



Escola Politécnica da Universidade de São Paulo
Departamento de Engenharia de Minas e de Petróleo



Projeto de Iniciação Científica
Programa Unificado de Bolsas - PUB / USP

Ajuste de Histórico Assistido de Reservatórios de Petróleo

Aluno: Luiz Henrique Carminhato Coelho Batista
Orientador: Prof. Dr. Marcio Augusto Sampaio Pinto
Co-orientador: Eng. Paulo Henrique Ranazzi

SANTOS, 2018

Resumo

Neste trabalho, uma metodologia de ajuste de histórico é proposta para obter valores confiáveis dos parâmetros petrofísicos do reservatório, considerando as incertezas geológicas. Para isto, é apresentada uma metodologia dividida em 4 etapas: (1) Utilização de um algoritmo de busca aleatória e seleção dos melhores parâmetros discretos; (2) simulação dos possíveis cenários obtidos; (3) otimização dos parâmetros contínuos; (4) reparametrização das incertezas petrofísicas. Portanto, com o intuito de aprimorar e acelerar o processo de ajuste de histórico utiliza-se uma ferramenta computacional (CMOST) responsável por minimizar uma função objetivo e encontrar as melhores combinações de parâmetros referentes as propriedades do modelo. Além disso, esta metodologia foi validada utilizando o modelo de reservatório UNISIM-I-H, um modelo sintético, que possui características reais e resposta conhecida, a partir de dados públicos do campo de Namorado, Bacia de Campos, Brasil. Os resultados mostraram que o refinamento dos resultados através da alteração dos intervalos petrofísicos e adição de novos parâmetros é extremamente efetivo no processo de ajuste de histórico.

Palavras chave: Ajuste de histórico, função objetivo, refinamento.

Sumário.

1.Introdução e Objetivos.....	1
2.Fundamentos Teóricos.....	2
2.1. Ajuste de histórico.....	2
2.2. Função Objetivo.....	2
2.3. Ferramenta de Otimização.....	5
2.4. Benchmark.....	5
3.Revisões Bibliográficas.....	7
4.Metodologia	10
5.Estudo de Caso	13
6.Resultados e discussões	15
7.Conclusão	26
8.Bibliografia.....	27

1) Introdução e Objetivos

1.1) Introdução

O processo de ajuste é o processo de condicionar um modelo numérico de simulação, que tem como objetivo prever o comportamento de reservatório de petróleo, de acordo com os dados de produção disponíveis. Este modelo é representado pelas propriedades petrofísicas do reservatório, porém por serem obtidas de maneiras indiretas (através de sísmicas, análises estratigráficas) possuem imprecisões que acabam comprometendo a confiabilidade da previsão da produção. Desse modo, o ajuste de histórico é o processo que permite obter os valores dos parâmetros petrofísicos com um maior grau de confiabilidade, ao se calcular milhares de combinações possíveis dos parâmetros por meio de uma Função Objetivo (FO), que é a diferença entre os dados observados e os dados simulados. Assim, as combinações que possuem as menores FO são escolhidas como as mais confiáveis para descrever o reservatório (Risso, 2007; Schiozer, 2005).

Ajuste de histórico é caracterizado como um problema inverso, visto que os dados de produção do reservatório são utilizados para estimar os parâmetros petrofísicos que geraram os dados observados. O processo de ajuste de histórico é utilizado para prever o desempenho do reservatório, sendo crucial para a tomada de decisões no desenvolvimento futuro. O principal problema no ajuste se dá no fato de que diferentes combinações dos parâmetros do reservatório podem gerar um resultado igualmente apropriado (Oliver, 2010; Xiang ma, 2017).

1.2) Objetivos

Este projeto visa desenvolver uma metodologia que possa realizar um ajuste integrado de poços, integrando a caracterização do reservatório, ajuste simultâneo de todos os dados coletados no poço, gerando um modelo de reservatório confiável no período de ajuste de histórico para obter previsões de produção mais confiáveis. Além disso, visa otimizar o tempo gasto para a criação de um modelo de reservatório próximo do real.

2) Fundamentos Teóricos

A seguir são apresentados e desenvolvidos os fundamentos teóricos necessários para compreensão da metodologia adotada e dos resultados obtidos.

2.1) Ajuste de histórico

Ajuste de histórico é definido como o ato de ajustar o modelo de reservatório até que reproduza fielmente o comportamento passado do reservatório (Rwechungura et al., 2011). Sendo caracterizado como um problema inverso, ou seja, os dados de saída do problema (vazões de óleo e água, pressão de fundo de poço) são conhecidos e os dados de entrada (dados petrofísicos do reservatório) são desconhecidos (Oliver et al., 2011). Os maiores problemas na realização de um bom ajuste se dão no fato de que várias combinações dos parâmetros resultam em combinações igualmente boas aos dados observados. Como resultado disso, a solução completa para realizar um bom ajuste deve sempre incluir uma profunda análise sobre as incertezas dos reservatórios e suas previsões.

2.2) Função Objetivo (FO)

A função objetivo é definida como a diferença entre os dados observados tais como dados sísmicos, histórico de produção do reservatório, pressão do campo e os valores obtidos nas simulações para tais parâmetros (Rwechungura et al, 2011). Normalmente é calculada pela distância entre as curvas simuladas e as observadas ao longo do histórico de produção. A FO utilizada no CMOST é descrita pelas equações a seguir (CMOST, 2016):

$$Q_{\text{global}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{NW} w_i} \sum_{i=1}^{NW} w_i Q_i$$

onde:

Q_{global} = Função objetivo global

i = representa os poços

NW = Número total de poços

W_i = Peso de um dado poço no cálculo da Q_{global} ,

Q_i = Função objetivo de um dado poço, que é calculada pela equação a seguir:

$$Q_i = \frac{1}{\sum_{j=1}^{N(i)} tw_{i,j}} \sum_{j=1}^{N(i)} \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^{NT(i,j)} (Y_{i,j,t}^s - Y_{i,j,t}^m)^2}{NT(i,j)}} \cdot 100\% \cdot tw_{i,j}$$

onde os índices i , j e t representam o poço, tipo de dado de produção e tempo, respectivamente; $N(i)$ é o número total de tipos de dados de produção por poço i ; $NT(i,j)$ é o número total de dados medidos em cada série j de cada poço i ; Y^s são os dados simulados e Y^m são dados medidos; tw_{ij} são os pesos atribuídos a cada termo e $Scale_{i,j}$ são os fatores de escala que normalizam cada série de dados calculados através de dois métodos.

O primeiro método de cálculo da escala de normalização é usado quando o número de dados medidos é maior que cinco. Neste método, a escala de normalização é representada pelo valor máximo dos três valores abaixo (CMG, 2016):

$$Scale_{i,j} = \Delta Y_{i,j,t}^m + 4 \cdot Merr_{i,j}$$

$$Scale_{i,j} = 0,5 \cdot \min(|\max(Y_{i,j,t}^m)|, |\min(Y_{i,j,t}^m)|) + 4 \cdot Merr_{i,j}$$

$$Scale_{i,j} = 0,25 \cdot \min(|\max(Y_{i,j,t}^m)|, |\min(Y_{i,j,t}^m)|) + 4 \cdot Merr_{i,j}$$

onde ΔY^m é a medida da variação máxima de medição por poço i e tipo de dado de produção j ; $Merr$ é o erro de medição. O valor do erro de medição (ME) é utilizado de modo a representar se o resultado simulado está entre o (valor do histórico – ME) e o (valor de histórico + ME), e neste caso, obtendo um ajuste satisfatório. Portanto, ME é equivalente à metade da margem de erro absoluto.

O segundo método de cálculo da escala de normalização aplica-se quando o número de dados de medidas é menor ou igual a cinco. Neste caso, a escala de normalização é obtida pela equação a seguir:

$$Scale_{i,j} = \max(|\max(Y_{i,j,t}^m)|, |\min(Y_{i,j,t}^m)|) + 4.Merr_{i,j}$$

De modo geral, o cálculo da função de erro do ajuste de histórico é um erro relativo em porcentagem. Se o resultado de simulação é exatamente o mesmo que os dados do histórico, o erro calculado do ajuste seria 0%, indicando um ajuste perfeito. Segundo o manual do CMOST (2016), um ajuste de histórico com erro menor que 5% é considerado aceitável. Como o erro de ajuste de histórico é definido de modo adimensional, pode ser usado para calcular o erro do ajuste de histórico de uma função objetivo global utilizando o método da média ponderada.

2.3) Ferramenta de Otimização (CMOST)

O processo de otimização é realizado com o auxílio do CMOST, que é uma ferramenta de otimização que quando integrada em qualquer projeto de simulação de reservatório tem como finalidade aumentar a produtividade e tornar o poder de tomada de decisões mais rápido e eficiente. Este software pode ser empregado em conjunto com o CMG em processos de análises de sensibilidade, ajuste de histórico, otimizações e análise de incertezas (CMG, 2014). A integração dessa ferramenta ao processo de ajuste de histórico fornece um método eficiente de ajustar os dados simulados aos do histórico, pois o CMOST é um programa capaz de gerar as diversas combinações possíveis dos parâmetros petrofísicos. Após a execução completa de cada simulação, o CMOST analisa os resultados de modo a determinar a qualidade do ajuste. Portanto, ao longo das iterações, o CMOST faz combinações dos valores dos parâmetros a fim de gerar modelos que apresentem ajustes de histórico aceitáveis. Um otimizador é utilizado para determinar os novos valores dos parâmetros para cada iteração seguinte. Quanto maior o número de iterações concluídos, mais o resultado tende a convergir para uma solução que forneça

um ajuste de histórico satisfatório, se os parâmetros especificados e a faixa destes parâmetros forem apropriadamente definidos. A solução ótima é aquela que apresenta menor valor da função objetivo (CMOST,2016).

2.4) Benchmark (UNISIM)

O modelo de simulação utilizado neste projeto é o UNISIM-I-H, que é baseado no modelo geológico do Campo de Namorado, localizado na Bacia de Campos, Brasil. Este modelo foi criado pelo grupo UNISIM (2013) a partir de um modelo de referência, o UNISIM-I (Avansi, 2013). O modelo UNISIM-I tem o intuito de representar um campo com características reais, baseado no modelo de fácies e modelo petrofísico do Campo de Namorado. O caso UNISIM-I-H assume as mesmas características do UNISIM-I-D, também criado a partir do modelo UNISIM-I. O UNISIM-I-D é um modelo completo de reservatório composto por cenários incertos geológicos, econômicos e operacionais empregado na validação de metodologias e que foi projetado em uma fase de desenvolvimento do campo com foco na atividade de estratégia de produção. Já o caso UNISIM-I-H foi criado em uma fase de pós desenvolvimento do campo, baseado em uma estratégia de produção otimizada e, portanto, apresenta foco na atividade de ajuste de histórico (Avansi, 2013).

A estrutura do modelo consiste em informações disponíveis e utilizadas na criação do modelo que datam de um período de 4018 dias, incluindo a informação de 4 poços produtores verticais, 10 produtores e 11 injetores horizontais, contabilizando um total de 25 poços. Os dados estruturais referentes ao topo, à base, ao limite do reservatório e à falha mapeada são os mesmos definidos para o caso UNISIM-I-D, obtidos através de uma interpretação sísmica. A malha geológica definida consiste em dividir o reservatório em várias células, sendo que o conjunto delas forma diferentes poços do reservatório (ROSA, et al., 2006). Portanto, a construção da malha é fundamental para transpor ao modelo as informações necessárias, de modo a refletir o comportamento do reservatório, ou seja, suas heterogeneidades (Avansi, 2014).

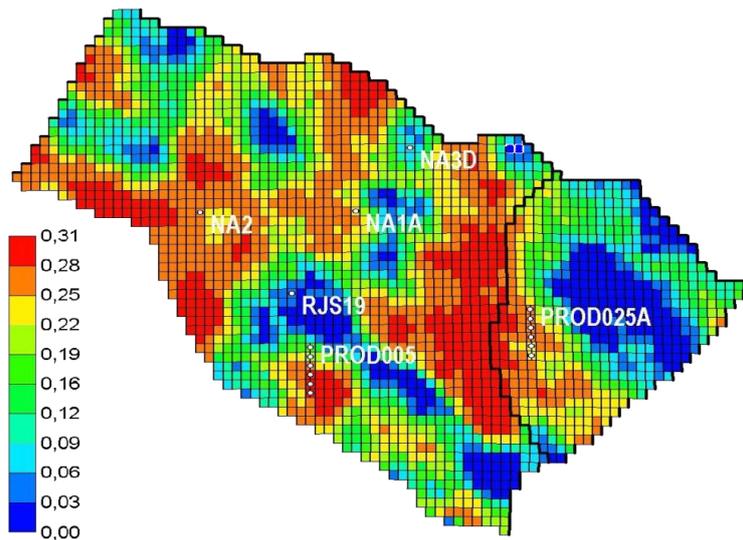


Figura 1: Representação do *benchmark* UNISIM-I-H.

3) Revisão Bibliográfica

Em 1961, Kruger publicou um artigo que apresenta um modelo matemático capaz de prover técnicas numéricas que ajustam os dados iniciais de permeabilidade absoluta, para que, se necessário, gerem uma correspondência com os dados reais do reservatório, e assim, conseqüentemente, fornece uma distribuição de permeabilidade eficaz do reservatório. O modelo matemático apresentado consiste basicamente em adequar uma equação diferencial básica aos parâmetros do reservatório. Considerando espessura, permeabilidade e porosidade os três principais parâmetros a serem considerados no modelo. Além de discutir o método de resolução dessa equação diferencial, compara as medidas reais de campos produtivos e os gerados pelo modelo para provar a validade do modelo. Por fim, é concluído que o cálculo fornece dados que permitem uma análise das condições do reservatório e uma previsão confiável do futuro da produção do campo.

Em um dos trabalhos pioneiros, Coats (1969) apresenta que o principal objetivo da simulação é prever o desempenho de um poço sob diversas incertezas geológicas. Utilizou os dados do “*rainbow field*” localizado em Alberta (Canadá) para provar que é mais eficiente utilizar a simulação numérica do que

os métodos convencionais para o cálculo das propriedades do reservatório. Para isso, foi utilizado um gráfico que mostra a saturação do óleo em diferentes profundidades. No gráfico fica evidente a total incapacidade de se calcular a produção de óleo do poço através dos métodos convencionais de cálculo (tais como balanço de massa). Por fim, concluiu que o modelo matemático deve ser usado para apontar quais informações do reservatório precisam ser determinadas com maior precisão, e que deve ser utilizado o modelo menos sofisticado que consiga produzir uma estimativa adequada do desempenho do campo.

Em 2004, Schiozer elaborou um trabalho que analisava uma nova forma de abordagem de construção de um modelo de reservatório: a modelagem computacional aliada a sísmicas efetuadas em tempo real. A ideia foi de utilizar as informações provenientes da sísmica 4D para diminuir as divergências entre os vários tipos de dados coletados e, conseqüentemente, diminuir as incertezas nos principais parâmetros físicos do reservatório. A abordagem consistia em utilizar os novos dados obtidos com a sísmica e, assim, empregar o PEM (*Petroelastic Modeling*) para obter novos dados físicos do reservatório. Também com a ajuda computacional, foi efetuada uma análise entre os dados obtidos com as sísmicas e os modelos, podendo assim, diminuir as discrepâncias. Por fim, foi constatado que é necessário usar uma função objetivo que consiga diminuir as diferenças obtidas com a sísmica 4D e aplicar uma análise de sensibilidade em toda a abordagem e selecionar qual vetor dos parâmetros é crucial para o ajuste de histórico.

Em outro trabalho de destaque, Cancelliere et al. (2011) comentam que o ajuste de histórico se fixou na comunidade científica como um processo de otimização, ou seja, definir uma função objetivo representativa entre os dados reais e os simulados, e minimizar essa função. Para isso, é aplicado um algoritmo de otimização não linear. No entanto, a complexidade do problema vem na seleção do melhor tipo de algoritmo para cada caso. Como cada reservatório tem suas características bem definidas, fica praticamente impossível achar um padrão de escolha de algoritmos. Assim, esse trabalho discute os benefícios, as limitações e as desvantagens do ajuste de histórico

assistido, aplicando novas técnicas, com base em otimização multi-objetivo, visando achar uma série de modelos de reservatórios calibrados.

Em 2011, Rwechungura et al. desenvolveram um trabalho que apresenta e analisa as principais técnicas de ajuste de histórico utilizadas no meio comercial. O principal ponto deste trabalho é que mostra as vantagens de se realizar o ajuste de histórico fazendo uma sísmica em tempo real, por ser uma das tarefas mais difíceis e trabalhosas da engenharia de reservatórios, a medição efetiva da saturação e pressão do reservatório ajudaria na calibração desses parâmetros no modelo. Além disso, é discorrido sobre as diferentes leis necessárias para que o modelo matemático funcione (lei de Darcy, Lei da conservação de massa, etc.) e sobre as três principais formas de se encontrar a função objetivo do reservatório, com base na discrepância entre os dados reais e os dados simulados. Por fim, conclui que o tipo de técnica de ajuste de histórico a ser utilizada é totalmente dependente das características do reservatório e da experiência do engenheiro com cada uma, mas a sísmica em tempo real sempre foi benéfica na construção do modelo do reservatório.

No ano de 2017, Ranazzi e Sampaio, elaboraram uma metodologia que consistia em duas etapas: a primeira etapa era baseada em um sistema de buscas aleatórias para selecionar os melhores dados providos das incertezas petrofísicas (permeabilidade, porosidade e espessura do reservatório), e a segunda etapa consistia na aplicação dos dados gerados na primeira etapa em um algoritmo evolucionário para gerar o índice de produtividade dos poços. Ao analisar os dados gerados com os dados reais de um campo, foi comprovada a validade dos métodos de otimização aplicados, tendo como principal destaque a redução da função objetivo de aproximadamente 22,78% para 7,09%.

No ano de 2010, em outro trabalho, Abraham et al. apresentaram e avaliaram um método não convencional de ajuste de histórico denominado TPPM (*Target Pressure and Phase Method*). Em uma abordagem de ajuste de histórico convencional, os poços do modelo são fixos e se busca um modelo de reservatório, no qual as vazões do histórico, pressões de poço, vazões de água e de óleo são fornecidas durante todo o tempo. O método apresentado faz o contrário. O modelo utiliza uma abordagem em que os poços e a pressão estão desacoplados, assumindo que a pressão sempre está correta e o fluxo se corrige

por si só por exaustão. Utilizou um modelo simples de poço para demonstrar as vantagens da utilização desse método, e por fim, conseguiu resultados em que diminuiu o tempo de projeção em dois terços e também, se aplicou bem em poços com características geológicas não usuais que possuam um longo histórico de produção.

Em 2004, Tavassoli et al. publicaram um trabalho que discute o método convencional de ajuste de histórico conhecido por “tentativa e erro”. Foi comentado que normalmente se assume que há apenas uma única solução para o modelo “correto” e acabam por negligenciar as demais respostas, resultando muitas vezes em previsões ruins do desempenho do reservatório. Para demonstrar a tese e discuti-la, foi utilizado um modelo 2D transversal de camadas do reservatório que possui 3 parâmetros principais (permeabilidade total e relativa e uma simples falha no meio do reservatório). Posteriormente ao utilizar o simulador foram encontrados dois modelos, um que melhor se adequa aos dados de produção do reservatório e outro que possui uma melhor combinação dos parâmetros estabelecidos. Logo após as análises feitas, se observou que um modelo que possui os melhores dados de produção do reservatório não necessariamente possui os dados petrofísicos condizentes com os reais. Por fim, concluiu-se que em alguns casos o modelo que se encaixa melhor nos dados de produção não necessariamente irá ter uma previsão confiável; entretanto, um modelo que tem um encaixe melhor com os parâmetros estabelecidos pode gerar uma previsão mais confiável.

Em 2011, Souza et al. elaboraram um trabalho que visava quantificar os efeitos dos parâmetros petroelásticos nos procedimentos de ajuste de histórico, indicando qual é o mais sensível a variações, e seus impactos individuais e globais no ajuste de histórico. Para isso, foi utilizada uma metodologia que possui duas etapas principais. A primeira visa integrar duas técnicas de ajuste de histórico que permita obter uma informação quantitativa dos dados obtidos na sísmica. A segunda consiste em testar diferentes dados físicos do reservatório para avaliar a sensibilidade desses dados no ajuste de histórico. Assim, são utilizados os dados de poços do campo de Namorado (Bacia de Campos, Brasil) para executar a metodologia. Logo, são construídos gráficos de produção de água para avaliar as diferentes sensibilidades da variação da salinidade,

porosidade e temperatura no ajuste de histórico, e consequentemente, a variação na função objetivo de cada parâmetro.

Em 2005, Schiozer et al. desenvolveram um procedimento diferente para efetuar o ajuste de histórico. A metodologia implementada foi motivada pelo estudo de um campo offshore denominado Namorado, cujos procedimentos convencionais de ajuste de histórico não resultaram em uma boa previsão da produção de óleo. A metodologia consiste basicamente em 7 etapas, começando com a seleção dos atributos físicos do reservatório que mais influenciam no processo de previsão da produção do campo. Posteriormente, observa-se a influência desses dados ao longo de diversos períodos de previsão e se utiliza uma função objetivo para fazer o ajuste de histórico. O grande diferencial dessa metodologia é que leva em consideração os atributos que individualmente não resultam em uma grande diferença na parte de previsão da produção, mas que se combinados, causam uma diferença considerável. Por fim, concluíram que parâmetros que possuam pouca influência não devem ser descartados no processo de ajuste de histórico e que essa metodologia implementada deve-se utilizar em reservatórios que possuam características mais complexas do que as usuais.

4) Metodologia

1. Definição dos Dados Iniciais

Esta etapa consiste em realizar um levantamento dos atributos incertos do reservatório. Além disso, estipular as faixas de incerteza para cada atributo, resultando em dados estruturais e petrofísicos que foram utilizados no simulador numérico.

2. Otimização dos Cenários

Amostrados os atributos incertos, esta etapa consiste em efetuar uma análise das imagens petrofísicas. Para isso, foi utilizado um algoritmo de busca aleatória do CMOST e posteriormente foram selecionadas as imagens petrofísicas que possuem menores valores médios da função objetivo.

3. Otimização dos Parâmetros Contínuos

Após selecionar as melhores imagens petrofísicas, utiliza-se o CMG DECE, que é um modo de otimização do CMOST capaz de otimizar os parâmetros incertos convergindo para uma função objetivo cada vez menor. Nesta etapa o algoritmo tende a minimizar a função objetivo, gerando um espaço amostral e utilizando as etapas anteriores, o programa vai convergindo os parâmetros contínuos, de tal modo que as melhores combinações vão influenciando as próximas. Ou seja, os parâmetros tendem a apresentar intervalos melhores do que os propostos anteriormente, restringindo seus respectivos valores.

4. Análise da Função Objetivo

Terminadas as iterações estipuladas, é feita uma análise da Função Objetivo Global. Se os resultados não forem condizentes com os valores estipulados no estudo, a próxima etapa a ser realizada no estudo é a da reparametrização. Caso os resultados estejam dentro do padrão estipulado é feita uma filtragem dos resultados e a formatação do arquivo final.

5. Reparametrização

Esta é uma das etapas mais importantes na calibração de um ajuste de histórico, pois cada parâmetro é avaliado individualmente e permite fazer uma análise física do reservatório. Após ser feita as análises das incertezas, a reparametrização é, assim, executada em 2 etapas:

5.1) Redução das incertezas

Este caso pode ocorrer quando um parâmetro petrofísico está centrado numa região de aceite previamente definida no processo de ajuste de histórico. Assim, para cada atributo, podemos ter uma redução da faixa de incerteza, redistribuição das probabilidades de incidência e alteração dos níveis dentro de um dado intervalo.

5.2) Parametrização

Na parametrização, uma recharacterização do reservatório é realizada, sendo possível a adição de um novo parâmetro ou até uma extrapolação dos limites das faixas de incertezas dos atributos.

6. Preparação do Arquivo Final

Feita a seleção dos modelos que estão dentro dos critérios estabelecidos para o ajuste, é preparado um arquivo final; finalizando assim o fluxograma proposto nesse trabalho.

Dentre as aplicações que podem ser feitas com esse arquivo, pode-se citar: previsão de produção sob incertezas, gerenciamento de reservatórios e mudanças nas estratégias de produção.

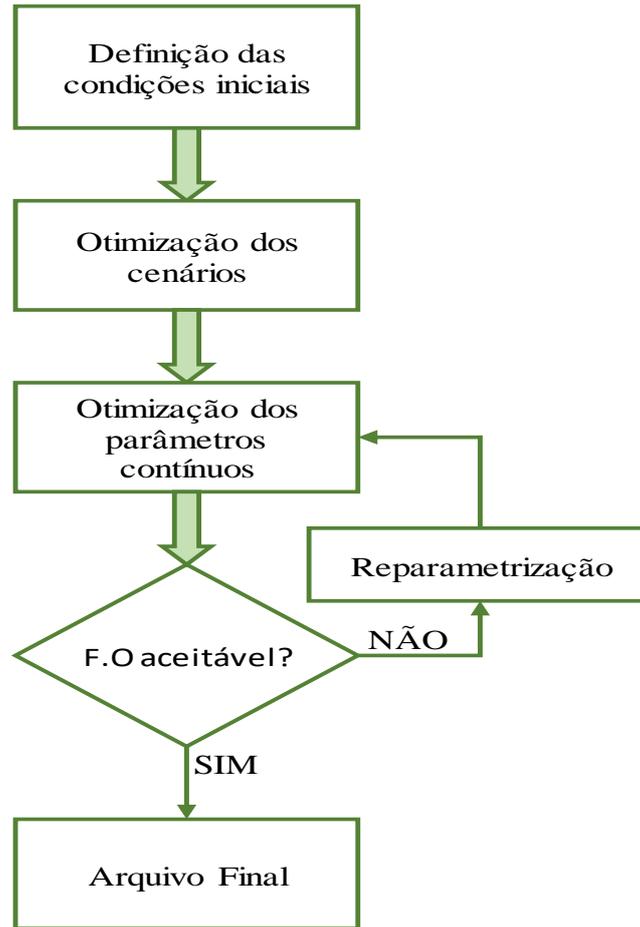


Figura 2: Fluxograma do ajuste de histórico.

5) Estudo de Caso

Para cada parâmetro incerto foram obtidas as faixas de incerteza, suas respectivas discretizações e distribuição de probabilidade. A seguir estão descritas as informações para cada parâmetro obtido no UNISIM-I-H.

Krw (Permeabilidade relativa à água) – As incertezas presentes nas curvas de permeabilidade relativa à água estão relacionadas com as propriedades de rocha e fluido e se apresentam em um cenário discreto. Neste trabalho são definidos 5 níveis de incertezas (Krw0, Krw1, Krw2, Krw3 e Krw4), definindo o nível zero como sendo associado ao caso base. A permeabilidade relativa é adimensional.

PVT (Propriedades do fluido em termos de pressão, volume e temperatura)

- as incertezas presentes nas curvas PVT se apresentam em um cenário discreto em 3 níveis de incerteza (PVT0, PVT1 e PVT2). As curvas PVT representam o comportamento para B_o (fator volume de formação do óleo), B_g (fator volume de formação do gás) e R_s (razão de solubilidade do gás no óleo) em função da pressão para os fluidos presentes no reservatório.

Imagens petrofísicas - As imagens correspondem às características petrofísicas do reservatório, tais como porosidade, permeabilidade, fácies e espessura porosa, e refletem, portanto, a variabilidade espacial dessas propriedades. Foi inserido um conjunto de 500 imagens (Im000, Im001, ..., Im499). Como o número de imagens inseridas é grande, implementou-se um método que consiste em selecionar a imagem em cada iteração a partir de três variáveis auxiliares, criadas como parâmetros, denominados `petro_uni`, `petro_den` e `petro_cent`. O parâmetro `petro_uni` contém um intervalo de números de (0, 1, ..., 9), contabilizando um total de 10 números, sendo que um número dentro deste intervalo será escolhido aleatoriamente em cada simulação. O parâmetro `petro_den` também contém um intervalo de números de (0, 1, ..., 9), contabilizando um total de 10 números que também será selecionado aleatoriamente em cada simulação. Já o parâmetro `petro_cent` contém um intervalo de números de (0,1, ..., 4), totalizando 5 números, sendo que um número dentro deste intervalo será escolhido aleatoriamente em cada simulação. Portanto, em cada simulação será selecionado um número de cada grupo (`petro_uni`, `petro_den` e `petro_cent`) respeitando seus respectivos intervalos. O parâmetro que irá selecionar a imagem é obtido por meio de uma combinação dos parâmetros acima descritos. Assim, qualquer uma das 500 imagens pode ser selecionada.

WOC (profundidade do contato óleo-água) – As incertezas presentes neste atributo são contínuas (triangular). A unidade usada de WOC é metros. Neste caso, utiliza-se a chamada função densidade de probabilidade com distribuição triangular, mostrada a seguir:

Tabela 1 - Distribuição da profundidade óleo-água.

WOC	(m)	0	$x < 3024$
		$(x - 3024)/22500$	$3074 < x < 3174$
		$(3324 - x)/22500$	$3174 < x < 3324$
		0	$x > 3324$

CP (Compressibilidade da Rocha) – As incertezas presentes no atributo cp são contínuas (triangular). Neste caso, também se utiliza a chamada função densidade de probabilidade com distribuição triangular, definida a seguir:

Tabela 2: Distribuição da compressibilidade da rocha.

Tabela 2: Distribuição da Compressibilidade da Rocha (Cpor)	10^{-6} cm ² /kgf	0	$y < 10$
		$(y-10)/1849$	$10 < y < 53$
		$(96-y)/1849$	$53 < y < 96$
		0	$y > 96$

Kz (Multiplicador de Permeabilidade Vertical) – As incertezas presentes no atributo Kz são contínuas (triangular). O multiplicador é adimensional. Neste caso, também se utiliza a chamada função densidade de probabilidade com distribuição triangular, definida a seguir:

Tabela 3: Distribuição de permeabilidade.

Kz	-	0	$x < 0$
		$2x/4.5$	$0 < x < 1.5$
		$(6 - 2x)/ 4.5$	$1.5 < x < 3$
		0	$x > 3$

7) Resultados e discussões

7.1) Ajuste Inicial

Inicialmente foram realizadas 2500 iterações, sendo que a solução ótima encontrada foi a de número 54, com uma função objetivo global de 17,36% (Figura 6). Considerando que o valor aceitável para uma função objetivo é de 5%, temos que os parâmetros iniciais estão bem distantes das condições reais do reservatório.

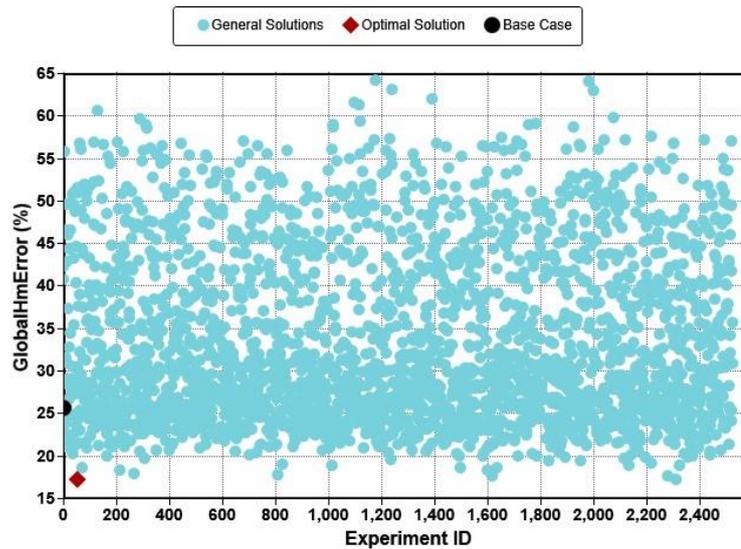


Figura 3: Aplicação inicial do *Random Search*.

Os pontos azuis correspondem a cada uma das 2500 iterações e o ponto vermelho é a melhor solução encontrada (*Optimal Solution*). Quanto maior for o número de iterações, maior é a confiabilidade do resultado, pois tende a explorar mais o espaço de soluções. No entanto, com um número maior de iterações, também há uma maior demanda computacional, um dos fatores limitantes do processo de ajuste de histórico. Portanto, para diminuir os esforços computacionais foram calculados através de uma planilha do Excel, a função objetivo média das imagens petrofísicas:

Tabela 4: Melhor cenário petrofísico.

IMAGEM(X)	FO Médio (%)
340	18,893

Assim, após a obtenção dos melhores cenários petrofísicos, foi otimizado no CMOST utilizando o algoritmo CMG DECE a imagem petrofísica 340 com os parâmetros pré-estabelecidos no estudo de caso.

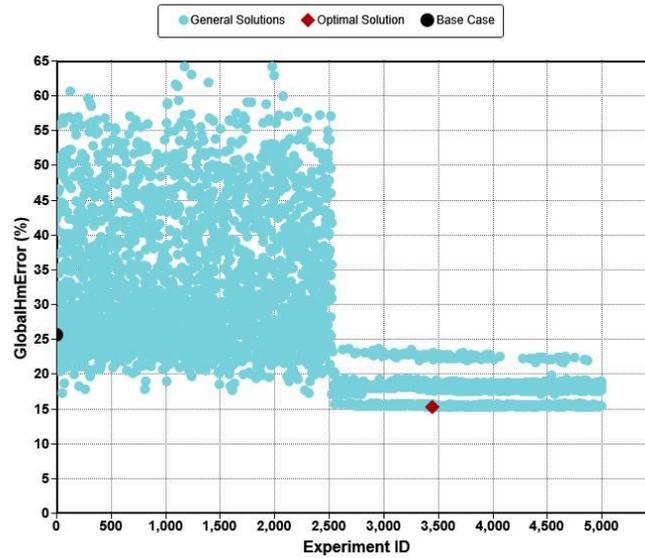


Figura 4: Aplicação do CMG DECE na imagem 340.

Foram realizadas 5000 iterações no CMOST utilizando apenas a imagem petrofísica de número 340, aplicando o algoritmo de otimização CMG DECE. A solução ótima encontrada apresentou uma função objetivo de 15,34%, uma redução de 2,02% em relação ao ajuste inicial.

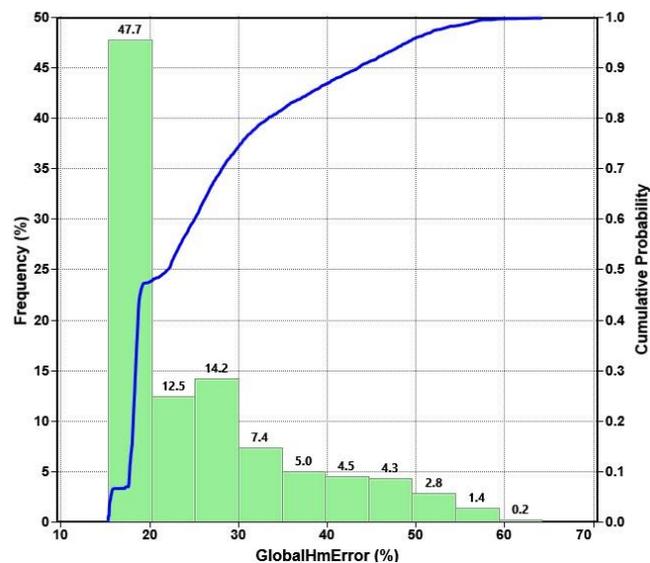


Figura 5: Histograma da FO da imagem 340.

7.2) Refinamento do ajuste

Como não foram obtidos valores da FO aceitáveis nas simulações, foi necessária uma nova etapa de parametrização. Logo, foram adicionados

multiplicadores de permeabilidade nas direções x e y, de modo que cada poço variasse sua permeabilidade nas 3 direções possíveis (x, y e z).

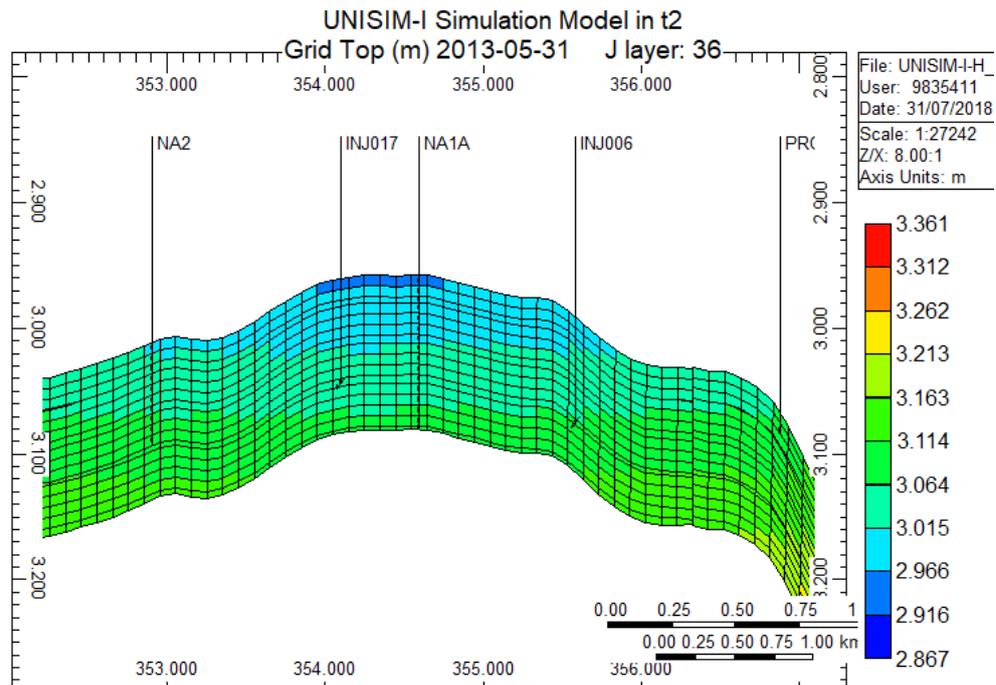


Figura 8: Corte vertical de uma seção do reservatório.

Assim, avaliamos as localizações de cada poço (x, y, z), olhando a imagem acima, por exemplo. Foi efetuado um multiplicador para cada direção com o intuito de reduzir a F.O, lembrando que cada bloco desse representa na vida real 100x100x20 m.

Foram realizadas 4500 iterações nessa etapa utilizando a imagem 340, sendo que a solução ótima encontrada apresentou uma FO de 6,97% (Figura 13). Ocorreu uma redução de 8,73% da função objetivo em relação à etapa anterior.

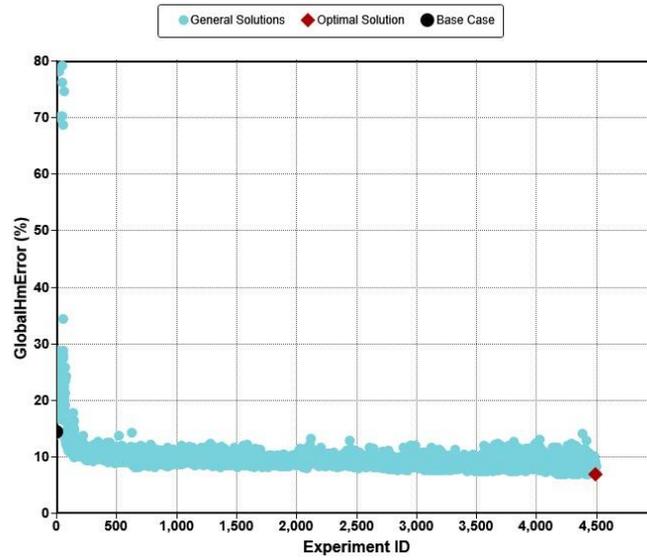


Figura 9: Função objetivo da imagem 340 após a adição dos multiplicadores de permeabilidade.

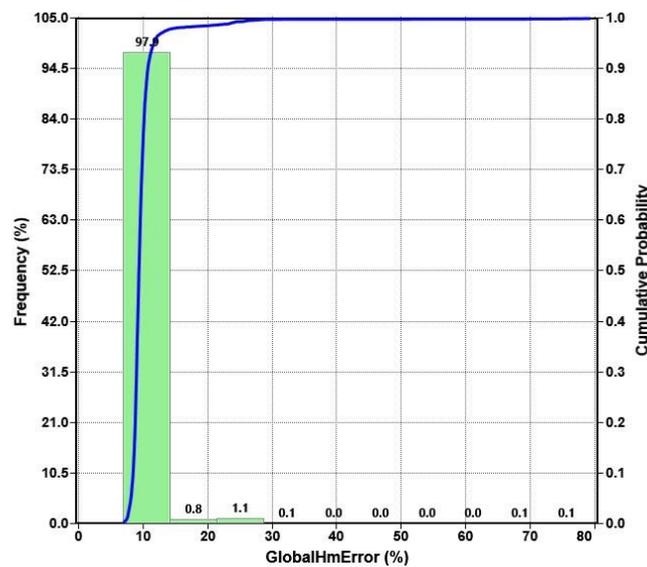


Figura 10: Histograma da função objetivo.

Os parâmetros nessa etapa foram exatamente os mesmos aos da etapa anterior, com o acréscimo das permeabilidades na direção x e y.

A seguir são mostradas as curvas referentes aos dados de campo. As curvas de linhas contínuas preta e vermelha representam o caso base e a solução ótima, respectivamente. As curvas com pontos discretos representam os valores do histórico.

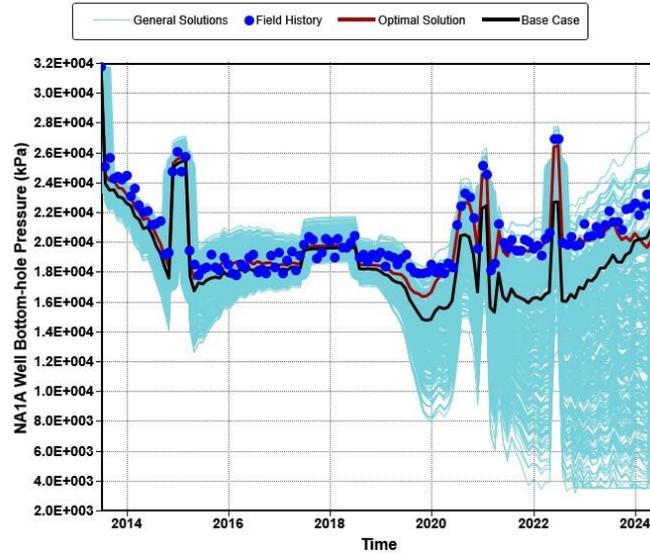


Figura 11: Curva de pressão de fundo do poço NA1A antes do ajuste.

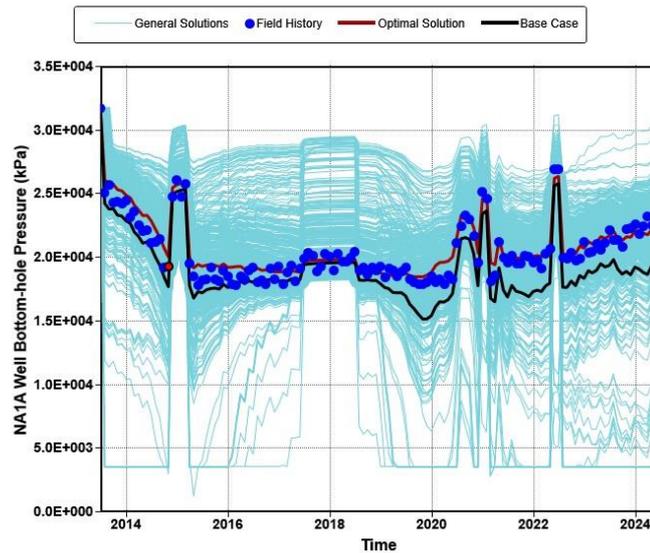


Figura 12: Curva da pressão de fundo do poço NA1A após o ajuste.

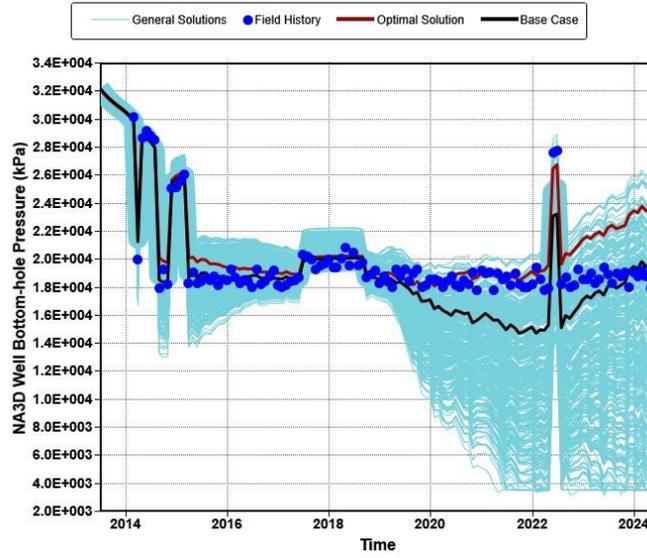


Figura 13: Pressão de fundo do poço NA3D antes do ajuste.

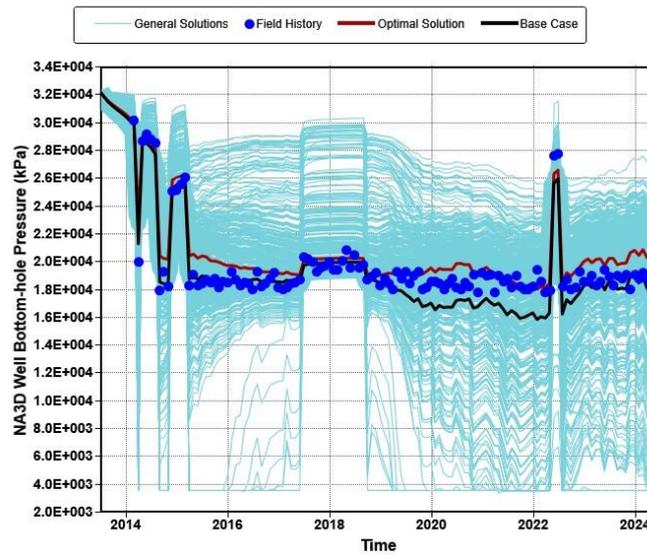


Figura 14: Pressão de fundo do poço NA3D depois do ajuste.

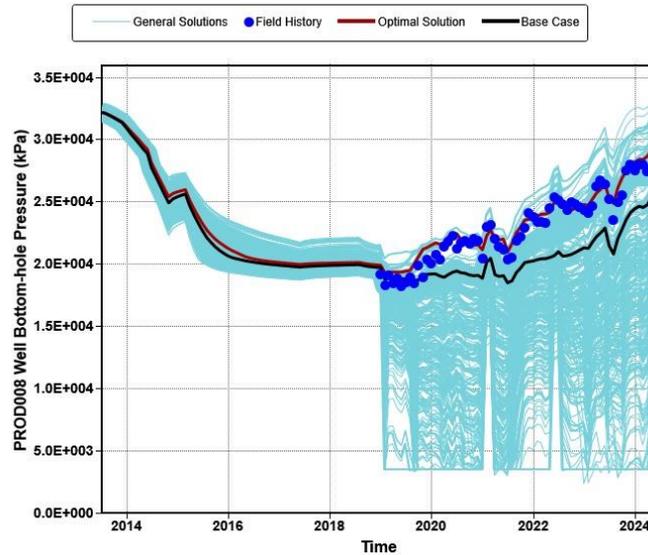


Figura 15: Pressão de fundo de poço PROD08 antes do ajuste.

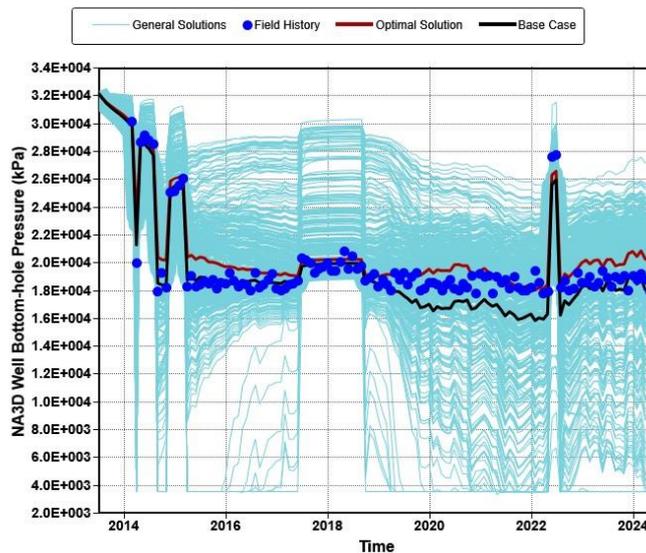


Figura 26: Pressão de fundo de poço PROD08 depois do ajuste.

Comparando-se as curvas obtidas de pressão de fundo de poço, pode ser observado que os valores após o refinamento do ajuste estão muito mais condizentes com os dados de histórico dos poços.

7) Conclusão

Analisando os resultados é possível concluir que os ajustes referentes aos dados de produção e de pressão no fundo do poço estão adequados uma vez que suas funções objetivo apresentam-se muito próximo de 5%.

Durante a etapa de refinamento houve uma redução notável de todas as funções objetivo (global e locais). Portanto, a etapa do refinamento do ajuste aumentou a qualidade do ajuste na função objetivo global, mesmo não conseguindo atingir o valor aceitável de um ajuste que é de 5%.

Por fim, pode-se concluir que a redução da FO global foi muito expressiva, graças à etapa de refinamento que permitiu melhorar o ajuste de várias funções. Além disso, a metodologia de otimização utilizada (CMG DECE) através da ferramenta de otimização (CMOST) empregada no estudo de um caso complexo necessita de inúmeras iterações para minimizar a função objetivo global. Assim, uma forma de melhorar o ajuste é através de um maior número de iterações em conjunto com mais etapas de refinamento durante o processo de ajuste de histórico. Esta melhoria pode ser feita em trabalhos futuros uma vez que haja mais tempo para executar as iterações com os ajustes necessários

8) Bibliografia

Abraham, F. A. S., Heinemann, Z. E., Mittermeir, G. M., 2010. A New Computer Assisted History Matching Method. SPE 130426. SPE EUROPEC/EAGE Annual Conference and Exhibition, Barcelona, Spain, 14-17 June.

Cancelliere, M., Verga, F., Viberti, D., 2011. Benefits and Limitations of Assisted History Matching. SPE 146278. SPE Offshore Europe Oil and Gas Conference and Exhibition. Aberdeen, United Kingdom, 6-8 September.

Coats, K. H., 1969. Use and misuse of reservoir simulation models. Journal of Petroleum Technology, vol. 21, n. 11, pp. 1391-1398.

Denney, D. 2004. Reservoir Simulation and Visualization: History Matching Using Time-Lapse Seismic. SPE Journal, vol 56, n 04.

Kruger, W. D., 1961. Determining Areal Permeability Distribution by Calculations. Journal of Petroleum Technology, vol. 13, n. 7, pp. 691-696.

RANAZZI, P. H.; SAMPAIO, M. A. Assisted History Matching using Combined Optimization Methods. CILAMCE 2017 - XXXVIII Ibero-Latin American Congress on Computational Methods in Engineering, Florianópolis, 2017.

Rwechungura, R., Dadashpour, M., Kleppe, J., 2011. Advanced History Matching Techniques Reviewed. SPE 142497. SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference, Manama, Bahrain, 25-28 September.

Souza, R. M., Schiozer, D. J., & dos Santos, M. S., 2011. Petro-Elastic Parameters Effects on History Matching Procedures. SPE EUROPEC/EAGE Annual Conference and Exhibition, 23-26.

Schiozer, D. J., Almeida Netto, S. L., Ligerio, E. L., & Maschio, C. (2005, July 1). Integration of History Matching and Uncertainty Analysis. Petroleum Society of Canada. doi:10.2118/05-07-02

Tavassoli, Z., Carter, J. N., King, P. R., 2004. Errors in History Matching. SPE Journal, vol. 9, n. 03, pp. 352-361.

Silvia A., FEM. "Estudo de Métodos Globais e Locais de Otimização Aplicados ao Problema de Ajuste de Histórico", 2014, UNICAMP.