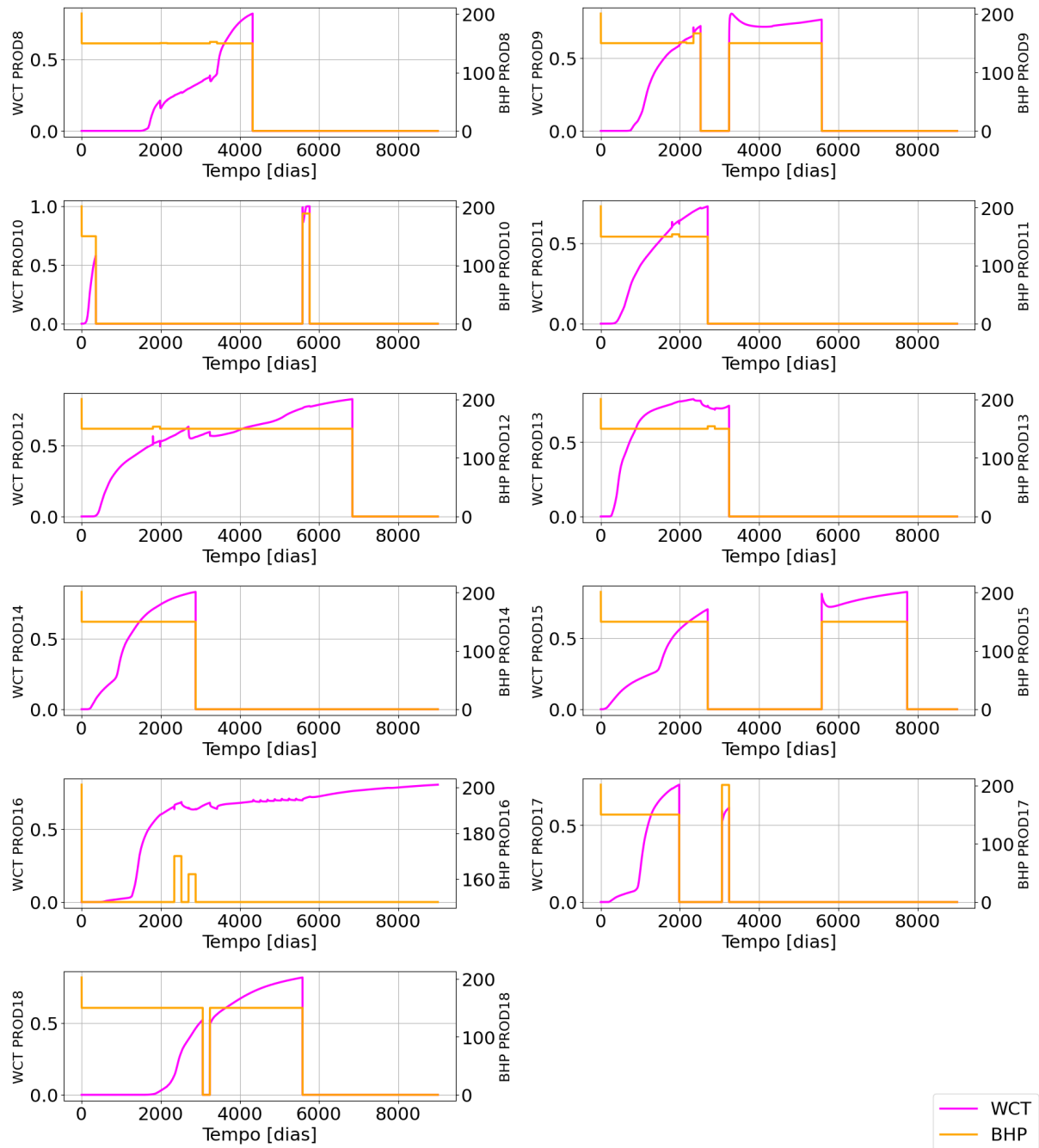


Figura 4.10 – Water-cut e BHP dos produtores do StoSAG

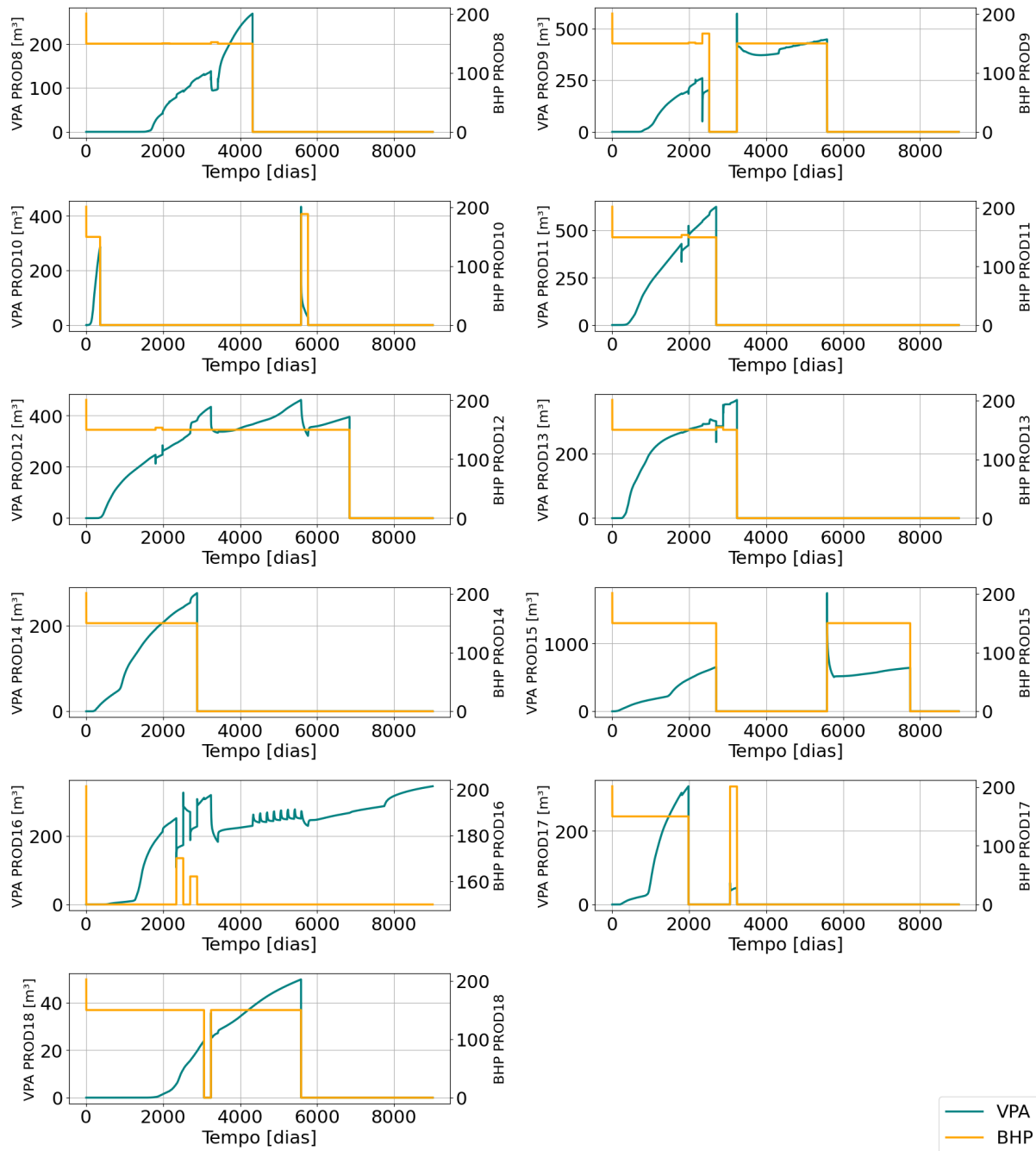


Figura 4.11 – BHP e vazão de produção de água do StoSAG

A pressão no reservatório, vista na Figura 4.12, é importante para determinar as pressões dos poços injetores e produtores, visto que, para ter injeção, os injetores necessitam operar em uma pressão mais alta que a pressão do reservatório e os produtores em uma pressão menor para haver fluxo de fluido para eles.

Verifica-se que a pressão de campo no Caso Base aumenta lentamente no começo da produção devido à injeção de água, mas permanece quase constante a partir do dia 2000, pois não há o fechamento dos poços.

Já no caso Reativo, por ter o BHP dos injetores constante e o fechamento dos poços

produtores, a pressão no campo apenas aumenta com o tempo. Em específico, percebe-se que perto do dia 4000 há um aumento considerável na pressão de campo, que é o momento onde mais da metade dos poços produtores estão fechados, causando o aumento da pressão. Isso também explica a diminuição da vazão de injeção de água, já que os injetores injetam menos água, pelo fato da diferença de pressão de operação deles e do reservatório ser menor.

No caso StoSAG, a pressão de campo é mais controlada. Em torno do dia 3000, a pressão começa a subir por causa aumento do *water-cut* de alguns poços produtores, que fecham. Todavia, o algoritmo diminui o BHP de alguns poços injetores de modo a diminuir a vazão de água e aumenta o BHP de alguns poços produtores, mantendo a pressão do campo em níveis mais baixos durante o resto da produção, garantindo o aumento da vida útil do reservatório.

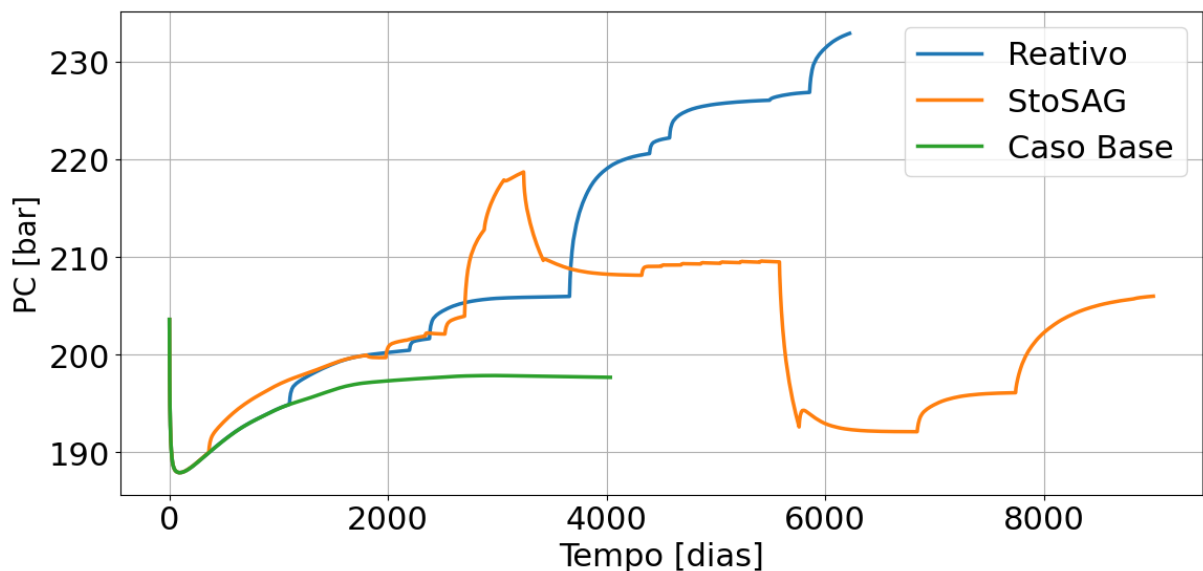


Figura 4.12 – Pressão de campo dos 3 poços

Analisando a produção cumulativa de água e óleo de cada poço, presentes nas figuras 4.5 e 4.6, respectivamente, podemos observar que o poço PROD15 foi o melhor poço em termos de produção de óleo em todos os casos, apesar de também ter produzido uma quantidade elevada de água.

Um padrão que pode ser observado é os poços que mais produziram água no Caso Base, são os que são fechados mais cedo nos outros casos, com uma eficiência maior do StoSAG. Por exemplo, o poço PROD10 foi o pior do Caso Base, pois produziu uma quantidade elevada de água e baixa de óleo, enquanto que ele foi fechado próximo ao começo da produção no Reativo e no StoSAG.

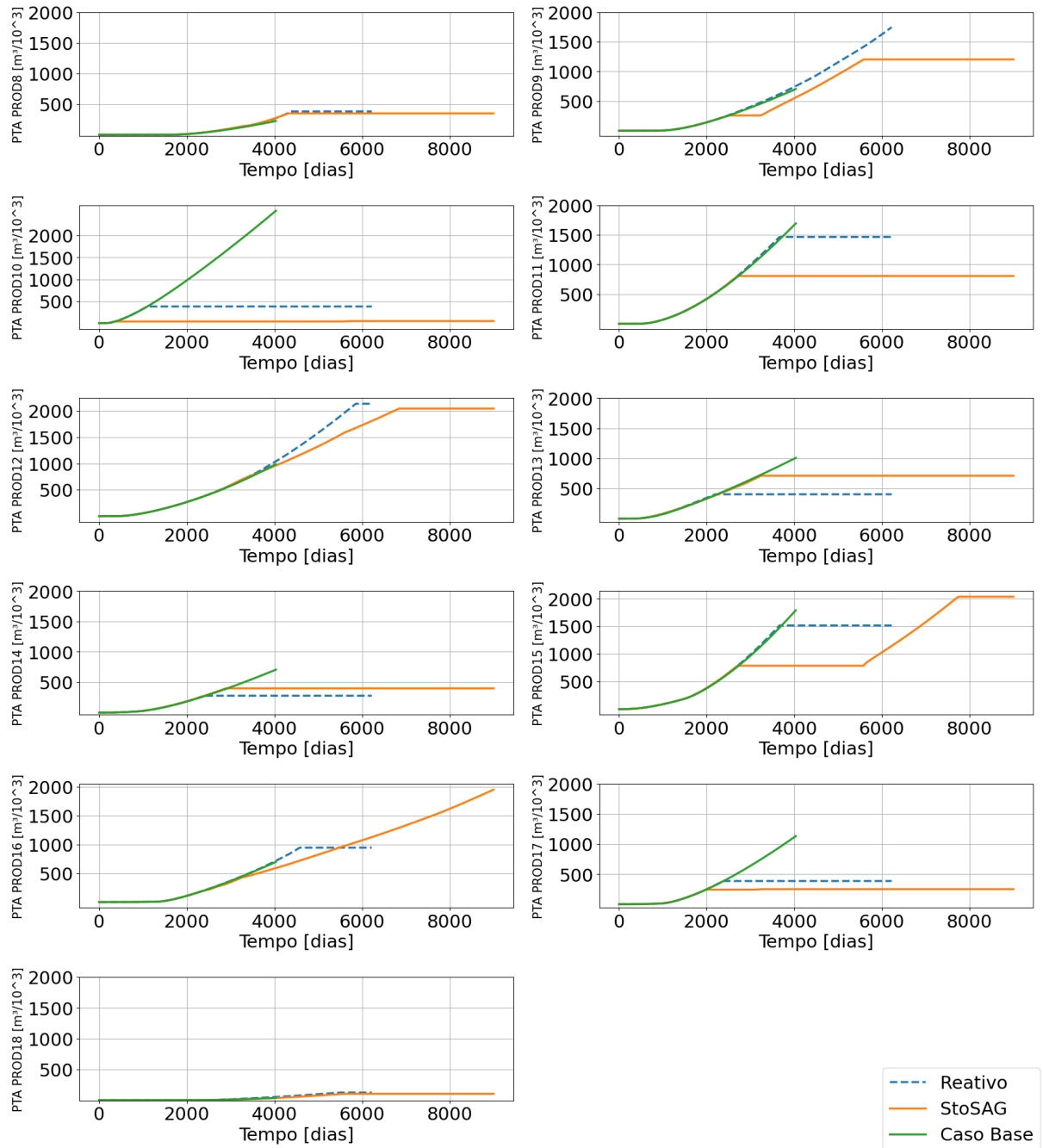


Figura 4.13 – Produção total de água dos poços

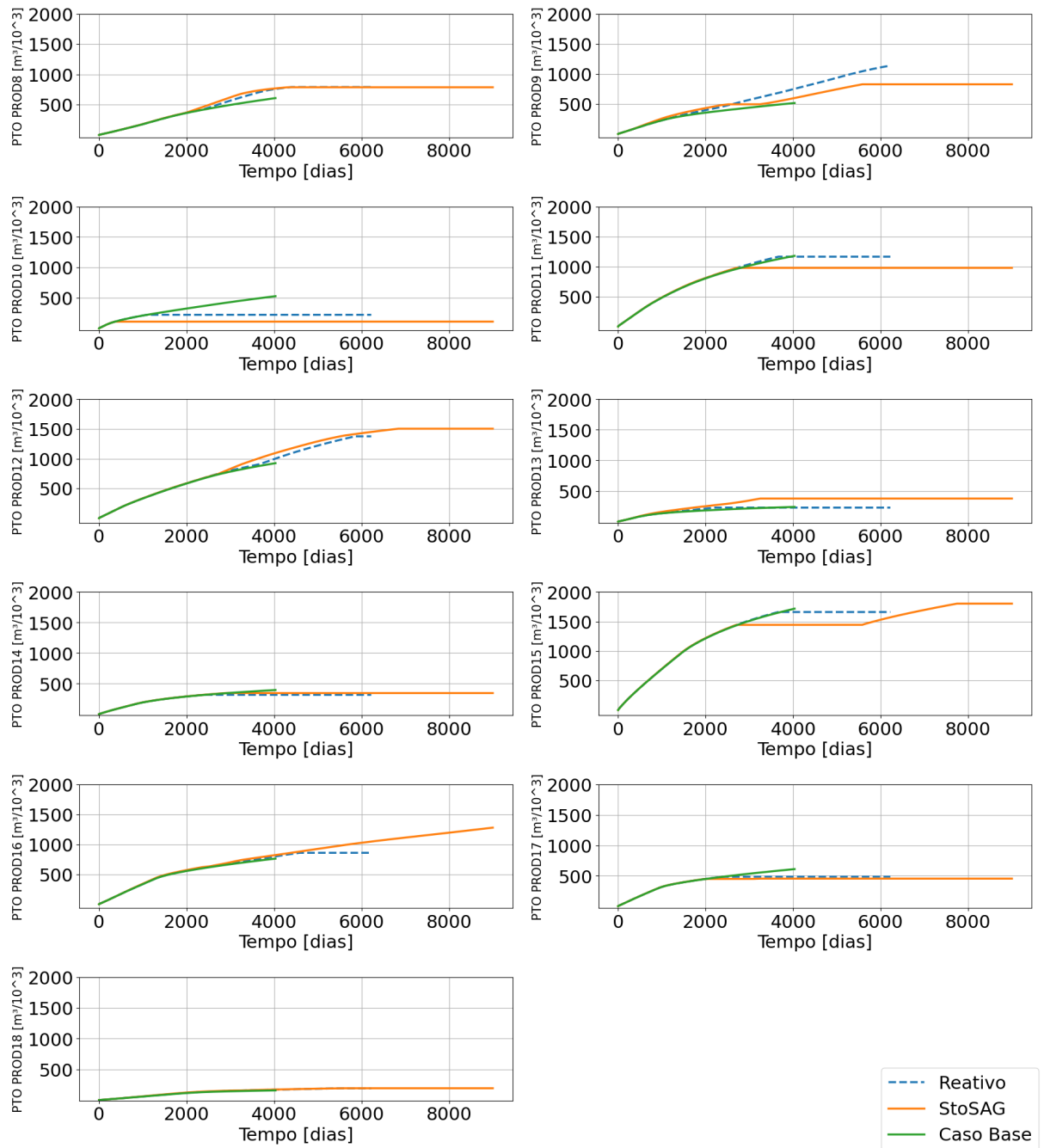


Figura 4.14 – Produção total de óleo dos poços

5 Conclusão

Esse estudo analisou o VPL no reservatório Olympus utilizando o algoritmo StoSAG com VPLM para otimizar a produção de petróleo e comparou os resultados alcançados com os obtidos com o método Reativo e um Caso Base, sem otimização.

O algoritmo StoSAG foi eficiente na otimização da produção do reservatório Olympus, apresentando uma melhora no VPL de 1,3% em comparação ao Reativo e de 13,5% em relação ao Caso Base. Esse resultado foi obtido através de um controle mais refinado nos poços, permitindo uma diminuição na produção e injeção de água, além de uma maior produção de óleo. Ademais, o algoritmo fechou os piores poços mais cedo e conseguiu evitar picos precoces de produção de água, estendendo a lucratividade do reservatório.

Para futuros trabalhos, é interessante testar a robustez do StoSAG em diferentes modelos geológicos do Olympus, verificando como a distribuição de permeabilidade e saturação afeta os resultados da otimização, além de continuar o estudo de diferentes métodos de otimização em reservatórios de petróleo.

Referências

- AFZALI, S. **Mathematical Modeling and Simulation of Water-Alternating-Gas (WAG) Injection**. Tese (Tese (Doutorado)) — Memorial University of Newfoundland, 2021. Citado nas pp. 13 e 19.
- AL-SHURAIQI, H. S. **Mechanisms of oil recovery via first contact miscible WAG injection**. Tese (Doutorado) — Imperial College London, 2005. Citado na p. 18.
- ANDERSEN P. Ø., N. J. I. K. A. Prediction of oil recovery factor in stratified reservoirs after immiscible water-alternating gas injection based on pso-, gsa-, gwo-, and ga-lssvm. **Energies**, v. 15, n. 2, p. 656, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/en15020656>. Citado na p. 13.
- ARIADJI, T. *et al.* Optimization of vertical well placement for oil field development based on basic reservoir rock properties using a genetic algorithm. **Journal of Engineering and Technological Sciences**, v. 44, n. 2, p. 106–127, 2012. Citado na p. 13.
- CHEN, B.; XU, J. Stochastic simplex approximate gradient for robust life-cycle production optimization: Applied to brugge field. **ASME Journal of Energy Resources Technology**, v. 141, n. 9, p. 092905, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1115/1.4043244>. Citado na p. 13.
- FONSECA; CHEN; JANSEN; REYNOLDS. A stochastic simplex approximate gradient (stosag) for optimization under uncertainty. **International Journal for Numerical Methods in Engineering**, v. 109, n. 13, p. 1756–1776, 2017. Citado nas pp. 9, 14, 21, 23 e 24.
- FONSECA; LEEUWENBURGH; HOF, V. den. Ensemble-based hierarchical multi-objective production optimization of smart wells. **Comput Geosci**, v. 18, p. 449–461, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10596-013-9399-2>. Citado nas pp. 13 e 19.
- FONSECA, R. M.; REYNOLDS, A. C.; JANSEN, J. D. Generation of a pareto front for a bi-objective water flooding optimization problem using approximate ensemble gradients. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, v. 147, p. 249–260, 2016. ISSN 0920-4105. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0920410516302285>. Citado na p. 13.
- FONSECA, R. M.; ROSSA, E. D.; EMERICK, A. A.; HANEA, R. G.; JANSEN, J. D. Introduction to the special issue: Overview of olympus optimization benchmark challenge. **Computational Geosciences**, v. 24, p. 1933–1941, 2020. Citado nas pp. 14 e 26.
- FORTALEZA, E.; NETO, E. B.; MIRANDA, M. Production optimization using a modified net present value. **Computational Geosciences**, v. 24, 2020. Citado nas pp. 23 e 25.

- GARDINER, P. D.; STEWART, K. Revisiting the golden triangle of cost, time and quality: the role of npv in project control, success and failure. **International Journal of Project Management**, v. 18, n. 4, p. 251–256, 2000. Citado na p. 23.
- GHISI, I.; SANTOS, C.; SILVA, V.; FORTALEZA, E.; NETO, E. P. B.; MIRANDA, M. E.; SÁNCHEZ, W.; MUNERATO, F. Stormslib: A computational library for research and development of reservoir optimization. *In: Rio Oil and Gas Expo and Conference*. [S.l.: s.n.], 2020. v. 20, p. 461–462. Citado na p. 28.
- GU *et al.* Reservoir production optimization based on surrogate model and differential evolution algorithm. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, v. 205, p. 108879, 2021. Citado na p. 20.
- HOU, J.; ZHOU, K.; ZHANG, X. S.; KANG, X. D.; XIE, H. A review of closed-loop reservoir management. **Petroleum Science**, v. 12, n. 1, p. 114–128, 2015. ISSN 1995-8226. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s12182-014-0005-6>. Citado na p. 13.
- ISEBOR, O. J.; DURLOFSKY, L. J. Biobjective optimization for general oil field development. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, v. 119, p. 123–138, 2014. ISSN 0920-4105. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0920410514001090>. Citado na p. 13.
- Closed-Loop Reservoir Management**, SPE Reservoir Simulation Symposium de **SPE Reservoir Simulation Conference**, (SPE Reservoir Simulation Conference, SPE Reservoir Simulation Symposium). SPE-119098-MS p. Disponível em: <https://doi.org/10.2118/119098-MS>. Citado na p. 28.
- LIU, Z.; FOROUZANFAR, F.; ZHAO, Y. Comparison of sqp and al algorithms for deterministic constrained production optimization of hydrocarbon reservoirs. **Journal of Petroleum Science and Engineering**, v. 171, p. 542–557, 2018. Citado na p. 20.
- LUQUE-CHANG, A. *et al.* Social spider optimization algorithm: modifications, applications, and perspectives. **Mathematical Problems in Engineering**, Hindawi, v. 2018, n. 1, p. 6843923, 2018. Citado na p. 13.
- NETO, E. B.; SÁNCHEZ, W. C.; MIRANDA, M. R.; PIMENTA, B.; MUNERATO, F.; BARROSO, J.; FORTALEZA, E. Waterflooding optimization under constraints on oil and gas reservoir using modified npv gradient. *In: OTC Offshore Technology Conference*. [s.n.], 2022. Day 4 Thu, May 05, 2022, p. D041S051R005. Disponível em: <https://doi.org/10.4043/31803-MS>. Citado na p. 25.
- ODEH, A. Reservoir Simulation ...What Is It. **Journal of Petroleum Technology**, v. 21, n. 11, p. 1383–1388, 11 1969. ISSN 0149-2136. Disponível em: <https://doi.org/10.2118/2790-PA>. Citado na p. 13.
- PANAHLI, C. **Implementation of Particle Swarm Optimization Algorithm within FieldOpt Optimization Framework - Application of the algorithm to well placement optimization**. Dissertação (Mestrado) — Norwegian University of Science

- and Technology, Department of Geoscience and Petroleum, 2017. Citado nas pp. 9 e 26.
- PASSOS, N. C. de S. T. **Análise de Procedimentos Numéricos para Simulação de Fluxo Bifásico em Meios Porosos Heterogêneos**. Tese (Tese) — Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-Rio, 2014. Catalogação: 07/07/2014. Citado na p. 19.
- PETERS, E.; ARTS, R. J.; BROUWER, G. K.; GEEL, C. R.; CULLICK, S.; LORENTZEN, R. J.; CHEN, Y.; DUNLOP, K. N. B.; VOSSEPOEL, F. C.; XU, R.; SARMA, P.; ALHUTALI, A. H.; REYNOLDS, A. C. Results of the brugge benchmark study for flooding optimization and history matching. **SPE Reservoir Evaluation Engineering**, v. 13, n. 03, p. 391–405, 06 2010. ISSN 1094-6470. Disponível em: <https://doi.org/10.2118/119094-PA>. Citado na p. 28.
- RAZGHANDI MILAD, D. A. Y. R. Application of particle swarm optimization and genetic algorithm for optimization of a southern iranian oilfield. **Journal of Petroleum Exploration and Production**, v. 11, p. 1781–1796, 2021. Citado nas pp. 13 e 21.
- ROSA, A. J.; CARVALHO, R. d. S.; XAVIER, J. A. D. **Engenharia de Reservatórios de Petróleo**. [S.l.]: Interciência, 2006. Citado nas pp. 9, 12, 15, 16, 17 e 18.
- SANCHEZ, W. H. C.; NETO, E. P. B.; MIRANDA, M. E.; FORTALEZA, E.; GHISI, I.; JUNIOR, A. S.; MUNERATO, F.; FILHO, L. S. de M. Waterflooding optimization with multidimensional output constraints using a modified net present value. v. 22, p. 35–36, 2022. Citado na p. 24.
- Schlumberger. **Energy Glossary**. 2023. <https://glossary.slb.com/en>. Acesso em: 12 jun. 2024. Citado nas pp. 9, 12, 16, 17 e 19.
- SCHLUMBERGER. **ECLIPSE Industry-Reference Reservoir Simulator**. 2024. <https://www.slb.com/products-and-services/delivering-digital-at-scale/software/eclipse-industry-reference-reservoir-simulator/eclipse/eclipse-simulators>. Acesso: 23/07/2024. Citado na p. 27.
- SILVA, G.; CORREIA, B.; CUNHA, A.; SANTOS, B.; LIMA, A. Water injection for oil recovery by using reservoir simulation via cfd. **International Journal of Multiphysics**, v. 11, p. 83–96, 03 2017. Citado na p. 12.
- UNISIM. **Simulação Composicional**. 2024. <https://www.unisim.cepetro.unicamp.br/pesquisas/tecnicas-de-simulacao/simulacao-composicional>. Acesso em: 12 jun. 2024. Citado na p. 27.
- VÖLCKER, C.; JØRGENSEN, J. B.; STENBY, E. H. Oil reservoir production optimization using optimal control. In: **2011 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference**. [S.l.: s.n.], 2011. p. 7937–7943. Citado nas pp. 13 e 19.

- WANG D., T. D. L. L. Particle swarm optimization algorithm: an overview. **Soft Computing**, Springer, v. 22, n. 2, p. 387–408, 2018. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s00500-016-2474-6>. Citado na p. 13.
- WHITE, F. M. **Mecânica dos fluidos**. [S.l.]: McGraw Hill Brasil, 2018. Citado nas pp. 15 e 17.
- ZENG, Y. *et al.* Gradient-based production optimization in reservoir development. In: **IOP Conference Series: Earth and Environmental Science**. [S.l.]: IOP Publishing Ltd, 2021. v. 632, p. 022014. Citado na p. 22.