



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE TECNOLOGIA E GEOCIÊNCIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA CIVIL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA CIVIL

JUAN ALBERTO ROJAS TUEROS

**REFINAMENTO DO MÉTODO BASEADO EM ENSEMBLES PARA CONTROLE
ÓTIMO DO PROBLEMA DE INJEÇÃO DE ÁGUA**

Recife

2019

JUAN ALBERTO ROJAS TUEROS

**REFINAMENTO DO MÉTODO BASEADO EM ENSEMBLES PARA CONTROLE
ÓTIMO DO PROBLEMA DE INJEÇÃO DE ÁGUA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Pernambuco como requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil.

Área de concentração: Simulação e Gerenciamento de Reservatório de Petróleo

Orientador: Prof^o. Dr. Bernardo Horowitz

Coorientador: Prof^o. Dr. Ramiro Brito Willmersdorf

Recife
2019

Catálogo na fonte
Bibliotecária Maria Luiza de Moura Ferreira, CRB-4 / 1469

R741r Rojas Tueros, Juan Alberto.
Refinamento do método baseado em *ensembles* para controle ótimo do problema de injeção de água / Juan Alberto Rojas Tueros. - 2019.
125 folhas, il., tabs.

Orientador: Prof. Dr. Bernardo Horowitz.
Coorientador: Prof. Dr. Ramiro Brito Willmersdorf.

Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Pernambuco. CTG. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, 2019.
Inclui Referências e Anexo.

1. Engenharia Civil. 2. Algoritmos em grande escala. 3. Método baseado em *ensembles*. 4. Otimização da injeção de água. 5. SQP. 6. Pontos interiores. 7. Refinamentos. 8. Otimização restrita. I. Horowitz, Bernardo (Orientador). II. Willmersdorf, Ramiro Brito (Coorientador). III. Título.

UFPE

624 CDD (22. ed.)

BCTG/2019-124

JUAN ALBERTO ROJAS TUEROS

**REFINAMENTO DO MÉTODO BASEADO EM ENSEMBLES PARA
CONTROLE ÓTIMO DO PROBLEMA DE INJEÇÃO DE ÁGUA**

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil da Universidade Federal de Pernambuco como requisitos para obtenção do título de Doutor em Engenharia Civil.

Área de concentração: Simulação e Gerenciamento de Reservatório de Petróleo

Aprovada em: Recife, 11 de março de 2019

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Bernardo Horowitz - UFPE
(orientador)

Dr. Diego Felipe Barbosa de Oliveira - PETROBRAS
(examinador externo)

Prof.^a Dr.^a Liliane de Allan Fonseca – UFPE
(examinadora externa)

Prof. Dr. Leonardo Correia de Oliveira – UFPE
(examinador externo)

Prof.^a Dr.^a Silvana Maria Bastos Afonso da Silva – UFPE
(examinadora interna)

Dedico este trabalho a meus pais, irmãos e família pelo apoio e amor que tenho por eles.

AGRADECIMENTOS

Quero agradecer a Deus por ter me dado saúde e forças para superar as dificuldades no desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço a minha mãe Elsa Beatriz e ao meu José Felix pelo esforço que fizeram em me educar e apoiar incondicionalmente para continuar meus estudos.

Aos meus irmãos Amayda Liliana e Jesus José sempre contando com seu apoio apesar da distância.

Aos meus sobrinhos Ilhian e Lucero que, apesar da distância, sempre estiveram juntos para fazer rir e esquecer os problemas.

Agradeço a minha companheira Daniella pela paciência e incentivo nestes anos de desenvolvimento do meu Doutorado.

Agradeço a Alice e Vitoria pelas alegrias nestes anos de desenvolvimento de meu trabalho.

Um agradecimento a Universidade Federal de Pernambuco, UFPE, pela oportunidade de terminar meu Doutorado.

Agradecimento ao Programa de Recursos Humanos – PRH da ANP pelo financiamento no doutoramento e também a Energi Simulation - CMG.

Ao corpo docente e administrativo, Andrea, Cleide, Claudiana, Rose, Priscila, Jeane da pós-graduação em engenharia civil.

Agradeço de maneira especial ao meu orientador, o professor Bernardo Horowitz, por aceitar me orientar, pela confiança, pela paciência, pelas experiências compartilhadas, pela sua disponibilidade e tempo que dedicou durante o desenvolvimento da tese. Professor, muito obrigado mesmo.

Agradeço a meu Coorientador o professor Ramiro Willmersdorf. Muito obrigado pelos seus conselhos neste trabalho.

Um agradecimento a Diego de Oliveira pela ajuda, conselhos no desenvolvimento deste trabalho. Muito obrigado.

Aos meus professores, Antônio Barbosa, Darlan, Ézio, Felix Guimarães, Leonardo Guimarães, Lícia Costa, José Maria, Silvana Maria e ao saudoso professor Ivaldo. Muito obrigado a todos vocês.

Agradeço a Leonardo, Liliane, Jefferson Wellano pelas trocas de ideias durante o desenvolvimento da tese. Muito grato!

Aos meus colegas do Labcom, Adson, Felipe, Fernando e Marcelo.

RESUMO

O refinamento do método baseado em ensembles para a otimização de produção no problema de injeção de água é apresentado. O problema de determinar os controles da vazão ou BHP de ciclo de controle para poços produtores e injetores que maximizam o Valor Presente Líquido, VPL, sujeito a restrições de poços e a capacidade em todo o campo, é resolvido usando um algoritmo SQP. O gradiente necessário é calculado aproximadamente por um método baseado em ensemble. O VPL do campo é decomposto como a soma dos VPLs de cada poço. A matriz de sensibilidade dos VPLs de poço com relação aos controles de todos os poços é obtida a partir de matrizes de covariância baseadas em conjuntos de controles e de VPLs de poço aos controles. Por razões de eficiência, o tamanho do conjunto deve ser mantido pequeno, o que resulta em erros de amostragem. O gradiente aproximado efetivo é a soma das colunas da matriz de sensibilidade refinada. O uso de conjuntos de pequeno porte introduz correlações espúrias que degradam a qualidade do gradiente. Uma nova técnica de localização não baseada na distância é empregada para mitigar os efeitos deletérios das correlações espúrias para refinar a sensibilidade do VPL dos poços de produção em relação aos controles do injetor. A técnica de localização é baseada na conectividade de cada par de injetores/produtores usando um Modelo de Resistência à Capacitância (CRMP) baseado no Produtor. Fatores de competitividade são desenvolvidos para refinar a sensibilidade do VPL dos poços de produção em relação aos controles do produtor, obtidos por meio de um teste de interferência. Um novo procedimento é proposto para a consideração do limite máximo de corte de água resultando na interrupção do produtor durante o processo de otimização. Também são propostas técnicas de suavização para evitar saltos bruscos excessivos em controles de poço e melhorar a eficiência geral de otimização. Procedimentos e refinamentos propostos são aplicados a três reservatórios realistas retirados da literatura, Brush Canyon Outcrop, TNO Brugge e TNO Olympus, para demonstrar o nível resultante de melhoria da função objetivo e redução da variabilidade das soluções obtidas. As estatísticas da solução de VPL são obtidas para vinte execuções independentes. Usando técnicas de refinamento, suavização e corte de água, obtivemos ganhos superiores em relação aos valores medianos de soluções não refinadas dos exemplos apresentados com variabilidade muito menor.

Palavras-chave: Algoritmos em grande escala. Método baseado em ensembles. Otimização da injeção de água. SQP; Pontos interiores. Refinamentos. Otimização restrita.

ABSTRACT

The refinement of the ensemble-based method for production optimization in the waterflooding problem is presented. The problem of determining life-cycle rate controls or BHP for both producer and injector wells that maximize the Net Present Value, NPV, subject to well and field-wide capacity constraints is solved using an SQP algorithm. The required gradient is approximately computed by an ensemble-based method. Field NPV is decomposed as the sum of the NPVs of each well. Sensitivity matrix of well NPVs with respect to controls of all wells is obtained from ensemble-based covariance matrices of controls and of well NPVs to controls. For efficiency reasons ensemble size should be kept small which results in sampling errors. The effective approximate gradient is the sum of the columns of the refined sensitivity matrix. Using small-sized ensembles introduces spurious correlations that degrades gradient quality. Novel non-distance-based localization technique is employed to mitigate deleterious effects of spurious correlations and refine sensitivity of NPV of production wells with respect to injector controls. The localization technique is based on the connectivity of each injector/producer pair using a Producer-based Capacitance Resistance Model (CRMP). Competitiveness factors are developed to refine sensitivity of NPV of production wells with respect to producer controls, obtained using a simulated Interference Test. A new procedure is proposed for consideration of maximum water-cut limit resulting in producer shut-in during the optimization process. Smoothing techniques are also proposed to avoid excessive abrupt jumps in well controls and to improve the overall optimization efficiency. Proposed procedures and refinements are applied to three realistic reservoirs taken from the literature, Brush Canyon Outcrop and TNO Brugge and TNO Olympus, to demonstrate the resulting level of objective function improvement and variability reduction of the obtained solutions. NPV solution statistics are obtained for twenty independent runs. Using refinements, smoothing and water cutting techniques, we obtained gains higher than the median values of unrefined solutions of the presented examples with much smaller variability.

Keywords: Large-scale algorithms. Ensemble-based method. Waterflooding optimization. SQP. Interior point methods. Refined sensitivity matrix. Constrained optimization.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Perturbações de controles das vazões com diferente tamanho e mesmo Z	39
Figura 2 – Esquema para o cálculo do vetor gradiente do problema de injeção de água	44
Figura 3 – Processamento de dados de entrada e saída, o simulador de reservatórios atua como um sistema que processa as entradas (injeção e mudança de BHP) e retorna uma saída (produção).	44
Figura 4 – Esquema de um reservatório onde o poço produtor é influenciado por diversos poços injetores.....	46
Figura 5 – Campo de permeabilidade (I) e distribuição de poços.....	50
Figura 6 – Cálculo das conectividades e previsão das vazões líquidas para todos os poços produtores do modelo sintético (Fig. 5).	50
Figura 7 – Sensibilidade do VPL do poço I-3 com variáveis de controle por diferenças finitas (a) e método baseado em ensemble (b)	54
Figura 8 – Sensibilidade do VPL do produtor P-1 por diferença finita (a) e método baseado em ensemble (b).	54
Figura 9 – Mudança dos controles nos produtores com resposta no poço injetor	55
Figura 10 – Mudança em um poço produtor do lado direito da falha com resposta nos injetores	56
Figura 11 – Mudança na vazão do injetor I-3 com resposta nos outros injetores	57
Figura 12 – Comparação da Sensibilidade VPL do poço I-3 em relação com todas as variáveis de controle pelo método baseado com ensembles com regularização (b) e diferenças finitas (Fig. 7(a)) (a).....	58
Figura 13 – Representação das conectividades com CRMP	62
Figura 14 – Comportamento da função de localização Quartic.	63
Figura 15 – Comparação da sensibilidade do VPL do produtor P-1 com respeito aos outros controles usando técnica de localização e coeficientes de competitividade (b) e diferenças finitas (a) (Fig. 8(a)).....	64

Figura 16 – Bolhas do cálculo do gradiente por diferenças finitas para uma realização	65
Figura 17 – Bolhas do cálculo do gradiente sem refinamentos (a), (b) e (b) e com refinamento (d), (e) e (f) para diferentes realizações dos controles	66
Figura 18 – Coeficientes de redução de vazão baseado no corte de água.....	69
Figura 19 – Modelo BCO-Original, distribuição de permeabilidade no campo (a) e Saturação de óleo inicial (b).....	73
Figura 20 – Sensibilidade do VPL do produtor P-1 com respeito às variáveis de controle, por diferenças finitas (a), sem refinamento (b) e, com refinamento (c).	74
Figura 21 – Sensibilidade do VPL do injetor I-1 com respeito as variáveis de controle, diferenças finitas (a), e sem (b) e com (c) refinamento.....	74
Figura 22 – Gradiente do VPL do campo todo, diferenças finitas (a), sem (b) e com (c) refinamentos.....	75
Figura 23 – Histórico das iterações dos resultados para Nr= 3, Nr=3 e Nr=5.	76
Figura 24 – Resultados do processo de otimização usando Nr = 3; 4 e 5.....	76
Figura 25 – Resultados da trajetória das vazões de poços produtores e injetores.....	77
Figura 26 – Restrições de capacidade do campo todo modelo BCO -Original com 72 variáveis.....	77
Figura 27 – Comparação da estratégia baseada em ensembles com SAO	78
Figura 28 – Permeabilidade do modelo BCO-Falha.	79
Figura 29 – Representação das conectividades em setas do modelo BCO-Falha.....	80
Figura 30 – Sensibilidade do VPL do injetor I-2 calculado por: (a) diferenças finitas; (b) e (c) do método baseado em ensemble sem e com refinamento, respectivamente.	81
Figura 31 – Sensibilidade do VPL do poço produtor P-1 calculado por: (a) diferenças finitas; (b) e (c) do método baseado em ensemble sem e com localização.	82
Figura 32 – Resultados estatísticos do VPL do modelo BCO-Falha com 3 realizações por ensemble e medida de distância 3.	82

Figura 33 – Trajetória ótima dos controles para os poços produtores e poços injetores.	83
Figura 34 –Produção e injeção máxima permitida no campo.	84
Figura 35 – Estudo do parâmetro de localização.	85
Figura 36 – Distribuição de zonas no modelo BCO-Mwells baseado na distribuição de permeabilidade.....	87
Figura 37 – Resultados do processo de otimização do modelo BCO-Mwells usando refinamentos.	88
Figura 38 – Resultados do processo de otimização BCO-Mwells com restrições sobre as válvulas dos poços	88
Figura 39 – Trajetória de poços produtores e injetores.	89
Figura 40 – Restrições de capacidade do problema de otimização.....	89
Figura 41 – Resultados de BCO-Mwells-Falha usando os refinamentos.....	91
Figura 42 – Saturação de óleo e locação dos poços no Brugge Field.	93
Figura 43 – Mapa de permeabilidade horizontal do Brugge Field.....	94
Figura 44 – Diagrama de caixas com e sem refinamento.	96
Figura 45 – Trajetória ótima dos poços injetores.	97
Figura 46 – Trajetória ótima dos poços produtores após processo de otimização.	98
Figura 47 – Restrições a nível de campo do melhor ponto ótimo.....	99
Figura 48 – Estudo do parâmetro de localização na matriz de sensibilidade.....	99
Figura 49 – Influencia produtores sobre os injetores.	101
Figura 50 – Influência entre os poços injetores.....	101
Figura 51 – Representação das conectividades proporcionalmente ao tamanho.	103
Figura 52 – Estudo do tamanho do ensemble e evolução dos melhores resultados de otimização usando sensibilidade com refinamento.	104
Figura 53 – Resultados do VPL em 20 processos de otimização usando IP-IPOPT com refinamento e o último gráfico sem nenhum refinamento com Nr=40.....	105

Figura 54 – Resultados do VPL em 20 processos de otimização usando SQP-SNOPT com refinamento e o último gráfico sem nenhum refinamento com Nr=40.....	106
Figura 55 – Controles do melhor VPL para o produtor P-18 (a) e injetor I-5 (b) usando refinamento na matriz de sensibilidade com Nr = 30.....	107
Figura 56 – Produtores P-15 e P-18 com corte de água acima de 80% após otimização do melhor VPL do gráfico (c) apresentado na Fig. 54.	107
Figura 57 – U – sem refinamento; b) R - refinamento; c) S - R + suavização; d) WM - S + corte de água com monitoramento; e) WE - S + corte de água com coeficientes de redução.	108
Figura 58 – Produção acumulada de óleo e água do melhor VPL dos gráficos (c) e (e) (Fig. 57), e também do caso base.....	109
Figura 59 – Suavização da trajetória dos controles dos poços P-18(a) e I-5(b) usando fator de suavização de 10 ⁻³	110
Figura 60 – Resultados usando IP e SQP(a) e evolução da função objetivo (b) para o problema com 10080 variáveis, usando ensemble com 30 membros.	111
Figura 61 – Permeabilidade e locação dos poços TNO Olympus.....	112
Figura 62 – Histórico de iterações do processo de otimização.	114
Figura 63 – Comparação de produção acumulada líquida, óleo e água para os casos REB, WFO e RC.	115
Figura 64 – Trajetória ótima da vazão de injeção do poço I-1(a) e seu respectivo BHP (b).	115
Figura 65 – Trajetória ótima do BHP do produtor P-8 (a) e sua respectiva vazão líquida e de óleo (b).....	115

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados de entrada para o cálculo dos membros do ensemble	34
Tabela 2 – Ponto inicial e gradiente exato	34
Tabela 3 – Aproximação do vetor gradiente por ensembles	36
Tabela 4 – Cálculo das conectividades do modelo bifásico.....	50
Tabela 5 – Coeficientes de competitividade w_r^j do modelo sintético (Fig. 5),.....	60
Tabela 6 – Conectividade do modelo sintético	61
Tabela 7 – Ângulo entre diferenças finitas e o método baseado em ensemble com e sem refinamento para o vetor gradiente do campo.....	65
Tabela 8 – Casos estudados.....	71
Tabela 9 – Cálculo das conectividades entre produtores e injetores do modelo BCO- Falha.	79
Tabela 10 – Cálculo de coeficientes de competitividade para BCO-Falha.....	80
Tabela 11 – Distribuição de zonas no BCO-Mwells baseada na permeabilidade.....	86
Tabela 12 – Distribuição de zonas do modelo Brugge.....	92
Tabela 13 – Abertura de poços para o histórico de produção.	100
Tabela 14 – Conectividade do Brugge Field.....	102
Tabela 15 – Resumo de VPL ótimos com diferentes estratégias.	114

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	16
1.1	MOTIVAÇÃO.....	17
1.2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	18
1.2.1	Método Baseado em Ensembles	18
1.2.2	Modelo de Capacitância e Resistência (CRM)	21
1.3	OBJETIVOS.....	24
1.4	ORGANIZAÇÃO DA TESE	25
2	METODOLOGIA	27
2.1	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO	27
2.2	FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE INJEÇÃO DE ÁGUA.....	28
2.3	ALGORITMOS PARA SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO	31
2.3.1	Programação Quadrática Sucessiva (SQP)	31
2.3.2	Pontos Interiores (IP)	32
2.4	CÁLCULO DO VETOR GRADIENTE	32
2.4.1	Motivação ao cálculo do vetor gradiente por ensembles	33
2.4.2	Cálculo do vetor gradiente para o problema de injeção de água	37
2.4.3	Limitações do vetor gradiente aproximado por ensembles	42
2.4.4	Matriz de sensibilidade	42
2.5	FORMULAÇÃO DO CRMP	44
2.5.1	Aplicação da estratégia CRMP	49
3	REFINAMENTO DO MÉTODO BASEADO EM ENSEMBLES	52
3.1	AVALIAÇÃO DA INTERAÇÃO DE POÇOS	52
3.2	SENSIBILIDADE DO VPL DOS INJETORES COM RESPEITO AOS CONTROLES DOS PRODUTORES ($S_{x_{pf_I}}$).....	55
3.3	SENSIBILIDADE DO VPL DOS INJETORES COM RESPEITO AOS CONTROLES DOS OUTROS INJETORES ($S_{x_{f_I}}$).....	56

3.4	SENSIBILIDADE DO VPL DE PRODUTORES COM RESPEITO AOS CONTROLES DOS OUTROS PRODUTORES ($S_{x_p f_p}$)	58
3.5	SENSIBILIDADE DO VPL DE PRODUTORES COM RESPEITO AOS CONTROLES DOS INJETORES ($S_{x_{I f_P}}$)	61
3.6	REFINAMENTO DO VETOR GRADIENTE	64
3.7	ESTRATÉGIA DE SUAVIZAÇÃO DOS CONTROLES.....	67
3.8	ESTRATÉGIA DE CORTE DE ÁGUA	67
4	APLICAÇÕES, RESULTADOS E DISCUSSÕES	70
4.1	RESERVATÓRIOS DE MEDIA ESCALA (SQP-MATLAB)	70
4.1.1	BCO-Original com 72 variáveis	71
4.1.2	BCO-Falha com 72 variáveis	78
4.1.3	BCO-Mwells com 216 variáveis.....	85
4.1.4	BCO-Mwells-Falha com 216 variáveis	90
4.2	RESERVATÓRIOS DE GRANDE ESCALA.....	91
4.2.1	Caso Brugge com uma válvula por poço: 1200 variáveis.....	95
4.2.2	Caso Brugge - 3360 variáveis.....	100
4.2.3	Caso Brugge - 10080 variáveis.....	110
4.2.4	TNO Olympus - 1440 variáveis de controle	111
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS.....	116
5.1	CONCLUSÕES.....	116
5.2	TRABALHOS FUTUROS.....	117
	REFERÊNCIAS	119
	ANEXO A – COEFICIENTES DE COMPETITIVIDADE.....	124

1 INTRODUÇÃO

Na Engenharia de Petróleo um dos principais objetivos é o desenvolvimento e aplicação de técnicas capazes de aumentar a eficiência da produção de um campo de petróleo. Isto é usualmente medido através do Valor Presente Líquido (VPL) que avalia o fluxo de caixa da produção do campo levando em consideração uma taxa de desconto. Uma das técnicas mais utilizadas na produção de campos de petróleo é a injeção de água cujo problema de gerenciamento ótimo em reservatórios consiste em determinar as vazões ao longo do tempo que se devem adotar para os poços injetores e produtores de forma a maximizar o valor presente líquido. Através destes controles é possível ajustar o avanço da frente de saturação de água de forma que aumente a eficiência do varrido e retarde a irrupção de água nos poços produtores.

O gerenciamento ótimo pode ser formulado como um problema de otimização onde as variáveis de projeto podem ser as vazões ou pressão de fundo de poço dos poços injetores e produtores, que são mantidas constantes nos intervalos de tempo subdivididos no tempo de concessão do campo, chamados de ciclos de controle. A função objetivo a ser adotada é o VPL. As restrições a serem impostas tanto dizem respeito aos poços individualmente como ao reservatório como um todo. Cada poço tem, por motivos operacionais, a sua vazão e/ou pressão máxima e mínima. Os poços injetores e produtores estão ligados às unidades de injeção e produção do campo, respectivamente. Como estas unidades têm capacidade limitada, a soma das vazões de injeção e produção não pode violar estas capacidades.

Vê-se, portanto, que o problema do gerenciamento da injeção de água é um problema de otimização não-linear com restrições. Em campos realistas há centenas de poços e dezenas de ciclos de controle resultando, portanto, em milhares de variáveis de projeto. Além disso, o cálculo dos valores das funções envolvidas requer a simulação completa do campo ao longo do tempo de concessão, o que pode levar várias horas de processamento para campos realistas.

Os algoritmos de propósito geral mais eficientes da programação matemática necessitam das derivadas das funções envolvidas em relação as variáveis de projeto. Existem métodos que não necessitam de gradientes, porém sofrem com o aumento da dimensionalidade do problema e não são viáveis para solução eficiente de casos com mais de uma centena de variáveis. Em geral, os simuladores de reservatórios, tais como o IMEX (CMG, 2016), disponíveis no mercado não dispõem de rotinas para cálculo de derivadas pelo método adjunto.

O cálculo destas derivadas utilizando o método das diferenças finitas não é viável para os problemas envolvendo reservatórios realistas (TUEROS *et al.* 2015).

Uma das técnicas que vem sendo estudadas para tirar partido da eficiência dos métodos de otimização que utilizam derivadas sem a necessidade de seu cálculo por diferenças finitas é a utilização de gradientes aproximados (CHEN e OLIVER, 2012; DEHDARI et al. 2012; ALIM, 2013; TUEROS *et al.* 2018). Existem diferentes procedimentos para a obtenção de gradientes aproximados, tais como, Método dos Gradientes Estocásticos e Gradientes Baseados em ensembles. Um resultado fundamental para estes métodos é que a variação de uma função obtida pela perturbação de todos os componentes do vetor das variáveis de projeto é aproximadamente igual à soma das variações obtidas pela perturbação de cada variável isoladamente (YAN E REYNOLDS. 2013). Inicialmente é gerada uma matriz de covariância utilizada para introduzir uma suavidade temporal no controle dos poços. No caso de gradientes estocásticos é tomada uma média de um número de gradientes aproximados obtidos através de perturbações da matriz de covariância temporal aplicada a vetor de desvios com distribuição normal (LI e REYNOLDS, 2011). No caso de gradientes baseados em um ensemble, além da obtenção das perturbações do método anterior, é utilizada matriz de covariância cruzada entre as variáveis de projeto e os valores da função objetivo do conjunto de realizações dos controles, onde a técnica de localização é também utilizada na eliminação de correlações espúrias (CHEN e OLIVER, 2012).

Entre os algoritmos de programação não-linear mais utilizados nos problemas de grande escala estão o método da Programação Quadrática Sucessiva (SPQ) (ELDERSVERLD, (1992)) e os Métodos de Pontos Interiores (NOCEDAL e WRIGHT, 2006; DEHDARI et al. 2012). O algoritmo SQP vem sendo largamente utilizado para problemas de gerenciamento ótimo de reservatórios para problemas de tamanho médio (HOROWITZ et al. 2013). Para o caso de problemas de grande escala existem versões especializadas do método (GILL et al. 2005). Algoritmos de pontos interiores têm sido muito utilizados em problemas de grande escala em programação linear (WRIGHT, 1997). Versões vêm sendo desenvolvidas para problemas restritos não lineares de grande escala (CURTIS et al. 2010).

1.1 MOTIVAÇÃO

A injeção de água é o método mais comum para ajudar a manter a pressão do reservatório e tem como objetivo melhorar a recuperação do óleo. A técnica de injeção de água

vem sendo amplamente usado desde o ano de 1890. Geralmente, os reservatórios de petróleo (maduros) têm centenas de poços, e precisam ser controlados de maneira eficiente para ter melhor recuperação de óleo e reduzir a produção de água. A melhor alternativa para obter a trajetória ótima dos controles de poços produtores e injetores é usar uma estratégia de otimização que ajude a tomar decisões rápidas sobre a produção dos poços.

Por exemplo, no modelo TNO Brugge o número de poços é 30, muitos destes poços são controlados por várias válvulas (84 em total). Os controles precisam ser alterados a cada seis meses em 20 anos de produção e gerando um número de variáveis igual a 3360.

1.2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nesta seção, faremos uma breve revisão dos estudos que foram desenvolvidos previamente sobre o método baseado em ensembles e o modelo de capacitância e resistência (*Capacitance Resistance Model*, CRM), posto que ambos são de interesse para este trabalho.

1.2.1 Método Baseado em Ensembles

Na última década, algoritmos de otimização foram utilizados para maximizar a função objetivo da produção do reservatório, VPL, seja controlando a vazão de produção e injeção e/ou a pressão de fundo de poço (BHP). Existem diferentes métodos de otimização os quais são aplicados à engenharia de reservatórios. Os algoritmos de busca local usados para a otimização de produção, envolvem o cálculo do gradiente da função objetivo com respeito a suas variáveis de controle, o que os tornam mais eficientes nos problemas da engenharia de reservatórios. Existem diferentes métodos alternativos para calcular o vetor gradiente, entre os mais populares estão o método adjunto (BROUWER e JANSEN, (2004); SARMA *et al.* (2005); VAN ESSEN *et al.* (2006); LORENZENT *et al.* (2006)) e o método baseado em ensemble para problemas na engenharia de reservatórios. O método adjunto tem uma grande eficiência, pois o custo computacional é independente do número de variáveis de controle, mas em termos de implementação pode ser complexo (BROUWER e JANSEN, 2004). É um método que requer modificações trabalhosas no código fonte, o que não é possível quando são utilizados simuladores comerciais. O cálculo numérico do gradiente por diferenças finitas é inviável quando o número de variáveis é grande. Então, surge como possível alternativa a do cálculo aproximado do gradiente pelo método baseado em ensembles, este método pode utilizar

qualquer simulador comercial como uma caixa preta. Os primeiros trabalhos usando gradientes aproximados são apresentados a seguir.

LORENZENT (2006) propõe uma nova abordagem para resolver problemas de otimização que é completamente independente das equações do modelo. O modelo é tratado como uma “caixa preta”. A estratégia não é baseada em gradientes, e não é necessária uma implementação das equações adjuntas. Esta metodologia foi usada para maximizar o VPL.

NWAOZO (2006) introduz uma metodologia para maximizar o VPL de problemas de injeção de água controlando o BHP dos poços produtores e utilizando a tecnologia de poços inteligentes (*smart-wells*). Nesta abordagem, utilizou o simulador de reservatório como uma caixa preta e também uma variante do *Ensemble Kalman Filter* (EnKF), onde múltiplas realizações dos parâmetros dos controles são geradas e a sensibilidade da função objetivo para os controles é aproximada por ensembles. NWAOZO testou a eficiência do método baseado em ensemble fazendo comparação com o processo de otimização *closed-loop* (considerado um dos métodos mais eficientes para a otimização de produção) para dois modelos de reservatório: um modelo com vários canais de permeabilidade e outro sintético. Em ambos casos o resultado se mostrou satisfatório.

CHAUDHRI *et al.* (2009) introduzem o método baseado em ensemble melhorado para encontrar valores ótimos, utilizando o método dos gradientes conjugados, que foi chamado de CGEnOpt. Observou-se que o método dos gradientes conjugados converge para a solução mais rapidamente que o maior aclave, *Steepest Ascent* (SA), enquanto que o vetor gradiente é aproximado por ensemble.

SU e OLIVER (2010) utilizaram uma aproximação baseada em ensemble para o SA na otimização de produção. O método foi testado em um problema com dois poços horizontais equipados com múltiplas válvulas de controle (*Inflow Control Valve*, ICV) em um modelo de 200.000 células. Utilizando esta técnica a produção acumulada de água é reduzida para 50%.

CHEN e OLIVER (2012) incorporaram o método de localização para a otimização de produção baseado em ensemble para reduzir os efeitos de correlações espúrias quando usa poucas realizações no ensemble. Este método é baseado na decomposição da função objetivo (VPL do campo) em um conjunto de várias sub-funções da função objetivo (VPL dos poços). Eles afirmam que, para ensemble com poucas realizações se a covariância cruzada entre a

função objetivo e as variáveis de controle for dominada por correlações espúrias, então o vetor gradiente também o será. Para a regularização das variáveis, eles utilizam técnicas de localização: (1) Localização baseada na distância, considerando um raio para cada poço adjacente. (2) Localização baseada na média para regularização do ensemble do controle da covariância e também efeitos médios na sensibilidade dos controles fora da área local no entorno do poço. (3) Localização extrema eliminando a relação entre os controles de um poço com outros poços (somente para as variáveis dos produtores, sem alterações nos injetores). Esta técnica, de localização foi testada no campo Brugge. Este modelo apresenta uma falha geológica, sendo um modelo sintético desenvolvido pela TNO. Foi concluído que a localização extrema com média é a melhor estratégia. Nesta técnica, o cálculo da covariância cruzada necessita um número de simulações igual ao tamanho do ensemble.

DEHDARI e OLIVER (2012) fizeram uma comparação entre algoritmos de otimização para o gerenciamento de reservatórios com restrições. Os métodos estudados foram programação quadrática sucessiva (*Sequential Quadratic Programming, SQP*), pontos interiores (IP) e SA, mostrando que o método SQP é o mais eficiente para os problemas com restrições. O cálculo do vetor gradiente foi aproximado pelo método baseado em ensemble usando a técnica de localização.

ALIM (2013) usa o método baseado em ensemble para maximizar o VPL sob restrições. As variáveis de controle são a vazão de injeção para as restrições de entrada e a abertura das válvulas para as restrições de saída. As restrições são: vazão total de injeção para a restrição de entrada e vazão total do campo para as restrições de saída. Usa técnicas de regularização (suavização) para melhorar a qualidade do vetor gradiente aproximado. A regularização está baseada em multiplicar o gradiente por condicionadores.

DO E REYNOLDS (2013) estudaram as conexões teóricas entre os algoritmos baseados em gradientes (EnOpt) e simulação de perturbação estocástica aproximada (SPSA). Mostra que o EnOpt pode ser obtido diretamente do algoritmo SPSA.

FONSECA *et al.* (2015) propuseram um algoritmo híbrido, fazendo a combinação do método baseado em ensemble com atualização da matriz de covariância (EnOpt-CMA). Em cada iteração do processo de otimização são utilizados os melhores membros do ensemble de cada iteração, assim como também a “trajetória evolutiva” de todas as iterações durante o processo que foram criados os membros do ensemble. Para validar a técnica híbrida foi

utilizado um modelo de reservatório de cinco poços (quatro produtores e um injetor) e o modelo Brugge, mostrando resultados satisfatórios.

TUEROS *et al.* (2015) fizeram uma experiência numérica com métodos baseados em ensemble para problemas de otimização com restrições usando o algoritmo SQP, discutindo cada um dos parâmetros do algoritmo para criar os membros do ensemble, onde as variáveis de controle são as frações de vazão de cada poço. Também foram desenvolvidos filtros para forçar a viabilidade das realizações com respeito as restrições do problema, mostrando que a imposição de filtros melhora os resultados de otimização.

LEEUWENBURG *et al.* (2015) utilizaram o método baseado em ensemble para otimização do tempo de concessão com restrições em vez do simulador. PETVIPUSIT e CHANG, (2015), usam o método baseado em ensemble para maximizar o VPL na conversão de poços e as variáveis de controle são a vazão dos mesmos, usando o impacto da técnica de localização proposta por CHEN e OLIVER, (2012).

Nenhum dos trabalhos apresentados na seção 1.2.1 considera a comunicação entre poços, por exemplo, níveis de conectividade entre injetores e produtores e graus de competitividade entre produtores não são levados em consideração na mitigação da influência de correlações espúrias na qualidade do vetor gradiente aproximado.

1.2.2 Modelo de Capacitância e Resistência (CRM)

A seguir apresentamos uma revisão da estratégia do modelo de capacitância e resistência utilizando para quantificar a comunicação entre um poço produtor e um injetor, esta estratégia permite mitigar correlações espúrias entre produtores e injetores na matriz de sensibilidade.

O Modelo de Capacitância e Resistência (CRM) foi apresentado como uma forma rápida para modelar e simular o processo de recuperação de injeção de água e gás, tornando-se uma eficiente ferramenta para melhorar o gerenciamento de injeção de água. O CRM é baseado no balanço de massa de entradas e saídas usando unicamente a maioria dos dados confiáveis que se obtém durante toda a produção do reservatório, que são pressão de fundo de poço (BHP) e as vazões de produção e injeção.

O CRM caracteriza o reservatório com a injeção de água considerando a conectividade entre poços, a constante de tempo e os índices de produtividade utilizados unicamente para os

poços produtores, e o BHP, as vazões de produção e injeção para o ajuste de histórico. Isto resulta da modelagem e simulação de reservatórios que podem ser utilizados nos processos de otimização em tempo real.

Os primeiros estudos para estimar a conectividade entre um par de poços foram apresentados por ALBERTONI e LAKE (2002) baseados em modelos lineares com coeficientes calculados por regressão linear multivariada (MRL). Os coeficientes estimados indicam a conectividade entre um par de poços (injetor e produtor) em reservatórios sob injeção de água.

GENTIL (2005) explicou o significado físico dos pesos (conectividade) e uma nova forma de interpretá-los, incorporando as flutuações da pressão de fundo de poço (BHP). Yousef, 2006, incorporou o modelo de capacitância (CM) que quantifica a conectividade entre poços e o grau de armazenamento do fluido (compressibilidade) entre um par de poços.

SAYARPOUR *et al.* (2009) incorporaram soluções analíticas das equações diferenciais do CRM baseado na superposição no tempo e desenvolvimento de modelos estruturados para os diferentes volumes de controle do reservatório. WEBER *et al.* (2009), utilizaram o modelo de capacitância e resistência (CRM) para otimizar a injeção e alocação de poços em problemas de injeção com muitas variáveis e restrições.

KIM (2011) propôs duas soluções analíticas para o modelo de reservatório, o CRM *Linear Transformation* (LT-CRM), cujo volume de controle é o volume de drenagem em torno de cada produtor e modelo de capacitância e resistência integrado (ICRM), o qual foi aplicado a três modelos sintéticos. Além disso, propuseram uma regressão linear para estimar a conectividade entre novos injetores e produtores existentes em reservatórios homogêneos, baseado apenas na distância e na conectividade de poços existentes. Embora esta estimativa de conectividade para novos injetores não apresente uma boa correlação.

KAVIANI *et al.* (2012), desenvolveram duas modificações no modelo de capacitância, CM. O CM segmentado, que é utilizado quando a pressão de fundo de poço (BHP) é desconhecida e podem mudar durante o intervalo de análise e o CM compensado, após a adição de um novo produtor ou fechamento em um produtor existente.

MAMGHADERI E POURAFSHARY (2013) estenderam o modelo de capacitância e resistência para estimar e otimizar a performance da injeção de água nas camadas do reservatório e considera o fluxo cruzado entre camadas.

MORENO (2013) usou o modelo de capacitância e resistência para diferentes camadas, analisando a conectividade para cada camada do reservatório.

SOROUGH *et al.* (2014) analisaram a conectividade para casos com mudança de *skin* e frequentes interrupções na produção utilizando modelos de capacitância compensada para vários poços (MCCM), baseado no princípio da superposição.

HOLANDA (2015) aproximou os parâmetros CRM usando um algoritmo de identificação em um sistema *gray-box*, onde as vazões de produção são calculadas utilizando um sistema de equações espaço-estado (SS-CRM) em vez de utilizar soluções de equações diferenciais ordinárias (EDO) em trabalhos preliminares.

KATZ *et al.* (2017), realizaram uma experiência numérica sobre o estudo do cálculo de conectividades entre poços produtores e injetores separado por múltiplas camadas horizontais e verticais e fez um estudo sobre o comportamento do cálculo das conectividades na conversão de poços (produtor/injetor) dinamicamente.

O CRM pode ser dividido em quatro formulações típicas:

1. O CRM tanque (CRMT).

O volume de controle para o CRMT é o volume de drenagem do reservatório inteiro. O balanço de massa é calculado assumindo unicamente dois poços:

- 1.- Um único pseudo produtor, que soma todas as vazões de produção
- 2.- Um único pseudo injetor que soma todas as vazões de injeção.

O reservatório tem unicamente uma constante de tempo e um índice de conectividade. A representação CRMT pode rapidamente prever o histórico de produção e a vazão de produção total do campo. O CRMT não é apropriado para processos de otimização, pois não estima vazões de produção de cada produtor separadamente.

2. O CRMP baseado nos produtores.

Geralmente é importante para analisar e prever as vazões dos poços separadamente, o que não ocorre no CRMT. As vazões de produção podem ser calculadas individualmente. O CRMP divide o reservatório em volumes de controle baseado em cada poço produtor e inclui todos os injetores que influem na vazão de produção. Este modelo foi originalmente introduzido por YOUSEF *et al.* 2009. O CRMP será utilizado neste trabalho para inferir a conectividade dos poços injetores para um poço produtor e será explicado na seção 4.5.

3. O CRM integrado (ICRM).

O ICRM integra a equação de balanço de massa para o volume de controle no CRMP no caso de recuperação primária e secundária e usa restrições lineares múltiplas (*Constrained Linear Multivariate Regression*, LMR) para melhorar a informação sobre tendências e preferências de permeabilidade e falhas no reservatório (KIM, 2011).

4. O CRMPI baseado nos produtores e injetores.

O CRMPI depende diretamente da heterogeneidade do reservatório. Diferentes injetores podem impactar na vazão de produção de certos produtores com diferentes velocidades. Portanto, para calcular os diferentes impactos de poço injetores sobre produtores é necessário escrever uma equação de continuidade para cada par injetor e produtor.

1.3 OBJETIVOS

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver técnicas de refinamento para melhorar o desempenho do método baseado em ensembles e propor o algoritmo de otimização baseado em gradientes aproximados mais apropriados para o gerenciamento ótimo da injeção de água em reservatórios sujeitos a restrições que se aproximem da realidade de produção do campo.

Os objetivos específicos do trabalho são os seguintes:

1. Determinar a técnica mais apropriada de obtenção de gradientes aproximados para ser usada com algoritmos de otimização não-linear restrita aplicados a otimização da injeção de água em reservatórios de petróleo;
2. Determinar o algoritmo de otimização não-linear de grande escala mais apropriado à utilização de gradientes aproximados em problemas de gerenciamento ótimo de reservatórios de petróleo, com número realista de variáveis de projeto;

3. Usar algoritmos de otimização baseado em gradientes aproximados, utilizando computação de alto desempenho, de forma a resolver problemas com número elevado de variáveis de projeto;
4. Aplicar o algoritmo proposto a problemas realistas na literatura, contendo milhares de variáveis, utilizando o simulador de reservatórios como caixa preta, sem recursos de cálculo de gradientes através do método adjunto.
5. Refinar o método baseado em ensembles para melhorar a qualidade do vetor gradiente, melhorando assim o desempenho dos algoritmos de otimização.
6. Obter boas soluções com ensembles de menor tamanho para fins de eficiência, especialmente em problemas de grande escala.
7. Determinar a trajetória das vazões para poços injetores e produtores durante o período de concessão que maximize o Valor Presente Líquido, VPL, sujeito a restrições a nível de poço e campo.
8. Evitar as mudanças abruptas nos controles usando estratégias de suavização para melhorar o resultado do processo de otimização.

1.4 ORGANIZAÇÃO DA TESE

A presente tese está dividida em cinco capítulos. Neste primeiro capítulo foi apresentada uma breve motivação, foi apresentada uma revisão bibliográfica dos principais trabalhos na área, métodos baseados em ensembles e modelos de capacitância e resistência e por último o objetivo geral e específico.

No Capítulo 2, é apresentada a metodologia para o desenvolvimento da tese, contendo a formulação de um problema de otimização não-linear, formulação do problema de injeção de água baseado no cálculo do VPL, algoritmos de otimização baseados em gradientes para resolver problemas existentes na literatura de grande escala, programação quadrática sucessiva e pontos interiores, cálculo do vetor gradiente aproximado por ensembles, limitações de usar um gradiente aproximado, a matriz de sensibilidade baseado em ensembles e pôr fim a estratégia CRMP.

No Capítulo 3, serão apresentadas as estratégias de refinamento propostas sobre o método baseado em ensembles (EnOpt). Técnicas de regularização são impostas sobre o VPL

de poços injetores com respeito às variáveis de controle e a técnicas de localização baseada em fatores de competitividade e conectividade entre poços é levada em consideração para a sensibilidade do VPL de poços produtores em relação às variáveis de controle. Uma nova estratégia de suavização sobre os controles também é apresentada com a finalidade de reduzir as mudanças abruptas nos mesmos, penalizando a função objetivo.

Finalmente, um novo procedimento será proposto para consideração do limite de corte de água, resultando no fechamento do poço produtor durante o processo de otimização baseado na estratégia de localização e sem imposição de restrição de monitoramento no simulador.

No Capítulo 4, encontram-se os resultados e discussões da aplicação da metodologia apresentada nos capítulos 2 e 3 a problemas de reservatórios de média escala, *Brush Canyon Outcrop* (BCO) e outros dois em grande escala, *TNO Brugge Field* e *TNO Olympus*.

No Capítulo 5, serão apresentadas as principais conclusões que foram obtidas da análise dos resultados na presente tese e finalmente algumas indicações sobre trabalhos futuros.

2 METODOLOGIA

Inicialmente é descrita a formulação do problema de otimização e as condições de Karush-Kuhn-Tucker (KKT), seguido pelo problema de injeção de água com a imposição de restrições a nível de poço e campo; para resolver o problema de injeção é necessário fazer uma execução completa do simulador de reservatórios, os simuladores comerciais não dispõem do cálculo do gradiente.

Os algoritmos baseados em gradientes são os mais eficientes tanto em termos da solução como no número de iterações requeridas no processo de otimização. Como o cálculo do vetor gradiente por diferenças finitas não é viável para problemas em grande escala, propomos aproximar o vetor gradiente pelo método baseado em ensemble. Finalizamos o capítulo com as principais limitações do método baseado em ensemble e a formulação da estratégia CRMP.

2.1 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

O processo de otimização tem como finalidade encontrar a melhor solução de um conjunto de soluções viáveis para o problema. A técnica de otimização pode ser utilizada quando a solução do problema não é simples de ser calculada. Isto geralmente ocorre quando a estrutura do problema é complexa e existe um grande número de possíveis soluções viáveis.

O problema geral da otimização não linear pode ser enunciado da seguinte maneira:

$$\text{Minimize } f(x) \text{ sujeito a } \begin{cases} h_i(x) = 0 & i = 1, \dots, r \\ g_j(x) \leq 0 & j = 1, \dots, s \end{cases}, \quad (2.1)$$

onde r = o número de restrições de igualdade; s = número de restrições de desigualdade.

$x = [x_1, x_2 \dots x_n]^T$ = vetor das variáveis de controle; n = número de variáveis de projeto; $f(x)$ = função objetivo que mede a qualidade do projeto; $h_i(x)$ e $g_j(x)$ são as restrições de igualdade e desigualdade do problema, respectivamente, e são assumidas contínuas e com derivadas de segunda ordem. Além disso, a região viável deste problema é admitida não vazia. A solução deste problema é denotada por x^* e as variáveis de controle são atualizadas em cada iteração.

O vetor x deve satisfazer as condições de KKT, que são necessárias para caracterizar o mínimo local do problema.

As condições de KKT são as seguintes:

$$\begin{aligned}
 \text{Viabilidade:} \quad & h_i(x) = 0, \text{ e } g_j(x) \leq 0, \text{ para } i = 1, \dots, r \text{ e } j = 1, \dots, s \\
 \text{Estacionariedade:} \quad & \nabla f(x) + \sum_{j=1}^s \lambda_j \nabla g_j(x) + \sum_{i=1}^r \lambda_i \nabla h_i(x) = 0 \\
 \text{Complementaridade:} \quad & \lambda_j g_j(x) = 0 \text{ com } \lambda_j \geq 0 \text{ e } j = 1, \dots, s
 \end{aligned} \tag{2.2}$$

Na equação 2.2, λ é o vetor de multiplicadores de Lagrange. A seguir apresentamos o problema de injeção de água.

2.2 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA DE INJEÇÃO DE ÁGUA

Um dos objetivos deste trabalho é determinar as vazões para os poços produtores e injetores ao longo do período de concessão que maximize o valor presente líquido (VPL) sujeito a restrições a nível de poço e do campo todo. As restrições são impostas para garantir a viabilidade da solução com respeito à capacidade do poço e dos equipamentos de superfície. O problema da injeção da água pode ser formulado como:

$$\begin{aligned}
 \text{Maximize} \quad & VPL(q) = \left[\sum_{j=1}^{N_t} \frac{1}{(1+d)^{\tau_j}} F(q_j) \right] \\
 \text{Sujeito a:} \quad & \sum_{i=1}^{N_i} (q_{Q_w}^i)_t \leq Q_{w,t} \quad , \quad t = 1, \dots, N_t \text{ e } w = 1, \dots, N_w \\
 & \sum_{w \in P} Q_{w,t} \leq Q_{liq,m\acute{a}x} \quad , \quad t = 1, \dots, N_t \\
 & \sum_{w \in I} Q_{w,t} \leq Q_{inj,m\acute{a}x} \quad , \quad t = 1, \dots, N_t \\
 & (q_{Q_w}^i)_t^{\ell} \leq (q_{Q_w}^i)_t \leq (q_{Q_w}^i)_t^u \quad , \quad t = 1, \dots, N_t \text{ e } w = 1, \dots, N_w
 \end{aligned} \tag{2.3}$$

Na Eq. 2.3, N_v = número de válvulas de controle por poço. Se $N_v = 1$, então o poço apresenta uma única válvula de controle que coincide com a do próprio poço. I = conjunto de índices para os N_I injetores; P = conjunto de índices para o número de poços produtores os N_P

sendo $N_I + N_P = N_W$. $N_W =$ o número de poços do campo. O período de concessão é subdividido em N_t ciclos de controle,

$q =$ vetor das vazões das válvulas de controle dos poços para os diferentes ciclos de controle;
 $q_t = \left[(q_{Q_1}^1)_t, \dots, (q_{Q_1}^{N_v})_t, \dots, (q_{Q_w}^1)_{N_c}, \dots, (q_{Q_w}^{N_v})_{N_c} \right]^T =$ controle das vazões das válvulas dos poços no ciclo de controle t ; $(q_{Q_w}^i)_t =$ vazão líquida da válvula de controle i , no poço $Q_{w,t}$, do ciclo de controle t . $N_t =$ número de ciclos de controle. Na função objetivo, $f(q)$, o parâmetro d é a taxa de desconto, $\tau_j =$ tempo no ciclo de controle t , $Q_{w,t} =$ vazão máxima permitida do poço w no ciclo de controle t , $Q_{liq,máx}$ e $Q_{inj,máx}$ são produção e injeção total máxima permitida no campo, respectivamente. Os índices ℓ e u indicam os limites inferiores e superiores das variáveis de controle, respectivamente.

O fluxo de caixa no ciclo de controle t representa a receita de óleo menos o custo da injeção de água e a produção de água, e é dado por:

$$F(q_t) = \Delta \tau_t \left[\sum_{w \in P} \sum_{i=1}^{N_v} (r_o q_{w,t}^{i,op} - c_w q_{w,t}^{i,wp}) - \sum_{w \in I} \sum_{i=1}^{N_v} (c_{w_i} q_{w,t}^i) \right], \quad (2,4)$$

onde $\Delta \tau_t =$ intervalo de tempo do ciclo de controle t ; $q_{w,t}^{i,op}$ e $q_{w,t}^{i,wp}$ são as vazões de óleo e água da válvula i do poço produtor w , no ciclo de controle t , respectivamente; r_o , é o preço de óleo; c_w e c_{w_i} são os custo da produção e injeção de água, respectivamente. Os índices op e wp denotam as fases de óleo e água na vazão de produção, respectivamente.

As variáveis de controle são as vazões das válvulas de cada poço para cada ciclo de controle. Foi demonstrado por ASODOLLAHI e NAEVDAL (2009) que esta é a escolha mais eficaz no modelo TNO - Brugge. Além disso, como as restrições de vazão total de injeção e produção em campo são levadas em conta, elas podem ser manuseadas de maneira muito conveniente por funções lineares com relação aos controles de entrada.

As restrições do poço BHP são tratadas pelo simulador. O BHP também pode ser usado como variável de projeto, nesse caso as ideias gerais descritas aqui podem ser usadas com algumas adaptações nas técnicas de regularização. As restrições de vazão total se tornam

geralmente funções não-lineares das variáveis de saída. As vazões das válvulas dos poços podem ser normalizadas pela respectiva vazão máxima do poço.

$$x_{w,t}^i = \frac{(q_w^i)_t}{Q_{w,t}}, \quad w \in P; \quad x_{w,t}^i = \frac{(q_w^i)_t}{Q_{w,t}}, \quad w \in I \quad (2.5)$$

As variáveis de projeto, $x_{w,t}^i$, são a fração de vazão alocada para cada válvula de controle do poço w no tempo t . Baseado na Eq. 2.5, consideramos a seguinte formulação alternativa para este problema, enunciado a seguir:

$$\begin{aligned} \text{Maximize : } f(x) &= \frac{1}{\overline{VPL}} \left[\sum_{t=1}^{N_t} \frac{1}{(1+d)^{t_i}} F(x_t) \right] \\ \text{sujeito a : } \sum_{i=1}^{N_p} x_{w,t}^i &\leq 1; \quad t = 1, \dots, N_t \\ \sum_{w \in P} \left(\sum_{i=1}^{N_p} x_{w,t}^i \right) &\leq Q_{iq,\max} / Q_{w,t}; \quad t = 1, \dots, N_t, \\ \sum_{w \in I} \left(\sum_{i=1}^{N_i} x_{w,t}^i \right) &\leq Q_{inj,\max} / Q_{w,t}; \quad t = 1, \dots, N_t \\ 0 \leq x_{w,t}^i &\leq 1; \quad t = 1, \dots, N_t \text{ e } w = 1, \dots, N_w \end{aligned} \quad (2.6)$$

onde \overline{VPL} = fator de normalização da função $f(x)$ normalmente tomado como $VPL(x_0)$; x_0 = ponto inicial; a vazão de cada válvula varia de 0 a 1, zero para o produtor e injetor fechado e 1 para a vazão máxima permitida na válvula. x = vetor das frações de vazão das válvulas dos poços para todos os ciclos de controle e x_t = vetor das frações de vazão das válvulas para todos os poços no ciclo de controle. O cálculo do VPL requer uma execução completa do simulador, que demanda um alto esforço computacional.

Na engenharia de reservatórios, o problema acima é fortemente não linear e o número de variáveis de controle está na ordem de milhares. Por estas razões há a necessidade de empregar técnicas matemáticas e computacionais eficientes, que refinem o processo de otimização.

As técnicas computacionais empregadas na indústria resolvem os problemas de maneira iterativa através de diferentes algoritmos de otimização, que podem ser baseados em gradientes ou não. Neste trabalho, usamos métodos de otimização baseados em gradientes.

2.3 ALGORITMOS PARA SOLUÇÃO DO PROBLEMA DE OTIMIZAÇÃO

Nesta seção, apresentamos os principais algoritmos de otimização para resolver problemas de injeção de água. Como o problema resultante a ser resolvido pode envolver milhares de variáveis e restrições, métodos eficientes para problemas de larga escala precisam ser utilizados. Serão testadas as duas classes de métodos mais empregados, os quais são: Programação Quadrática Sucessiva (*Sequential Quadratic Programming*, SQP) e pontos interiores (*Interior Points*, IP).

A estratégia básica para resolver os problemas de otimização é escrever as condições necessárias de primeira ordem e fazer uso do método de Newton para iterativamente achar uma solução para o sistema de equações não lineares resultante. Infelizmente, as restrições em desigualdade impõem condições de complementaridade onde os produtos do valor de cada restrição pelo multiplicador de Lagrange correspondente tem que ser nulo. Isto torna o sistema mal condicionado. Há duas alternativas para remediar este problema: “conjunto ativo” e “pontos interiores”.

2.3.1 Programação Quadrática Sucessiva (SQP)

Nos métodos de conjunto ativo o algoritmo decide que restrições em desigualdade são ativas na solução, transformando-as em restrições em igualdade. Um dos métodos de maior sucesso é o SQP onde o conjunto ativo é encontrado resolvendo, em cada iteração k , o subproblema quadrático:

$$\begin{aligned} \text{Minimize} \quad & \nabla f(x^k) d_x + \frac{1}{2} d_x^T W^k d_x \\ \text{sujeito a:} \quad & h_i(x^k) + \nabla h_i(x^k)^T d_x = 0 \quad , i = 1, \dots, r, \\ & g_j(x^k) + \nabla g_j(x^k)^T d_x \leq 0 \quad , j = 1, \dots, s \end{aligned} \tag{2.7}$$

onde: d_x = vetor de correção de x na iteração k ; W^k = matriz Hessiana da função Lagrangiana do problema original. O fato de Hessiana ser da função Lagrangiana e não apenas da função

objetivo faz com que as curvaturas das restrições sejam indiretamente levadas em consideração. Como a matriz Hessiana é de avaliação inviavelmente custosa ela é substituída por uma aproximação utilizando a técnica BFGS. Neste caso, como a matriz Hessiana aproximada é positiva definida, o subproblema quadrático pode ser resolvido exatamente em número finito de passos (HOROWITZ, 1989).

2.3.2 Pontos Interiores (IP)

Já nos métodos de pontos interiores as restrições em desigualdade são transformadas em restrições de igualdade através da adoção de variáveis de folga, não negativas:

$$\begin{aligned}
 &\text{Minimize } f(x) \\
 &\text{sujeito a: } h_i(x) = 0 \quad , i = 1, \dots, r \\
 &\quad \quad \quad g_j(x) + y_j = 0 \quad , j = 1, \dots, s \\
 &\quad \quad \quad y_j \geq 0 \quad , j = 1, \dots, s
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

Isto não resolve inteiramente o problema pois ainda se tem restrições em desigualdade. Porém, isto pode ser contornado através da adoção de funções de barreira logarítmicas:

$$\begin{aligned}
 &\text{Minimize } f(x) - \mu \sum_{j=1}^s \ln(y_j) \\
 &\text{sujeito a: } h_i(x) = 0 \quad , i = 1, \dots, r \\
 &\quad \quad \quad g_j(x) + y_j = 0 \quad , j = 1, \dots, s
 \end{aligned} \tag{2.9}$$

Isto é equivalente a um relaxamento das condições de complementaridade e o problema é resolvido iterativamente fazendo $\mu \rightarrow 0$ (Biegler, 2010).

2.4 CÁLCULO DO VETOR GRADIENTE

Os métodos de otimização que utilizam gradientes são os mais eficientes, tanto em termos do valor da função objetivo na solução, como no número de iterações necessárias durante o processo de otimização. Os simuladores comerciais em geral não dispõem de cálculo dos gradientes. Por outro lado, o cálculo numérico das derivadas usando diferenças finitas resulta um alto custo computacional devido ao número elevado das simulações necessárias. Uma estratégia viável para aproveitar os métodos mais eficientes de otimização é o cálculo aproximado dos gradientes.

As principais vantagens são a diminuição do número de simulações e a utilização do simulador como caixa preta sem a necessidade de intervenção do código fonte. Neste trabalho, o vetor gradiente é aproximado usando o método baseado em ensembles. A seguir é feita uma motivação ao cálculo do vetor gradiente através do método baseado em ensemble que são gerados a partir de perturbações das variáveis de controle.

2.4.1 Motivação ao cálculo do vetor gradiente por ensembles

Na continuação, faremos a dedução do cálculo do vetor gradiente aproximado por ensembles. Seja $x \in R^n$ e $f: R^n \rightarrow R$ uma função afim definida por $f(x) = \alpha + x^T g$ com $g \in R^n$ e $\alpha \in R$, então g é o gradiente aproximado por ensemble.

Dado o ensemble de vetores $(x_1, x_2 \dots x_{N_r})$ de N_r realizações com média, $\bar{x} = \frac{1}{N_r} \sum_{i=1}^{N_r} x_i$. No caso da função afim, $f(x)$, g é o vetor gradiente constante.

Dado que $f(\bar{x}) = \alpha + (\bar{x})^T g$, logo a diferença entre $f(x) - f(\bar{x}) = (x - \bar{x})^T g$. Sabendo que $\sum_{i=1}^{N_r} f(x_i) = N_r f(\bar{x})$, temos que $\bar{f} = f(\bar{x})$ e $f(x) - \bar{f} = (x - \bar{x})^T g$.

O vetor de covariância cruzada é obtido por:

$$C_{xf} = \frac{1}{N_r - 1} \sum_{i=1}^{N_r} (x_i - \bar{x})(f_i - \bar{f}) = \frac{1}{N_r - 1} \sum_{i=1}^{N_r} (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T g = C_{xx} g. \text{ Portanto, pré-multiplicado}$$

pela pseudo inversa da matriz covariância obtêm-se: $g = (C_{xx})^{-1} C_{xf}$.

Finalmente, no caso de uma função qualquer, g , representa uma aproximação do vetor gradiente baseado em ensembles.

A seguir faremos um estudo do cálculo aproximado do vetor gradiente baseado em ensembles para a função afim com os seguintes parâmetros definidos na Tabela 1. Os parâmetros, s , δ e N_r , são o tamanho de correlação temporal para a função de correlação, magnitude de perturbação para as variáveis de controle e o número das realizações no conjunto dos membros do ensemble, respectivamente.

Tabela 1 – Dados de entrada para o cálculo dos membros do ensemble

Correlação temporal dado em ciclos de controle	Magnitude de perturbação normalizada	Realizações dos controles
$s = 2$	$\delta = \begin{cases} 5\% \\ 7\% \\ 10\% \end{cases}$	$N_r = \begin{cases} 5 \\ 10 \\ 21 \end{cases}$

Fonte: Autor (2019)

Neste estudo, o número de variáveis de projeto é 20 para todos os casos, o vetor inicial está normalizado no intervalo de zero a um. (Tabela 2(a)) o vetor é considerado com valores aleatório e fixo para todos os estudos e também é criado o vetor gradiente fixo da função afim , g , com entradas aleatórias no intervalo $[-1, 1]$ mostrado na Tabela 2(b). As realizações serão criadas de modo a atender os limites inferior e superior:

Tabela 2 – Ponto inicial e gradiente exato

$x_0 =$	0.9575	$g =$	-0.1225
	0.8928		-0.2369
	0.3565		0.5310
	0.5464		0.5904
	0.3467		-0.6263
	0.6228		-0.0205
	0.7966		-0.1088
	0.7459		0.2926
	0.1255		0.4187
	0.8224		0.5094
	0.0252		-0.4479
	0.4144		0.3594
	0.7314		0.3102
	0.7814		-0.6748
	0.3673		-0.7620
	0.7449		-0.0033
	0.8923		0.9195
	0.2426		-0.3192
	0.1296		0.1705
	0.2251		-0.5524
	(a)		(b)

Fonte: Autor (2019)

Na Tabela 3(a) o cálculo do vetor gradiente foi aproximado por um ensemble de 5 realizações, magnitude de perturbação 5%. Pode-se observar que o ângulo entre os vetores é de 53.5197° . Em (b) aproximamos o vetor gradiente com um ensemble com 10 realizações obtendo um ângulo entre os vetores de 48.9794° . Em (c) é feito uma aproximação do gradiente com 21 realizações no ensemble, obtendo assim o valor exato com um ângulo 0° entre o gradiente aproximado e o real. A melhor aproximação do vetor gradiente por ensembles foi obtida utilizando 21 realizações, uma realização a mais que o número de variáveis de controle. Podemos observar que a eficiência da aproximação do gradiente diminui com a dimensão do ensemble. Usar ensembles de tamanho reduzido permite obter o vetor gradiente rapidamente. Ensembles com poucos membros apresenta a desvantagem de obter uma aproximação menos precisa.

Tabela 3 – Aproximação do vetor gradiente por ensembles

5 realizações	10 realizações	21 realizações
g.aprox g.	g.aprox g	g.aprox g
-0.0177 -0.1225	0.2754 -0.1225	-0.1225 -0.1225
-0.2244 -0.2369	0.1235 -0.2369	-0.2369 -0.2369
0.0462 0.5310	0.3146 0.5310	0.5310 0.5310
0.0118 0.5904	0.6271 0.5904	0.5904 0.5904
-0.0051 -0.6263	-0.6383 -0.6263	-0.6263 -0.6263
0.2620 -0.0205	0.5320 -0.0205	-0.0205 -0.0205
-0.6548 -0.1088	0.1537 -0.1088	-0.1088 -0.1088
-0.0573 0.2926	-0.1514 0.2926	0.2926 0.2926
0.1526 0.4187	0.0415 0.4187	0.4187 0.4187
-0.0180 0.5094	0.3618 0.5094	0.5094 0.5094
-0.3288 -0.4479	0.1077 -0.4479	-0.4479 -0.4479
0.1487 0.3594	0.1510 0.3594	0.3594 0.3594
0.0042 0.3102	0.1531 0.3102	0.3102 0.3102
-0.0532 -0.6748	-0.1805 -0.6748	-0.6748 -0.6748
-0.2274 -0.7620	-0.3223 -0.7620	-0.7620 -0.7620
-0.2962 -0.0033	0.2527 -0.0033	-0.0033 -0.0033
0.7111 0.9195	0.2931 0.9195	0.9195 0.9195
-0.2540 -0.3192	-0.0927 -0.3192	-0.3192 -0.3192
0.0826 0.1705	0.1089 0.1705	0.1705 -0.1705
-0.3435 -0.5524	-0.2553 -0.5524	-0.5524 -0.5524
$\theta = 53.5197^{\circ}$	$\theta = 48.9794^{\circ}$	$\theta = 0^{\circ}$
(a)	(b)	(c)

Fonte: Autor (2019)

A seguir apresentamos o cálculo do vetor gradiente para o problema de injeção de água. Os membros do ensemble são gerados por perturbações das variáveis de controle.

2.4.2 Cálculo do vetor gradiente para o problema de injeção de água

O cálculo do vetor gradiente por ensemble é uma aproximação não-local sobre o espaço gerado pelas realizações das variáveis de controle (CHEN e OLIVER, 2012). Por esta razão necessitamos gerar diferentes realizações que são levadas ao simulador de reservatório para calcular o VPL de cada uma das diferentes realizações. Na sequência, é possível estimar a covariância cruzada entre as variáveis de controle e o VPL para ser pré-multiplicada pela pseudo inversa da matriz covariância das variáveis de controle e assim obter o vetor gradiente aproximado.

Os membros dos ensembles das variáveis de controle (SU e OLIVER, 2010; DEHDARI e OLIVER, 2012) podem ser obtidos usando os seguintes passos:

1. Usar a função de covariância Gaussiana Eq. 2.9 (CHEN e OLIVER, 2012; Dehdari, 2010; SU e OLIVER, 2010) ou esférica Eq. 2.10 (DO e REYNOLDS, 2013, OLIVEIRA, 2014 e FOROUZANFAR *et al.* 2015) para regularização da variável de controle e evitar mudanças abruptas dos controles no tempo.

$$C = \exp\left(\frac{-3(t_i - t_j)^2}{s^2}\right). \quad (2.10)$$

$$C = \begin{cases} 1 - \frac{3}{2}\left(\frac{|t_i - t_j|}{s}\right) + \frac{1}{2}\left(\frac{|t_i - t_j|}{s}\right)^3 & \text{se } 0 \leq |t_i - t_j| \leq s \\ 0 & \text{se } |t_i - t_j| > s \end{cases}. \quad (2.11)$$

Nas equações 2.10 e 2.11, $t_i - t_j$ é a diferença entre os passos de tempo iniciais i e j , e $s =$ tamanho de correlação temporal em ambas matrizes. Para problemas com grande número de variáveis recomendamos usar a matriz de covariância esférica baseado em nossas experiências numéricas.

2. Calcular a decomposição de Cholesky da Eq. 2.10 ou 2.11.

$$LL^T = C, \quad (2.12)$$

onde, L e L^T são a matriz triangular inferior e superior, respectivamente. Aqui usamos a triangular inferior.

3. Informar valores iniciais para as variáveis de controle, $x_0 \in R^{N_x}$. O ponto inicial é unicamente informado para a primeira iteração, nas seguintes iterações utilizaremos os pontos ótimos de prévias iterações obtidos no processo da otimização. N_x = número de variáveis de controle.
4. Adotar um desvio padrão para produzir perturbações sobre as variáveis de controle, δ . Esta perturbação é 0.1. A magnitude da perturbação necessita ser balanceada e não ser muito pequena ou muito grande, porque pode violar a física dos controles nos poços do reservatório e gerar mudanças abruptas nos diferentes controles das vazões. (SU e OLIVER, 2010).
5. Criar um vetor aleatório, Z , de variáveis independentes com média zero e covariância igual à identidade (I).
6. A realização das variáveis de controle, $x_r \in R^{N_r}$, é dado por:

$$x_r = x_0 + \delta LZ. \quad (2.13)$$

O conjunto de todas as realizações formam os membros dos ensembles, N_r . A matriz de covariância de dos vetores de variáveis independentes é a matriz identidade (I):

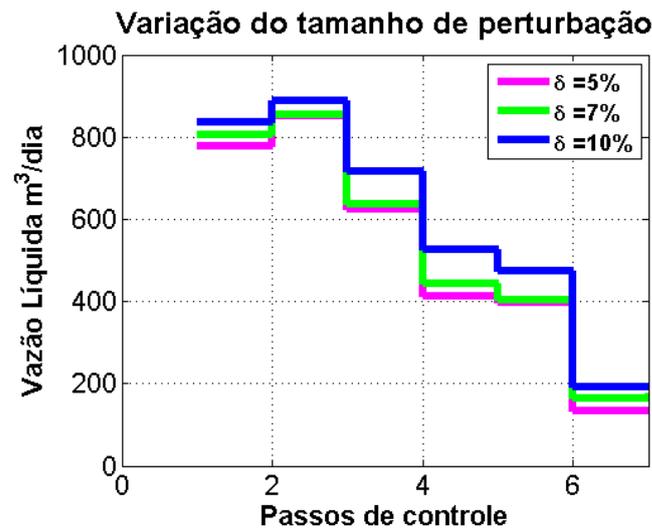
$$E(Z_i Z_j) = I. \quad (2.14)$$

Neste trabalho, as realizações das variáveis de controle devem satisfazer todas as restrições, por exemplo, a nível de poço e campo. No caso onde as restrições são violadas impomos filtros para garantir a viabilidade, caso sejam necessários (TUEROS *et al*, 2015).

Na Figura 1 apresentamos a importância do tamanho do controle para do desvio padrão nas variáveis de controle em seus diferentes ciclos de controle.

Na Figura 1 é observado que um menor valor o desvio padrão δ resulta em perturbações de menor amplitude sobre os controles. Valores muito grandes de δ resultam em mudanças bruscas nos controles podendo violar as restrições de limite.

Figura 1 – Perturbações de controles das vazões com diferente tamanho e mesmo Z



Fonte: Autor (2019)

O problema a ser resolvido neste trabalho leva em conta restrições, a nível poço e campo, podendo as mesmas serem violadas quando os controles atendem apenas as restrições de limite. Isto é uma razão necessária para impor a viabilidade nas restrições, chamado de filtro para restrições em cada ciclo de controle no problema.

A estratégia para que os controles atendam às restrições a nível de poço e campo é a imposição de filtros proposta por TUEROS *et al.* (2015):

1. Verificar se a soma das variáveis de controle de todos os poços produtores ou injetores estão violando as restrições de campo impostas em cada ciclo de controle:

$$\sum_{i=1}^{N_p} x_j^i > 1, \quad j = 1 \dots N_c. \quad (2,15)$$

2. Separar as variáveis de controle em dois grupos:

$$P_I = \left\{ x_j^i, \text{ tais que } x^l \leq x_j^i < x^u \right\}_{i=1}^L \text{ e} \quad (2,16)$$

$$P_J = \left\{ x_j^i = x^u, \text{ tais que } x^u \leq x_j^i \right\}_{i=L}^{N_w}$$

onde P_I = o grupo dos controles viáveis que respeitam os limites máximos e mínimos permitidos. P_J = o grupo dos controles que são iguais ao limite máximo permitido. Neste caso, os controles do grupo P_J não precisam ser alterados devido a decisão que o otimizador enviou esses controles a aturem no máximo permitido.

3. Calcular um coeficiente de viabilidade, C_r :

$$C_r = \frac{\left(1 - \sum_{i=L}^{N_w} x_j^i \right)}{\sum_{i=1}^L x_j^i} \cdot \quad (2,17)$$

4. Multiplicar cada elemento do conjunto P_I pelo coeficiente de viabilidade:

$$P_I = C_r P_I = \left\{ \lambda x_j^i \text{ tais que } x^l \leq x_j^i < x^u \right\}_{i=1}^L \quad (2,18)$$

Quando as restrições são atendidas as variáveis de controle são mantidas e não precisam de nenhum filtro. Após ter mencionado como criar os membros do ensemble e a imposição de filtro para garantir a viabilidade será discutido a seguir os passos necessários para o cálculo do vetor gradiente.

Neste trabalho, o vetor gradiente é aproximado a partir dos membros do ensemble e são avaliados no simulador de reservatórios para calcular os valores do VPL dos poços de cada um dos membros.

O cálculo do vetor gradiente por membros do ensemble é obtido seguindo os seguintes passos:

1. Gerar a matriz, $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{N_x \times N_r}$, o conjunto dos membros do ensemble usando a Eq. 2.13:

$$\mathbf{X} = \left[x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_{N_r} \right] \quad (2,19)$$

2. Calcular a média dos membros do ensemble, \bar{x} :

$$\bar{x} = \frac{1}{N_r} \sum_{i=1}^{N_r} x_i. \quad (2.20)$$

3. Calcular a matriz de desvios entre os membros do ensemble e a média, ΔX :

$$\Delta X = X - \bar{X}, \quad (2.21)$$

onde, $\bar{X} \in \mathbf{R}^{N_x \times N_r}$ = matriz onde todas as colunas é vetor média das realizações.

4. Criar a matriz de covariância entre os membros do ensemble, C_{xx} que pode ser obtida por:

$$C_{xx} = \mathbf{A} \mathbf{A}^T, \quad \text{onde } \mathbf{A} = \sqrt{\frac{1}{N_r - 1}} \Delta X. \quad (2.22)$$

5. Encontrar a pseudo inversa da matriz de covariância, C_{xx}^{-1} . Primeiro é necessário decompor a matriz, \mathbf{A} , usando o método dos valores singulares (*Singular Value Decomposition*, SVD):

$$[U]_{N_r, N_r} [\Sigma]_{N_r, N_x} [V]^T_{N_x, N_x} = [A]_{N_r, N_x}. \quad (2.23)$$

$$(\Sigma)_{ij} = \begin{cases} 0 & \text{se } i \neq j \\ \sigma_{ij} > 0 & \text{se } i = j \end{cases} \Rightarrow \sigma_{ij} \text{ é um valor singular de } A \quad (2.24)$$

Logo a Pseudo inversa pode ser obtida abaixo:

$$C_{xx}^{-1} = \sum_{\substack{i=1 \\ \sigma \geq \epsilon}}^k \frac{1}{\sigma^2} u_i u_i^T, \quad (2.25)$$

onde u_i = i-ésimo vetor da matriz U obtida de usar SVD.

6. Calcular o vetor covariância cruzada entre as variáveis de controle e o VPL obtido dos membros do ensemble.

$$C_{xf} = \frac{1}{N_r - 1} \sum_{i=1}^{N_r} (x_i - \bar{x})(f(x_i) - \overline{f(x)}). \quad (2.26)$$

7. O vetor gradiente aproximado é obtido por:

$$g = C_{xx}^{-1}C_{xf}. \quad (2.27)$$

2.4.3 Limitações do vetor gradiente aproximado por ensembles

Como foi apresentado na seção anterior, a maior vantagem do método baseado em ensemble é sua fácil implementação, flexibilidade para adaptar diferentes tipos de controle (Vazão, BHP, etc.) e capacidade de ser usado com qualquer simulador de reservatórios. Mas apresenta várias desvantagens, relativamente ao método adjunto, as quais são apresentadas a seguir:

1. Calcular o vetor gradiente do campo todo com respeito às variáveis de controle introduz correlações espúrias (CHEN e OLIVER, 2012). Quando o número de variáveis é grande, a matriz de covariância de muitos dos controles com o VPL do campo é pequena e difícil de calcular, e quando são usados ensembles com poucos membros se introduz correlações espúrias, o vetor gradiente tornando-se ineficiente e de baixa qualidade em comparação com o gradiente do método adjunto.
2. Uma boa aproximação do vetor gradiente depende fortemente da dimensão do ensemble. Geralmente, com o incremento do número de realizações, podemos melhorar o VPL final, mas selecionando uma grande quantidade de realizações aumentamos o número de execuções do simulador.
3. Não se leva em consideração informações físicas do reservatório, por exemplo, poços separados por falhas selantes, canais de baixa e alta permeabilidade.
4. A matriz de sensibilidade não leva em consideração a informação sobre fechamentos de poços produtores com alto corte de água. Manter a sensibilidade de poços fechados degrada a qualidade do vetor gradiente para novas iterações.

A seguir, apresentamos a matriz de sensibilidade obtida pelo produto da pseudo inversa da matriz covariância e da matriz covariância cruzada.

2.4.4 Matriz de sensibilidade

No processo de otimização um grande número de variáveis é envolvido e a matriz de covariância delas com o VPL do campo é pequena, tornando-o difícil de calcular com precisão

quando são usados pequenos ensembles devido a introdução de correlações espúrias. A correlação do VPL de um dado poço com respeito a seu próprio controle é mais forte e, portanto, mais acessível para o cálculo com ensemble de menor tamanho (CHEN e OLIVER, 2012). Para reduzir as correlações espúrias, o VPL do campo é decomposto como a soma do VPL de cada poço:

$$f(x) = \sum_{w=1}^{N_w} f_w(x), \quad (2.28)$$

onde f_w = o VPL do poço w . Logo é possível calcular a matriz de covariância cruzada do VPL de cada poço com respeito aos demais controles, C_{xf_w} , possivelmente dominada por correlações espúrias quando o tamanho do ensemble é pequeno (TUEROS *et al.* 2016). A matriz de sensibilidade do VPL dos poços com respeito a controles pode ser estimada por (CHEN e OLIVER, 2012):

$$S_{xf_w} = C_{xx}^{-1} C_{xf_w}. \quad (2.29)$$

Com o objetivo de simplificar a notação para discussões futuras, a matriz de sensibilidade para cada ciclo de controle é particionada como segue:

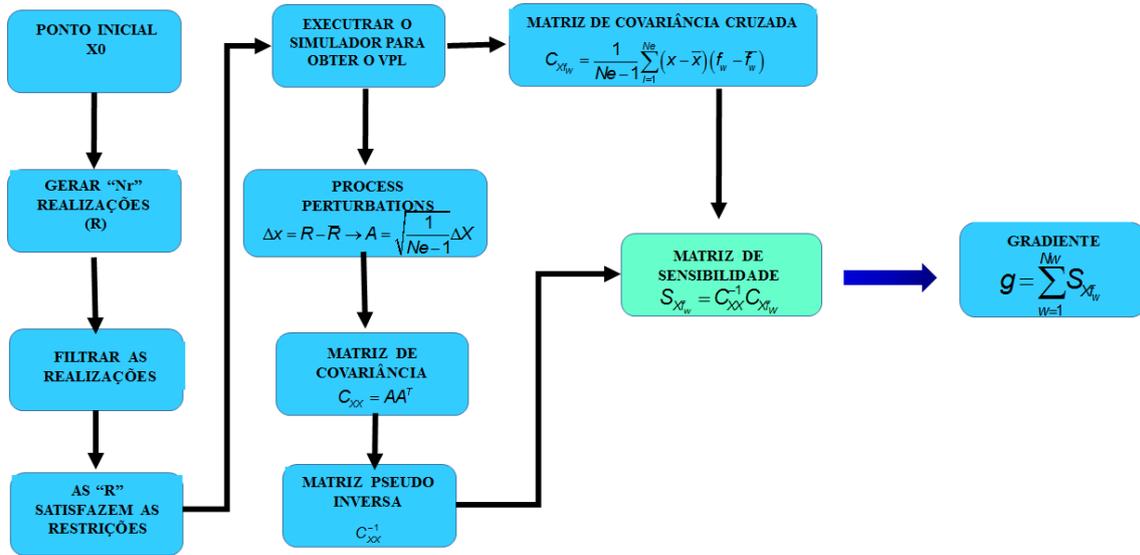
$$S_{xf_w} = \begin{bmatrix} S_{x_P f_P} & S_{x_I f_I} \\ S_{x_I f_P} & S_{x_P f_I} \end{bmatrix}, \quad (2.30)$$

onde, $S_{x_P f_P}$ e $S_{x_I f_P}$, são as sub-matrizes do VPL's de poços produtores com respeito aos controles dos produtores e injetores, respectivamente. Da mesma maneira, $S_{x_P f_I}$ e $S_{x_I f_I}$, correspondem a sensibilidade do VPL de poços injetores.

O vetor gradiente é a soma das colunas da matriz de sensibilidade. A acurácia da matriz de sensibilidade depende principalmente da quantidade de membros do ensemble, tamanho de correlação temporal em ciclos de controle e tamanho de perturbação dos controles.

Na Figura. 2 mostramos um esquema para obter o cálculo do vetor gradiente do problema de injeção de água.

Figura 2 – Esquema para o cálculo do vetor gradiente do problema de injeção de água

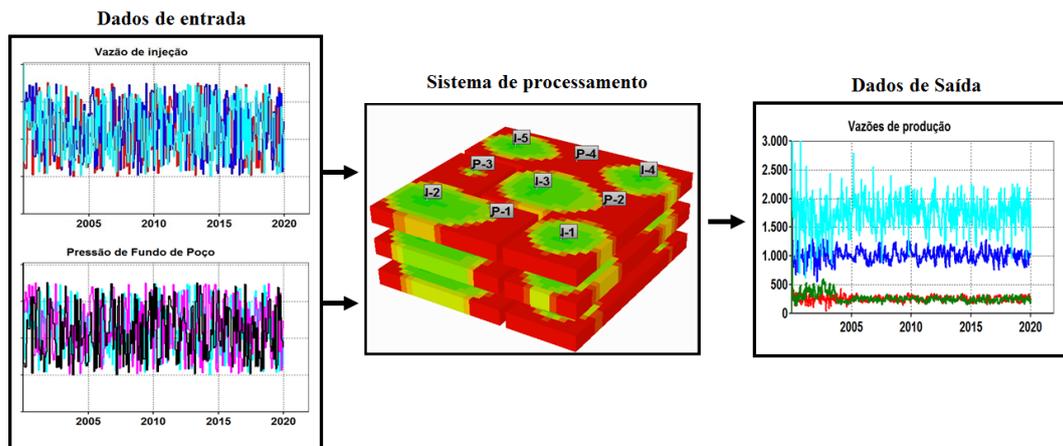


Fonte: Autor (2019)

2.5 FORMULAÇÃO DO CRMP

Neste trabalho, usaremos a formulação CRMP para quantificar a comunicação entre produtores e injetores. O CRM considera os efeitos da variação do BHP e o balanço de massa (Eq. 2.31), onde a acumulação do sistema é o fluxo de entrada menos o fluxo de saída como é mostrado na Figura 3.

Figura 3 – Processamento de dados de entrada e saída, o simulador de reservatórios atua como um sistema que processa as entradas (injeção e mudança de BHP) e retorna uma saída (produção).



Fonte: Autor (2019)

$$c_t v_p \frac{dq}{dt} = I(t) - q(t), \quad (2.31)$$

onde, c_t = compressibilidade total; v_p = volume poroso conectado; $I(t)$ = vazões de injeção e $q(t)$ = vazão de produção de um produtor q_j no tempo t , que é dada pela combinação linear da vazão de injeção mais uma constante para o equilíbrio, por exemplo, influência de um aquífero (ALBERTONI e LAKE, 2002). O índice de produtividade pode ser obtido da seguinte expressão:

$$q = J(\bar{p} - p_{wf}), \text{ equivalente a } J = \frac{q}{\bar{p} - p_{wf}}. \quad (2.32)$$

O índice de produtividade, J , depende das propriedades da rocha, das propriedades do fluido e do poço; \bar{p} = pressão média do reservatório e p_{wf} = pressão de fundo de poço (BHP). Das Equações 2.31 e 2.32, podemos obter a seguinte equação de balanço de massa (SAYARPOUR *et al.* 2009):

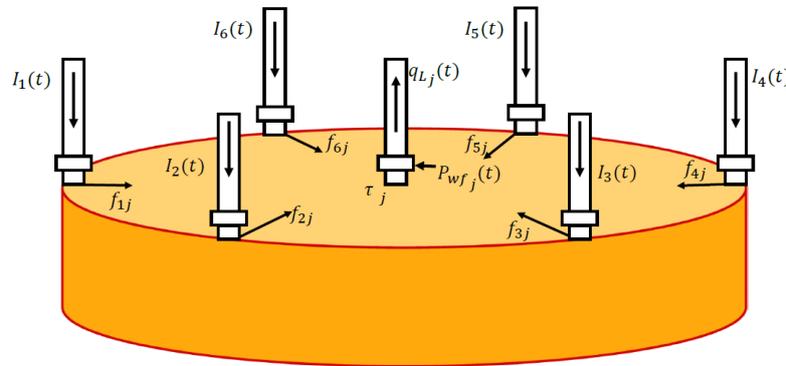
$$\tau \frac{dq}{dt} + q(t) = I(t) - \tau J \frac{dp_{wf}}{dt} \text{ com } \tau = \frac{c_t v_p}{J}, \quad (2.33)$$

onde τ é a constante de tempo e foi introduzida para capturar o tempo de atraso e atenuação do sistema de resposta, produção, correspondente a um estímulo de injeção e variação do BHP.

Utilizar uma constante de tempo grande significa que o sistema tem uma resposta lenta à estimulação (alta compressibilidade, grande volume poroso e baixa permeabilidade).

Uma constante de tempo pequena significa que há uma resposta rápida à estimulação (baixa compressibilidade, pequeno volume poroso e alta permeabilidade).

Figura 4 – Esquema de um reservatório onde o poço produtor é influenciado por diversos poços injetores



Fonte: extraído de HOLANDA, (2015)

O CRMP é uma representação baseada nos produtores, a qual foi considerada necessária para analisar e prever as vazões dos produtores separadamente. A estratégia divide o reservatório em volumes de controle baseado em cada produtor, e que é influenciado por todos os injetores como ilustrado na Figura 4.

É admitido que a vazão de injeção é alterada como uma função escada e o BHP varia linearmente em um intervalo de tempo discreto. No modelo CRMP são considerados os seguintes parâmetros: uma constante de tempo τ_j para cada produtor j ; um parâmetro de conectividade λ_{ij} para cada par injetor/produzidor e um índice de produtividade J_j para cada produtor. Com estas hipóteses a equação de balanço de massa para o CRMP pode ser expressa por (SAYARPOUR *et al.* 2009):

$$\tau_j \frac{dq^j}{dt} + q^j(t) = \sum_{i=1}^{N_I} \lambda_{ij} I_i(t) - \tau_j J_j \frac{dp_{wf}^{(j)}}{dt}, \quad (2.34)$$

onde, $q^j(t)$ = produção do fluido do produtor j no tempo t ; $I_i(t)$ = vazão de injeção do injetor i no tempo t ; $p_{wf}^{(j)}$ = pressão de fundo de poço do produtor j . Integrando a Eq. (2.34) para um certo intervalo de tempo, Δt , a vazão líquida no produtor pode ser escrita como (WEBER, 2009; HOLANDA *et al.* 2015)

$$q_k^j = q_{k-1}^j e^{-\frac{\Delta t}{\tau_j}} + \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_j}}\right) \sum_{i=1}^{N_I} \lambda_{ij} I_{ik} - \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_j}}\right) \tau_j J_j \frac{p_{wf}^{j(k)} - p_{wf}^{j(k-1)}}{\Delta t}. \quad (2.35)$$

O primeiro termo da Eq. (2.35) é a resposta inicial da vazão de produção associada com a depleção primária, o segundo é associado com a contribuição de injeção e o último com a mudança de BHP nos produtores. No caso particular, quando o BHP é considerado constante na Eq. 2.35 reduzimos o número de parâmetros.

Os parâmetros a determinar são λ_{ij} , τ_j , J_j , $i = 1 \dots N_I$, $j = 1 \dots N_P$ e podem ser encontrados resolvendo o seguinte problema de mínimos quadrados restrito:

$$\begin{aligned}
 & \text{Minimize } \sum_{k=1}^{N_t} \sum_{j=1}^{N_p} \left(q_k^{j,obs} - q_k^{j,cal} \right)^2 \\
 & \text{sujeito a : } \sum_{j=1}^{N_p} \lambda_{ij} \leq 1, \text{ para todo } i \\
 & \quad 0 \leq \lambda_{ij} \leq 1, \text{ para todo } i \text{ e } j \\
 & \quad \tau_{\min} \leq \tau_j \leq \tau_{\max} \\
 & \quad J_{\min} \leq J_j \leq J_{\max}
 \end{aligned} \tag{2.36}$$

onde, $q_k^{j,obs}$ = vazão líquida observada do produtor j no tempo k . Estes dados podem ser obtidos do atual histórico de produção do campo. Neste trabalho, $q_k^{j,obs}$ = vazão de produção líquida para o produtor j no passo de tempo k , gerado pelo simulador comercial IMEX (CMG, 2016); $q_k^{j,cal}$ = vazão de produção líquida calculada para o produtor j no passo de tempo k usando a estratégia CRMP.

O número de parâmetros desconhecidos do modelo depende da consideração de BHP constante ou variável, sendo menos incógnitas no primeiro caso. Para o caso do BHP variável, o número de parâmetros desconhecidos, n_{par} , é dado por:

$$n_{par} = N_p (N_I + 2). \tag{2.37}$$

No cálculo das conectividades entre par poços foi utilizado o simulador de reservatório para gerar os dados de produção. O simulador atua como um sistema que processa o estímulo (injeção) e retorna uma resposta (produção). Foi adotada a estratégia proposta por WEBER (2009) pela qual se resolvem dois problemas: um onde não é imposto às restrições de desigualdade da soma das conectividades sendo apenas consideradas as restrições de limite

enquanto o outro considera todas as restrições. O primeiro problema é o desacoplado, e pode ser resolvido separadamente para cada produtor gerando um ponto de partida adequado para o segundo problema o qual é completo.

O cálculo das conectividades entre pares de poços depende fortemente da quantidade de dados disponíveis (ALBERTONI e LAKE, 2002). Neste trabalho, para o cálculo das conectividades entre pares de poços, será utilizado um conjunto de cinco realizações de dados de produção, isto é, para melhorar a aproximação das conectividades. sendo uma delas para o problema desacoplado e todas para o problema acoplado. Os seguintes passos são necessários para o cálculo das conectividades:

1. Definir valores aleatórios de BHP para os produtores e de vazões de injeção no simulador. Estes dados são alterados a cada 30 dias durante o período de simulação;
2. Usar os dados de produção depois de que todos os produtores apresentam irrupção de água;
3. Utilizar o método de mínimos quadrados não-linear para resolver o problema desacoplado da Eq. (2.38) para cada poço produtor, $j = 1, \dots, N_p$, que servirá como ponto de partida do problema principal acoplado (Eq. 2.36). Esta estratégia permite fornecer um ponto de partida apropriado, reduzindo o número de iterações durante o processo de otimização;

$$\begin{aligned} \text{Minimize} \quad & \sum_{k=1}^{N_I} (q_k^{j,obs} - q_k^{j,cal})^2 \\ \text{sujeito a :} \quad & 0 \leq \lambda_{ij} \leq 1, \quad i = 1 \dots N_I. \\ & \tau_{\min} \leq \tau_j \leq \tau_{\max} \end{aligned} \quad (2.38)$$

4. Para cada poço injetor, $i = 1, \dots, N_I$, impomos a condição de viabilidade com respeito a restrições do problema acoplado em relação às conectividades, para partir de um ponto viável.

$$\begin{aligned} \text{Se } \sum_{j=1}^{N_p} \lambda_{ij} > 1, \text{ então} \\ \lambda_{ij} \leftarrow \gamma \lambda_{ij}, \text{ onde } \gamma = 1 / \sum_{j=1}^{N_p} \lambda_{ij}. \end{aligned} \quad (2.39)$$

5. Usando o ponto de partida calculado pelo problema desacoplado, resolver o problema acoplado da Eq. (2.36) usando o algoritmo SQP.

2.5.1 Aplicação da estratégia CRMP

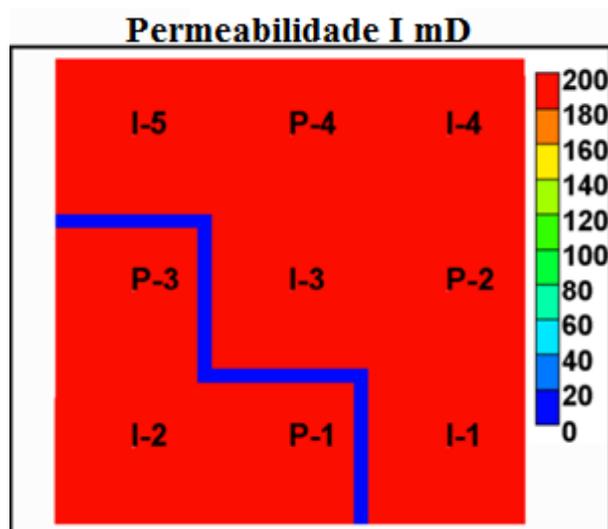
A seguir apresentamos um exemplo para ilustrar a estratégia CRMP no cálculo das conectividades. A estratégia é aplicada a um modelo sintético bifásico com falha selante mostrado na Figura 5 (CAO *et al.* 2014), onde a permeabilidade, porosidade e transmissibilidade são nulas, dividindo o reservatório em dois compartimentos. Um compartimento contém dois produtores suportados por um injetor, e outro tem quatro injetores e dois produtores. Todos os poços são verticalmente completados em todas as camadas. O modelo tem cinco camadas, cada uma com 33x33 células ativas; o tamanho da célula é 75.5x75.5x70ft; permeabilidade constante de 200 mD; porosidade de 20%, pressão inicial do reservatório 1250 psi. Outras características do modelo podem ser encontradas em CAO *et al.* (2014).

Primeiro, os dados do modelo são gerados usando o simulador comercial IMEX (CMG, 2016). Para o cálculo da vazão líquida em condições de reservatório foram gerados dados aleatórios de BHP no intervalo [120, 140] psi e dados de vazão de injeção no intervalo [1500, 2500] bbl/dia. Os dados de entrada são alterados a cada 30 dias durante o processo de simulação e os dados de saída são recuperados a cada um (1) dia com a finalidade de ter uma quantidade adequada para serem usados no cálculo das conectividades.

Segundo, para o cálculo das conectividades é necessário informar um ponto inicial aleatório para o problema desacoplado (Eq. 2.38). Os dados usados para o cálculo apresentam um mínimo de 10% de corte de água até uma produção máxima de 5000 dias. Após o processo de otimização do problema acoplado obtemos as conectividades do modelo que são mostradas na Tabela 4.

Da Tabela 4, podemos observar que o injetor I-2 tem conectividade com os poços produtores P-1 e P-3, mas não com os produtores do lado oposto da falha (P-2 e P-4). Por outro lado, o injetor I-3 não tem conectividade com os produtores do outro lado da falha.

Figura 5 – Campo de permeabilidade (I) e distribuição de poços



Fonte: Autor (2019)

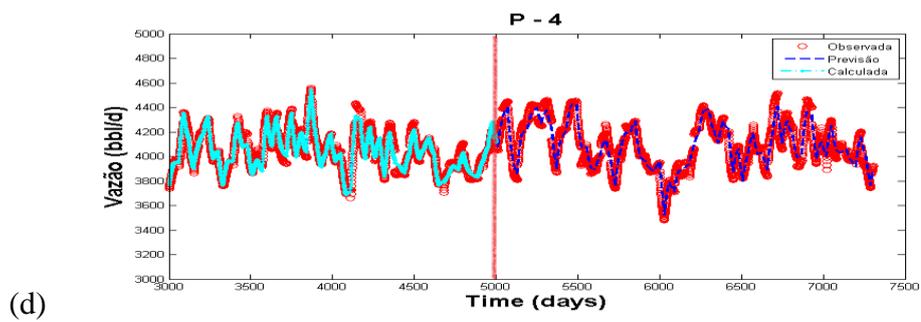
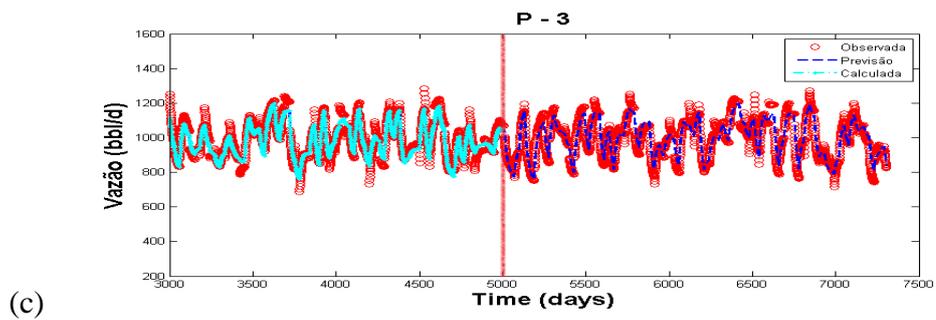
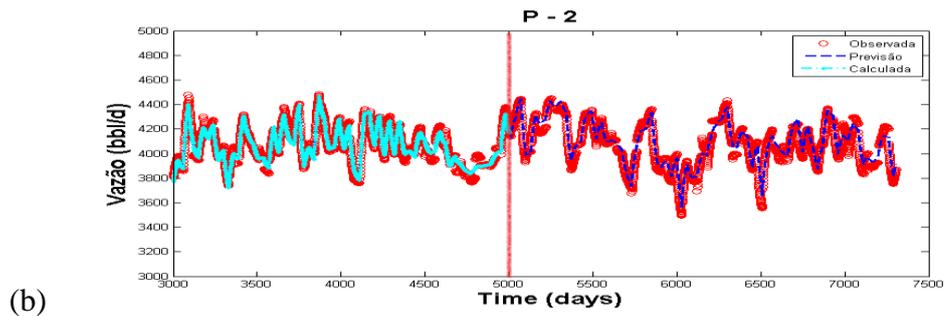
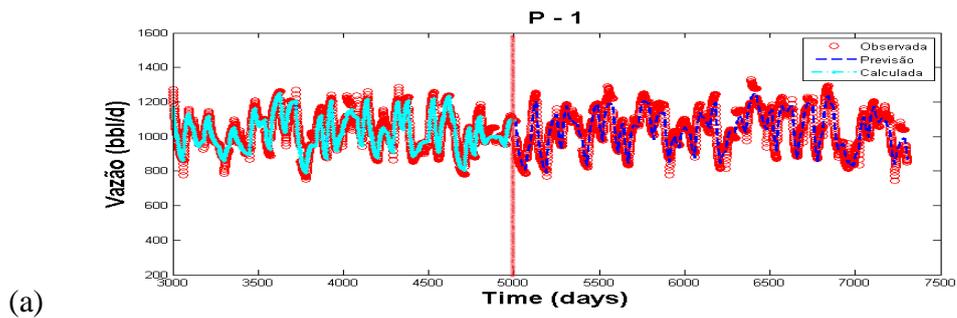
Neste trabalho validamos as conectividades obtidas usando a sobreposição de curvas e são mostradas na Figura 6. As bolas vermelhas representam a vazão observada ou obtida pelo simulador previamente, a linha azul claro representada à vazão calculada pela estratégia CRMP e a linha azul descontínua mostra a previsão da vazão líquida. Para todos os poços apresentados na figura o cálculo das conectividades mostra uma boa aproximação. Por outro lado, com os valores conhecidos das conectividades e as vazões de injeção pode-se prever a vazão líquida como é mostrado na Figura 6. Uma outra alternativa para o cálculo das conectividades é usar a estratégia CRMPI, porém o número de variáveis a serem resolvidas é maior que na estratégia CRMP (HOLANDA et al. 2015).

Tabela 4 – Cálculo das conectividades do modelo bifásico

Poços	P-1	P-2	P-3	P-4
I-1	0.0	0.6265	0.0	0.3735
I-2	0.5062	0.0	0.4861	0.0
I-3	0.0	0.5029	0.0	0.4971
I-4	0.0	0.51	0.0	0.49
I-5	0.0	0.3677	0.0	0.6323

Fonte: Autor (2019)

Figura 6 – Cálculo das conectividades e previsão das vazões líquidas para todos os poços produtores do modelo sintético (Fig. 5).



Fonte: Autor (2019)

3 REFINAMENTO DO MÉTODO BASEADO EM ENSEMBLES

No processo da otimização da produção de um campo é necessário determinar muitas variáveis de controle, entretanto a sensibilidade do VPL de um dado poço com as variáveis de controle do mesmo poço é muito mais forte que a sensibilidade do VPL do campo com as demais variáveis de controle.

No cálculo da matriz de sensibilidade com ensembles de tamanho reduzido, a sensibilidade de um dado poço com os controles de poços distantes é pequena, isto torna seu cálculo menos preciso e possivelmente sujeito a valores espúrios. Portanto, o vetor gradiente também apresenta valores espúrios. Manter estes valores dificulta a acurácia no cálculo do vetor gradiente e prejudica o processo de otimização.

Por outro lado, não é conveniente aplicar estratégias de refinamento diretamente sobre o vetor gradiente aproximado, mas, é possível aplicar refinamentos sobre a matriz de sensibilidade. Os refinamentos propostos estão baseados nas informações físicas do reservatório. Neste capítulo apresentaremos técnicas de refinamento para reduzir o efeito das correlações espúrias na matriz de sensibilidade e, portanto, melhorar a qualidade do vetor gradiente. A seguir veremos uma avaliação sobre a interação de poços no reservatório.

3.1 AVALIAÇÃO DA INTERAÇÃO DE POÇOS

A seguir usamos o modelo bifásico (Fig. 5) como exemplo ilustrativo para observar o comportamento da matriz de sensibilidade. Nesta análise usamos os seguintes dados de entrada: a vazão de produção tem restrição mínima e máxima de 500 e 1500 bbl/dia, respectivamente. O injetor I-2 tem uma vazão mínima de 1800 e máxima de 2750 bbl/dia. Os outros injetores podem operar entre 540 e 1100 bbl/dia. A restrição máxima do campo para a produção total é 5000 bbl/dia e 6000 bbl/dia para injeção total.

A seguir analisamos a influência entre poços, produtores e injetores, do modelo bifásico:

1. **Interação Produtor-Produtor:** o produtor P-1 compete pelo fluido com o produtor P-3, e vice-versa, mas não competem pelo fluido com os produtores P-4 e P-2, pois ambos do lado oposto da falha.

2. **Interação Produtor-Injetor:** qualquer mudança no controle do produtor P-1 não afeta a vazão de injeção no injetor I-1.
3. **Interação Injetor/Produtor:** Claramente podemos observar que o injetor I-2 influi na produção dos produtores P-1 e P-3, mas não influi na produção dos produtores P-2 e P-4, ambos do lado oposto da falha.
4. **Interação Injetor/Injetor:** qualquer mudança na vazão do injetor I-2 não afeta a vazão de injeção do injetor I-1 do lado oposto da falha e vice-versa.

Para melhorar o entendimento e acurácia da matriz de sensibilidade entre VPL dos poços e variáveis de controle comparamos aproximações obtidas por diferenças finitas e o método baseado em ensemble para o injetor I-3 e produtor P-1. O ensemble consiste de quatro realizações, a vida do reservatório é 32 anos com um único ciclo de controle e o número total de variáveis de controle são 9 (quatro produtores e cinco injetores). Os controles de vazão são normalizados usando a Eq. (2.5).

As Figuras 7(a) e 7(b) mostram o comportamento da sensibilidade do injetor I-3 com respeito aos controles, por diferenças finitas e pelo método baseado em ensemble, respectivamente. Daqui em diante a bolha de cor azul mostra sensibilidade positiva, e a de cor rosa representa a correlação negativa. O diâmetro das bolhas é diretamente proporcional ao valor da sensibilidade.

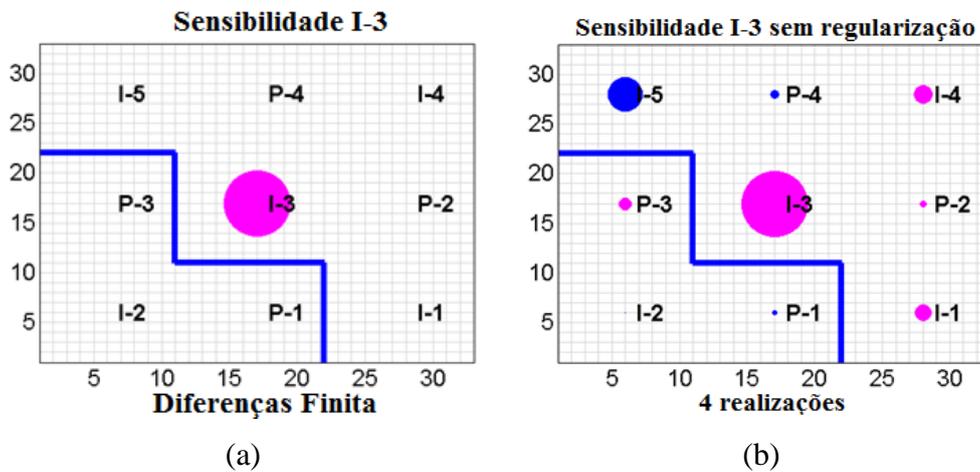
A Figura 7(a) mostra uma forte influência negativa da vazão de injeção de I-3 sobre seu próprio VPL, isto porque o VPL de qualquer injetor é sempre negativo. A sensibilidade com respeito a outros controles é nula. Isto significa que qualquer mudança nos controles de outros poços produtores e injetores não afeta o VPL do poço I-3. A Fig. 7(b) mostra uma forte sensibilidade negativa entre I-3 e seu próprio controle. Por outro lado, observamos valores espúrios de sensibilidade não nulos com respeito às outras variáveis de controle. Portanto, estes valores precisam ser reparados. Pode-se observar que o ângulo entre a sensibilidade por diferenças finitas e o método baseado em ensembles é 35° , isto devido aos valores espúrios na sensibilidade.

Na Figura. 8(a) mostra a sensibilidade do VPL do produtor P-1 calculada por diferenças finitas. O VPL do P-1 com sua própria variável tem correlação positiva. A correlação entre o VPL do P-1 e o controle do injetor I-2 é negativa. A correlação entre os produtores P-1 e P-3 é positiva. O produtor P-3 compete pelo fluido com o produtor P-1, causando perda de

pressão pela retirada do fluido do compartimento. Os controles dos poços do lado oposto da falha não apresentam nenhum tipo de correlação com o produtor P-1 nem P-3.

A Figura 8(b) mostra a sensibilidade baseada em ensemble do VPL do produtor P-1. Os valores da sensibilidade com respeito aos controles de P-3 e I-1 são próximas às obtidas por diferenças finitas. Por outro lado, a Figura 8(b) também mostra valores não nulos com respeito a controles de poços opostos pela falha, o que não tem sentido e por último o ângulo entre a sensibilidade por diferenças finitas e o método baseado em ensembles é 60.80° .

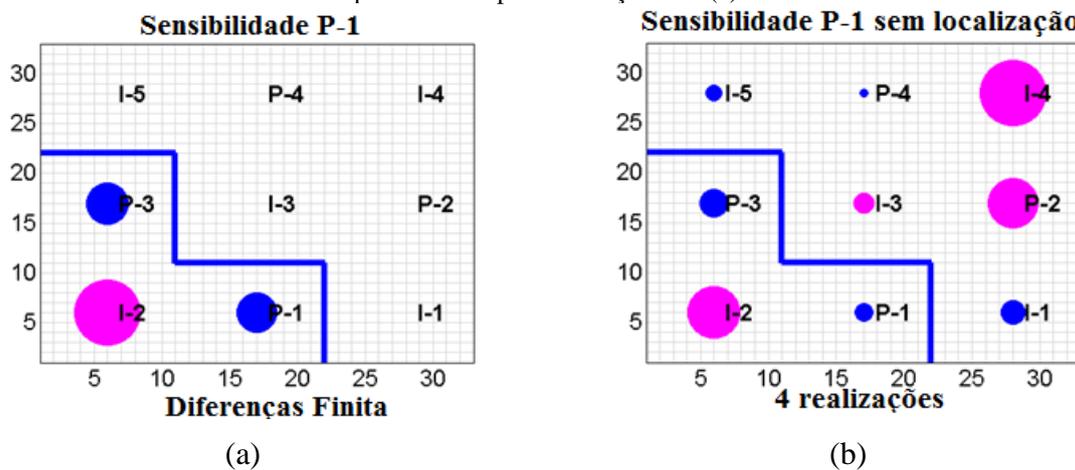
Figura 7 – Sensibilidade do VPL do poço I-3 com variáveis de controle por diferenças finitas (a) e método baseado em ensemble (b)



$$\theta = 35^\circ$$

Fonte: Autor (2019)

Figura 8 – Sensibilidade do VPL do produtor P-1 por diferença finita (a) e método baseado em ensemble (b).



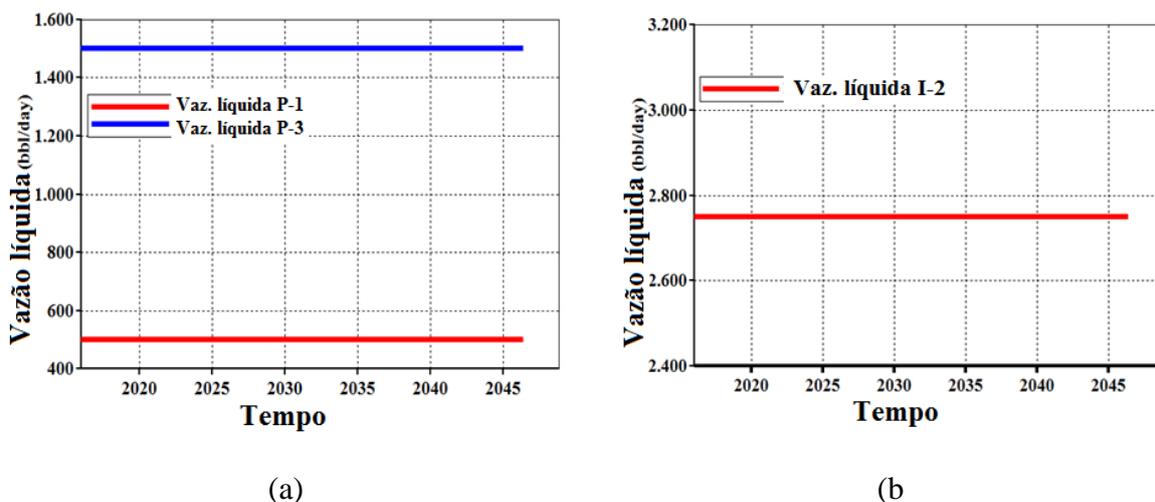
$$\theta = 60.80^\circ$$

Fonte: Autor (2019)

3.2 SENSIBILIDADE DO VPL DOS INJETORES COM RESPEITO AOS CONTROLES DOS PRODUTORES ($S_{x_{pf_I}}^{req}$)

A seguinte análise é realizada para verificar se existem problemas de injeção de vazão decorrentes das mudanças dos controles dos poços produtores. O primeiro estudo é mostrado na Figura 9 para os poços do lado esquerdo da falha. Os produtores P-1 e P-3 atuam na mínima e máxima vazão permitida (Figura. 9(a)), respectivamente, enquanto o injetor I-2 (Figura 9(b)) atua na máxima vazão, sem nenhum problema de injeção de vazão durante todo o tempo da simulação. O segundo estudo está baseado nos poços do lado oposto da falha (a direita da Figura 5) assim como mostrado na Figura 10. Os produtores P-2 e P-4 tem a mesma configuração que o primeiro estudo (Figura 10 (a)), a resposta pode ser observada na Figura 10(b), neste caso nenhuma das vazões dos injetores são afetadas pelos controles dos produtores. Desta análise podemos concluir que apesar de ter mudanças abruptas nos controles dos produtores não existe problema de injeção de vazão nos poços injetores.

Figura 9 – Mudança dos controles nos produtores com resposta no poço injetor



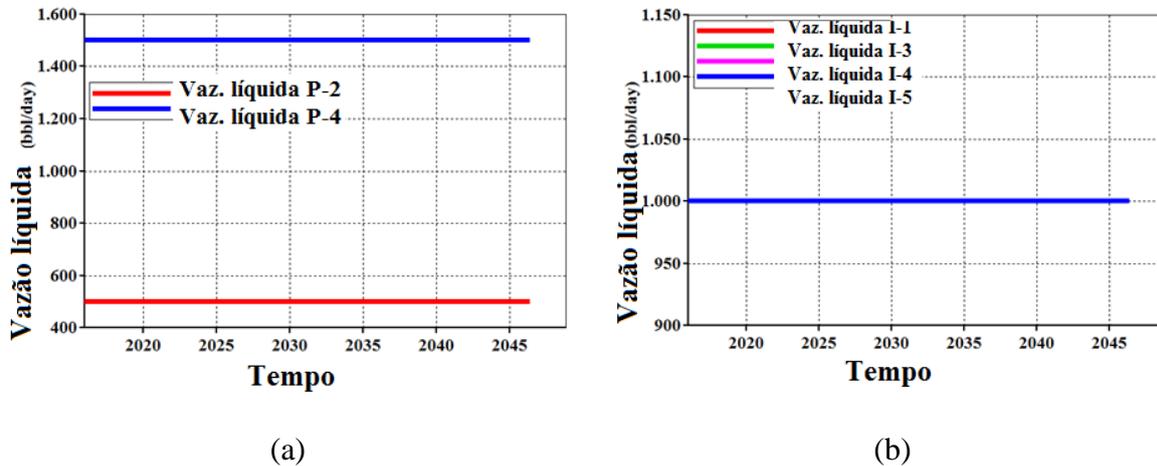
Fonte: Autor (2019)

Dos resultados apresentados nas Figuras 9 e 10 podemos concluir que a sensibilidade do VPL dos poços injetores não é afetada pelos controles dos produtores. Por esta razão, o procedimento de regularização elimina estes termos:

$$S_{x_{pf_I}}^{req} = 0, \quad (3.1)$$

onde $S_{x_{p,f_i}}^{req}$ = sensibilidade do VPL de poços injetores com respeito aos controles dos produtores após a técnica de regularização.

Figura 10 – Mudança em um poço produtor do lado direito da falha com resposta nos injetores

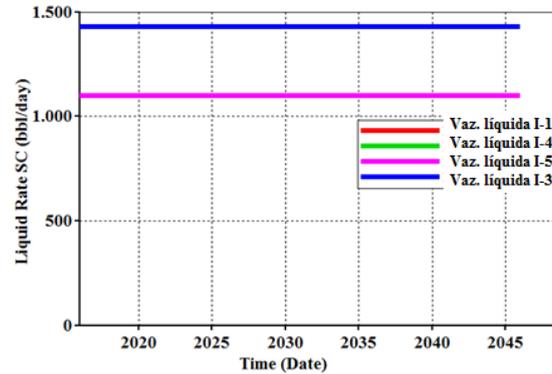


Fonte: Autor (2019)

3.3 SENSIBILIDADE DO VPL DOS INJETORES COM RESPEITO AOS CONTROLES DOS OUTROS INJETORES ($S_{x_{r,f_i}}$)

O objetivo principal dos poços injetores é manter a pressão do reservatório, os quais são locados em todo o campo. Porém, poços injetores vizinhos, ou locados em canais de alta permeabilidade podem influenciar adversamente o rendimento deles, originando problema de injeção de vazão. A seguinte análise será apresentada para verificar se existem problemas de injeção de vazão entre os poços injetores. Baseado nas restrições do problema, a vazão de injeção do poço injetor I-3 será aumentada em 30% da vazão permitida, enquanto os outros injetores atuarão na máxima vazão, o incremento de vazão permitirá saber a priori se a vazão dos outros poços injetores é afetada ou não. A Figura 11, mostra claramente que após o incremento de vazão do injetor I-3, os outros injetores continuam respeitando a vazão máxima.

Figura 11 – Mudança na vazão do injetor I-3 com resposta nos outros injetores



Fonte: Autor (2019)

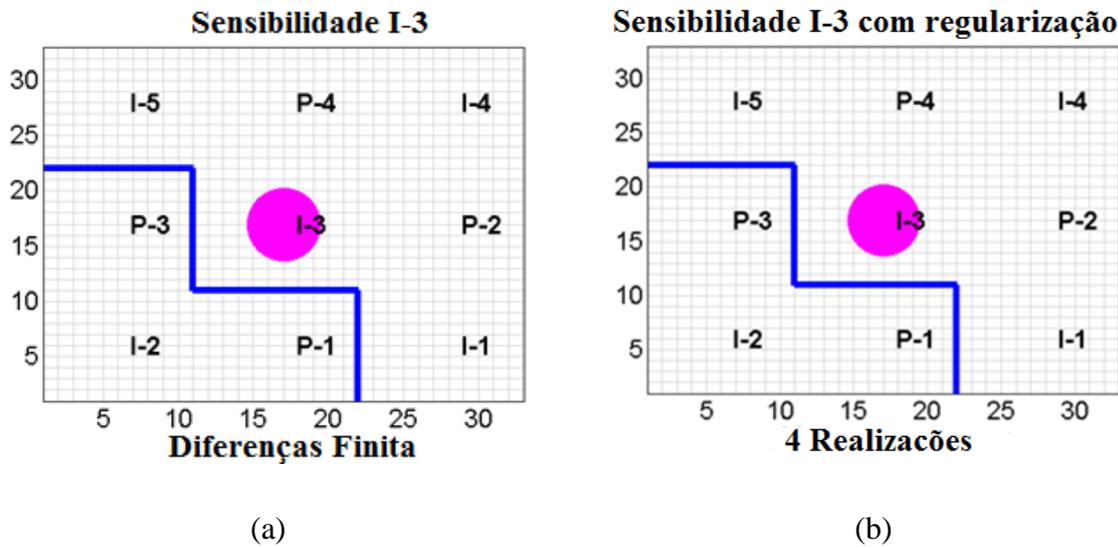
Do exposto na Figura 11, podemos assumir que nos exemplos apresentados não existem problemas de injeção de vazão, portanto, o VPL de poços injetores é unicamente afetado por sua própria variável de controle. Neste caso, a sub-matriz de sensibilidade é diagonal:

$$\overline{S}_{x_i f_i}^{reg} = \begin{bmatrix} S_{x_1 f_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & S_{x_2 f_2} & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & S_{x_{N_I} f_{N_I}} \end{bmatrix}, \quad (3.2)$$

onde $S_{x_i f_i}$ = sensibilidade do VPL do i -ésimo poço injetor com respeito a i -ésima variável de controle do poço injetor. $\overline{S}_{x_i f_i}^{reg}$ = sensibilidade do VPL de poços injetores com respeito aos controles dos poços injetores após a técnica de regularização.

Para o caso em que as variáveis de controle são BHP, esta afirmação nem sempre é válida e devem ser necessárias novas propostas de regularização, por exemplo, uma análise de teste de interferência entre produtores e injetores. Neste trabalho, os modelos utilizados não apresentam problemas de injeção de vazão. Esta estratégia de regularização proposta acima reduz as correlações espúrias na matriz de sensibilidade. A Figura 12(b) é virtualmente idêntica à Figura 12(a) (mostrado na Figura 7(a)). O ângulo obtido entre ambas sensibilidades é zero.

Figura 12 – Comparação da Sensibilidade VPL do poço I-3 em relação com todas as variáveis de controle pelo método baseado com ensembles com regularização (b) e diferenças finitas (Fig. 7(a)) (a)



$$\theta = 0^{\circ}$$

Fonte: Autor (2019)

Na seção a seguir apresentaremos e discutiremos a técnica de localização proposta para reduzir os efeitos de correlações espúrias usando o cálculo das conectividades entre produtores e injetores e também fatores de competitividade entre produtores.

3.4 SENSIBILIDADE DO VPL DE PRODUTORES COM RESPEITO AOS CONTROLES DOS OUTROS PRODUTORES ($S_{x_p f_p}$)

CHEN e OLIVER (2012) propõem a técnica de localização, local-extrema e também baseada na distância. Eles recomendam manter a sensibilidade do VPL de um dado produtor j com respeito a seus próprios controles e afirmam que se o reservatório é bem conectado, então a principal influência na produção de poços distantes sobre o reservatório é a redução de pressão devido à retirada do fluido. Por estas razões, eles adotam os efeitos médios para a sensibilidade do VPL de um produtor j devido aos controles de outros produtores. Por outro lado, no caso da existência de uma falha selante que divida o reservatório em vários compartimentos ou regiões de permeabilidade muito baixa entre produtores, a correlação da produção de um poço está em função da conectividade e não simplesmente na distância entre poços, já que não existe a competição pelo fluido. Portanto, não é necessário incluir a

sensibilidade do VPL de um dado poço com respeito aos controles de produtores do lado oposto da falha.

Neste trabalho, propomos uma média ponderada pelos denominados coeficientes de competitividade, que medem o grau de competitividade pelo fluido entre poços produtores através da técnica de teste de interferência, usando a mudança de pressão entre produtores.

Teste de interferência é uma forma efetiva de avaliar o grau de comunicação entre os poços (MAIZERET, 2013). O típico teste é aplicar uma perturbação em um poço produtor e medir as respostas de pressão em um ou mais poços. A mudança de pressão a certa distância de um produtor é menor do que no próprio poço. Isso significa que a sensibilidade do VPL de um dado produtor devido aos controles de poço distante deve ser pequena e, na presença de uma falha selante entre produtores, a sensibilidade deve ser desconsiderada porque não há concorrência pelos fluidos.

Definimos os coeficientes de competitividade com base na mudança de pressão entre produtores. Para o cálculo destes coeficientes uma única simulação do reservatório é requerida, onde todos os produtores são controlados por vazão, seguindo os passos abaixo:

- 1 – O reservatório deve ser mantido em equilíbrio, (vazões de produção e injeção sem picos).
- 2 – Fechar poços produtores individualmente, um a um, com um suficiente intervalo de tempo entre as operações de fechamento para que reservatório se torne estável. Recuperando as mudanças de BHP em poços produtores em cada operação de fechamento.
- 3 – Da resposta recuperada de BHP para o produtor $j = 1 \dots N_p$.

3.1 – Determine ΔP_j^{\max} , a máxima variação de BHP no produtor j devido ao fechamento de outros produtores.

3.2 – Determine ΔP_j^r para a mudança do BHP no produtor j devido ao fechamento do produtor r , $r = 1 \dots N_p, r \neq j$.

3.3. – Calcule os coeficientes de competitividade $w_r^j = \frac{|\Delta P_j^r|}{|\Delta P_j^{\max}|}$.

A sub-matriz final de sensibilidade do VPL dos produtores com respeito aos outros produtores incorpora localização e coeficientes de competitividade e é expressa como:

$$\overline{S_{x_p f_p}^{coef}} = \begin{bmatrix} S_{x_{P_1} f_{P_1}} & \varphi_2 & \cdots & \varphi_n \\ \varphi_1 & S_{x_{P_2} f_{P_2}} & \cdots & \varphi_n \\ \varphi_1 & \varphi_2 & \cdots & \varphi_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_1 & \varphi_2 & \cdots & S_{x_{P_{N_P}} f_{P_{N_P}}} \end{bmatrix}, \quad (3.3)$$

onde

$$\varphi_j = \frac{\sum_{r \neq j} w_r^j S_{x_r f_{P_j}}}{\sum_{r \neq j} w_r^j}, \quad (3.4)$$

$\overline{S_{x_p f_p}^{coef}}$ = sensibilidade do VPL de poços produtores com respeito aos controles dos produtores incluindo os coeficientes de competitividade.

Na Tabela 5 mostramos o cálculo dos coeficientes de competitividade entre produtores para o modelo da Figura 5, obtido pelo procedimento proposto acima. A competitividade de produtores com seus próprios controles tem coeficientes de competitividade um. O produtor P-3 tem um coeficiente de competitividade igual a 1 porque compete diretamente pelo fluido com o produtor P-1. Por outro lado, os produtores P-2 e P-4 tem competitividade zero com o produtor P-1 estando do lado oposta da falha.

Tabela 5 – Coeficientes de competitividade w_r^j do modelo sintético (Fig. 5),

	P-1	P-2	P-3	P-4
P-1	1.0	0.0	1.0	0.0
P-2	0.0	1.0	0.0	1.0
P-3	1.0	0.0	1.0	0.0
P-4	0.0	1.0	0.0	1.0

Fonte: Autor (2019)

3.5 SENSIBILIDADE DO VPL DE PRODUTORES COM RESPEITO AOS CONTROLES DOS INJETORES ($S_{x_I P}$)

CHEN e OLIVER (2012) propuseram a técnica de localização para melhorar a sensibilidade do VPL de poços produtores com respeito ao controle dos injetores, afirmando que a localização-extrema não poderia ser realizada nos termos correspondentes aos controles dos injetores, porque a influência da injeção nos produtores tem efeitos globais. Esta afirmação não pode ser aplicada quando o reservatório apresenta falhas selantes ou canais de muito baixa permeabilidade entre poços produtores e injetores. Propomos aplicar o modelo de capacitância e resistência baseado nos produtores (CRMP) para avaliar a conectividade entre pares de poços, produtores e injetores. Neste trabalho, o cálculo das conectividades entre poços será obtido pela estratégia apresentada na seção 2.5, especificamente pela Eq. 2.36.

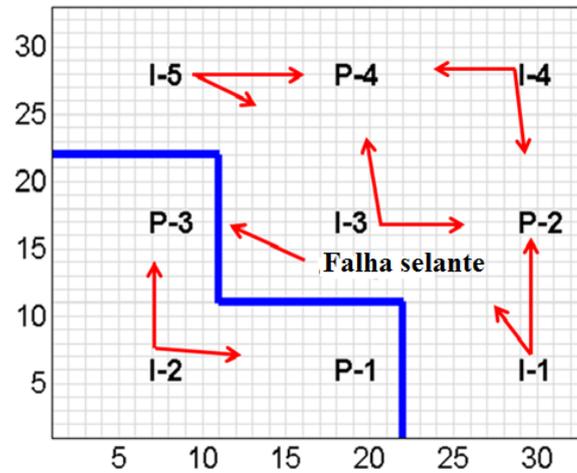
O cálculo das conectividades para o modelo da Figura 5 é apresentado na Tabela 6 e graficamente podem ser observadas na Figura 13 onde o comprimento das setas é diretamente proporcional a sua conectividade. Claramente podemos observar que o produtor P-3 tem forte conectividade com o injetor I-2 e não apresenta conectividade com os injetores do outro lado da falha. Isto significa que a sensibilidade do VPL do poço produtor P-3 com respeito ao controle do injetor I-2 deve ser mantida inalterada enquanto a localização deve eliminar a sensibilidade do produtor P-3 com respeito às variáveis de controles dos outros injetores. Os poços I-3 e P-1 estão separados pela falha. O cálculo da conectividade entre eles é pequeno, mas não zero como pode ser observado na Tabela 6. Portanto, a técnica de localização deve considerar um valor limite abaixo do qual os poços devem ser considerados desconectados.

Tabela 6 – Conectividade do modelo sintético

	P-1	P-2	P-3	P-4
I-1	0.0	0.6565	0.0	0.3735
I-2	0.5062	0.0	0.4861	0.0
I-3	0.0	0.5029	0.0	0.4971
I-4	0.0	0.51	0.0	0.49
I-5	0.0	0.3677	0.0	0.6323

Fonte: Autor (2019)

Figura 13 – Representação das conectividades com CRMP



Fonte: Autor (2019)

Uma forma coerente de incorporar a conectividade entre produtores e injetores é adotar uma matriz de localização, baseado na medida de “distância”, r . Propomos basear esta medida no inverso da conectividade entre o par de poços. Para o cálculo dos termos da matriz de localização usaremos a função Quartic (BINIAZ *et al.* 2014).

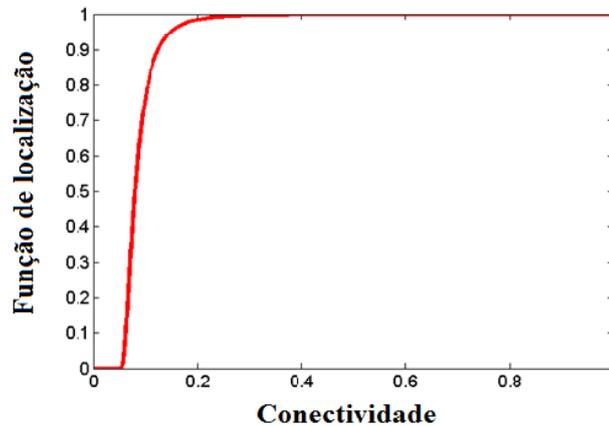
$$\rho_{ij} = \begin{cases} \left(1 - r(ij)\right)^4, & r(ij) \leq 1 \\ 0, & r(ij) > 1 \end{cases} \quad (3.5)$$

Na Eq. (3.5) a medida de distância proposta é dada por:

$$r(ij) = \frac{\alpha}{100\lambda_{ij}} \quad (3.6)$$

Recomendamos usar um parâmetro de localização $\alpha = 3$. Isto faz que a função de localização mude rapidamente de um para zero quando o valor da conectividade cai abaixo do valor limite de 3%, como podemos observar na Figura 14, em concordância com as recomendações de WEBER (2009).

Figura 14 – Comportamento da função de localização Quartic.



Fonte: Autor (2019)

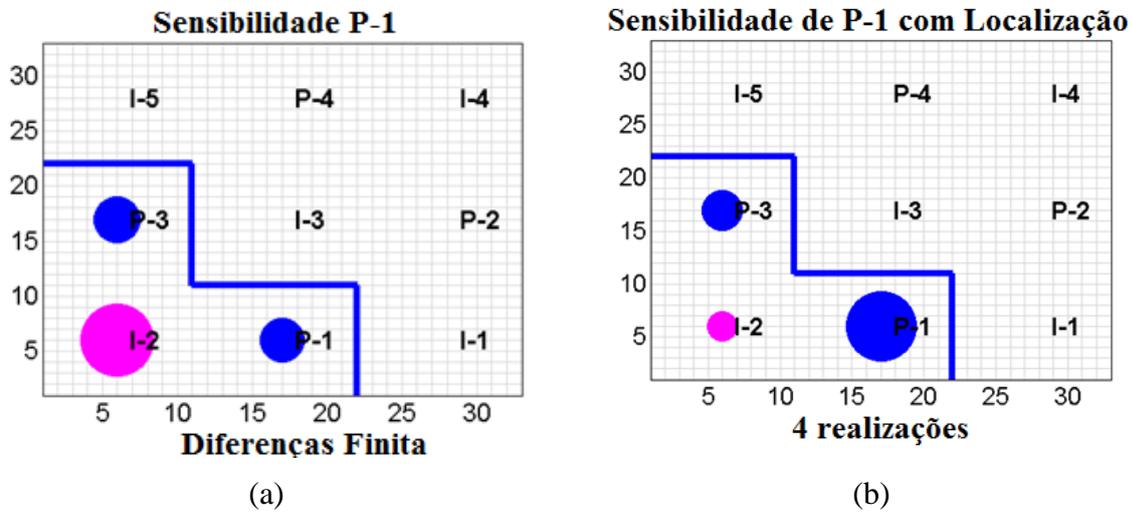
A matriz de localização $\rho \in R^{N_I \times N_P}$ contém os valores da função de localização correspondentes aos pares entre injetores/produtores. Aplicando o produto Schur representado por, \circ , às partições da matriz de sensibilidade correspondente ao VPL dos produtores em relação aos injetores e a matriz de localização obtemos a sensibilidade com localização:

$$S_{x_I f_P}^{loc} = S_{x_I f_P} \circ \rho, \quad (3.7)$$

onde $S_{x_P f_P}^{loc}$ = sensibilidade do VPL de poços produtores com respeito aos controles dos injetores incluindo a técnica de localização.

A Figura 15 mostra a sensibilidade do VPL do produtor P-1 com respeito aos controles dos outros poços usando a técnica de localização e coeficientes de competitividade propostos. Podemos observar em comparação com a Figura 8(a) que o efeito das correlações espúrias é significativamente reduzido. Após a imposição de coeficientes de competitividade e a técnica de localização entre par de poços. Pode-se observar que o ângulo entre as sensibilidades por diferenças finitas e o método baseado em ensemble foi reduzido para 30.40°.

Figura 15 – Comparação da sensibilidade do VPL do produtor P-1 com respeito aos outros controles usando técnica de localização e coeficientes de competitividade (b) e diferenças finitas (a) (Fig. 8(a))



$$\theta = 30.40^\circ$$

Fonte: Autor (2019)

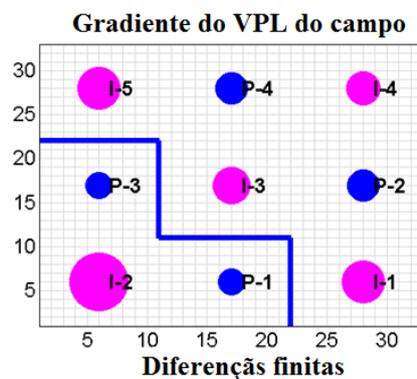
3.6 REFINAMENTO DO VETOR GRADIENTE

Assim, após as considerações de regularização e localização a matriz de sensibilidade refinada é dada por:

$$S_{x_{fw}}^{ref} = \begin{bmatrix} \overset{coef}{S}_{x_{pf_p}} & 0 \\ \overset{loc}{S}_{x_{if_p}} & \overset{req}{S}_{x_{if_i}} \end{bmatrix}, \quad (3,8)$$

onde $\overset{coef}{S}_{x_{pf_p}}$ = sensibilidade do VPL dos poços produtores com respeito aos controles dos produtores incluindo coeficientes de competitividade; $\overset{loc}{S}_{x_{if_p}}$ = sensibilidade do VPL dos poços produtores com respeito aos controles dos injetores incluindo a técnica de localização; $\overset{req}{S}_{x_{if_i}}$ = sensibilidade do VPL dos poços injetores com respeito aos controles dos injetores sem problemas de vazão de injeção. O gradiente aproximado da função objetivo é a soma das colunas da matriz de sensibilidade com refinamento (Eq. 3.8). Na Figura 16 mostramos o gradiente do VPL do campo todo, calculado por diferenças finitas e sua representação em gráfico de bolhas.

Figura 16 – Bolhas do cálculo do gradiente por diferenças finitas para uma realização



Fonte: Autor (2019)

As Figura 17(a), (b) e (c) mostra o gradiente baseado em ensemble para diferentes ensembles de realizações dos controles sem nenhum refinamento. As Figuras 17(d), (e) e (f) mostra a o vetor gradiente refinado. Apesar dos valores da sensibilidade refinado não serem perfeitos seus sinais (cor das bolhas) são mais consistentes com Figuras 16.

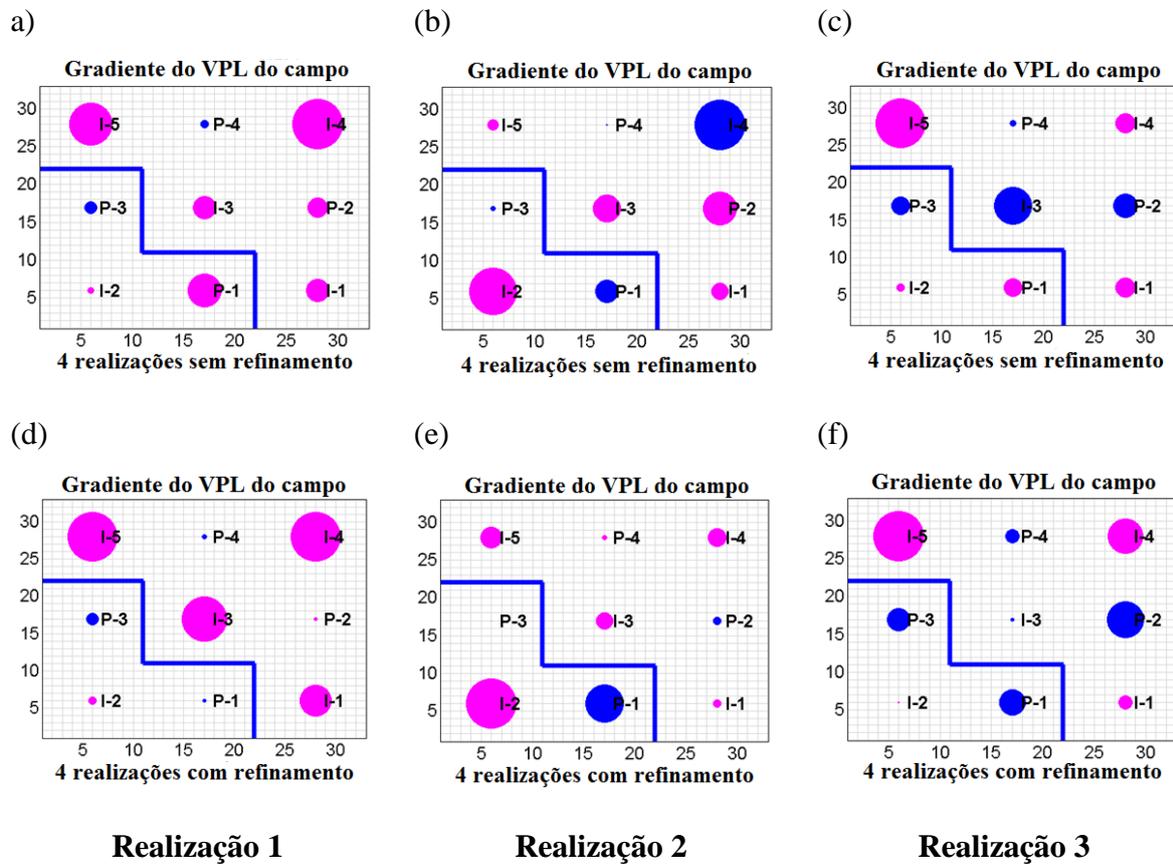
Na tabela 7 comparamos o método de diferenças finitas com o método baseado em ensembles com e sem refinamento para o cálculo do vetor gradiente do campo todo das 3 realizações da Figura 17. Pode-se observar que após refinamentos reduzimos os valores espúrios na matriz de sensibilidade.

Tabela 7 – Ângulo entre diferenças finitas e o método baseado em ensemble com e sem refinamento para o vetor gradiente do campo

	Realização 1		Realização 2		Realização 3	
	Sem-refinamento	Com-refinamento	Sem-refinamento	Com-refinamento	Sem-refinamento	Com-refinamento
Diferenças finitas	63.1086°	48.7821°	76.0413°	62.6487°	65.7959°	41.1356°

Fonte: Autor (2019)

Figura 17 – Bolhas do cálculo do gradiente sem refinamentos (a), (b) e (c) e com refinamento (d), (e) e (f) para diferentes realizações dos controles



Fonte: Autor (2019)

3.7 ESTRATÉGIA DE SUAVIZAÇÃO DOS CONTROLES

Muitas das soluções obtidas pelo método baseado em ensembles apresentam mudanças abruptas nos controles das vazões dos poços e não são aceitas pelos engenheiros a nível de campo, porque são difíceis de entender e pôr em prática. Uma alternativa, para tratar as mudanças abruptas sobre os controles é utilizar uma estratégia de suavização.

Técnicas de suavização foram implementadas para o método baseado em ensemble por CHEN e OLIVER (2012) e ALIM (2013). Eles suavizam a direção de busca e o vetor gradiente multiplicando sucessivas pela matriz de covariância a priori, evitando mudanças abruptas na trajetória dos controles.

Neste trabalho, propomos uma nova estratégia de suavização para estabilizar a trajetória brusca dos controles evitando excessivas mudanças no controle dos poços. A técnica está baseada em adicionar um novo termo para a função objetivo penalizando as mudanças bruscas (Eq. 2.3). A formulação do problema de otimização com o termo de suavização sobre as trajetórias dos controles pode ser expressa como segue (BIEGLER, 2005):

$$\text{Maximize } f(x) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_x} \sum_{j=1}^{N_c} s_i (x_{i+1}^j - x_i^j)^2 \quad \text{com } s_i = \beta / ((N_c - 1)N_v), \quad (3.9)$$

onde N_v = número total de válvulas, β = fator de suavização sobre os controles. Se $\beta = 0$, obtemos o problema de otimização original normalizado (Eq. 2.6). Baseado em nossas experiências numéricas podemos recomendar $\beta = 10^{-3}$. Neste novo problema, o cálculo do vetor gradiente do VPL será obtido usando o método baseado em ensemble com refinamento, enquanto que o gradiente do termo de suavização é obtido de maneira exata.

3.8 ESTRATÉGIA DE CORTE DE ÁGUA

Diferentes estudos foram realizados sobre o corte de água. Por exemplo, ASADOLLAHI *et al.* (2014); BARRETO *et al.* (2012), VALESTRAND *et al.* (2014) utilizam o corte de água como variável de controle durante o processo de otimização. Quando as variáveis de controle são as vazões e/ou BHP dos poços a otimizar. O corte de água pode ser tratado diretamente no simulador de reservatório como uma restrição de monitoramento, porém

quando um dado produtor atinge o limite máximo, então, o produtor é automaticamente fechado naquele instante de tempo. Esta ação permite decrescer a produção de água, reduzindo o custo de tratamento e conseqüentemente incrementando o VPL do campo, porém, causa descontinuidade na trajetória das vazões.

DEHDARI e OLIVER (2012) impõem o corte de água máximo sobre cada válvula durante o processo de otimização, resultando no fechamento de válvulas que excedem o limite de corte de água em cada iteração. Neste trabalho são discutidas três estratégias: monitoramento pelo simulador, o fechamento de válvulas sugerido por DEHDARI e OLIVER (2012) e uma nova estratégia baseada nos seguintes passos:

1. Executar o simulador para calcular o corte de água, doravante denotado por, $Wcut$, de cada válvula.
2. Calcular a relação entre o corte de água máximo permitido e da i -ésima válvula de cada poço j para cada ciclo de controle t :

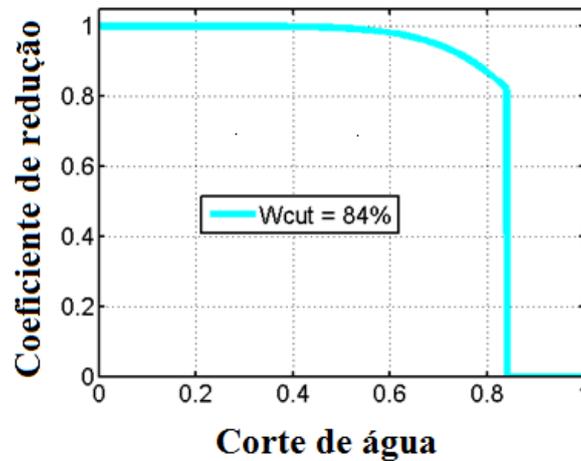
$$w_{tj}^i = \frac{Wcut_{tj}^i}{Wcut_{máx}}, \quad (3.10)$$

onde $Wcut_{máx}$ = máximo corte de água definido pelo usuário e baseado nos custos operacionais de produção.

3. A fim de acelerar a redução das vazões das válvulas quando eles atingem o corte de água máximo, definimos um coeficiente de redução de vazão, ψ_{wc} , que decresce de um para zero como w_{tj}^i varia de 0.6 para 1, como definiremos a seguir e seu comportamento pode ser visto na Fig. 18.

$$\psi_{wc}^i(tj) = \begin{cases} \left(1 - (0.6w_{tj}^i)^7\right)^7 & ; \text{ se } w_{tj}^i \leq 1 \\ 0 & ; \text{ se } w_{tj}^i > 1 \end{cases}. \quad (3.11)$$

Figura 18 – Coeficientes de redução de vazão baseado no corte de água.



Fonte: Autor (2019)

- Multiplicar a vazão de controle normalizada pelo seu respectivo coeficiente de redução em cada iteração no determinado ciclo de controle.

$$x_{w,t}^i = x_{w,t}^i \cdot \mathcal{N}_{wc}^i, \quad (3.12)$$

onde $x_{w,t}^i$ = vazão líquida do i-ésima válvula de controle do poço produtor no ciclo de controle t. Se o resultado é zero, fechamos a válvula para o que resta do processo de otimização.

- Executar o simulador, para calcular o VPL do campo e seu gradiente. Para todos os membros do ensemble a válvula continua fechada para todo os ciclos de controle restantes.
- Para forçar que os controles continuem fechados durante as seguintes iterações, substituímos a sensibilidade do VPL por um valor negativo tal como: $-\Delta\tau_{c_{wi}}$ (ver Eq. 2.4).

4 APLICAÇÕES, RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo, apresentaremos aplicações das técnicas propostas. Em primeiro lugar, poderemos ver resultados e discussões do cálculo do VPL em reservatórios de média escala, o número de variáveis é menor ou igual a 1000.

Em segundo lugar, mostraremos estudos para o cálculo do VPL em reservatórios de grande escala, número de variáveis acima de 1000.

A técnica de otimização usada para maximizar o VPL dos reservatórios de média escala é a programação quadrática sucessiva (SQP) do *matlab* (MATLAB, 2014) e para os problemas de grande escala usamos o SQP implementado no *solver* SNOPT (GILL *et al.* 2005) e, pontos interiores, IPOPT (Biegler, 2010). As simulações ao longo do trabalho foram executadas usando o simulador de reservatórios IMEX da *Computer Modelling Group* (CMG, 2016).

O método baseado em ensembles é de natureza estocástica, assim, para ter comparações eficientes, em todos os resultados foram necessárias 20 execuções do processo de otimização e estes resultados são exibidos em diagrama de caixas (*box-plot*). Os limites nos diagramas são 25% e 75% quartil, a linha central do gráfico representa a mediana, as linhas extremas são os valores máximos e mínimos e as cruces representam os *outliers*.

4.1 RESERVATÓRIOS DE MEDIA ESCALA (SQP-MATLAB)

Nesta seção, apresentaremos e discutiremos os resultados de otimização baseado no cálculo do VPL para reservatórios de média escala. O modelo de reservatório sintético usado é o Brush Canyon Outcrop, BCO, apresentado inicialmente por Oliveira (2006), para quatro casos (Tabela 8). O primeiro é baseado no modelo original (BCO-Original), o segundo caso, uma modificação do modelo original incluindo uma falha selante (BCO-Falha), o terceiro, é uma modificação do modelo original com a inclusão de múltiplas válvulas de controle nos poços produtores e injetores (BCO-Mwells) e finalmente a incorporação de válvulas nos poços do modelo BCO-Falha gerando o modelo BCO-Mwells-Falha.

Tabela 8 – Casos estudados.

BCO-Original	Modelo original
BCO-Falha	Modelo Original com falha selante
BCO-Mwells	Incorporando múltiplas válvulas por poços
BCO-Mwells-Falha	Incorporando válvulas no modelo BCO-Falha

Fonte: Autor (2019)

O modelo original apresenta 12 poços, sete produtores e cinco injetores, seis camadas com 55x53 células, cada poço é monitorado por uma única válvula.

A permeabilidade horizontal varia de 157 a 2592 mD, enquanto que a permeabilidade vertical é 30% da permeabilidade horizontal, a porosidade varia entre 16 e 28% e a viscosidade é de 0.11 centipoise, durante o processo de otimização as propriedades geológicas são mantidas constantes.

O problema de injeção de água consiste em maximizar o VPL do campo. Os quatro casos têm um período do tempo de concessão de 24 anos, dividido em seis ciclos de controle (mudanças a cada quatro anos). Os parâmetros usados para calcular o VPL dos modelos propostos (quatro casos) são os seguintes: o preço de óleo de 25 \$/m³, custo da água injetada 2 \$/m³ e água produzida 5 \$/m³, respectivamente e uma taxa de desconto anual de 9.3%.

4.1.1 BCO-Original com 72 variáveis

Nesta subseção apresentamos os primeiros resultados para a otimização de produção utilizando o modelo BCO-Original (Figura 19).

O modelo apresenta restrições sobre a produção e injeção, a máxima vazão para cada produtor é 900 m³/dia e 1500 m³/dia para cada poço injetor. A máxima produção total do campo é 5000 m³/dia e uma máxima injeção de 5750 m³/dia.

O ponto inicial para o processo de otimização tem a seguinte configuração: os controles para cada produtor é 14% da máxima vazão de produção do campo e 20% da máxima injeção do campo para cada injetor, obtendo um VPL base de \$ 2,5652x10⁸.

O número total de variáveis de controle é dado por:

$$N_x = \left(\sum_{p=1}^{N_p} N_{v,p} + \sum_{i=1}^{N_I} N_{v,i} \right) N_t, \quad (4.1)$$

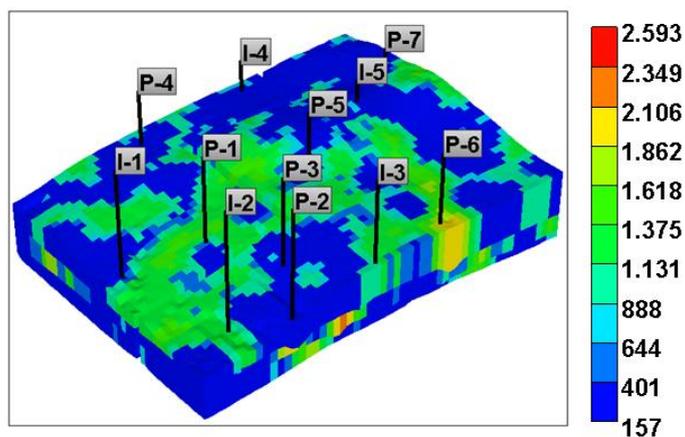
onde, N_v = número de válvulas, N_p = número de produtores, N_I = número de injetores e N_t = número de ciclos de controle. O problema BCO-Original apresenta 72 variáveis de controle.

Uma boa aproximação do vetor gradiente depende fortemente do tamanho do ensemble, porém, usando ensembles com poucas realizações aumentamos a rapidez do cálculo do vetor gradiente, e o vetor gradiente é menos refinado. Para melhorar o entendimento da sensibilidade entre o VPL do poço e as variáveis de controle do modelo BCO-Original, apresentamos um caso particular onde comparamos a sensibilidade por diferenças finitas e o método baseado em ensembles para o produtor P-1, injetor I-1 e do campo todo.

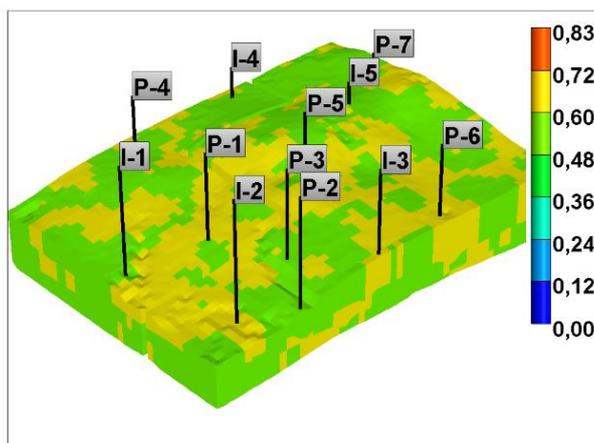
Os membros do ensemble foram quatro realizações das variáveis de controle e o número total de variáveis é 12 ($N_I=5$ e $N_P=7$) com tempo de concessão de 24 anos para apenas um único ciclo de controle (usando os controles do ponto inicial). O desvio padrão ou tamanho da perturbação usado para ajustar as perturbações dos controles é $\delta = 10\%$ da diferença entre o limite superior e inferior dos controles das vazões normalizadas.

Figura 19 – Modelo BCO-Original, distribuição de permeabilidade no campo (a) e Saturação de óleo inicial (b).

(a)



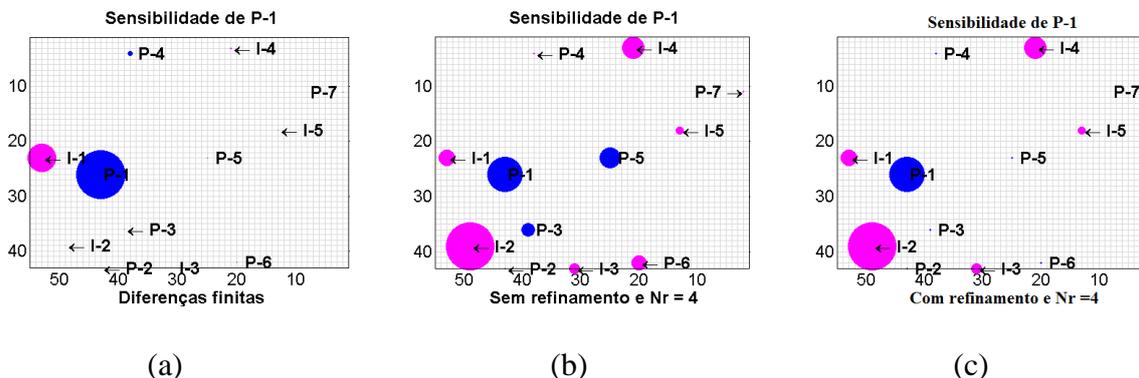
(b)



Fonte: Autor (2019)

As Figuras 20(a), (b) e (c) mostram o comportamento da sensibilidade do VPL do produtor P-1, ou simplesmente sensibilidade de P-1, com respeito aos controles, por diferenças finitas e pelo método baseado em ensembles sem e com refinamento, respectivamente. Por outro lado, o ângulo entre ambos vetores sem refinamento é 56.28° e após a estratégia do refinamento tem um ângulo de 52.36° .

Figura 20 – Sensibilidade do VPL do produtor P-1 com respeito às variáveis de controle, por diferenças finitas (a), sem refinamento (b) e, com refinamento (c).

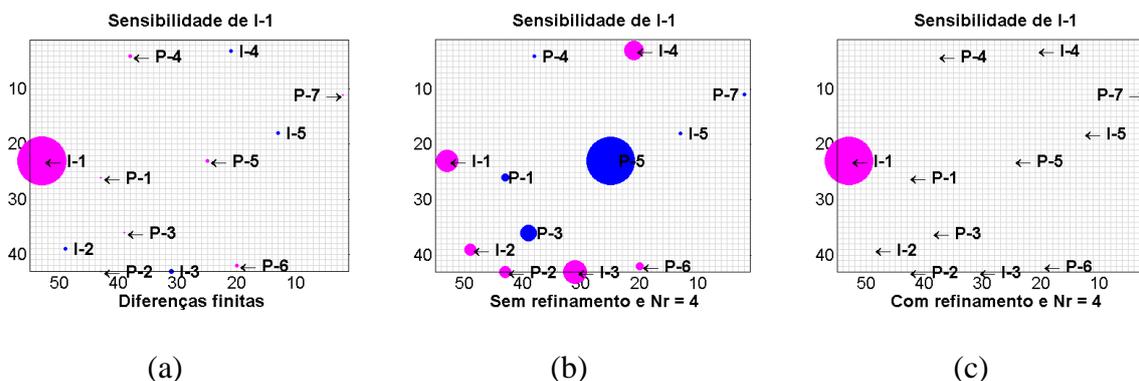


Fonte: Autor (2019)

Na Figura 20(c) podemos observar que o refinamento sobre o produtor P-1, reduz das correlações espúrias. Apesar de ter reduzido os valores espúrios não foi possível reduzir a sensibilidade do VPL do produtor P-1 com respeito ao controle do injetor I-2.

As Figuras 21(a), (b) e (c) mostram o comportamento da sensibilidade do VPL do injetor I-1, com respeito aos controles, por diferenças finitas e pelo método baseado em ensembles sem e com refinamento, respectivamente.

Figura 21 – Sensibilidade do VPL do injetor I-1 com respeito às variáveis de controle, diferenças finitas (a), e sem (b) e com (c) refinamento.



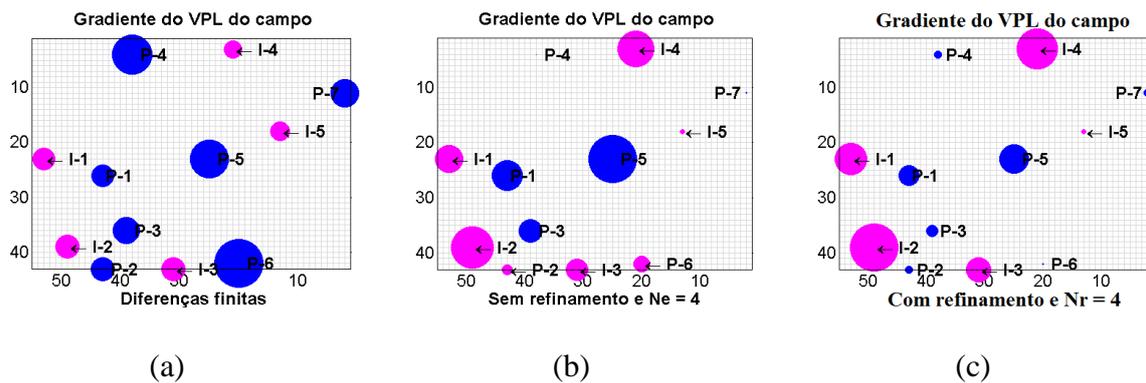
Fonte: Autor (2019)

No entanto, o ângulo entre os vetores obtidos por diferenças finitas e sensibilidade sem refinamento é 77.56° e, obtido por diferenças finitas e sensibilidade com refinamento tem um ângulo de 12.93° .

Claramente podemos observar na Figura 21(c) que a técnica de refinamento proposta reduz significativamente a influência de correlações espúrias no cálculo da sensibilidade.

Na Figura 22(a) e (b) mostramos o gradiente por diferenças finitas, o gradiente do VPL do campo sem refinamento, enquanto que a Figura 22(c) apresenta o gradiente com refinamento. Apesar de não ser perfeita, comparando com a Figura 22(a) podemos perceber que as bolhas têm as mesmas cores, porém, tamanhos diferentes. Por outro lado, a comparação entre o ângulo do vetor gradiente por diferenças finitas e o método baseado em ensembles sem refinamento é 56.76° e após refinamento tem um ângulo de 45.97° .

Figura 22 – Gradiente do VPL do campo todo, diferenças finitas (a), sem (b) e com (c) refinamentos.

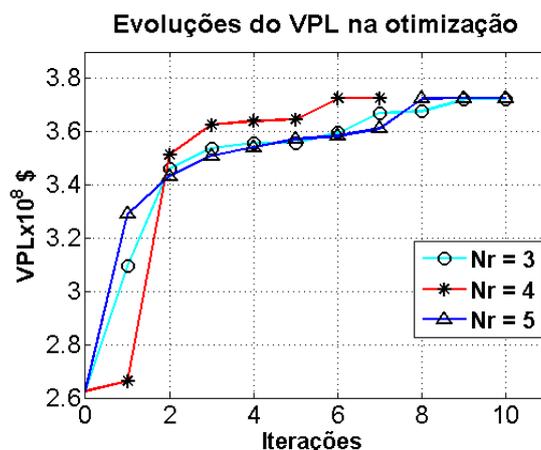


Fonte: Autor (2019)

A seguir, mostraremos o histórico das iterações dos melhores resultados durante o processo de otimização em seis ciclos de controle, obtidos usando ensembles com três, quatro e cinco realizações para o cálculo do gradiente, mostrados na Figura 23.

Dez iterações foram necessárias no cálculo do VPL, quando são usados três e cinco membros por ensemble, enquanto que para ensemble com quatro realizações foram necessárias 7 iterações. O valor do VPL máximo obtido para estes casos são praticamente os mesmos: $\$ 3,721 \times 10^8$; $\$ 3,726 \times 10^8$ e $\$ 3,727 \times 10^8$ para três, quatro e cinco, respectivamente. O número de simulações requeridas no processo de otimização foram 55, 63 e 75 para os resultados $Nr= 3$, 4 e 5, respectivamente.

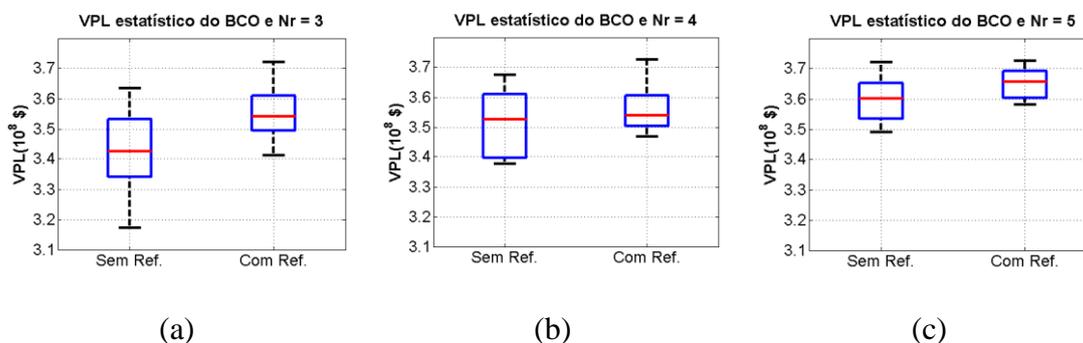
Figura 23 – Histórico das iterações dos resultados para $N_r=3$, $N_r=4$ e $N_r=5$.



Fonte: Autor (2019)

Nas Figuras 24(a), (b) e (c), comparamos resultados sem e com refinamento, os ganhos são de 3,5%, 1,28% e 1,3% entre os valores da mediana, respectivamente. Observamos também uma redução na variabilidade dos resultados. Em todos os casos foram mostrados ganhos para o processo de otimização.

Figura 24 – Resultados do processo de otimização usando $N_r = 3$; 4 e 5.

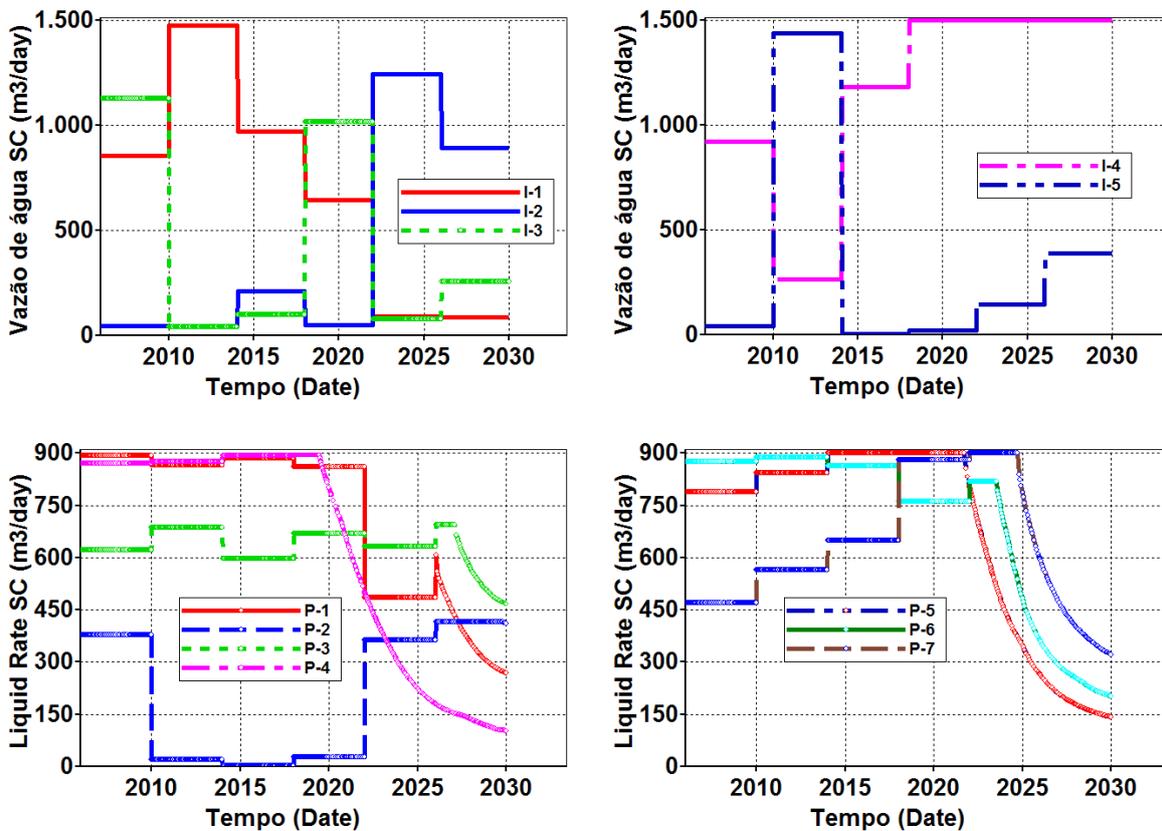


Fonte: Autor (2019)

A trajetória dos controles ótimos para ensembles de tamanho $N_r=5$ são apresentados na Figura 25 para os poços produtores e injetores. Claramente, podemos observar que os controles dos produtores não apresentam mudanças abruptas na trajetória, portanto não é necessário impor a estratégia de suavização sobre os controles.

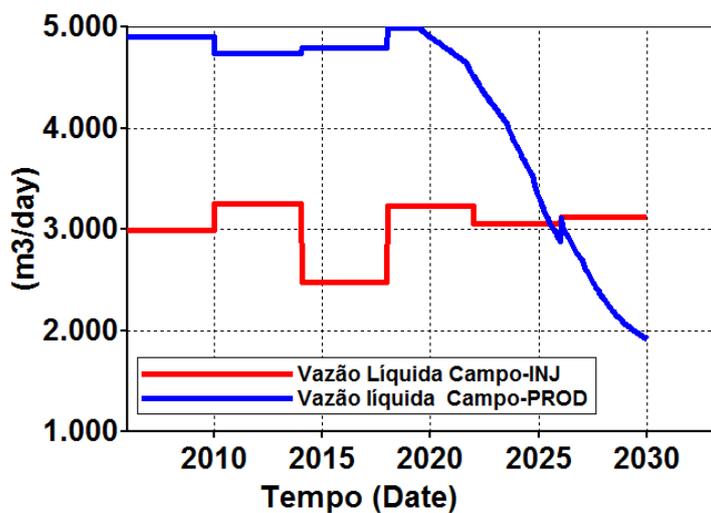
Finalmente, na Figura 26 apresentamos as restrições do campo todo para cada ciclo de controle. Pode-se observar que nos últimos 8 anos do tempo de concessão o reservatório tem queda de pressão.

Figura 25 – Resultados da trajetória das vazões de poços produtores e injetores.



Fonte: Autor (2019)

Figura 26 – Restrições de capacidade do campo todo modelo BCO -Original com 72 variáveis.

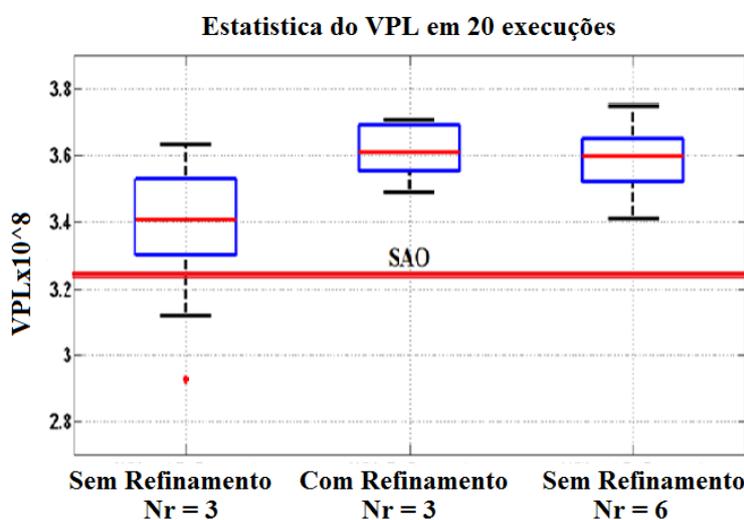


Fonte: Autor (2019)

Para este caso, a soluções do método baseado em ensembles é comparada com a solução obtido pela estratégia *Sequential Approximate Optimization* (SAO) utilizado por HOROWITZ *et al.* (2013). Os resultados são mostrados na Figura 27.

A linha horizontal na Figura 27 representa o resultado obtido com a estratégia SAO. O VPL ótimo foi \$ $3,22 \times 10^9$, requerendo 11 iterações com 1462 execuções do simulador no processo de otimização. A mediana da estratégia com refinamento mostra um ganho de 12% com respeito a estratégia SAO (TUEROS *et al.* 2018).

Figura 27 – Comparação da estratégia baseada em ensembles com SAO



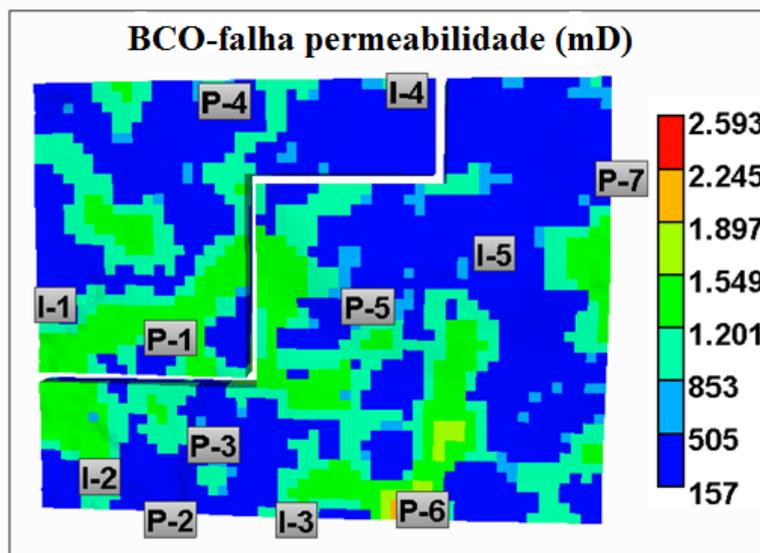
Fonte: Autor (2019)

4.1.2 BCO-Falha com 72 variáveis

O modelo BCO-Falha é uma modificação do modelo BCO-Original, as células que modelam a falha selante têm permeabilidade, transmissibilidade e porosidade definidas como nula.

Neste caso, a falha é introduzida para testar os refinamentos propostos, dividindo o reservatório em dois compartimentos. O primeiro compartimento da esquerda é suportado pelos produtores P-1 e P-4, e os injetores I-1 e I-4. O segundo compartimento suportado pelos demais produtores e injetores (Figura 28).

Figura 28 – Permeabilidade do modelo BCO-Falha.



Fonte: Autor (2019)

A priori podemos observar na Figura 28, que os injetores I-1 e I-4 ajudam a manter a pressão dos produtores P-1 e P-4, mas não sobre os produtores do lado oposto da falha. Por exemplo, a vazão de injeção do injetor I-1 não afeta na produção dos produtores por trás da falha. Os produtores P-1 e P-4 competem unicamente pelo fluido e produtor P-2 não compete pelo fluido com os produtores P-1 e P-4 do lado oposto da falha. O VPL para o caso base do modelo BCO-Falha é \$ 2,7152x10⁸.

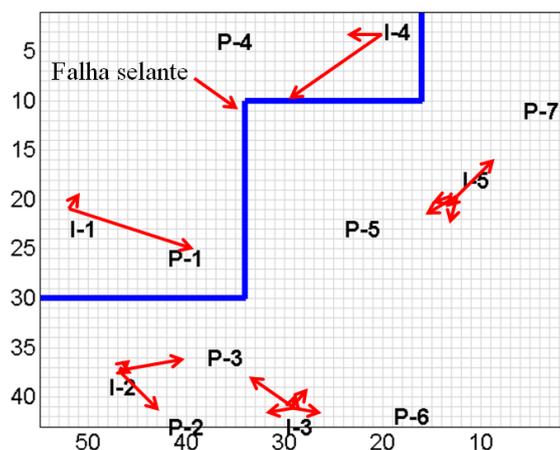
Apresenta-se a seguir o cálculo das conectividades, entre pares de poços produtores/injetores mostradas na Tabela 9 e sua representação do tamanho em setas é mostrada na Figura 29.

Tabela 9 – Cálculo das conectividades entre produtores e injetores do modelo BCO-Falha.

	P-1	P-2	P-3	P-4	P-5	P-6	P-7
I-1	0.8414	0.0163	0.0186	0.1238	0.0	0.0	0.0
I-2	0.0122	0.3653	0.4281	0.0004	0.0419	0.0878	0.0643
I-3	0.0130	0.1859	0.3521	0.0135	0.0934	0.1891	0.1530
I-4	0.7262	0.0253	0.0225	0.2261	0.0	0.0	0.0
I-5	0.0216	0.1003	0.2075	0.0210	0.1257	0.1807	0.3391

Fonte: Autor (2019)

Figura 29 – Representação das conectividades em setas do modelo BCO-Falha.



Fonte: Autor (2019)

A Figura 29 mostra a comunicação entre produtores e injetores. Observa-se que os injetores I-1 e I-4 tem conectividade com os produtores P-1 e P-4 e também conectividades pequenas com P-2 e P-3, devido a presença da falha. Da mesma forma, o injetor I-5 não tem conectividade com os produtores P-1 e P-4 do lado oposto da falha.

Os coeficientes de competitividade entre produtores do modelo BCO-Falha são mostrados na Tabela 10. Visto que, a presença da falha também é percebida aqui. Por exemplo, o produtor P-4 compete pelo fluido unicamente com o produtor P-1 e vice-versa, mas não com os produtores do outro lado da falha.

Tabela 10 – Cálculo de coeficientes de competitividade para BCO-Falha.

	P-1	P-2	P-3	P-4	P-5	P-6	P-7
P-1	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0	0.0
P-2	0.0	1.0	0.8756	0.0	0.6476	0.93	1.0
P-3	0.0	0.9904	1.0	0.0	0.9936	1.0	0.9919
P-4	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0
P-5	0.0	0.9974	0.9961	0.0	1.0	1.0	0.9961
P-6	0.0	0.9962	0.9963	0.0	1.0	1.0	0.9959
P-7	0.0	0.9975	0.9962	0.0	1.0	0.9949	1.0

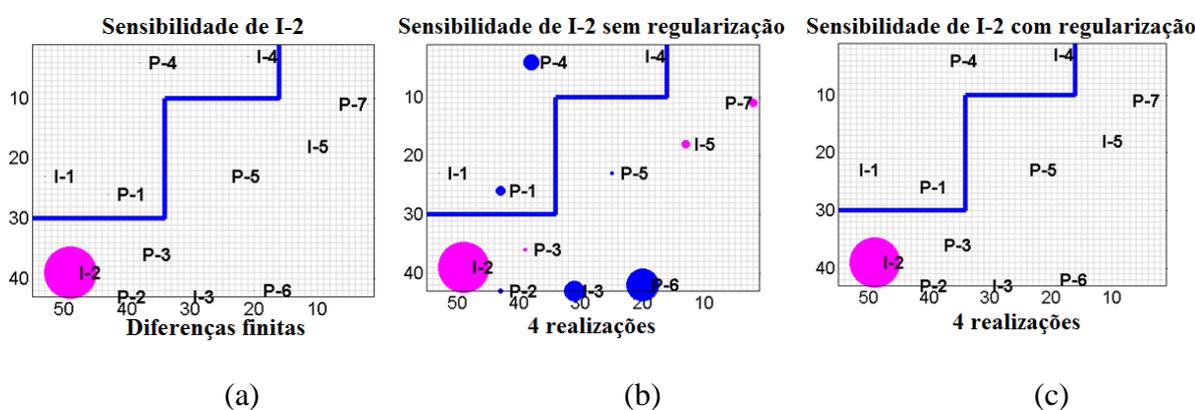
Fonte: Autor (2019)

Mostraremos a seguir o cálculo da sensibilidade por diferenças finitas e o método baseado em ensemble para o poço injetor I-2. A sensibilidade do VPL do injetor I-2 com respeito a todos os controles dos outros poços é apresentada na Figura 30. A análise foi obtida considerando um único ciclo de controle do período de concessão. O número de variáveis é 12 e a sensibilidade é aproximada usando quatro realizações. Comparamos a sensibilidade obtida

por diferenças finitas, e as sensibilidades com e sem refinamento obtido pelo método baseado em ensembles, mostrados na Figura 30(a), (b) e (c), respectivamente.

A sensibilidade obtida sem refinamento na Figura 30(b) mostra correlações espúrias entre o VPL do injetor I-2 com respeito às variáveis. As técnicas de regularização propostas reduzem drasticamente os efeitos dessas correlações como pode ser visto na Figura 30(c). O ângulo entre as sensibilidades por diferenças finitas e sem refinamento é 51.18° . Por outro lado, a sensibilidade por diferenças finitas e com refinamento tem um ângulo de 2.42° .

Figura 30 – Sensibilidade do VPL do injetor I-2 calculado por: (a) diferenças finitas; (b) e (c) do método baseado em ensemble sem e com refinamento, respectivamente.



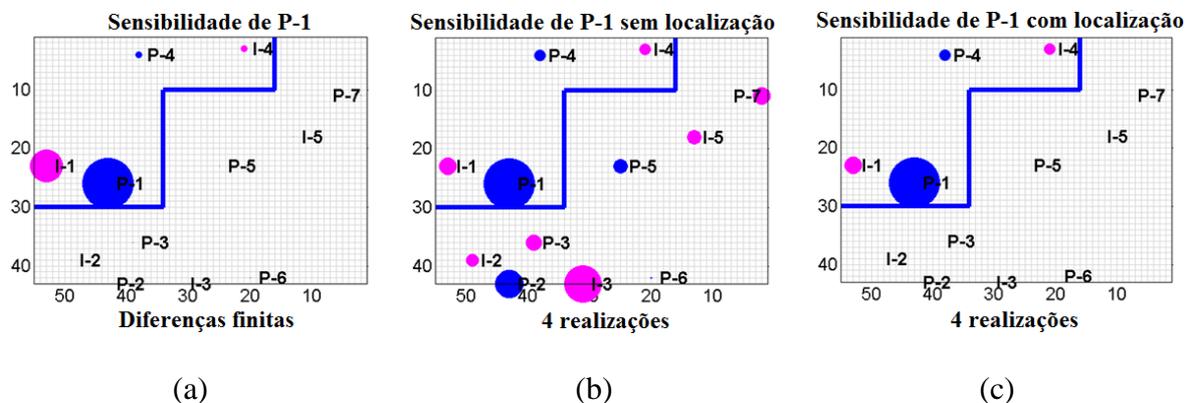
Fonte: Autor (2019)

Similarmente, na Figura 31 mostramos a sensibilidade do VPL do produtor P-1 com respeito às variáveis, logo podemos observar que a técnica localização reduz significativamente a influência das correlações espúrias na sensibilidade (Figura 31 (c)). O ângulo entre as sensibilidades sem e com refinamento, comparadas com diferenças finitas são $\theta = 76.18^\circ$ e $\theta = 14.18^\circ$, respectivamente.

Na Figura 32 mostramos resultados estatísticos do VPL ótimo em 20 execuções do processo de otimização em seis ciclos de controle. Os resultados obtidos com a matriz de sensibilidade refinada usam ensemble com três membros, enquanto aqueles sem refinamento três e seis membros por ensemble.

O ganho obtido com os refinamentos propostos é 15% com respeito ao valor da mediana para o caso de ensemble com três membros e 7% para o caso sem refinamento de seis membros. Mais uma vez, observa-se uma redução significativa na variabilidade dos resultados de otimização quando as técnicas de refinamento propostas são usadas.

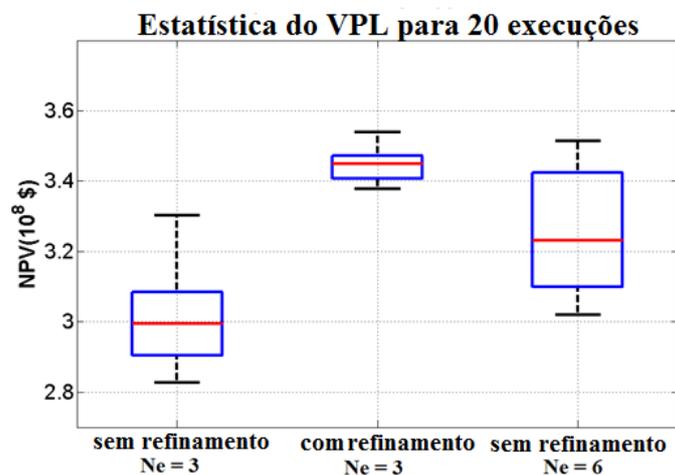
Figura 31 – Sensibilidade do VPL do poço produtor P-1 calculado por: (a) diferenças finitas; (b) e (c) do método baseado em ensemble sem e com localização.



Fonte: Autor (2019)

O melhor resultado do VPL com refinamento foi $\$ 3,5545 \times 10^8$, obtido em oito iterações no processo de otimização e o número total de simulações executadas foram 62 (56 durante o processo de otimização, 5 no cálculo das conectividades entre produtores e injetores e uma para o cálculo dos coeficientes de competitividade).

Figura 32 – Resultados estatísticos do VPL do modelo BCO-Falha com 3 realizações por ensemble e medida de distância 3.

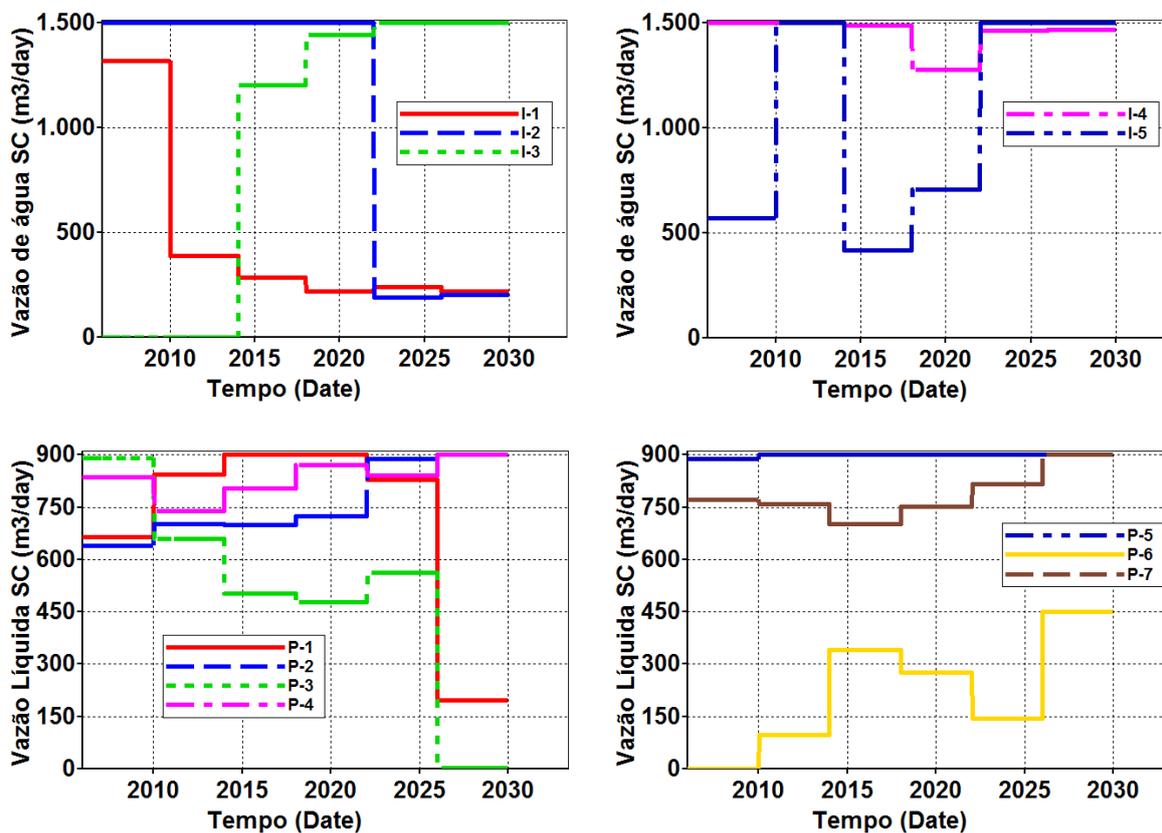


Fonte: Autor (2019)

As trajetórias dos controles ótimos são suaves e são mostradas na Figura 33 para os poços produtores e injetores, respectivamente.

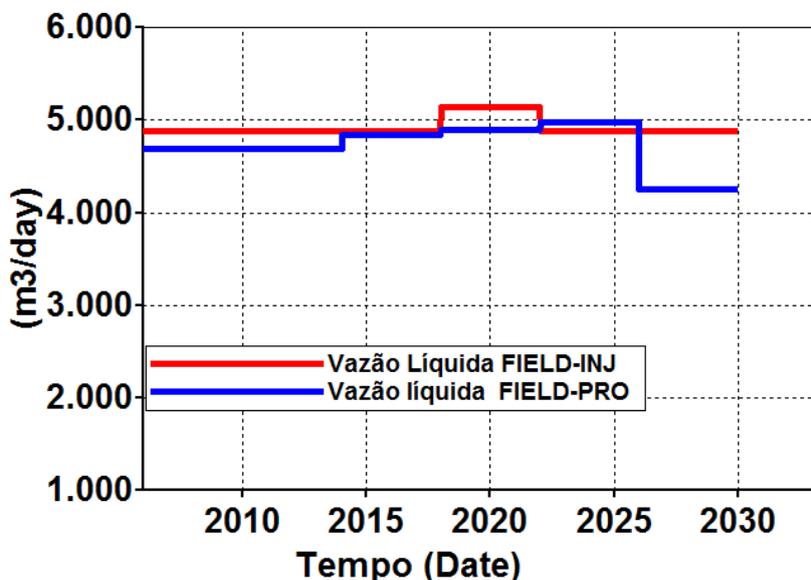
Na Figura 34, apresentamos a trajetória máxima permitida no campo todo para os poços produtores e injetores. Pode-se observar que a vazão líquida especificada pelo otimizador é respeitada no período de concessão.

Figura 33 – Trajetória ótima dos controles para os poços produtores e poços injetores.



Fonte: Autor (2019)

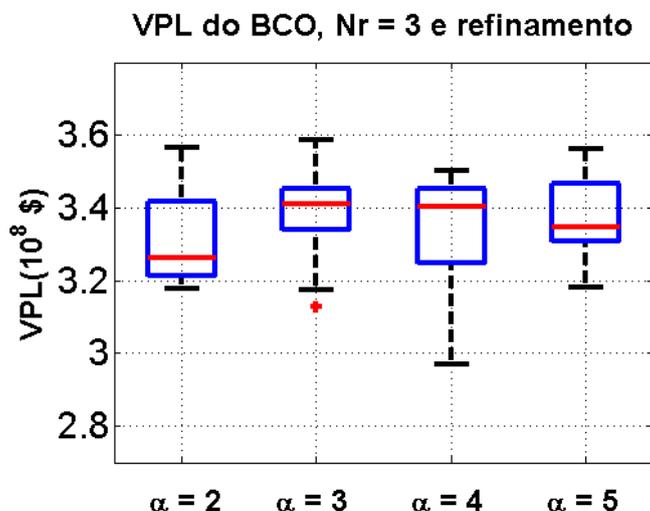
Figura 34 –Produção e injeção máxima permitida no campo.



Fonte: Autor (2019)

Na Figura 35 mostramos resultados estatísticos do VPL ótimo em 20 processos de otimização para $N_r=3$. Neste caso, estudamos diferentes valores do parâmetro de localização α (Ver Eq. 3.6). Podemos notar que a medida que aumentamos o valor do parâmetro de localização acima do recomendado, $\alpha=3$, degradamos a qualidade dos resultados e aumentamos a variabilidade dos resultados. Por outro lado, quando diminuimos o valor de α , $\alpha=2$, também degradamos a solução da mediana do VPL. Para os outros casos neste trabalho propomos usar o valor recomendado.

Figura 35 – Estudo do parâmetro de localização.



Fonte: Autor (2019)

4.1.3 BCO-Mwells com 216 variáveis

Nesta seção são utilizadas válvulas de controle de vazão nos poços, amplamente estudado por BROUWER *et al.* (2001), GLANDT (2005), EMERICK e PORTELLA (2007), GAO *et al.* (2007), SU e OLIVER, (2009), MESHIOYE *et al.* (2010), VALESTRAND *et al.* (2014). Quando as válvulas de controle são utilizadas nos poços, são chamados de poços inteligentes. Esta tecnologia ajuda a isolar o reservatório em diferentes segmentos. Cada segmento pode ser tratado separadamente e tratado como um único poço independente.

O modelo de reservatórios BCO-Original apresenta uma característica em seu perfil que possibilita a divisão das camadas em três zonas, de acordo com a distribuição de sua permeabilidade. A divisão sugerida na malha da simulação distribui as zonas como apresentado na Tabela 11. Essa propriedade pode ser melhor visualizada na Figura 36, onde está apresentado um dos perfis do modelo BCO-Original.

Para proporcionar uma maior flexibilidade, foi adotado um canhoneio em todas as camadas do modelo BCO-Original. Com esta consideração, cada poço apresenta três tubos internos, onde cada tubo pode controlar a vazão líquida ou pressão de uma zona específica, com as incorporações de novos tubos, o total de tubos presentes no reservatório passa a ser 36, onde $N_{v,p}=21$ são os tubos de produção e $N_{v,i}=15$ são os tubos de injeção. O modelo BCO-Original com esta modificação será chamado em diante de modelo “BCO-Mwells” para este trabalho.

Tabela 11 – Distribuição de zonas no BCO-Mwells baseada na permeabilidade.

Zona	Camadas do reservatório
Zona 1	Camada 1
	Camada 2
	Camada 3
Zona 2	Camada 4
	Camada 5
Zona 3	Camada 6

Fonte: Autor (2019)

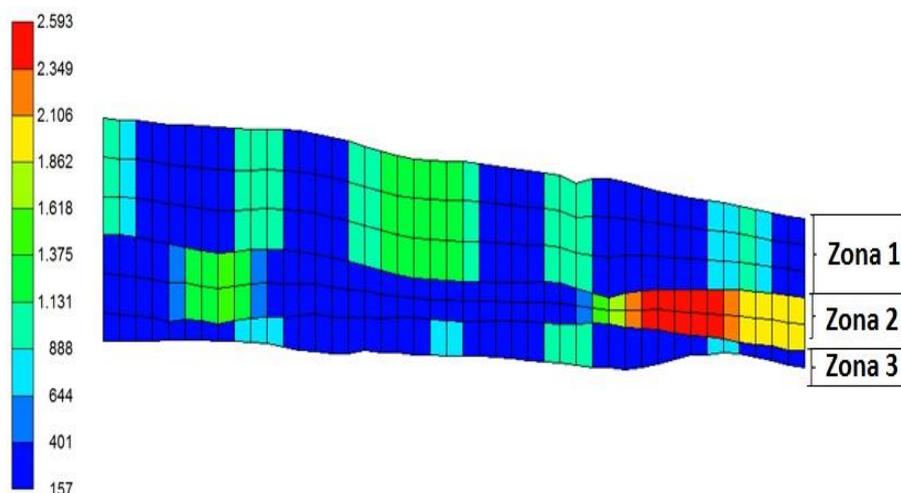
O problema a resolver será maximizar o VPL do modelo BCO-Mwells em 24 anos para seis ciclos de controle, para validar os refinamentos propostos na matriz de sensibilidade. Neste caso, o número de variáveis de controle é 216, baseado na Eq. 4.1.

No processo de otimização os controles iniciais das válvulas de controle são 0,264 da vazão máxima nos poços produtores e 0,255 da vazão máxima do poço injetor, o VPL para este caso inicial é de \$ $2,62 \times 10^8$.

É importante esclarecer que, não é possível comparar a solução do BCO-Mwells com o modelo BCO-Original devido a diferentes configurações nas válvulas das camadas por poço. Por exemplo, o produtor P-4 do BCO-Original é unicamente completado na quarta camada, enquanto no BCO-Mwells é totalmente completado em suas camadas.

A estratégia usada para calcular o vetor gradiente aproximado foi a seguinte: os membros do ensemble foram gerados utilizando a função de correlação Gaussiana com tamanho de correlação temporal igual a 6 ciclos de controle e desvio padrão 10% dos controles normalizados, usado para ajustar a magnitude da perturbação das variáveis de controle e evitar mudanças abruptas (TUEROS *et.al.* 2015). O vetor gradiente foi obtido usando ensemble com três e quatros realizações.

Figura 36 – Distribuição de zonas no modelo BCO-Mwells baseado na distribuição de permeabilidade.



Fonte: Autor (2019)

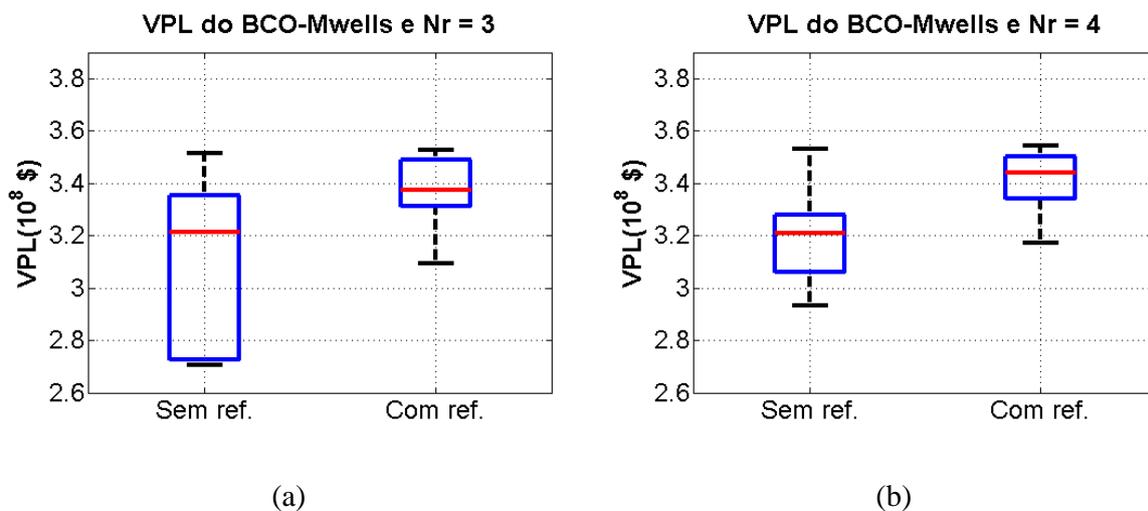
Os resultados estatísticos do processo de otimização do VPL ótimo são apresentados a seguir. Figura 37(a) mostra um ganho de 5% entre os valores da mediana sem refinamento (Sem ref.) e com refinamento (Com ref.), também observamos uma redução substancial da variabilidade. Quando aumentamos o tamanho do ensemble para quatro realizações o ganho mostrado é de 7,7%.

Em outro estudo sobre o modelo BCO-Mwells as válvulas de controle apresentam restrições de vazão, até 50% da vazão máxima permitida no poço, com finalidade de aumentar o número de restrições no problema de otimização.

As restrições são impostas para evitar possíveis perdas de pressão na zona de produção e que possa atender a produção indicada pelo otimizador. Os resultados do processo de otimização são apresentados na Figura 38.

A Figura 38(a) mostra resultados usando ensembles de três realizações para aproximar o vetor gradiente (com refinamento) durante o processo de otimização. A mediana obtida com refinamento é 16,3% maior que a mediana sem refinamento. O ganho obtido utilizando ensemble de quatro realizações é 5,4%. Nos resultados, também podemos observar uma redução na variabilidade.

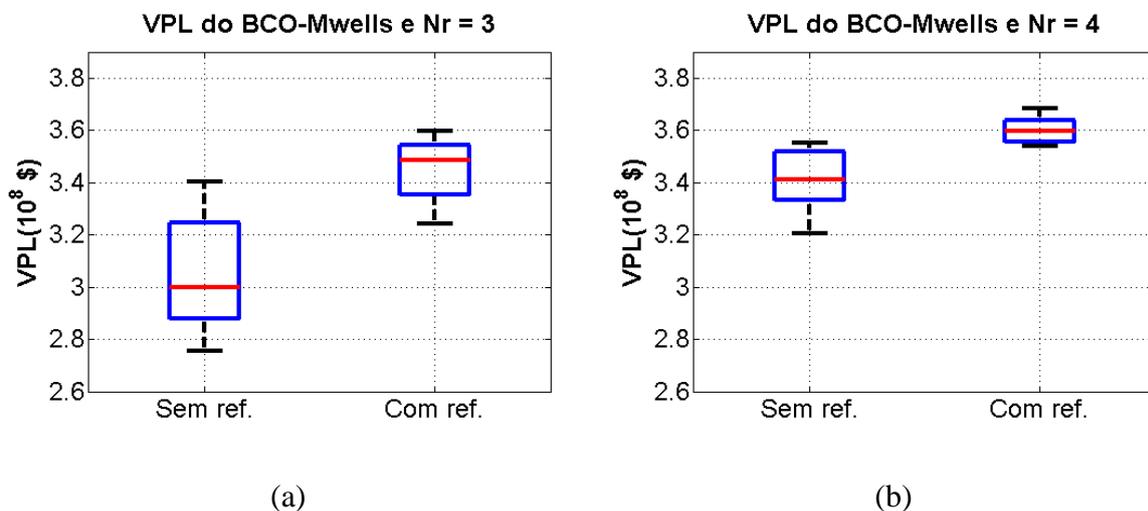
Figura 37 – Resultados do processo de otimização do modelo BCO-Mwells usando refinamentos.



Fonte: Autor (2019)

Utilizar restrições nas válvulas de controle mostra resultados mais eficientes no processo de otimização. Os resultados obtidos mostram que as técnicas de refinamento propostas são muito eficazes, mostrando ganho de 16,3%, utilizando um ensemble de 3 realizações e com redução da variabilidade.

Figura 38 – Resultados do processo de otimização BCO-Mwells com restrições sobre as válvulas dos poços

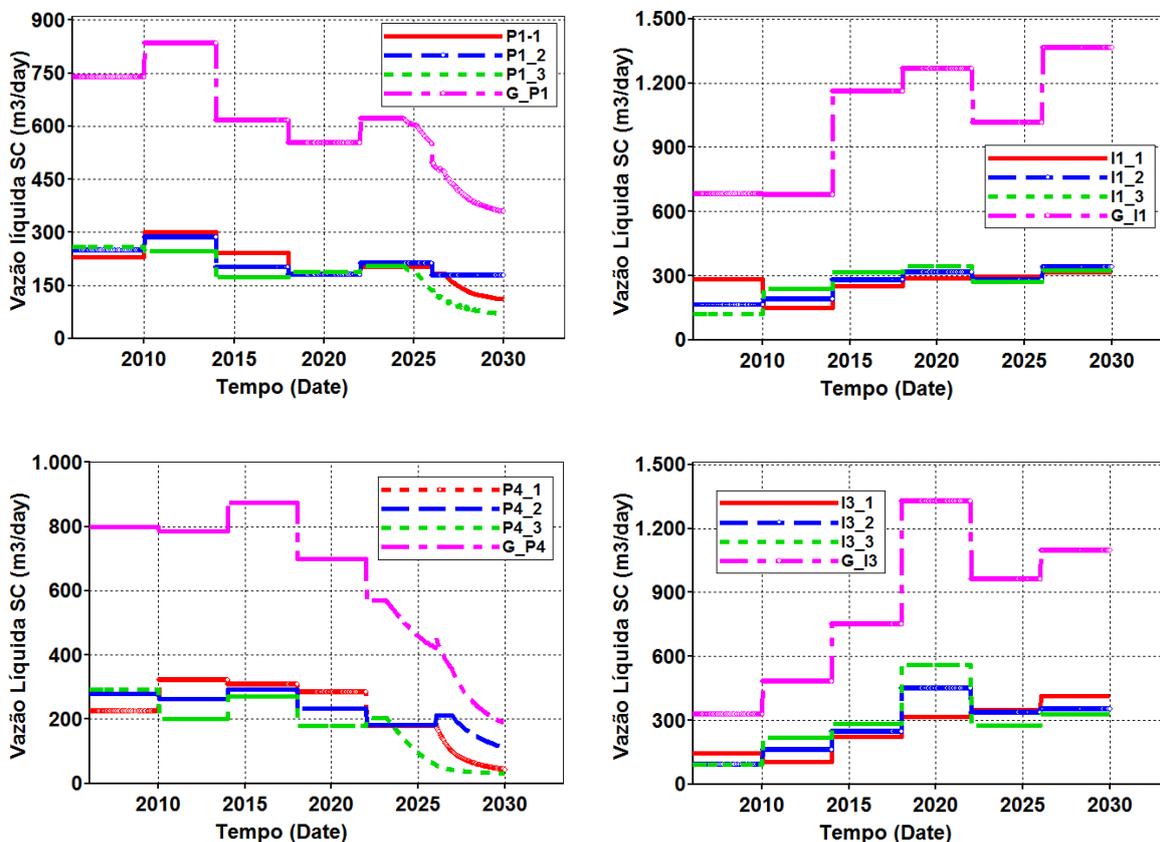


Fonte: Autor (2019)

Nas Figuras 39 e 40 mostramos a trajetória ótima dos controles de poços produtores e injetores. Pode-se observar que a restrição imposta nos poços produtores e injetores são atendidas, exceto para algum deles. Na restrição do campo (Figura 40) a capacidade de injeção

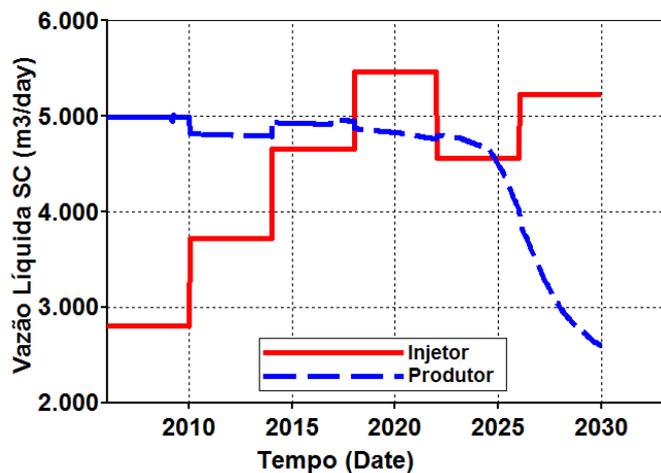
vai aumentado a cada ciclo de controle, por outro lado, a vazão definida pelo otimizador não é respeitada pelo simulador devido à queda de pressão na zona.

Figura 39 – Trajetória de poços produtores e injetores.



Fonte: Autor (2019)

Figura 40 – Restrições de capacidade do problema de otimização.



Fonte Autor (2019)

4.1.4 BCO-Mwells-Falha com 216 variáveis

O modelo BCO-Mwells-Falha é apenas a incorporação de uma falha selante no modelo BCO-Mwells. As células que modelam a falha selante têm permeabilidade, transmissibilidade e porosidade definidas como nula. Neste caso a falha é introduzida para testar os refinamentos propostos.

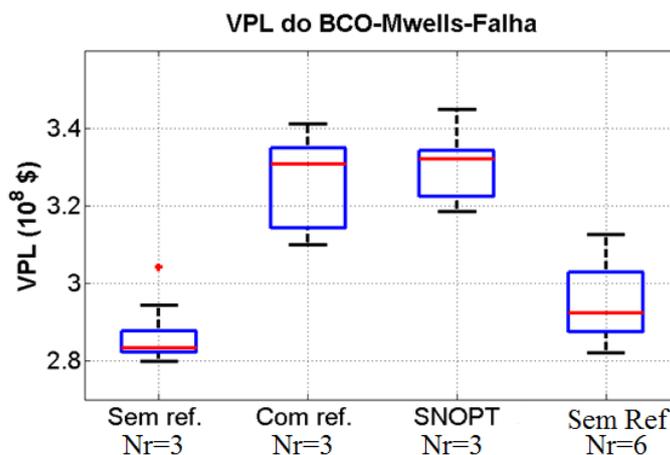
No processo de otimização os controles iniciais das válvulas de controle são 0,264 da vazão máxima nos poços produtores e 0,255 da vazão máxima do poço injetor, o VPL para este caso inicial é de \$ 2,749x10⁸. O tempo de simulação é 24 anos e as mudanças dos controles ocorrem a cada quatro anos. O número total de variáveis é 216.

A estratégia usada para calcular o vetor gradiente foi a seguinte: os membros do ensemble foram gerados utilizando a função de correlação Gaussiana com tamanho de correlação temporal igual a 6 e desvio padrão 10% dos controles normalizados, usado para ajustar a magnitude da perturbação das variáveis de controle e evitar mudanças abruptas. O vetor gradiente foi obtido usando ensemble com três e seis realizações.

Os resultados são apresentados em diferentes diagramas de caixas (Figura 41). O primeiro e quarto diagramas de caixa foram obtidos sem nenhum refinamento para três e seis membros por ensemble, respectivamente, enquanto o segundo e terceiro diagrama de caixa usam refinamentos e três membros por ensemble. O terceiro gráfico foi obtido pelo SQP do solver SNOPT. A mediana do gráfico com refinamento é 18% e 16% com respeito ao primeiro e terceiro diagrama de caixa. Claramente, novamente os refinamentos propostos ajudam a melhorar a qualidade do vetor gradiente em busca de uma melhor solução.

Os resultados obtidos com SQP-SNOPT são melhores que o obtido pelo solver SQP do *matlab*. Na seção seguinte utilizaremos o solver SNOPT e será comparado com o método de pontos interiores do solver IPOPT para problemas com milhares de variáveis.

Figura 41 – Resultados de BCO-Mwells-Falha usando os refinamentos.



Fonte: Autor (2019)

4.2 RESERVATÓRIOS DE GRANDE ESCALA

Nesta seção, apresenta-se e discute-se os resultados de otimização no cálculo do VPL, baseado em modelos de reservatórios de grande escala, com número de variáveis de controle acima de mil.

Os resultados estão baseados sobre os modelos construídos pela TNO, Brugge Field e Olympus. O modelo Brugge será usado nas seções 4.2.1 até a seção 4.2.3. Por outro lado, o modelo Olympus será usado na seção 4.2.4 onde apresentamos uma descrição detalhada.

O modelo Brugge foi desenvolvido para análise de ajuste de histórico e otimização da produção (*Closed-loop Optimization*) (PETERS *et al.* (2009)). O modelo é bifásico, óleo e água, com uma pressão inicial de 2465 psi. Neste trabalho, selecionamos a realização #28 do conjunto das 104 modelos. O modelo tem nove camadas divididas em quatro zonas (Tabela 12) com 60,000 blocos ativos. O número total de poços é 30, sendo 20 produtores e 10 injetores. O período de concessão é de 30 anos, 10 primeiros anos para ajuste ao histórico e o restante para otimização da produção (20 anos). Na otimização da produção, os controles são alterados a cada seis meses. Nosso foco é o processo de otimização. O gradiente da função objetivo será aproximado pelo método baseado em ensembles com refinamentos.

Os casos estudados para maximizar o VPL são três. O primeiro é uma variante do modelo Brugge Field, os poços são exclusivamente controlados por uma única válvula a

modificação reduz o número de variáveis para 1200. O segundo exemplo é modelo Brugge Field, onde os poços são equipados com válvulas para controlar a produção ou injeção das zonas (Peter *et al.* 2009). Os controles são alterados a cada seis meses durante o período da otimização (20 anos), originando um total de 3360 variáveis a otimizar para calcular o VPL do modelo. No último caso, a mudança nos controles durante o período de concessão do modelo Brugge Field se dá a cada dois meses. A modificação resulta em 10080 variáveis a otimizar. O objetivo principal deste último exemplo é determinar o algoritmo de otimização mais apropriado para este tipo de problema.

Tabela 12 – Distribuição de zonas do modelo Brugge.

Zonas de formação	Camadas
<i>Schelde</i>	Camadas 1 e 2
<i>Maas</i>	Camadas 3; 4; e 5
<i>Waal</i>	Camadas 6; 7 e 8
<i>Schie</i>	Camada 9

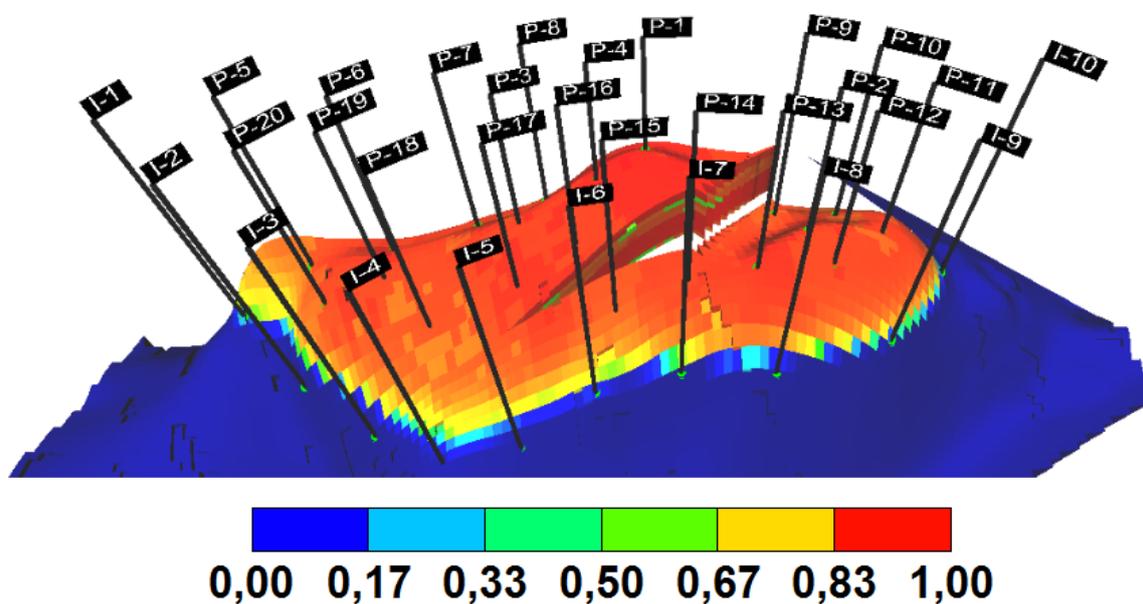
Fonte: Autor (2019)

Algumas das principais características do modelo, por exemplo, saturação de óleo, e localização dos poços, permeabilidade por camadas podem ser visualizadas na Figuras 42 e 43, respectivamente. Uma descrição completa sobre o modelo pode ser encontrada em Peters *et al.* (2009).

Na Figura 43 mostramos a complexidade do mapa de permeabilidade das nove camadas e observamos que existem blocos inativos no interior do reservatório, em cor branca. A permeabilidade da camada um, dois e nove, contém vários blocos inativos. As camadas oito e nove mostram zonas de maior permeabilidade. A menor zona de permeabilidade encontra-se nas camadas três, quatro e cinco.

Também pode-se observar que existem canais de permeabilidade em diferentes partes do reservatório, em consequência, quando a permeabilidade é alta, a água flui rapidamente até chegar no poço produtor, causando alto corte de água nos poços produtores. A permeabilidade nas camadas 1 e 5 desta realização são bastantes complexas, com canais que limitam a conectividade em direções perpendiculares para os canais axiais. A permeabilidade na direção I e J são diferentes e na direção k é 10% da permeabilidade na direção I.

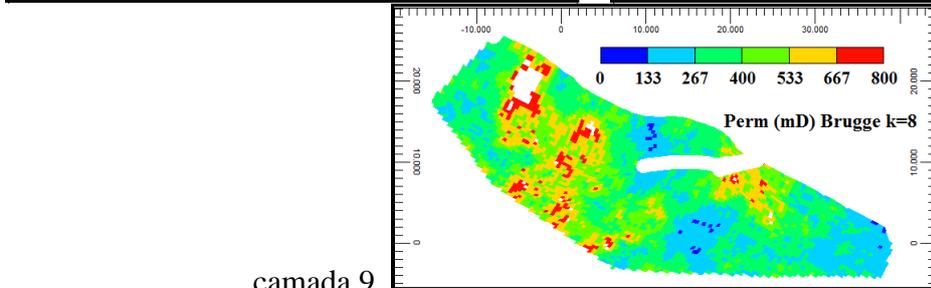
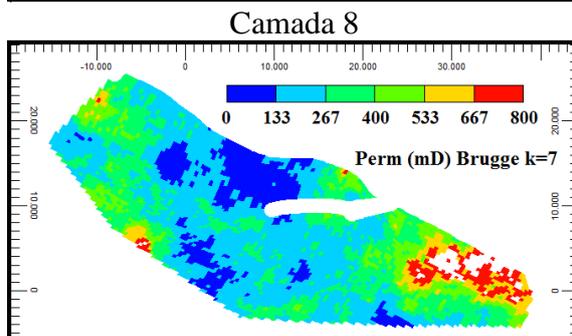
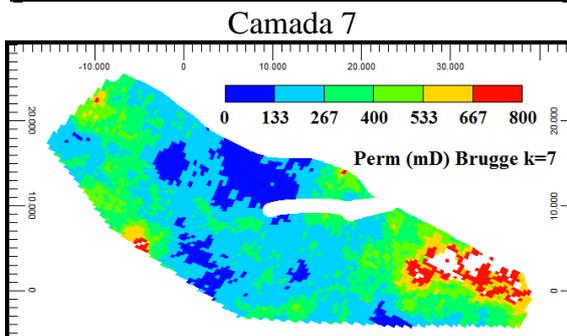
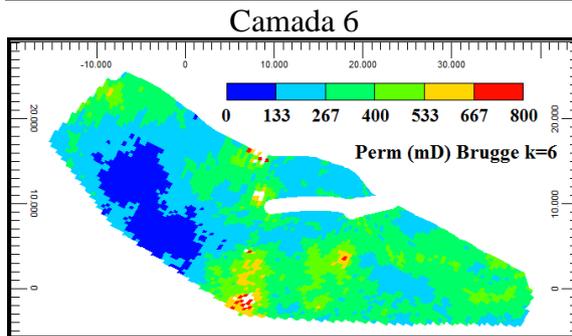
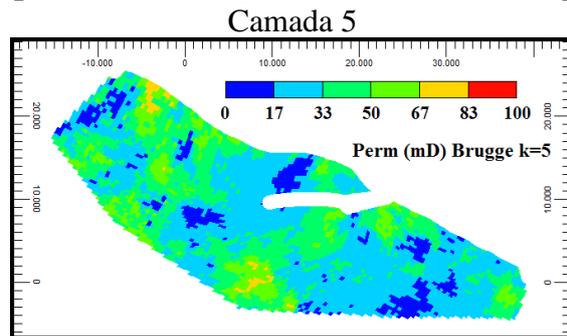
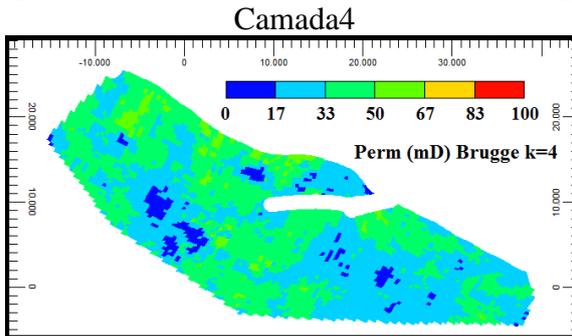
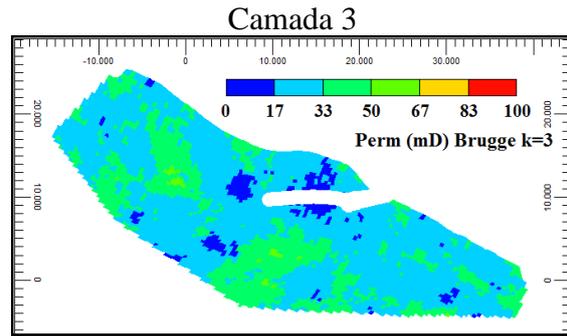
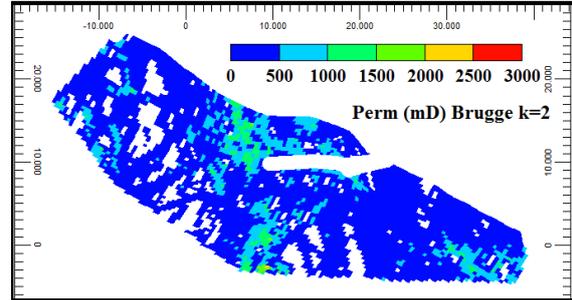
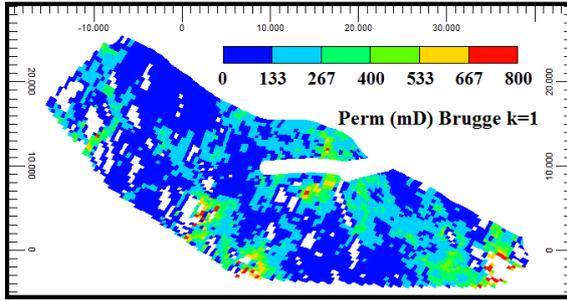
Figura 42 – Saturação de óleo e localização dos poços no Brugge Field.



Fonte: Autor (2019)

O objetivo desta seção é maximizar o VPL durante 20 anos, sem a incorporação de novos poços, mantendo constante as propriedades geológicas do reservatório. As variáveis de controle são a vazão líquida de produção em cada intervalo de tempo e a vazão de injeção de água nos injetores. Os parâmetros utilizados para calcular o VPL são os seguintes: preço de óleo 80 \$/bbl e 5 \$/bbl para injeção e produção de água e uma taxa de desconto de 10%.

Figura 43 – Mapa de permeabilidade horizontal do Brugge Field.
 Camada1
 Camada2



camada 9

Fonte: Autor (2019)

4.2.1 Caso Brugge com uma válvula por poço: 1200 variáveis

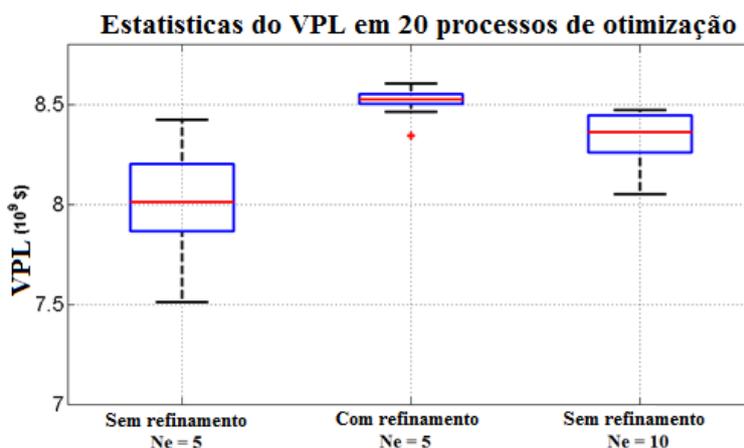
Os controles ótimos do processo de otimização são obtidos usando o algoritmo SQP do solver SNOPT (GILL *et al.* 2005). O problema de otimização apresenta as seguintes restrições: a vazão máxima permitida da produção de líquidos nos produtores está no intervalo [0, 3500] bbl/dia, a vazão máxima permitida de injeção líquida está no intervalo [0, 6000] bbl/dia. Também foram incorporadas restrições de capacidade no campo, a produção total permitida na produção de campo é 60,000 bbl/dia de líquidos e a injeção máxima permitida é 50,000 bbl/dia para não gerar problemas de injeção de vazão com outros poços injetores. Neste caso, não serão consideradas as restrições de BHP do problema original.

As vazões iniciais para o processo de otimização foram selecionadas de maneira aleatória, respeitando as restrições. O número total de variáveis é 40×30 ou 1200. O VPL para o caso base é $\$ 7,324 \times 10^9$.

Para o refinamento da matriz de sensibilidade, inicialmente foram calculados os coeficientes de competitividade entre produtores, conectividades entre poços produtores/injetores, o teste do problema de injeção entre poços injetores e a não influência dos produtores sobre os injetores. O parâmetro de correlação temporal na matriz de covariância gaussiana é $s=6$ ciclos de controle e 0,1 para ajustar magnitude de perturbação no cálculo das realizações dos controles.

Os resultados do processo de otimização são mostrados na Figura 44 em três diferentes gráficos. Neste caso, os resultados foram obtidos usando ensembles com cinco e dez realizações. O primeiro (da esquerda) e terceiro gráfico são obtidos sem nenhum refinamento e o segundo gráfico é obtido com refinamento para cinco membros por ensemble.

Figura 44 – Diagrama de caixas com e sem refinamento.

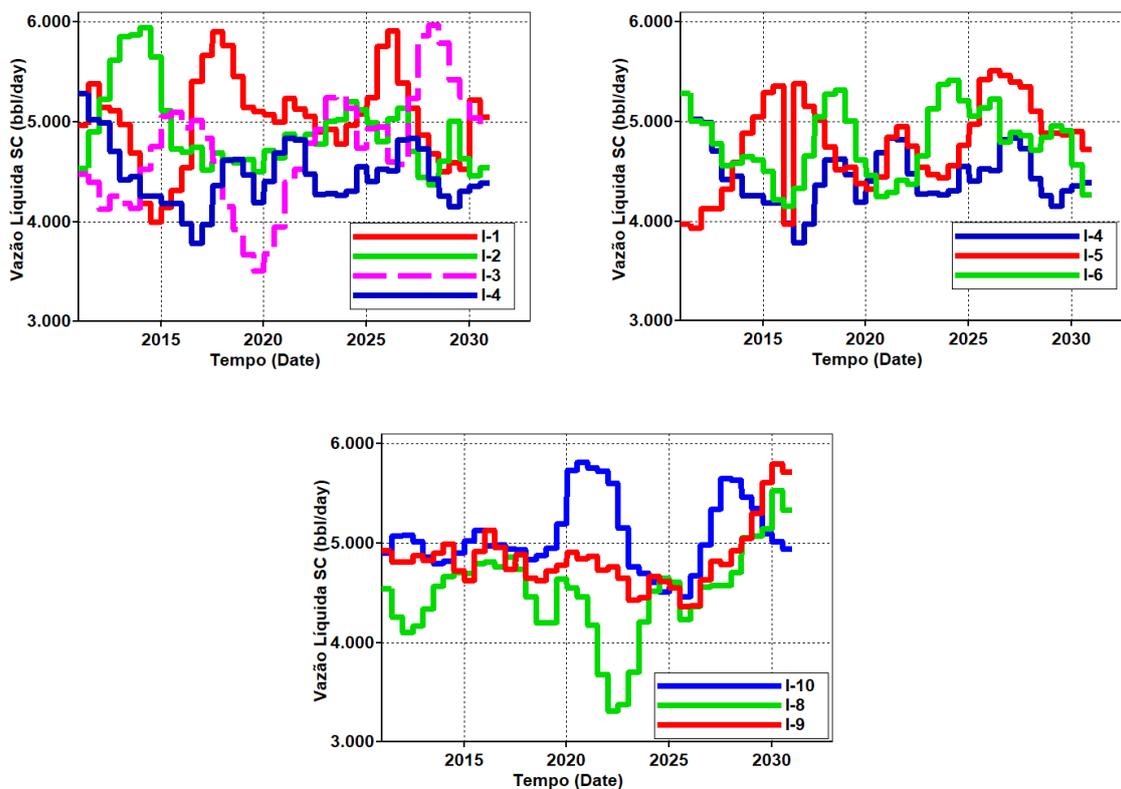


Fonte: Autor (2019)

A mediana das soluções com refinamento mostra um ganho de 6% sobre a mediana do primeiro gráfico, e em comparação com o terceiro, o ganho é 1,2%. O melhor resultado com refinamento foi obtido em 120 execuções do simulador (114 no processo de otimização, cinco no cálculo das conectividades e uma para os coeficientes de competitividade). O refinamento proposto melhora a qualidade do vetor gradiente, e, portanto, o desempenho do otimizador diminuindo a quantidade de avaliações de função na solução e a variabilidade nos resultados.

A trajetória ótima de poços injetores é mostrada na Figura 45 e podemos observar que os controles apresentam suavidade na trajetória (exceto o injetor I-5), portanto não é necessária a imposição de técnicas de regularização sobre os controles.

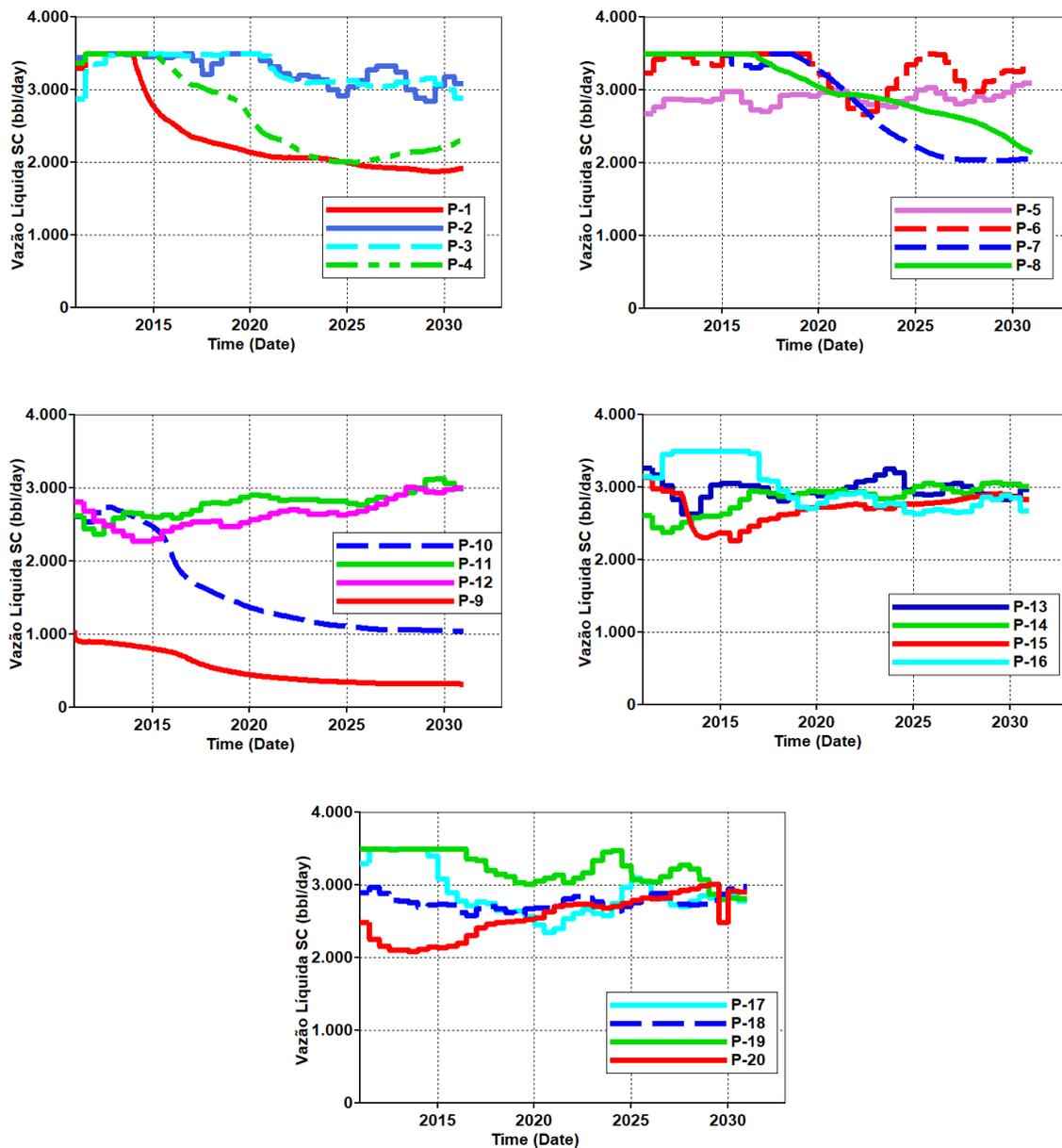
Figura 45 – Trajetória ótima dos poços injetores.



Fonte: Autor (2019)

Na Figura 46, mostramos a trajetória ótima dos poços produtores. Pode-se observar que na maioria dos produtores as trajetórias não apresentam mudanças abruptas após o processo de otimização. Por outro lado, alguns produtores (P-1, P-4, P-7, P-8, P-9 e P-10) não respeitam a vazão líquida ótima especificada pelo otimizador. Em geral, isso pode acontecer quando o BHP mínimo foi atingido devido à perda de pressão no reservatório, uma alternativa para tratar a queda de pressão é impor restrição de reposição de vazios a nível de campo (HOROWITZ *et al.* 2013).

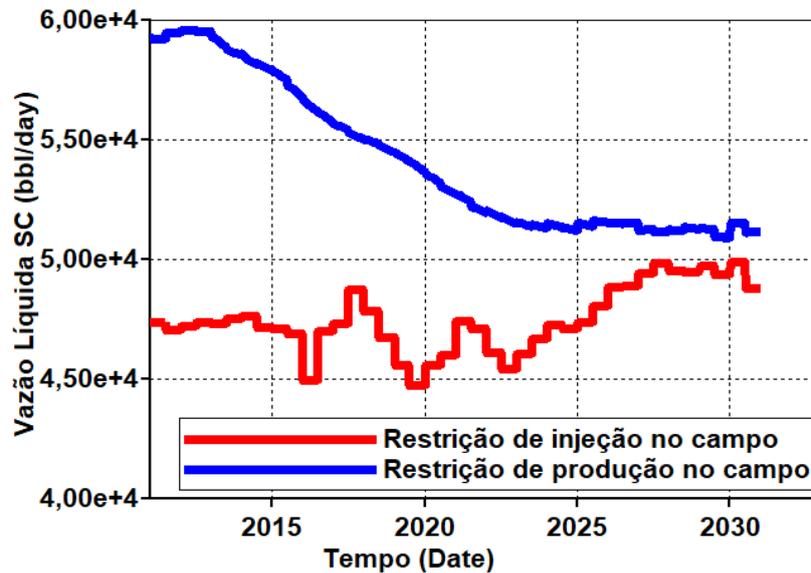
Figura 46 – Trajetória ótima dos poços produtores após processo de otimização.



Fonte: Autor (2019)

Na Figura 47 mostramos às restrições imposta a nível do campo do melhor ponto ótimo (Figura 44). Pode-se observar que a vazão líquida especificada pelo otimizador não é respeitada, isto é, devido à queda de pressão no reservatório e baixa vazão de injeção.

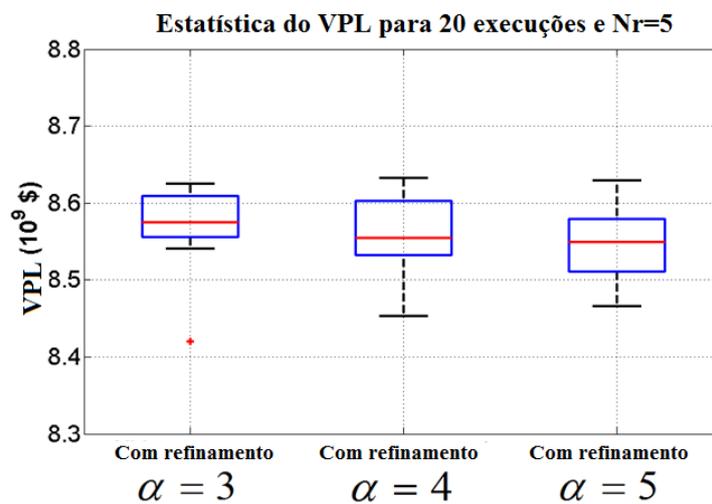
Figura 47 – Restrições a nível de campo do melhor ponto ótimo.



Fonte: Autor (2019)

Na Figura 48 será apresentado resultados estatísticos do ótimo VPL obtidos em 20 processos de otimização usando $N_r=5$ e neste caso comparamos diferentes valores do parâmetro de localização α (Eq.3.6). Pode-se notar que à medida que aumentamos o parâmetro recomendado degradamos a qualidade da solução. Para os próximos casos usaremos parâmetro de localização igual a três.

Figura 48 – Estudo do parâmetro de localização na matriz de sensibilidade



Fonte: Autor (2019)

4.2.2 Caso Brugge - 3360 variáveis

Na Tabela 13, apresenta-se a sequência da abertura dos poços produtores e injetores para o histórico de produção nos 10 primeiros anos. Os produtores são abertos em sequência e no final do segundo ano são abertos os injetores. Tanto os produtores como injetores são controlados individualmente por uma única válvula, mantendo fixa a vazão de produção e injeção durante o histórico da produção. A Tabela 13 foi fornecida por Yan Chen para ter comparações eficientes.

Tabela 13 – Abertura de poços para o histórico de produção.

Índices de Tempos	Tempo de abertura (Dias)	Poços produtores e injetores
1	30	P5
2	120	P-5, P-10, P-11, P12
3	210	P-5, P-10—P-15
4	300	P-5 P-10—P-18
5	390	P1 P5 P-10—P-20
6	480	P-1—P-5, P-10—P-20
7	570	P-1—P-8, P-10—P-20
8	660	Todos os produtores e I-1 I-2
9	750	Todos os produtores e I-1—I-5
10	840	Todos os produtores e I-1—I-8
11	930	Todos
12	1295	Todos
13	1660	Todos
14	2025	Todos
15	2390	Todos
16	2755	Todos
17	3120	P-15 é fechado
18	3485	P-12 é fechado
19	3650	P-20 é fechado

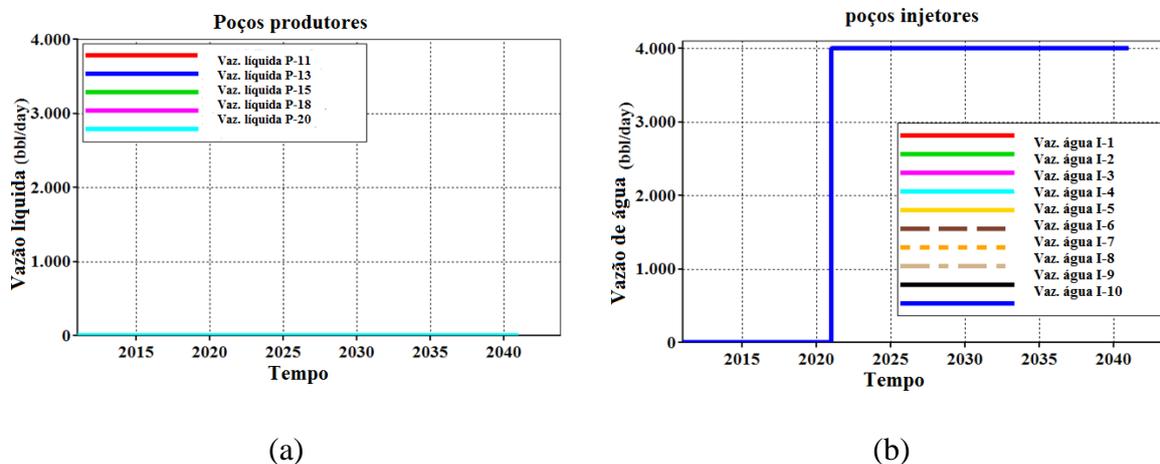
Fonte: Autor (2019)

A trajetória ótima dos controles para calcular o VPL será obtida usando os solver SNOPT e IPOPT, o vetor gradiente aproximado será obtido da soma das colunas da matriz de sensibilidade com refinamento e os refinamentos são obtidos calculando as seguintes informações:

1. **Influência das vazões de produtores sobre as vazões de poços injetores:** esta análise pode ser realizada com o fechamento de alguns poços produtores, mostrado na Figura 49(a). A resposta ao fechamento de produtores, mostra que as vazões dos poços injetores são respeitadas (Figura 49(b)). Portanto os controles de poços produtores não afetam a

sensibilidade do VPL de poços injetores podendo assim concluir que as sensibilidades devem ser nulas.

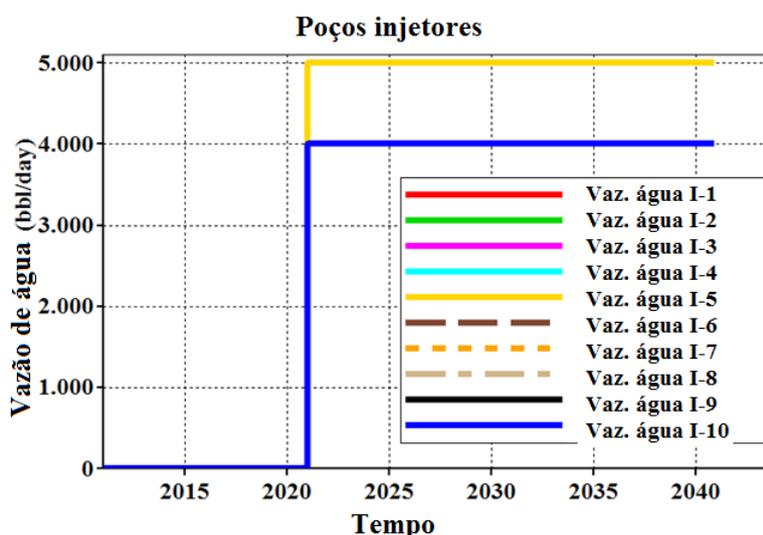
Figura 49 – Influencia produtores sobre os injetores.



Fonte: Autor (2019)

2. **Influência entre poços injetores:** para verificar se existem problemas de injetividade ou não entre os poços injetores, o seguinte procedimento foi usado. A vazão de injeção do poço injetor I-5 será aumentada em 25% da vazão máxima permitida, enquanto os outros injetores atuam na vazão máxima e observaremos a resposta.

Figura 50 – Influência entre os poços injetores.



Fonte: Autor (2019)

Na Figura. 50, temos a resposta do procedimento, apesar de ter aumentado a vazão do injetor I-5 não ocorre nenhum impacto sobre os controles dos outros injetores. Embora,

apesar de ter uma mudança abrupta, os controles dos outros poços injetores não foram afetados. Portanto a sensibilidade do VPL de poços injetores é unicamente afetada pelo seu próprio controle. Neste caso a sub-matriz de sensibilidade dos injetores é diagonalizada.

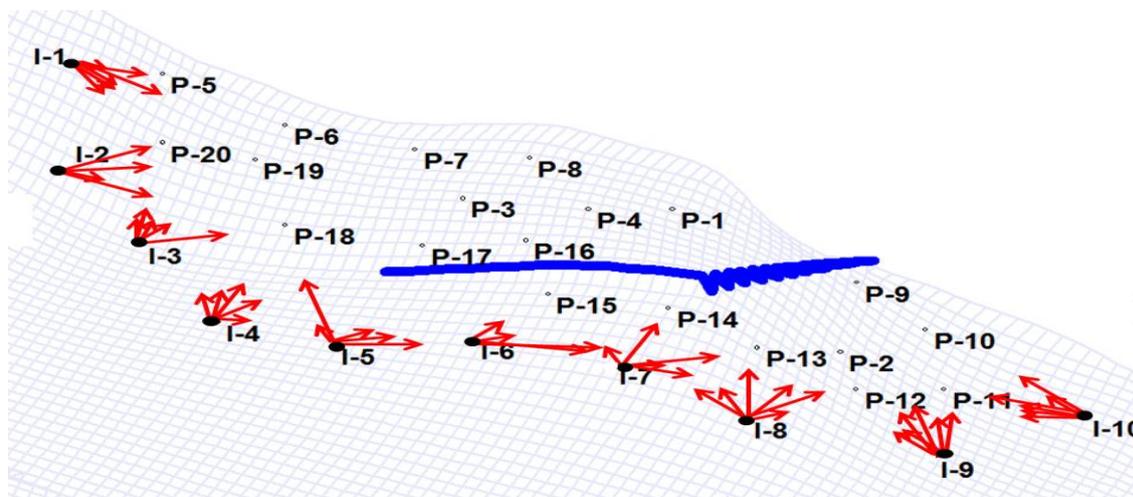
3. **Influencia entre produtores:** Os coeficientes de competitividade entre produtores que competem pelo mesmo fluido, são obtidos usando a estratégia apresentada na seção 3.2 do capítulo 3. No modelo Brugge Field (Figura 43), podemos observar que os produtores P-1 e P-9 estão separados pela falha, portanto não competem pelo fluido. Está afirmação é corroborada no cálculo dos coeficientes de competitividade (ver **ANEXO A**).
4. **Influência de poços injetores sobre poços produtores:** A influência dos injetores sobre os poços produtores não sempre é global, por exemplo, quando existe uma falha que divide o reservatório e/ou poços distante, pode ocorrer que não exista influência dos injetores sobre produtores. Portanto, é necessário o cálculo das conectividades entre poços injetores e produtores. As conectividades do modelo são obtidas usando a estratégia proposta na seção 2.5 do capítulo 2, as conectividades são mostradas na Tabela 14 e sua representação gráfica na Figura 51.

Tabela 14 – Conectividade do Brugge Field.

Poços	I-1	I-2	I-3	I-4	I-5	I-6	I-7	I-8	I-9	I-10
P-1	0.0025	0.0034	0.0047	0.0023	0	0	0	0	0	0
P-2	0	0	0.0024	0	0.0024	0.0800	0.0848	0.1574	0.2028	0.2377
P-3	0.0437	0.0006	0.0010	0.0355	0.0034	0.0081	0.0059	0	0	0
P-4	0.0028	0	0.0049	0.0099	0.0172	0.0050	0.0123	0.0073	0	0
P-5	0.1543	0.0445	0.0948	0.0349	0.0028	0.0014	0.0006	0	0	0
P-6	0.2343	0.0421	0.0946	0.1275	0.0072	0.0293	0.0093	0.0067	0	0
P-7	0.0700	0	0.0522	0.0308	0.0007	0.0016	0.0064	0	0	0
P-8	0	0.0030	0.0023	0.0046	0.0015	0.0035	0.0211	0	0	0
P-9	0	0.0010	0	0	0.0108	0	0	0	0.2000	0.1200
P-10	0	0	0	0	0.0066	0.0001	0.0253	0.0002	0.1540	0.2016
P-11	0.0074	0.0017	0	0.0003	0.0062	0.0085	0.0863	0.1045	0.1577	0.1308
P-12	0.0198	0.0017	0.0345	0.0800	0.0294	0.2568	0.1547	0.2013	0.1475	0.1441
P-13	0.0356	0.0546	0.0603	0.1000	0.2048	0.3000	0.2156	0.2050	0.1341	0.1415
P-14	0.0026	0.0166	0.0841	0.0366	0.0959	0.1014	0.1860	0.1596	0	0.0054
P-15	0.0079	0.0088	0.0813	0.0302	0.0716	0.1191	0.0723	0.1512	0	0
P-16	0.0048	0.0301	0.0103	0.0032	0.0252	0.0050	0.0007	0.0061	0	0
P-17	0.0016	0.1000	0.0193	0.1300	0.0903	0.0310	0.0524	0	0	0
P-18	0.1386	0.2376	0.2074	0.1582	0.2598	0.0400	0.0058	0	0	0
P-19	0.1365	0.2000	0.1054	0.0869	0.0388	0.0062	0.0031	0	0	0
P-20	0.1320	0.2401	0.1300	0.1086	0.0748	0	0.0090	0	0	0
SOMA	0.9944	0.9858	0.9895	0.9795	0.9494	0.9970	0.9516	0.9993	0.9961	0.9811

Fonte: Autor (2019)

Figura 51 – Representação das conectividades proporcionalmente ao tamanho.



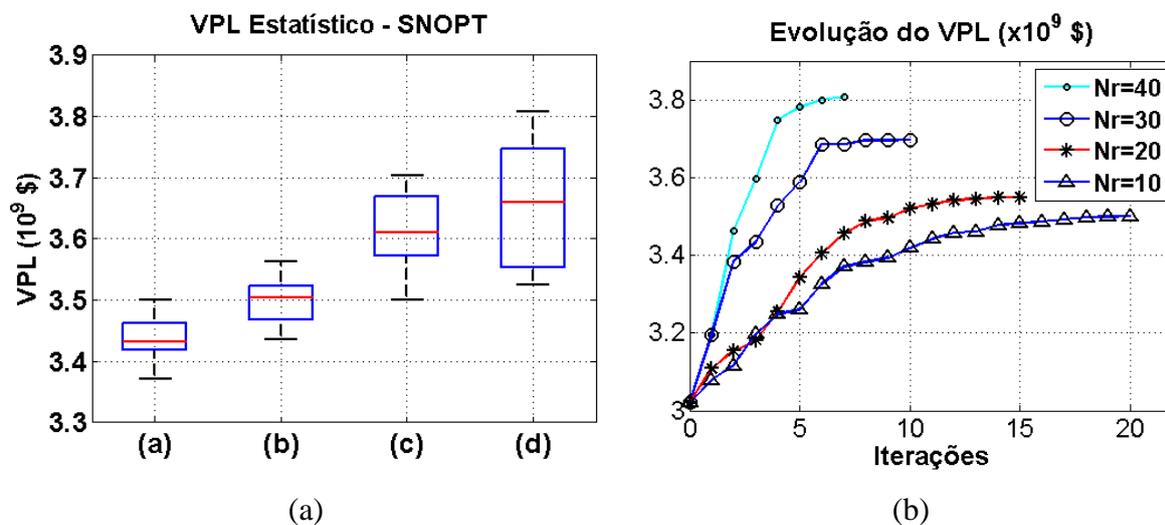
Fonte: Autor (2019)

Do cálculo das conectividades (Tabela 14), podemos observar que o injetor I-10 tem forte conectividade com os produtores vizinhos, P-2; P-9; P-10; P-11; P-12 e P-13, porque afeta diretamente na produção, mas não com relação aos produtores do lado oposto da falha, por exemplo, não existe conectividade com o produtor P-1. Analogamente, o injetor I-1 apresenta conectividade muito baixa com o produtor P-1 do mesmo lado da falha, e não têm conectividade com o produtor P-9 do lado oposta da falha.

Baseado nas informações apresentadas acima é possível obter a matriz de sensibilidade com refinamento para o cálculo do vetor gradiente aproximado.

A eficiência do método baseado em ensemble depende fortemente do número de membros do ensemble, mas impor refinamentos sobre a matriz de sensibilidade reduz o efeito das correlações espúrias, melhorando a qualidade do gradiente e desempenho do otimizador. Portanto, analisamos o tamanho dos membros do ensemble para o cálculo da matriz de sensibilidade com refinamento, enquanto a otimização é obtida usando o solver SNOPT. Na Figura.52 (a) apresentamos os resultados do VPL após processo de otimização e que são apresentados em quatro diagramas de caixas. Os gráficos (a), (b), (c) e (d) são os resultados obtidos em se usar ensembles com $N_T = 10, 20, 30$ e 40 membros, respectivamente.

Figura 52 – Estudo do tamanho do ensemble e evolução dos melhores resultados de otimização usando sensibilidade com refinamento.



Fonte: Autor (2019)

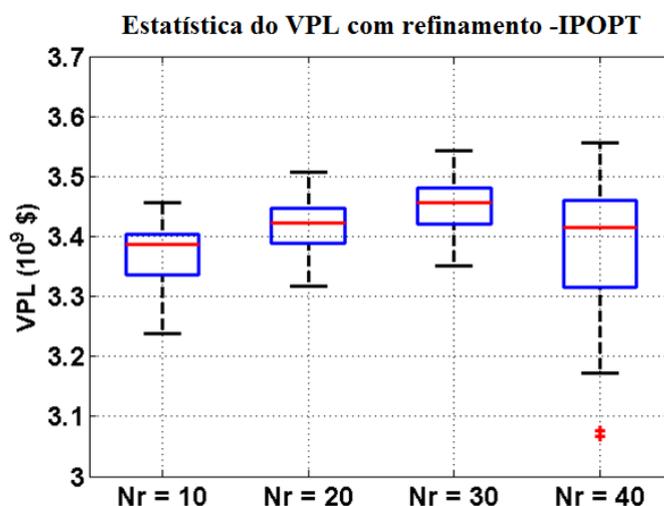
Na Figura 52 (a), o gráfico (a) apesar de utilizar poucos membros mostra resultados satisfatórios, sendo 5% menor que a mediana do gráfico (c). Por outro lado, o gráfico (c) mostra um ganho de 3% sobre a mediana do gráfico (b) e é 1,3% menor que a do gráfico (d). Os gráficos apresentam pequena variabilidade sobre os resultados da otimização, a exceção do gráfico (d). Baseado nestes resultados observamos que à medida que são aumentados os membros do ensemble os resultados são melhorados.

Na Figura.52(b) mostra o histórico da mudança do VPL a cada iteração para as melhores soluções da Figura. 52(a). O melhor VPL do gráfico (a) atinge o número máximo de iterações permitidas pelo otimizador, porém, a partir da iteração 16 a mudança é muito pequena. O VPL do gráfico (b) alcança seu valor máximo na iteração 15. O VPL dos gráficos (c) e (d) são obtidos em 10 e 7 iterações, respectivamente. Claramente, o melhor resultado do processo da otimização é devido ao melhoramento do vetor gradiente. O melhor VPL do gráfico (c) é obtido com 516 execuções do simulador (510 pelo otimizador, cinco no cálculo das conectividades entre produtores e injetores e um para o cálculo dos coeficientes de competitividade).

Devido ao alto custo computacional no cálculo das realizações das variáveis de controle para o vetor gradiente usaremos $N_r = 30$ no restante deste trabalho. A seguir apresentaremos resultados com os métodos de otimização propostos.

Resultados usando pontos interiores – IP-IPOPT: Na Fig. 50 mostramos resultados de otimização usando o algoritmo dos pontos interiores (IPOPT (CURTIS *et al.* (2010))). O gradiente da função é obtido da matriz de sensibilidade com e sem refinamento. Os três primeiros gráficos da esquerda foram obtidos com refinamentos para 10, 20 e 30 membros por ensemble, respectivamente, e o quarto gráfico sem nenhum refinamento, usando 40 membros por ensemble.

Figura 53 – Resultados do VPL em 20 processos de otimização usando IP-IPOPT com refinamento e o último gráfico sem nenhum refinamento com Nr=40.



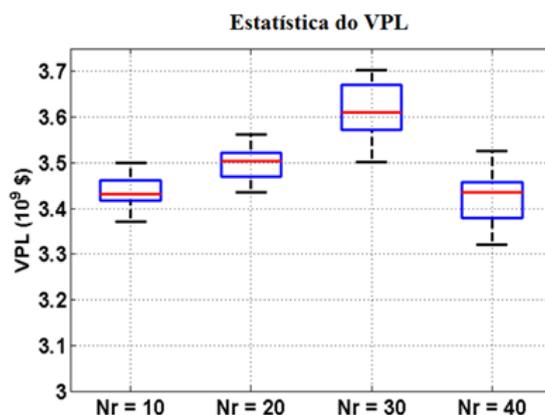
Fonte: Autor (2019)

O gráfico obtido com Nr = 10 apresenta uma diferença de 0.5% em comparação com a mediana do gráfico com Nr = 40. Por outro lado, o resultado da mediana obtido no gráfico com Nr = 20, é praticamente o mesmo que a mediana do gráfico com Nr = 40, porém a variabilidade nos resultados é pequena. Analogamente a mediana do gráfico com Nr = 30 é 1.3% melhor que a mediana sem nenhum refinamento. Neste estudo, o algoritmo dos pontos interiores mostra resultados satisfatórios. O melhor VPL para Nr = 30 foi obtido em 651 simulações (645 no processo de otimização, cinco no cálculo das conectividades e uma no cálculo dos coeficientes de competitividade).

Resultados usando SQP-SNOPT: Na Figura 54 apresentamos resultados de otimização usando SQP do solver SNOPT. Os três primeiros gráficos da esquerda foram obtidos com refinamento, enquanto o quarto gráfico foi obtido sem refinamento sobre a matriz de sensibilidade e para Nr=40. A mediana do primeiro gráfico com Nr = 10 é apenas 0.1%

menor que a mediana do quarto gráfico (sem refinamento), mas também apresenta pequena variabilidade sobre os resultados usando apenas 10 membros por ensemble. Por outro lado, as medianas dos gráficos com $Nr = 20$ e $Nr = 30$ mostram ganhos significativos sobre o gráfico sem refinamento, 1,6% e 4.6%, respectivamente.

Figura 54 – Resultados do VPL em 20 processos de otimização usando SQP-SNOPT com refinamento e o último gráfico sem nenhum refinamento com $Nr=40$.



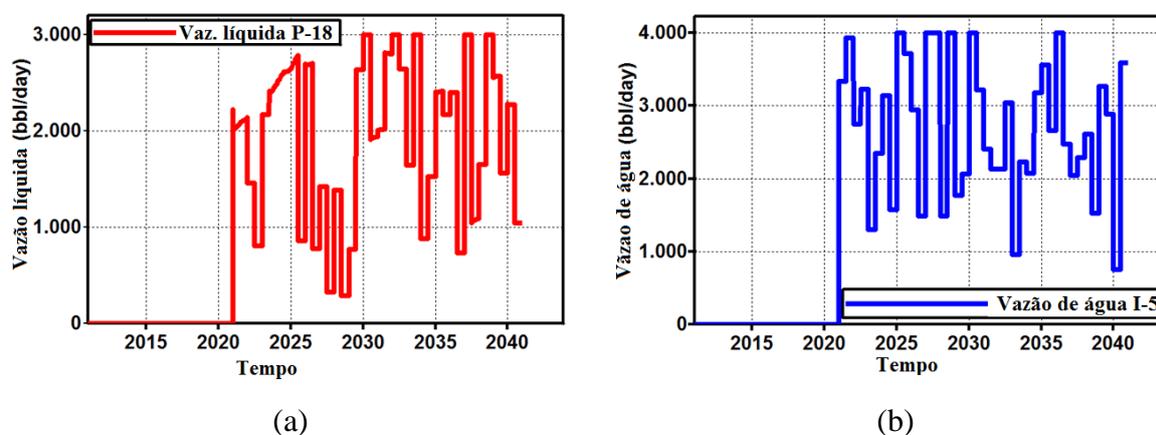
Fonte: Autor (2019)

Das Figuras 53 e 54 após comparação entre os algoritmos SQP e pontos interiores podemos concluir preliminarmente que os resultados obtidos com SQP são melhores que os obtidos com pontos interiores, tanto em termos do valor da função objetivo, VPL, como no número de simulações requeridas durante o processo de otimização.

Particularmente, a trajetória ótima dos controles obtidos pelo SQP para o produtor P-18 e injetor I-5 são mostrados na Figura 55(a) e (b), respectivamente. Por outro lado, apesar de serem os melhores controles para estes poços, observamos que os poços mostram mudanças abruptas na trajetória dos controles.

Após o processo de otimização, alguns poços produtores apresentam um alto corte de água, por exemplo, os produtores P-15 e P-18 do melhor VPL do gráfico (c) (Figura 52), e são mostrados na Figura 55(a) e (b), respectivamente. Estes produtores mostram um corte de água acima de 80% da produção, portanto, manter esta produção reduz o VPL do campo. A alta produção de água pode ocorrer devido à eficiência do varrido ou canais de alta permeabilidade ou poços injetores pertos dos produtores.

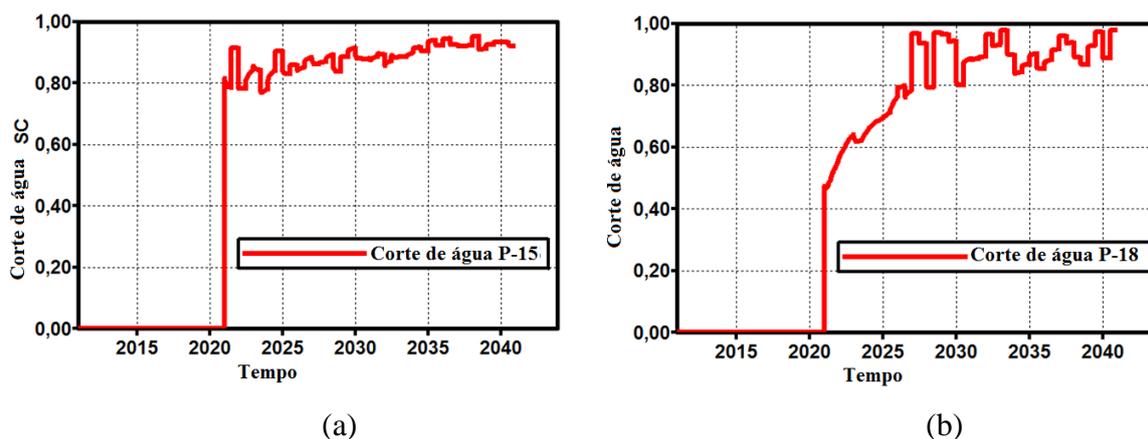
Figura 55 – Controles do melhor VPL para o produtor P-18 (a) e injetor I-5 (b) usando refinamento na matriz de sensibilidade com Nr = 30.



Fonte: Autor (2019)

Finalmente, em ambos cenários, a imposição de refinamento sobre a matriz de sensibilidade mostra ser eficiente tanto para ensembles de menor e maior tamanho. No entanto, o algoritmo de otimização de melhor desempenho foi o SQP melhorando o VPL do campo. Após estas experiências sugerimos utilizar ensemble com 30 membros e impor refinamento sobre a matriz de sensibilidade, por outro lado, também recomendamos usar 15 iterações no máximo como critério de convergência particularmente para este problema. Com estas condições é possível obter um VPL ótimo do campo desejado.

Figura 56 – Produtores P-15 e P-18 com corte de água acima de 80% após otimização do melhor VPL do gráfico (c) apresentado na Fig. 54.



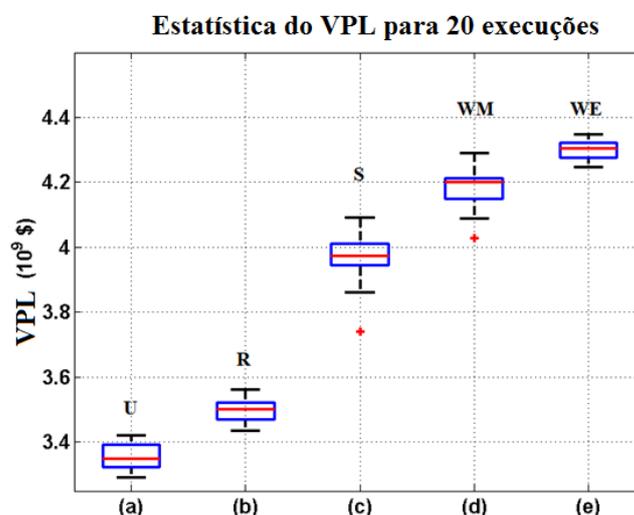
Fonte: Autor (2019)

Após o processo da otimização nota-se que tanto os poços produtores como injetores apresentam mudanças abruptas na trajetória de controles vizinhos (Figura 55). Também é observado que alguns produtores apresentam um alto corte de água (Figura 56).

Então foi proposto duas alternativas para resolver estes problemas sobre os controles. Primeiro, suavizar a trajetória dos controles penalizando a função objetivo (VPL), considerando fatores de suavização da trajetória apresentado na seção 3.7. No segundo caso, monitorar a produção de água usando corte de água e usar os coeficientes de redução sobre os controles das válvulas para o cálculo do vetor gradiente, discutida na seção 3.8.

Na Figura 57, mostraremos resultados da otimização de produção com diferentes estratégias, em diagrama de caixas. O primeiro gráfico (a) obtido sem nenhuma técnica de refinamento; o gráfico (b) é com refinamentos; gráfico (c) usa refinamentos e suavização da trajetória dos controles; gráfico (d) usa a estratégia do gráfico (c) e a imposição de corte de água no simulador, por último o gráfico (e) mostra resultados utilizando a estratégia do gráfico (c) mais coeficientes de redução nos controles. O processo de otimização é realizado com o SQP, os membros por ensemble são 30, e o número máximo de iteração é 15 como critério de convergência.

Figura 57 – U – sem refinamento; b) R - refinamento; c) S - R + suavização; d) WM - S + corte de água com monitoramento; e) WE - S + corte de água com coeficientes de redução.



Fonte: Autor (2019)

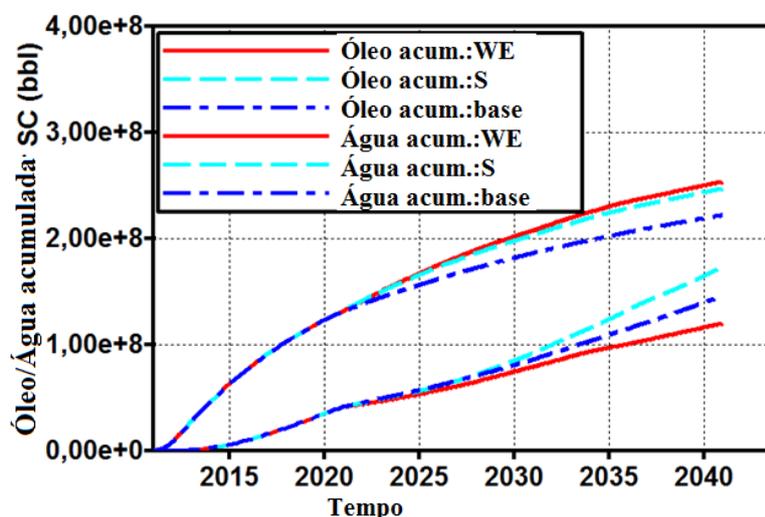
A mediana apresentada no gráfico (c) mostra um ganho de 11% sobre a mediana do gráfico (b) e 17,5% sobre a mediana do gráfico (a), além disso, o resultado do gráfico (c) mostra pequena variabilidade nos resultados da otimização do VPL.

O gráfico (e) mostra um ganho de 4,8% sobre a mediana do gráfico (c) e 1,6% sobre a mediana do gráfico (d), porém, a variabilidade de seus resultados é pequena. Claramente,

eliminar os controles de válvulas usando coeficientes de redução melhora a qualidade do vetor gradiente e, portanto, o desempenho do otimizador.

A produção acumulada de óleo e água para o caso base inicial e os melhores VPL dos gráficos (c), e (e) são comparados na Figura 58. A linha solidas representam o melhor VPL do gráfico (c), as linhas descontinuas o melhor VPL do gráfico (e), enquanto as linhas descontinuas e traços representam a do caso base. Também é possível observar que o alto VPL ocorre devido ao incremento da produção de óleo e redução da produção de água no gráfico (e), porém no gráfico (c) incrementa-se a produção de água.

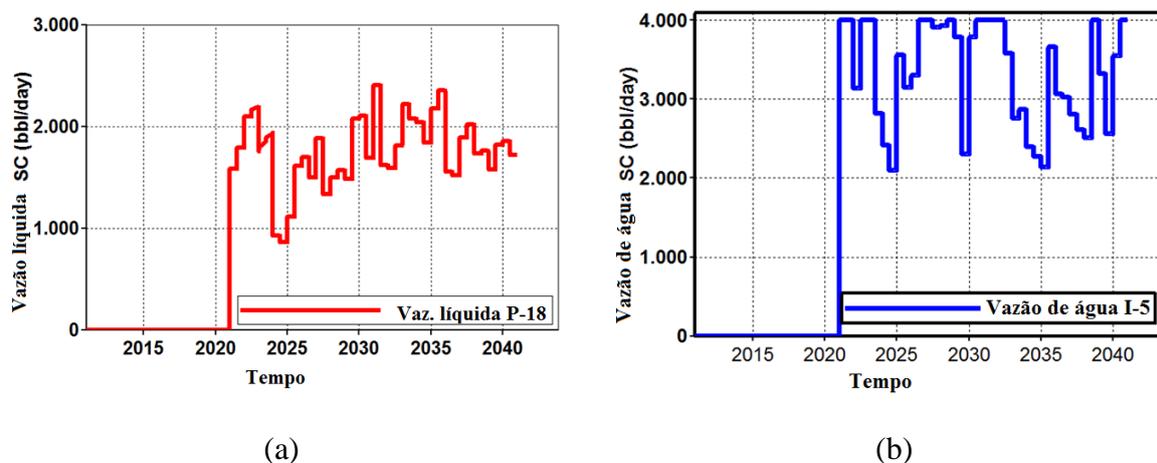
Figura 58 – Produção acumulada de óleo e água do melhor VPL dos gráficos (c) e (e) (Fig. 57), e também do caso base.



Fonte: Autor (2019)

Figuras 59(a) e (b) mostram a trajetória dos controles ótimos do melhor VPL do gráfico(c) para os poços P-18 e I-5, respectivamente. Pode ser visto que os poços apresentam uma redução na mudança das trajetórias em comparação com a trajetória dos controles na Figura 55. Nossas experiências numéricas recomendaram utilizar fator de suavização de trajetória de 10^{-3} .

Figura 59 – Suavização da trajetória dos controles dos poços P-18(a) e I-5(b) usando fator de suavização de 10^{-3} .



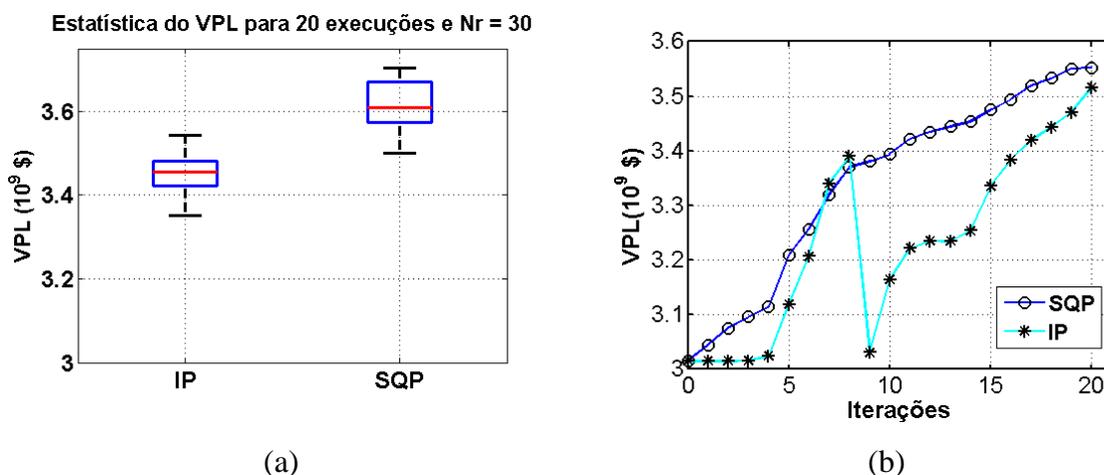
Fonte: Autor (2019)

4.2.3 Caso Brugge - 10080 variáveis

Uma maneira particular de medir o desempenho dos algoritmos de otimização é resolver um problema com maior número de variáveis. Propomos aumentar o número de ciclos de controle do Brugge Field, efetuando a mudança dos controles a cada dois meses, durante o tempo de simulação, por consequência, aumentaram o número de variáveis para 10080 (120×84).

Figura 60(a), apresenta-se resultados estatísticos do VPL após o processo da otimização, comparando os algoritmos SQP e pontos interiores, e evolução da otimização por iterações (melhor VPL). A matriz de sensibilidade com refinamento resulta de usar ensemble com 30 membros. O ganho obtido usando o SQP (Figura 60(a)) é 1,6% sobre a mediana dos resultados com pontos interiores (Figura 60(a)). Por outro lado, a variabilidade dos resultados da otimização usando SQP-SNOPT é reduzida. Após resultados deste cenário, podemos concluir a priori que para nossos problemas é melhor utilizar o algoritmo SQP, deixando claro que o método dos pontos interiores pode ter um melhor comportamento para resolver outros problemas.

Figura 60 – Resultados usando IP e SQP(a) e evolução da função objetivo (b) para o problema com 10080 variáveis, usando ensemble com 30 membros.



Fonte: Autor (2019)

Na Figura 60(b) mostramos o histórico das iterações para os melhores resultados de cada algoritmo. O melhor VPL do gráfico com SQP (Figura 60(a)) é obtido com 786 chamadas do simulador (780 durante o processo de otimização, 5 no cálculo das conectividades entre poços injetores e produtores e uma para o cálculo dos coeficientes de competitividade). Por outro lado, o melhor VPL usando pontos interiores é obtido em 825 chamadas do simulador em 20 iterações.

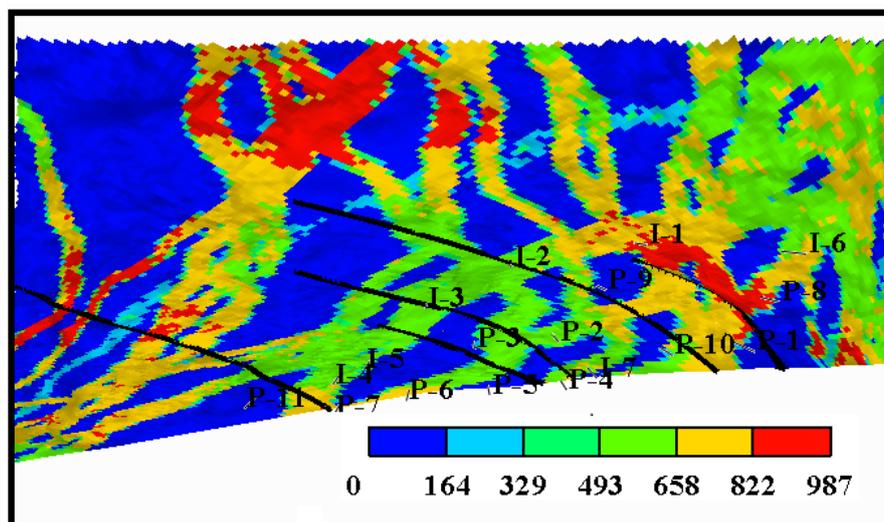
4.2.4 TNO Olympus - 1440 variáveis de controle

A seguir apresentamos o modelo sintético Olympus foi preparado pela TNO para um exercício em otimização de desenvolvimento de campo. A preparação do modelo de reservatório foi inspirada no campo do mar do Norte. O campo é 9 km por 3km. O modelo apresenta uma falha selante horizontal e outras 5 falhas verticais (Figura 61). Em resumo, o modelo consiste de duas zonas, oito camadas na primeira zona e oito na segunda zona, com aproximadamente 341,728 células das quais 199,750 são células ativas. As células não-ativas estão associadas com falha no modelo.

O modelo selecionado é a realização geológica #44 (Figura 61) do conjunto de 50 modelos. O número de poços é 18 (11 produtores e 7 injetores) todos completados verticalmente em diferentes camadas. Todos os poços têm uma válvula. Uma descrição mais detalhada do modelo pode ser encontrada em FONSECA *et al.* (2017).

Neste trabalho o modelo é usado para demonstrar o potencial do método baseado em ensemble com os refinamentos e suavização propostos nas seções anteriores.

Figura 61 – Permeabilidade e localização dos poços TNO Olympus.



Fonte: Autor (2019)

O objetivo é maximizar o VPL em um período de 20 anos, onde os controles são alterados a cada três meses gerando 80 ciclos de controle, neste problema serão selecionados como variáveis de controle o BHP e vazão para os poços produtores e injetores, respectivamente. O número total de variáveis de controle a otimizar é $N_x=1440$. Os controles iniciais são selecionados aleatoriamente e seu correspondente VPL para os controles aleatórios é $1,157 \times 10^9$.

O algoritmo de otimização usado para encontrar os controles ótimos será o algoritmo SQP implementado no solver SNOPT (GILL *et al*, 2005). As simulações serão geradas usando o simulador de reservatórios IMEX (CMG, 2016).

Os parâmetros usados para calcular o VPL do modelo são preço de óleo 45 \$/bbl, 6 \$/bbl para água produzida e 2 \$/bbl para água injetada e uma taxa de retorno de 8% ao ano.

As restrições do problema são as seguintes: capacidade máxima de produção total no campo de 88,000 bbl/d, a máxima vazão de injeção em cada poço injetor é 10,000 bbl/d, enquanto a máxima vazão de produção de óleo no poço produtor é 5700 bbl/d. O mínimo BHP para a válvula de poços produtores é 150 bar e máximo BHP para as válvulas dos injetores é 235 bar.

Para o cálculo da matriz de sensibilidade usamos ensemble com 30 realizações mais os refinamentos, tamanho de perturbação de 0,02 e 0,1 para os controles dos produtores e injetores, respectivamente. O tamanho de perturbação é escolhido para respeitar as restrições do problema e não gerar mudanças abruptas. Para o refinamento da matriz de sensibilidade, inicialmente foram calculados os coeficientes de competitividade entre produtores e as conectividades entre poços produtores/injetores.

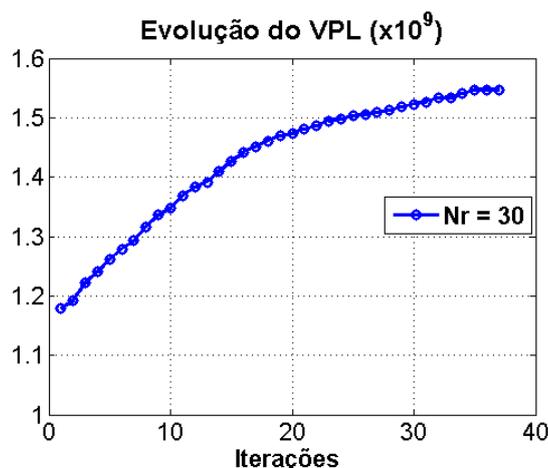
O VPL ótimo do modelo Olympus será comparado com duas diferentes estratégias:

1. **Todos os poços abertos** (*All wells fully opened (WFO)*): esta estratégia consiste em manter os controles dos produtores no mínimo BHP e os injetores na máxima vazão até o final do tempo da simulação. O VPL para esta estratégia é $1,34 \times 10^9$.
2. **Controle reativo** (*Reactive control (RC)*): esta estratégia consiste em manter os controles dos produtores no BHP mínimo e os injetores na vazão máxima e a imposição de corte de água no simulador. Quando o produtor atingir 88% de corte de água o produtor automaticamente é fechado até o final da simulação. O corte de água máximo está baseado no preço para o cálculo do VPL deste modelo. O VPL para esta estratégia é $1,5182 \times 10^9$.

Usando a técnica baseado em ensembles, encontra-se um VPL ótimo de $1,5472 \times 10^9$. Na Figura 62 é mostrado o histórico de iterações do processo de otimização. O número de iterações requeridas no processo de otimização foi 37. O número de chamadas do simulador foi 1296 (1290 no processo de otimização, 5 no cálculo das conectividades entre poços e uma para o cálculo dos coeficientes de competitividade).

Em comparação com as estratégias WFO e RC, temos que a estratégia proposta apresenta ganhos de 15% e 2%, respectivamente. Ao resultado ótimo obtido com a estratégia baseado em ensembles mais refinamentos (REB) foi imposto o corte de água máximo no simulador (REB+wcut), obtendo assim um VPL de $1,5482 \times 10^9$. Isto significa que a estratégia REB no processo de otimização reduz a produção de água nos poços produtores. Os resultados do VPL ótimo são apresentados na Tabela 15.

Figura 62 – Histórico de iterações do processo de otimização.



Fonte: Autor (2019)

Tabela 15 – Resumo de VPL ótimos com diferentes estratégias.

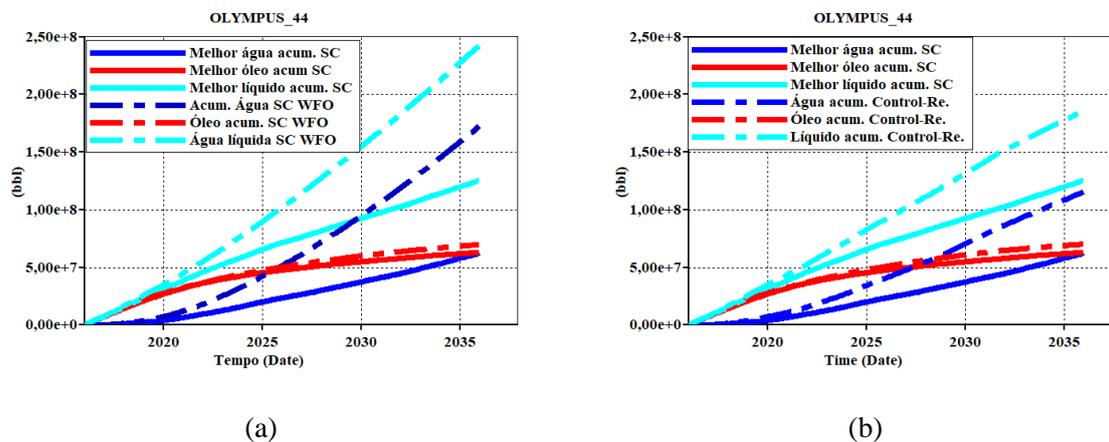
Estratégia	VPLx10⁹
REB	1,5472
REB+wcut	1,5482
WFO	1,3421
RC	1,5182

Fonte: Autor (2019)

A produção acumulada líquida, óleo e água de nosso melhor resultado é comparado com a estratégia WFO e RC nas Figuras 60(a) e (b), respectivamente. A linha sólida representa o resultado ótimo, enquanto a linha descontínua é usada para os casos WFO e RC. Nas Figuras 63(a) e (b) podemos observar que o alto VPL da estratégia REB é devido à redução de produção de água.

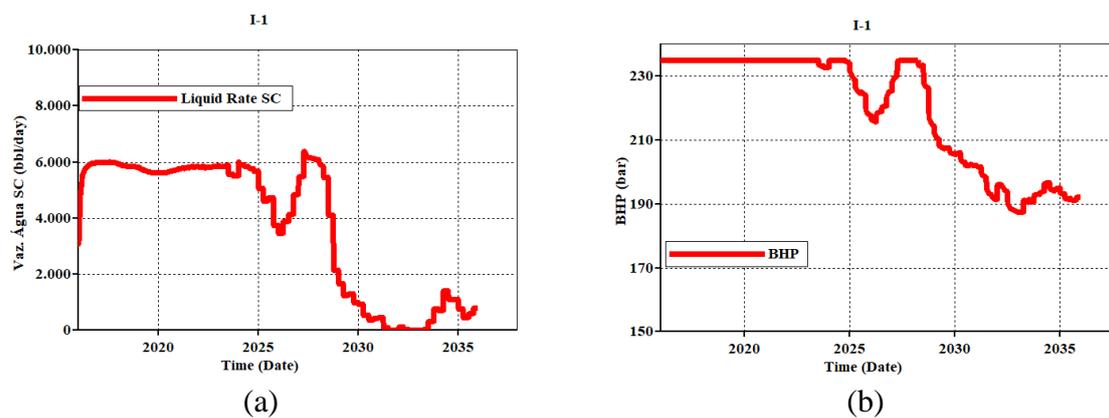
Figuras 64(a) e 65(a) mostram o comportamento da trajetória dos controles. Observamos que a trajetória do injetor I-1, nos primeiros 10 anos atinge o máximo BHP permitido (Figura 64(b)), no tempo restante observamos que a trajetória do controle não apresenta mudanças bruscas. A trajetória de controle do produtor P-8 não mostra mudanças bruscas. Na Figura 65(b) mostramos o comportamento da vazão líquida e óleo do produtor P-8.

Figura 63 – Comparação de produção acumulada líquida, óleo e água para os casos REB, WFO e RC.



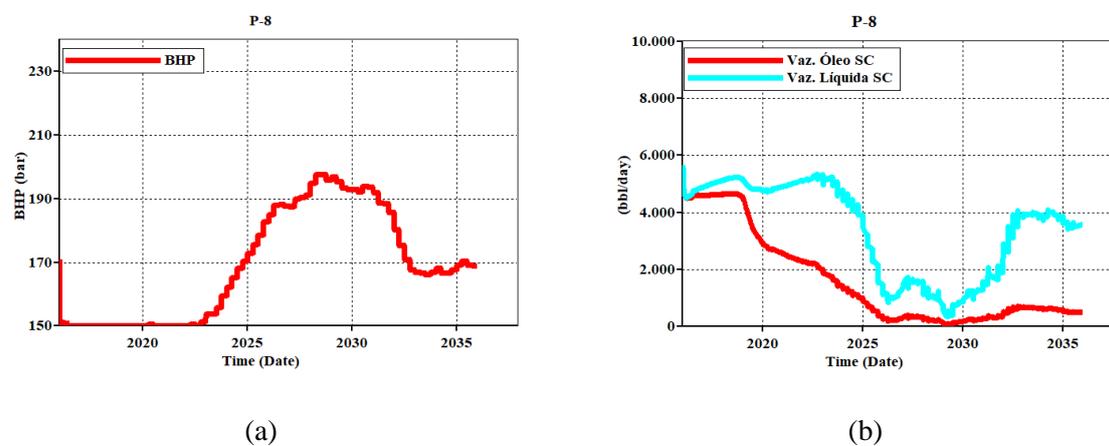
Fonte: Autor (2019)

Figura 64 – Trajetória ótima da vazão de injeção do poço I-1(a) e seu respectivo BHP (b).



Fonte: Autor (2019)

Figura 65 – Trajetória ótima do BHP do produtor P-8 (a) e sua respectiva vazão líquida e de óleo (b).



Fonte: Autor (2019)

5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo são apresentadas as principais conclusões do estudo realizado, assim como também as propostas para trabalhos futuros.

5.1 CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou um estudo de algoritmos de otimização e do método baseado em ensembles para aplicação na otimização de produção, para diferentes modelos de reservatório: BCO, TNO Brugge e TNO Olympus. O trabalho foi dividido em quatro tópicos principais: formulação do problema de injeção de água com restrições, algoritmos de otimização, método baseado em ensembles e aplicações. As conclusões são apresentadas a seguir:

1. O problema de injeção de água foi formulado incluindo restrições, a nível de poço e também a nível de campo.
2. Foram estudados diferentes controles no problema de injeção de água. No modelo Brugge foi utilizada vazão tanto para produtores como para injetores. Por outro lado, no modelo Olympus foram usados como variável de controle BHP e vazão para poços produtores e injetores, respectivamente.
3. Em comparação aos algoritmos de otimização, observamos que o SQP do SNOPT se mostrou mais eficiente que o método de pontos interiores do IPOPT, tanto em termo da melhoria do VPL como a redução de variabilidade nos resultados da otimização.
4. Foram impostos filtros para manter a viabilidade das restrições no cálculo do vetor gradiente baseado em ensembles.
5. Ensemble de poucos membros geram valores espúrios na matriz de sensibilidade obtendo um gradiente de baixa qualidade. Por estas razões foram propostas técnicas de regularização e localização sobre a matriz de sensibilidade para reduzir os valores espúrios:
 - 5.1. A técnica de regularização foi proposta para reduzir o efeito dos valores espúrios entre a sensibilidade do VPL de poços injetores com respeito aos controles dos produtores e injetores.
 - 5.2. A técnica de localização foi proposta para reduzir os valores espúrios da sensibilidade do VPL de poços produtores com respeito aos controles dos injetores e produtores. No caso dos controles dos injetores foi usada a estratégia CRMP para conhecer a priori as

conectividades entre produtores e injetores e no caso dos produtores usamos a estratégia de teste de interferência para quantificar a comunicação entre poços produtores que competem pelo fluido.

6. No cálculo da matriz de localização recomendamos usar um parâmetro de localização de $\alpha = 3$.
7. O método baseado em ensemble pode ser facilmente adaptado quando as variáveis de controle são vazão ou pressão de fundo de poço (BHP) como foram mostrados nos resultados deste trabalho. Neste caso, os refinamentos são mantidos.
8. Para problemas de escala média e grande recomendamos definir o tamanho do ensemble em função do número de variáveis. Para problemas de grande escala recomendamos ensembles com 30 membros mais a imposição de refinamentos.
9. Foi proposta a estratégia de suavização dos controles para evitar mudanças abruptas na trajetória dos controles. O parâmetro recomendado neste estudo foi de $\beta = 10^{-3}$.
10. Para produtores com alto corte de água, foram propostos coeficientes de redução de vazão para controlar a produção excessiva de água nos poços produtores.

Finalmente, os resultados apresentados mostram que as estratégias propostas para a matriz de sensibilidade, suavização sobre a trajetória dos controles e redução de corte de água foram muito eficientes, obtendo ganhos satisfatórios sobre os resultados.

5.2 TRABALHOS FUTUROS

Baseado nos estudos desenvolvidos no presente trabalho, sugerimos alguns trabalhos futuros, a saber:

1. Utilizar o método baseado em ensemble com refinamento para resolver problemas de otimização considerando incertezas, otimização robusta.
2. Aplicar as estratégias desenvolvidas a problemas de otimização quando ocorre injeção de água alternada com gás, WAG-CO₂.
3. Aplicar o método baseado em ensemble com refinamento para o problema de injeção de água quando as variáveis de controle são as aberturas das válvulas nos poços.
4. Reparametrizar as variáveis de controle para reduzir a dimensionalidade do problema de otimização usando polinômios, polinômios racionais, *splines*. Por outro lado, o vetor gradiente pode ser obtido pelo método baseado em ensembles.

5. Usar a estratégia do diagnóstico do fluido, *Flow diagnostics*, para melhorar os refinamentos do método baseado em ensembles. Esta estratégia quantifica informação do reservatório independentemente do comportamento do fluido no reservatório e podem ser obtidas em poucos segundos.

REFERÊNCIAS

1. ALIM, Maciel, Constraint Handling in Life-cycle Optimization Using Ensemble Gradient. Department of Geoscience & Engineering, Delft University of Technology, The Netherland Thesis Report AES/PE/13-44. 2013.
2. ALBERTONI, A; LAKE. Larry W. Inferring interwell connectivity from well-rate fluctuations in waterfloods. *SPE/DOE improved Oil Recovery Symposium* held in Tulsa, Oklahoma, 13-17 April 2012.
3. ASADOLLAHI, M.; NAEVDAL, G. Waterflooding Optimization Using Gradient Based Methods. *SPE/EAGE Reservoir Characterization and Simulation Conference held in Abu Dhabi, UAE*, 19-21 October. 2009.
4. ASADOLLAHI, M., NAEVDAL, G., DADASHPOUR, M., KLEPPE, J. Production Optimization using derivate free methods applied to Brugge field case. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, Volume 114, Pages 22-37, ISSN 0920-4105, <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2013.12.004>. 2014.
5. BARRETO, C. E., MUNERATO, F. P., GASPAR RAVAGNANI, A. T. F. DA S., SCHIOZER, D. J.. Use of Water Cut to Optimize Conventional and Smart Wells. *Society of Petroleum Engineers*. <https://doi:10.2118/150908-MS>. 2012.
6. BIEGLER, L. T.. Nonlinear Programming: Concepts, Algorithms, and Applications to Chemical Processes. Philadelphia: SIAM - *Society for Industrial and Applied Mathematics*. 2014.
7. BINIAZ, D.E., PISHVAIE, M.R., BOZORGMEHRY, B.R.. Distance dependent localization approach in oil reservoir history matching: a comparative study. *Iran. J. Chem. Chem. Eng. (Int. Engl. Ed.)* 33 (1), 75–91. INSS 1021-9986. http://www.ijcce.ac.ir/article_7199.html 2014.
8. BROUWER, D.R. AND JANSEN, J, -D. Dynamic Optimization of Water Flooding With Smart Wells Using Optimal Control Theory. *SPE J.9 (4): 391-402*. SPE -78278-PA. doi: 10.2118/78278-PA. 2004.
9. CHAUDHRI, M., H. PHALE, N. LIU, and D. OLIVER, An improved approach for ensemble based production optimization, in *SPE Western Regional Meeting*, 2009.
10. CHEN, Y., OLIVER, D.S. Localization of Ensemble-Based Control-Setting-Updates for Production Optimization. *SPE J.* 17 (1), 122–136. 2012.
11. CAO, F., LUO, H., LAKE, L.W. Development of a Fully Coupled Two-phase Flow Based Capacitance Resistance Model (CRM). *Society of Petroleum Engineers* <http://dx.doi.org/10.2118/169485-MS>. 2014.
12. Computer Modeling Group LTD. IMEX: User´s Guide. Calgary Canada.2014-2016
13. CURTIS, F. E.; SCHENK, O.; WÄCHTER, A., "An Interior-Point Algorithm for Large-Scale Nonlinear Optimization with Inexact Step Computations," *SIAM Journal on Scientific Computing*, vol. 32, iss. 6,pp. 3447-3475. 2010.

14. DEHDARI V., Sequential Quadratic Programming (SQP) for Solving Constrained Production Optimization – Case Study from Brugge Field. MS thesis, University of Oklahoma, Norman, Oklahoma. 2010.
15. DEHDARI, V., OLIVER, D.S., Sequential quadratic programming for solving constrained production optimization – case study from Brugge field. *SPE J.* 17, 874–884. 2012.
16. DO ST, and REYNOLDS A.C. Theoretical connections between optimization algorithms based on an approximate gradient. *Comput. Geosci.* 17(6):959–973. 2013.
17. ELDERSVELD, S. K. Large-scale sequential quadratic programming algorithms. 1992
18. EMERICK A. E. AND PORTELLA, R.C.M. Production Optimization with Intelligent Wells. *SPE Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference* held in Buenos Aires, Argentina, 15-18 April. 2007.
19. FONSECA, R., LEEUWENBURGH, O., DEN HOT, P.V., JANSEN, J. Improving the ensemble optimization method through covariance matrix adaptation (CMA-EnOpt). In: *Proceeding of the SPE Reservoir Simulation Symposium*. No. SPE 163657.2015.
20. FONSECA, R.M., GEEL, C.R., AND LEEUWENBURGH, O. Description of OLYMPUS reservoir model for optimization challenge. *Integrated Systems Approach to Petroleum Production*. Netherlands. 2017.
21. FOROUZANFAR, F. POQUIOMA, W.E. AND REYNOLDS, A.C. A Covariance Matrix Adaptation Algorithm for Simultaneous Estimation of Optimal Placement and Control of Production and Water injection wells. *SPE* 173256-MS (2015). <http://dx.doi.org/10.2118/173256-MS>. 2015.
22. GAO, C. RAJESWARAN, T., NAKAGAWA, E. A Literature review on Smart-Well Technology. *SPE Production and Operations Symposium* held in Oklahoma City, USA, 31 March -3April. 2007.
23. GLAND, Carlos A. Reservoir Management Employing Smart Wells: A Review. *SPE Drilling & Completion*, Port-of-Spain, Trinidad, p. 281-288. 2005.
24. GILL, P. E., MURRAY, W. AND SAUNDERS, M. A. SNOPT: An SQP algorithm for large-scale constrained optimization, *SIAM*. 2005.Rev., 47, pp. 99–131.
25. GENTIL, P., “The Use of Multilinear Regression Models in Patterned Paterfloods: Physical Meaning of the Regression Coefficients,” M.S. Thesis, The University of Texas at Austin, August, 2005.
26. HOLANDA, R. W. Capacitance resistance model in a control systems framework: a tool for describing and controlling waterflooding reservoirs M.S. Thesis, the University of Texas a&m april, 2015.
27. HOROWITZ, B., BASTOS AFONSO. S. and PAIVA DE MENDOÇA, C. Surogate based optimal waterflooding management. *Journal of Petroleum Science and Engineering* (2013), Vol. 112, pp. 206-219. 2013.
28. HOROWITZ, B. “Design of Columns Subjected to Biaxial Bending”, *ACI Structural Journal*, v.86, p.717 - 722, 1989.

29. KAVIANI, D. PETER P. VALKO, AND JERRY L. JENSEN., Application of the multiwall productivity index-based method to evaluate interwell connectivity, 2010.
30. KATZ, H., HOROWITZ B., TUEROS, J. A. R. Numerical Experience Using Capacitance Resistance Multilayered Models. *CILAMCE 2017, Ibero-Latin American Congress in Computational Methods in Engineering*, Florianopolis, Brazil, doi://10.20906/CPS/CILAMCE2017-0282 (in Portuguese). 2017.
31. KIM J. S. 2011, Development of Linear Capacitance-Resistance Models for Characterizing Waterflooded Reservoirs M.S. Thesis, The University of Texas at Austin, August, 2011.
32. LEEUWENBURG, O., EGBERTS, P. J. P., CHITU, A. G. An Ensemble-Based Method for Constrained Reservoir Life-Cycle Optimization. *EUROPEC* held in Madrid, Spain, 1-4 June. 2015.
33. LI K., REN, X., YANGTZE, U., FAN, X.. A Novel Model for Predicting Water Cut in Oil Reservoir. *SPE EUROPEC/EAGE Annual Conference and Exhibition* held in Vienna, Austria, 23-29 May. 2011.
34. LI, G., REYNOLDS, A.C.: Uncertainty quantification of reservoir performance predictions using a stochastic optimization algorithm. *Comput. Geosci.* 15(3), 451–462. 2011.
35. LORENZENT, R.J., BERG, A. M., NAEVDAL G., AND VEFRING, E. H. A new Approach for Dynamic Optimization of Waterflooding Problems. Paper SPE 99690 presented at *the Intelligent Energy Conference and Exhibition, Amsterdam*, 11-13 April. doi: 10.2118/92867-PA. 2006
36. MAMGHADERI A. AND POURAFSHARY, P. Water flooding performance prediction in layered reservoir using improved capacitance-resistive model. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, online, ISSN 0920-4105, V. 108 pp. 107-117. <http://dx.doi.org/10.1016/j.petrol.2013.06.006>. 2013.
37. MAIZERET, P.-D. Best Practice to Design and Interpret Interference Tests Based on Features of the Line-source Solution: Theory and Application. *Society of Petroleum Engineers*. <http://dx.doi.org/10.2118/164714-MS>. 2013
38. MATLAB, version 8.3.0 (R2014a). *The MathWorks Inc.*, Natick, Massachusetts, 2014.
39. MESHIOYE, O. MACKAY, E. CHUKUWEZI, M. Optimization of Waterflooding Using Smart Well Technology. *34 annual SPE International Conference and Exhibition* held in Tinapa – Calabar, Nigeria, 31 July-7 August. 2010.
40. MORENO, Gustavo. Multilayer capacitance resistance model with dynamic connectivities. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 109(0):298{307, 2013.
41. NWAORO, J. Dynamic optimization of water flood reservoir. MS thesis, University of Oklahoma, Norman, Oklahoma. 2006.
42. NOCEDAL, J. AND WRIGHT, S. J., Numerical Optimization. Springer Verlag, Berlin Heidelberg, New York, 1999.
43. OLIVEIRA, D. F. *Técnicas de otimização da produção para reservatórios de petróleo: abordagens sem uso de derivadas para alocação dinâmica das vazões de*

- produção e injeção*. 2006. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil) — Universidade Federal de Pernambuco, Recife, 2006.
44. OLIVEIRA, D. F. A New Hierarchical Multscale Optimization Method: Gradient And Non-Gradient Approaches For Waterflooding Optimization, Phd. dissertation, 2014. The University of Tulsa.
 45. PETVIPUSIT, K. R. CHANG, Y. Dynamic Well Conversion and Rate Optimization Using Ensemble-Based Method. *SPE Bergen One Day Seminar held in Bergen, Norway*, 22 April. 2015.
 46. PETERS, E., ARTS, R.J., BROUWER, G.K., and GEEL, C.R. Results of the Brugge Benchmark Study for Flooding Optimisation and History Matching. Paper SPE 119094 presented at the *SPE Reservoir Simulation Symposium*, The Woodlands, Texas, USA, 2-4 February. doi: 10.2118/119094-MS. 2009
 47. SARMA, P., AZIZ, K., DURLOFSKY, L. Implementation of adjoint solution for optimal control of smart wells, *SPE-94241*. 2005.
 48. SAYARPOUR, M., E. ZULUAGA, C. S. KABIR, AND L. W. LAKE. The use of capacitance-resistive models for rapid estimation of waterood per-formance, 2009.
 49. SOROUGH, M. KAVIANI, D AND JENSEN, J. L. Interwell connectivity evaluation in cases of changing skin and frequent production interruptions *Journal of Petroleum Science and Engineering* 122 (2014) 616–630. 2014.
 50. SU, H.-J. and OLIVER, D.S. Smart Well Production Optimization Using An Ensemble-Based Method. *SPE Res Eval & Eng* 13(6): 884-892. SPE-126072-PA. <http://dx.doi.org/10.2118/88901-MS>. 2010.
 51. TUEROS, J.A.R., HOROWITZ, B and WILLMERSDORF, R. Numerical Experience With An Ensemble-Based Method For Constrined Waterflooding Optimization, *CILAMCE 2015, XXXVI Congresso Ibero Americano em Métodos Computacionais em Engenharia*, Rio Janeiro, RJ, 22-25, Novembro 2015.
 52. TUEROS, J.A.R., HOROWITZ, B and WILLMERSDORF, R. Método Baseado Em Ensemble Com Refinamento Na Matriz De Sensibilidade Para Otimização De Injeção Água Com Poços Inteligentes, *CILAMCE 2016, XXXVII Congresso Ibero Americano em Métodos Computacionais em Engenharia*, Brasília-DF-Brazil, 6-9, Novembro 2016.
 53. TUEROS, J.A.R., HOROWITZ, B., WILLMERSDORF, R.B., OLIVEIRA, D.F.B. Non-distance-based localization techniques for ensemble-based waterflooding optimization, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, online, ISSN 0920-4105, <http://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.06.089>. 2018
 54. VAN ESSEN, G., M. ZANDVLIET, P. VAN DEN HOF, O. BOSGRA, AND J. JANSEN, Robust waterrooding optimization of multiple geological scenario, SPE-102913, in *Proceedings of the 2006 SPE Annual Technical Conference and Exhibition*, 2006.
 55. VALESTRAND, R., KHRULENKO, A., HATZIGNATIOU, D. G. Smart Wells for Improved Water Management in the Presence of Geological Uncertainty. *Society of Petroleum Engineers*. doi:10.2118/169223-MS. 2014

56. WEBER, Daniel. The Use of Capacitance-Resistance Model to Optimize Injection Allocation and Well Location in Water Floods. Phd dissertation, 2009. The University of Texas at Austin, August, 2009.
57. WEBER, D.B., EDGAR, T.F., LAKE, L.W., LASDON, L.S., KAWAS, S., AND SAYARPOUR, M. Improvements in Capacitance-Resistive Modeling and Optimization of Large Scale Reservoirs. *Paper SPE 121299 presented at the SPE Western Regional Meeting*, San Jose, California, 24-26 March. 2009.
58. WRIGHT, S. Primal-Dual Interior Point Methods, *SIAM*, Philadelphia, (1997).
59. YAN, X., REYNOLDS. A.C.: An optimization algorithm based on combining finite difference approximations and stochastic gradients. In: *Proceedings of the SPE Reservoir Simulation Symposium*. The Woodlands, 18-20 February, SPE 163645. Texas 2013.
60. YOUSEF, A., JENSEN, L.J. AND LAKE, L. W. Investigating Statistical Techniques to Infer Interwell Connectivity from Production and Injection Rate Fluctuations. *Math Geosci* 41: 81–102 DOI 10.1007/s11004-008-9189-x. 2009.
61. YOUSEF, A., Investigating Statistical Techniques to Infer Interwell Connectivity from Production and Injection Rate Fluctuations. Phd dissertation, 2006.

ANEXO A – COEFICIENTES DE COMPETITIVIDADE

Na tabela abaixo apresentamos seguir apresentamos os valores dos coeficientes de competitividade.

Coefficientes de competitividade do modelo Brugge																				
Poços	P-1	P-2	P-3	P-4	P-5	P-6	P-7	P-8	P-9	P-10	P-11	P-12	P-13	P-14	P-15	P-16	P-17	P-18	P-19	P-20
P-1	1.000	0.0	0.750	1.000	0.0	0.109	0.259	1.000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.702	0.702	0.437	0.0	0.0	0.0
P-2	0.0	1.000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.857	0.740	0.844	1.000	0.754	0.664	0.256	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P-3	0.683	0.0	1.000	0.599	0.0	0.382	0.936	0.708	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.512	0.820	0.704	0.352	0.0
P-4	1.000	0.0	0.684	1.000	0.0	0.0	0.549	0.657	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.713	0.680	0.412	0.0	0.0
P-5	0.0	0.0	0.0	0.0	1.000	0.725	0.384	0.200	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.205	0.595	0.666	1.000
P-6	0.1	0.0	0.260	0.0	0.924	1.000	0.629	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.395	0.941	1.000	0.862
P-7	0.237	0.0	0.689	0.550	0.471	0.689	1.000	0.829	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.283	0.379	0.294	0.714	0.848	0.559	0.487
P-8	0.862	0.0	0.979	0.605	0.257	0.326	1.000	1.000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.538	0.799	0.561	0.292	0.0
P-9	0.0	1.000	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.000	1.000	0.890	0.824	0.893	0.638	0.227	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P-10	0.0	0.862	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.000	1.000	1.000	0.783	0.774	0.577	0.165	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P-11	0.0	0.732	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.532	0.534	1.000	0.765	0.729	0.570	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P-12	0.0	0.919	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.497	0.453	0.806	1.000	0.894	0.673	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P-13	0.0	0.677	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.409	0.336	0.563	0.654	1.000	1.000	0.342	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
P-14	0.0	0.435	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.300	0.253	0.326	0.443	0.903	1.000	0.598	0.0	0.180	0.278	0.0	0.0
P-15	0.0	0.253	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.174	0.184	0.0	0.0	0.252	0.481	1.000	0.800	0.335	0.434	0.398	0.0
P-16	0.5911	0.0	0.707	0.421	0.0	0.233	0.548	0.524	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.892	1.000	0.804	0.507	0.0	0.0
P-17	0.245	0.0	0.625	0.600	0.152	0.3642	0.602	0.356	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.183	0.500	0.364	1.000	0.779	0.354	0.389
P-18	0.0	0.0	0.564	0.410	0.584	0.526	0.437	0.321	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.312	0.278	0.0	0.570	1.000	0.557	0.638
P-19	0.0	0.0	0.152	0.0	0.854	1.000	0.513	0.250	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.385	0.810	1.000	0.958
P-20	0.0	0.0	0.0	0.0	1.000	0.873	0.302	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.282	0.759	0.972	1.000