



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
DEPARTAMENTO DE AUTOMAÇÃO E SISTEMAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

Mathias Trevisan Oliveira

Estimadores para poços de produção de petróleo utilizando *gas lift*

Florianópolis
2022

Mathias Trevisan Oliveira

Estimadores para poços de produção de petróleo utilizando *gas lift*

Relatório final da disciplina DAS5511 (Projeto de Fim de Curso) como Trabalho de Conclusão do Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal de Santa Catarina em Florianópolis.
Orientador: Prof. Ubirajara, Dr.
Supervisor: Prof. Ubirajara, Dr.

Florianópolis
2022

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Trevisan Oliveira, Mathias

Estimadores para poços de produção de petróleo utilizando
gas lift / Mathias Trevisan Oliveira ; orientador,
Ubirajara Franco Moreno, coorientador, Ubirajara Franco
Moreno, 2022.

87 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico,
Graduação em Engenharia de Controle e Automação,
Florianópolis, 2022.

Inclui referências.

1. Engenharia de Controle e Automação. 2. Estimação de
parâmetros e estados. 3. Arquitetura de um poço de petróleo.
4. Modelo matemático com fase aquosa. I. Franco Moreno,
Ubirajara. II. Franco Moreno, Ubirajara. III. Universidade
Federal de Santa Catarina. Graduação em Engenharia de
Controle e Automação. IV. Título.

Mathias Trevisan Oliveira

Estimadores para poços de produção de petróleo utilizando *gas lift*

Esta monografia foi julgada no contexto da disciplina DAS5511 (Projeto de Fim de Curso) e aprovada em sua forma final pelo Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação

Florianópolis, dia 12 de dezembro de 2022.

Prof. Hector Bessa Silveira, Dr.
Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Prof. Ubirajara Franco Moreno, Dr.
Orientador e Supervisor
UFSC/CTC/DAS

Prof. Nestor Roqueiro, Dr.
Avaliador
Instituição UFSC/CTC/DAS

Prof. Eduardo Camponogara, Dr.
Presidente da Banca
UFSC/CTC/DAS

Este trabalho é dedicado aos meus colegas de classe e
aos meus queridos pais.

AGRADECIMENTOS

Dedico meus agradecimentos a todos os colaboradores que, de alguma forma, contribuíram para o dinamismo deste trabalho. Também agradeço a FEESC por realizar o financiamento da bolsa em que foi realizada este projeto de pesquisa vinculado com a Petrobras.

*“Conhecimento não é aquilo
que você sabe, mas o que você
faz com aquilo que você sabe.”
Aldous Huxley*

RESUMO

Neste documento será abordado um Projeto de Fim de Curso na empresa Petrobras, sendo uma das maiores empresas petrolíferas do mundo. O intuito principal dessa empresa visa a exploração, refino, produção, transporte e comercialização do petróleo e seus derivados, além do gás natural. O objetivo deste trabalho é desenvolver um estimador para os estados e parâmetros de um poço de petróleo. Com isso, para utilizar o estimador promoveu-se experimentos realizados com base nas equações do Sigurd Skogestad do modelo de um poço, acrescentando o modelo com água criado por Jean Jordanou. No decorrer deste documento, será exemplificada todas as etapas que foram realizadas, desde os experimentos, equações do sistema, configurações do modelo, até finalmente na visualização dos dados utilizando um modelo real contendo ferramentas adequadas para estimação dos parâmetros, como o SVR. Também serão feitas análises aplicando uma variação nos parâmetros *Gas-Oil Ratio* (GOR) e no *Basiment Sedment of Water Fraction* (BSW) enquadrando em avaliações de desempenho, tendo em vista o comportamento estimado com o Filtro de Kalman.

Palavras-chave: Poço de petróleo. Filtro de Kalman. GOR. BSW. SVR. Estimação dos estados e parâmetros.

ABSTRACT

This paper will discuss an End of Course Project at Petrobras, one of the largest oil companies in the world. The main purpose of this company is the exploration, refining, production, transportation and commercialization of oil and its derivatives, as well as natural gas. The objective of this work is to develop an estimator for the states and parameters of an oil well. In order to use the estimator, experiments were promoted based on Sigurd Skogestad's equations of a well model, adding the model with water created by Jean Jordanou. Throughout this paper, it will be exemplified all the steps that were performed, from the experiments, system equations, model settings, to finally in the data visualization using a real model containing adequate tools for parameter estimation, such as SVR. Analyses will also be made applying a variation in the parameters GOR and BSW framing in performance evaluations, in view of the behavior estimated with the Kalman Filter.

Keywords: Oil well. Kalman Filter. GOR. BSW. SVR. State and parameter estimation.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Gráfico da função de perda, $ \xi _e$	33
Figura 2 – Diagrama de blocos de estimação utilizando SVR.	33
Figura 3 – Modelo de um poço com gás de elevação.	34
Figura 4 – Diagrama de estimador de estados para o modelo dinâmico e otimização dinâmica.	35
Figura 5 – Diagrama de estimador de estados para o modelo dinâmico e otimização estática.	36
Figura 6 – Experimento 1 observando os estados.	38
Figura 7 – Experimento 1 observando os parâmetros.	39
Figura 8 – Experimento 2 observando os estados.	40
Figura 9 – Experimento 2 observando os parâmetros.	41
Figura 10 – Experimento 3 observando os estados.	42
Figura 11 – Experimento 3 observando os parâmetros.	42
Figura 12 – Experimento 4 observando os parâmetros.	43
Figura 13 – Experimento 4 observando os estados.	44
Figura 14 – Ruído na medição do processo observando os parâmetros.	45
Figura 15 – Ruído na medição do processo na observando os estados.	46
Figura 16 – Variações de entrada, BSW e ruídos fixos com base nos estados.	47
Figura 17 – Variações de entrada, BSW e ruídos fixos com base nos parâmetros.	48
Figura 18 – Variações de entrada, GOR e ruídos fixos com base nos parâmetros.	49
Figura 19 – Variação no BSW tipo rampa observando os parâmetros.	50
Figura 20 – Variação no BSW tipo rampa observando os estados.	51
Figura 21 – Variação no GOR tipo rampa observando os parâmetros.	52
Figura 22 – Variação no GOR e BSW tipo rampa observando os parâmetros.	53
Figura 23 – Variação no GOR e BSW tipo rampa observando os estados.	54
Figura 24 – Variação no BSW tipo degrau e rampa observando os parâmetros.	55
Figura 25 – Variação no BSW tipo degrau e rampa observando os estados.	56
Figura 26 – Variação no BSW tipo degrau e rampa observando os parâmetros com tempo de simulação de 1 mês.	57
Figura 27 – Variação no BSW tipo degrau e rampa observando os estados.	58
Figura 28 – Variação no GOR tipo degrau e rampa observando os parâmetros.	59
Figura 29 – Variação no GOR tipo degrau e rampa observando os estados.	60
Figura 30 – Variação no GOR tipo degrau e rampa com inclinação menor visando os parâmetros.	61
Figura 31 – Variação no GOR tipo degrau e rampa com inclinação menor visando os estados.	62
Figura 32 – Variação no GOR e BSW tipo degrau e rampa visando os parâmetros.	63

Figura 33 – Variação no GOR e BSW tipo degrau e rampa visando os estados. .	64
Figura 34 – Variação da entrada com base no tempo de convergência e o erro final.	68
Figura 35 – Variação do ruído de medição com base no tempo de convergência e o erro final.	68
Figura 36 – Variação do ruído nos estados com base no tempo de convergência e o erro final.	69
Figura 37 – Variação do GOR com base no tempo de convergência e o erro final.	69
Figura 38 – Variação do BSW com base no tempo de convergência e o erro final.	69
Figura 39 – Modelo utilizando o estimador SVR.	73
Figura 40 – Modelo ajustado utilizando o SVR.	74
Figura 41 – Modelo SVR variando o RGO em conjunto com a vazão de injeção no Marlim.	75
Figura 42 – Modelo SVR utilizando todos os dados de teste para estimação do RGO.	76
Figura 43 – Dados de teste com variação na pressão na cabeça do poço.	77
Figura 44 – Experimento 1 realizando a estimação do BSW.	78
Figura 45 – Experimento 2 realizando a estimação do BSW.	79
Figura 46 – Experimento 3 realizando a estimação do BSW.	80
Figura 47 – Experimento 4 realizando a estimação do BSW.	81
Figura 48 – Estimação do BSW diminuindo variáveis de entrada no SVR e aumentando a variação da vazão de injeção.	82

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Parâmetros do poço	29
Tabela 2 – Variação das entradas.	65
Tabela 3 – Variação do ruído nos estados.	66
Tabela 4 – Variação do ruído na medição do processo.	66
Tabela 5 – Variação do parâmetro BSW.	67
Tabela 6 – Variação do parâmetro GOR.	67

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AAKR	<i>Autoassociative Kernel Regression</i>
BSW	<i>Basiment Sedment of Water Fraction</i>
GOR	<i>Gas-Oil Ratio</i>
IP	Índice de Produtividade
IPR	<i>Produtivity Index Ratio</i>
NaN	<i>Not a Number</i>
NMPC	Modelo de controle não-linear preditivo
PDG	<i>Permanent Downhole Gauge</i>
RGO	<i>Razão de Gás-Óleo</i>
RTO	<i>Real-Time Optimizer</i>
SVR	<i>Support Vector Regression</i>
UKF	<i>Unscented Kalman Filter</i>
WOR	<i>Water-Oil Ratio</i>

LISTA DE SÍMBOLOS

ω_{gs}	Fluxo de massa da fonte de gás na entrada
$\omega_{g,inj}$	Fluxo de massa de gás no ponto de injeção
$\omega_{o,r}$	Fluxo de massa de óleo no reservatório
$\omega_{o,t}$	Fluxo de massa de óleo na tubulação
$\omega_{g,r}$	Fluxo de massa de gás no reservatório
$\omega_{g,t}$	Fluxo de massa de gás na tubulação
$\omega_{w,r}$	Fluxo de massa de água no reservatório
$\omega_{w,t}$	Fluxo de massa de água na tubulação
$m_{g,a}$	Massa de gás no ânulo
$m_{o,t}$	Massa de óleo na tubulação
$m_{g,t}$	Massa de gás na tubulação
$m_{w,t}$	Massa de água na tubulação
K_{inj}	Ganho constante no ponto de injeção
$\rho_{g,ab}$	Densidade de gás no ânulo
P_{ab}	Pressão no ponto de injeção
P_{tb}	Pressão embaixo da tubulação
R	Constante de gás universal
T_a	Temperatura do ânulo
M_g	Peso molecular do gás
P_{tt}	Pressão no topo da tubulação
V_a	Volume do ânulo
D_a	Diâmetro total do ânulo
L_a	Comprimento do ânulo
D_t	Diâmetro da tubulação
H_t	Altura da tubulação
V_t	Volume da tubulação
A_t	Área da tubulação
L_{bh}	Comprimento do <i>bottom hole</i>
A_{bh}	Área do <i>bottom hole</i>
T_t	Temperatura da tubulação
$\rho_{mix,bh}$	Densidade da mistura no fundo do reservatório
ρ_w	Densidade de água
ρ_o	Densidade de óleo
P_r	Pressão do reservatório
P_{bh}	Pressão de fundo do poço
$\rho_{mix,t}$	Densidade da mistura no topo da tubulação
K_{pr}	Ganho da válvula de produção

u_{ch}	Abertura do <i>choke</i>
P_0	Pressão de saída
\mathbb{N}	Conjunto dos números naturais
\mathbb{R}	Conjunto dos números reais
w_k	Ruído branco do processo com média nula e covariância Q no instante k
v_k	Ruído branco da medição com média nula e covariância R no instante k
χ	Espaço de entradas do conjunto de dados de treinamento
F	Modelo SVR genérico para uso em malha aberta
w	Ruído Gaussiano de média zero
x_j	Entrada dos dados de treinamento
y_j	Saída dos dados de treinamento
ϵ	Parâmetro do desvio máximo dos dados de treinamento
ξ_j	Variável de folga com o zero
ξ_j^*	Variável de folga sem o zero
C	Constante de balanço entre a planicidade de F e a quantidade de desvios maiores que ϵ são tolerados

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
1.1	PROBLEMÁTICA	18
1.2	JUSTIFICATIVA	18
1.3	OBJETIVOS	19
1.4	RESULTADOS ATINGIDOS	20
2	METODOLOGIA	22
3	DESCRIÇÃO DA EMPRESA	23
4	DESENVOLVIMENTO DO MODELO E DO ESTIMADOR	25
4.1	DESENVOLVIMENTO DO MODELO DO POÇO UTILIZANDO <i>GAS LIFT</i>	25
4.2	FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO	30
4.2.1	EKF aplicado ao poço	31
4.3	<i>SUPPORT VECTOR MACHINE</i>	31
5	DESENVOLVIMENTO E ANÁLISE DO EKF	34
5.1	ARQUITETURA DO POÇO	34
5.1.1	Configurações do sistema	36
5.2	EXPERIMENTOS DO MODELO SKOGESTAD E JORDANOU	37
5.2.1	Experimento 1	37
5.2.2	Experimento 2	39
5.2.3	Experimento 3	41
5.2.4	Experimento 4	43
5.2.5	Variações no BSW e entradas	46
5.2.6	Variações no GOR e entradas	48
5.3	CONFIGURANDO O SISTEMA PARA VARIAÇÕES DE TIPO RAMPA	49
5.3.1	Experimento simulando em um mês	49
5.3.1.1	Variação com o parâmetro BSW	49
5.3.1.2	Variação com o parâmetro GOR	51
5.3.1.3	Variação com o parâmetro GOR e BSW	52
5.4	CONFIGURANDO O SISTEMA PARA VARIAÇÕES DE TIPO DEGRAU COM RAMPA	54
5.5	ANÁLISE E RESULTADOS DO EKF	64
5.6	OBJETIVOS PREVISTOS E RESULTADOS ATINGIDOS	64
5.7	EKF E SUAS VARIAÇÕES NAS ENTRADAS, RUÍDOS E PARÂMETROS DE GOR E BSW	65
5.7.1	Gerando graficamente as variações com base no tempo de convergência e o erro final	68
5.7.2	Parâmetros considerando variação do tipo rampa	70

5.7.3	Parâmetros utilizando variações do tipo degrau com rampa . . .	70
6	SVR APLICADO AO POÇO	72
6.1	ESTIMAÇÃO DO RGO UTILIZANDO SVR	72
6.1.1	Avaliação da aplicação com base na estimação do RGO	75
6.2	ESTIMAÇÃO DO BSW UTILIZANDO SVR	77
6.2.1	Avaliação da aplicação com base na estimação do BSW	79
6.3	ANÁLISE DE RESULTADOS DO SVR	82
6.3.1	Objetivos esperados e resultados alcançados	82
6.3.2	SVR para a estimação do GOR e BSW	83
7	CONCLUSÃO	84
	REFERÊNCIAS	86

1 INTRODUÇÃO

Em plataformas de extração de petróleo *offshore* são utilizados alguns métodos com o intuito de viabilizar a remoção de óleo nos poços não surgentes. O método a ser estudado neste projeto é com base em elevação artificial ou *gas lift*. De acordo com (JUNIOR; MORENO, 2019), este método consiste em injetar gás no poço para diminuir a densidade do fluido e, conseqüentemente, aumentar a diferença de pressão entre o fundo do poço e a plataforma. Esta diferença de pressão deve ser suficientemente grande para que o fluido percorra toda a tubulação até a plataforma.

A tubulação que leva o petróleo do poço até o vaso separador da plataforma é monitorada por sensores, um desses sensores é o PDG (do inglês, *Permanent Downhole Gauge*), que está localizado no fundo do poço medindo pressão e temperatura. O PDG possui um papel muito importante para a otimização da produção de petróleo utilizando *gas lift*, pois o conhecimento da pressão de fundo de poço permite o cálculo da vazão de produção, estudo do desempenho do poço e a otimização da produção (ECK *et al.*, 1999). A pressão PDG será de grande importância no momento em que serão decididas quais variáveis serão consideradas na configuração do *software* Marlim e do SVR para realizar estimações dos parâmetros RGO e BSW.

Os parâmetros RGO e BSW possuem uma grande importância com relação à otimização da produção de óleo, pois são variáveis que dependem de ajustes para obter um maior aperfeiçoamento da produção de óleo. A relevância destes parâmetros são significativos para o entendimento do modelo matemático, conforme citados nos artigos (JAHANSHAHI; SKOGESTAD; HANSEN, 2012), (HARAMURA JUNIOR *et al.*, 2018), (ADUKWU *et al.*, 2022), entre outros.

Neste trabalho será proposta a implementação do modelo matemático estudado por Esmail, Sigurd e Henrik, no qual o modelo pode ser visto no artigo (JAHANSHAHI; SKOGESTAD; HANSEN, 2012). A partir deste modelo, acrescentou-se a fase aquosa implementada pelo Jean Jordanou e com base no conjunto destes dois modelos, serão abordadas análises e variações com base nos parâmetros GOR e BSW utilizando o Filtro de Kalman Estendido, com o intuito de observar o comportamento e limitações do modelo. Também será apresentado o desenvolvimento e implementação de um estimador de parâmetros que utiliza um modelo baseado em *Support Vector Regression* (SVR) juntamente com um filtro EKF com o objetivo de estimar os parâmetros GOR e BSW de um poço *offshore*. Para efeito de comparação, será proposto e avaliado configurações de entradas diferentes tanto para o simulador Marlim tanto para as entradas do SVR. Vale reforçar que os dados utilizados neste trabalho são dados reais e foram disponibilizados pela Petrobras por meio do *software* Marlim.

1.1 PROBLEMÁTICA

Neste primeiro momento, é necessário obter simulações de modelos de poços de petróleo com finalidade de conseguir implementar ferramentas que realize uma otimização na produção da empresa. Com isso, é essencial considerar análises mais aprofundadas e construir um modelo dinâmico complexo, incluindo vários parâmetros que sejam indispensáveis para adquirir um sistema semelhante de um poço real.

O maior desafio, entretanto, consta em atingir um modelo matemático adequado acrescentando a fase aquosa, semelhante a um modelo de um poço real com *gas lift* da Petrobras. Sabendo que o sistema haverá ruídos de medição e ruídos no processo, será utilizado o Filtro de Kalman com o intuito de filtrar este sinal e corrigir os estados e parâmetros do modelo, afim de, posteriormente, otimizar a produção do poço desejado a partir de variáveis de decisão do sistema.

De maneira geral, ter acesso aos dados e obter um modelo considerável proveniente de um poço de petróleo, proporcionará análises com variações de GOR e BSW, onde são os parâmetros de interesse do modelo que fazem com que o poço produza uma maior quantidade de óleo para a empresa.

1.2 JUSTIFICATIVA

Esta pesquisa aborda vários estudos de modelos complexos com o intuito de otimizar a produção de óleo e gás extraída dos poços de petróleo de uma plataforma da Petrobras. Será estudado o modelo com base em um poço de petróleo com injeção de gás, considerando frações de água no óleo. Este modelo foi desenvolvido pelo âmbito do projeto de Estratégias para Otimização Estática e Dinâmica de Sistemas Marítimos Complexos de Produção de Óleo e Gás.

Sendo assim, a motivação para este projeto será desenvolver um estimador para os estados e parâmetros de um poço utilizando *gas lift*. Serão efetuados experimentos variando o GOR(taxa de gás-óleo) e o BSW(sedimentos de base e a fração de água que há no sistema) com finalidade de observar como serão afetados as saídas e os estados do modelo.

Serão realizados testes mais aprofundados diante das simulações no Marlim, em que somente é trabalhado com o modelo em regime permanente, ou seja, um modelo estático, podendo aplicar variações no GOR e BSW, nos quais são parâmetros de interesse do modelo. Logo, se os experimentos realizados com o modelo do Jordanou coincidir com os softwares que serão utilizados, é possível implementar na prática o Filtro de Kalman Estendido com este modelo de equações.

1.3 OBJETIVOS

O projeto de pesquisa tem como objetivo principal desenvolver um estimador para os estados e parâmetros de um poço utilizando *gas lift*. Considerou-se os estados sendo a massa de gás no ânulo e as massas de óleo, gás e água na tubulação, e para os parâmetros como sendo o GOR e BSW. Com isso, o projeto será dividido em quatro partes.

A primeira parte do projeto é dado pelos experimentos realizados com base nas equações do Sigurd Skogestad do modelo de um poço de petróleo, acrescentando o modelo com água do Jean Jordanou. Com isso, serão feitas análises aplicando uma variação no GOR e no BSW, tendo em vista o comportamento estimado com o filtro de Kalman.

A segunda parte será uma análise de sensibilidade variando os parâmetros de interesse no simulador Marlim e observar as devidas saídas desejadas como: a pressão no fundo do ânulo, a pressão de *bottom hole* e a vazão total de produção. Também será observado o comportamento dos estados do modelo como a massa de gás no ânulo e as massas de gás, óleo e água na tubulação com finalidade de ter uma compatibilidade do modelo do Jean com o modelo simulado do Marlim e dos experimentos realizados anteriormente.

A terceira parte será com base nas variáveis consideradas como entrada no simulador Marlim, obter estimações dos parâmetros GOR e BSW. Será sucedido alguns testes a fim de alcançar o conjunto de entradas mais adequado para a estimação do parâmetro desejado.

Por fim, a quarta parte tem como objetivo conseguir obter um desempenho semelhante do modelo desenvolvido pelo Jean com o modelo do Olga, onde é simulado um modelo de um poço com gás lift e com comportamentos incluindo o transiente do processo.

Para que fosse possível realizar estes objetivos, foi necessário definir diversos objetivos específicos na forma de passos da metodologia deste trabalho. Este objetivos estão listados de forma resumida a seguir:

- Estudo e desenvolvimento do modelo com elevação artificial;
- Propor um modelo utilizando fração de óleo, gás e água;
- Incluir o Filtro de Kalman Estendido para correção dos estados e parâmetros;
- Avaliação do Filtro utilizando simulações;
- Avaliação utilizando o *software* Olga;
- Avaliação dos dados utilizando o *software* Marlim;

- Tratamento das variáveis de processo via simulador do Marlim;
- Análise de sensibilidade dos dados do Marlim;
- Estimar os parâmetros GOR e BSW utilizando SVR;
- Treinamento e avaliação dos dados utilizando o Marlim;
- Análise dos dados gerados pela estimação dos parâmetros.

Devido ao fato de que este projeto ocasionou em uma evolução de um modelo extremamente complexo, é possível dizer que este sistema obteve um grande avanço para o processo. Esta expansão do modelo matemático será detalhada no decorrer do capítulo 4.

1.4 RESULTADOS ATINGIDOS

Nesta seção é conveniente indicar o que o projeto conseguiu atingir por meio dos objetivos gerais em conjunto com os objetivos específicos, ou seja, o desenvolvimento e implementação do novo modelo acrescentado com água, promovendo variações dos parâmetros GOR e BSW, e também, com o intuito de promover modelos com ferramentas eficientes que possam, futuramente, otimizar os devidos processos do sistema.

De forma resumida, os principais resultados que foram obtidos são:

- Desenvolvimento e implementação do modelo matemático adicionando água nas equações;
- Criação de um modelo simulado com água obtendo um modelo semelhante à um modelo de um poço real;
- Aplicação do Filtro de Kalman Estendido no sinal corrigindo os estados e parâmetros;
- Estimação dos parâmetros GOR e BSW utilizando o modelo SVR;
- Otimização com variáveis de decisão no propósito de aumentar a vazão de óleo produzida pela plataforma.

ESTRUTURA DO DOCUMENTO

Esta seção tem como finalidade definir a estrutura que será abordado este trabalho, ou seja, como será o encadeamento dos próximos capítulos, com o intuito de facilitar a leitura do documento.

No capítulo 2 será explorada a metodologia implementada no projeto, ou seja, os procedimentos e ferramentas adotadas no decorrer do projeto para atingir os objetivos descritos na Seção 1.3.

No capítulo 3 é feita uma breve descrição da empresa.

No capítulo 4 é apresentada uma fundamentação teórica, na qual são discutidas teorias, modelos etc. fundamentais para o entendimento da solução proposta.

No capítulo 5 é abordada a descrição envolvendo todo o desenvolvimento do trabalho, considerando todas as etapas elaboradas no projeto. Serão considerados experimentos utilizando o filtro EKF com o modelo do Skogestad com base a fase aquosa, abordando o comportamento dos estados e parâmetros do sistema estudado. Será discutido no fim do capítulo análises de resultados baseadas nos experimentos realizados, contendo seus avanços, limitações e considerações no modelo.

No capítulo 6 é feita a integração do *software* Marlim com a ferramenta SVR para a estimação dos parâmetros GOR e BSW. No final do capítulo será demonstrada uma análise de resultados em relação aos experimentos realizados, abordando vantagens e desvantagens e os impactos dos resultados nos processos utilizando o modelo implementado.

No capítulo 7 é feita uma conclusão do trabalho. Ela compreende um resumo do que foi feito, a solução proposta e os principais resultados atingidos. Também serão abordadas as limitações do projeto, e apontadas possíveis futuras melhorias para o trabalho.

2 METODOLOGIA

O principal passo para este projeto será obter a estimação para os estados e parâmetros de um poço utilizando o método de elevação artificial. Com base em dados de um poço real, será possível estimar os parâmetros e estados com uma precisão e exatidão maior e poder implementar esta ferramenta na prática fazendo com que a produção de óleo seja mais eficaz.

O primeiro passo será composto pelo estudo e desenvolvimento de um poço em que leva em consideração o método de elevação artificial.

O segundo passo será proposto um modelo matemático no qual utiliza a fração de óleo, gás e água.

O terceiro passo será apresentado uma proposta de um filtro, nomeado EKF, no qual realiza a correção dos estados e parâmetros do modelo trabalhado.

O quarto passo será feita uma avaliação utilizando o *software* Olga, considerando suas configurações para a aplicação do modelo estudado.

O quinto passo será proposto realizar simulações e avaliações no *software* Marlim, em que o modelo somente é trabalhado em regime permanente, e com isso, é possível variar somente os parâmetros de interesse (GOR e BSW) com finalidade de observar o comportamento das saídas de pressão e vazão.

O sexto passo, através da análise de sensibilidade construída pelo Marlim, serão consideradas algumas entradas que sejam dependentes dos parâmetros GOR e BSW. Com isso, será realizada a estimação destes parâmetros empregando aprendizado de máquina, baseando-se em ferramentas sofisticadas como o SVR para encontrar o valor ideal com um erro mínimo possível.

Por fim, o último passo será realizado um treinamento e avaliação dos dados gerados utilizando o Marlim.

3 DESCRIÇÃO DA EMPRESA

Segundo a tese de doutorado de (DIEHL, 2022), a primeira descoberta relevante de óleo no Brasil aconteceu no Recôncavo Bahiano no final dos anos 1930, em Lobato, onde foram perfurados 17 poços que não se mostraram comercialmente viáveis devido à sua baixa produtividade. Os fracassos na exploração de petróleo até 1950, a forte dependência da importação de derivados que o Brasil vivia (as importações de gasolina saltaram de 0,5 milhões de m^3 para 2,3 milhões de m^3 de 1945 até 1950) e o nacionalismo pós Segunda Guerra Mundial, que levantava preocupações sobre a soberania nacional e suspeitas sobre as companhias estrangeiras, resultou na criação da Petrobras em 1953.

De acordo com (DIEHL, 2022), a partir de 1966 a Petrobras decidiu explorar a plataforma continental marítima e para tal encomendou a construção da plataforma Petrobras I (P-1), uma unidade de perfuração para exploração em lâminas de água de até 30 m. Esta foi a primeira plataforma de perfuração construída no Brasil, no estaleiro de Mauá em Niterói, com base em projetos de empresas americanas.

Em relação às conquistas da empresa, segundo (DIEHL, 2022), em 1992, a Petrobras recebeu o prêmio OTC (Offshore Technology Conference), a maior conferência de tecnologia offshore do mundo, em reconhecimento aos avanços tecnológicos e de economicidade em projetos de águas profundas no Campo de Marlim. Por mais três vezes a companhia recebeu este prêmio: em 2001, pelos avanços em águas ultra profundas, no Campo de Roncador, em 2015 por uma série de desenvolvimentos que culminaram na viabilização do Pré-Sal; e em 2021 pelas inovações desenvolvidas para viabilizar o campo de Búzios, o maior campo em águas profundas do mundo.

Ultimamente, é notável que grandes investimentos estão sendo feitos dentro da empresa em relação à produção do pré-sal garantindo uma grande otimização na empresa da Petrobras.

Atualmente, foi implementada uma metodologia que se encontra operacional no BR-SiOP, na qual é possível ter acesso com interface gráfica os modelos dos poços a serem estudados. Ainda essas interfaces estão sendo desenvolvidas e aprimoradas para obter uma melhor otimização e facilidade para a empresa. Há um desenvolvimento de metodologia sobre *hypertuning* dos parâmetros de poços de petróleo, sendo assim, permitindo um aperfeiçoamento nos modelos de otimização estáticos que estão sendo usados na Petrobras. A partir do modelo de variáveis de estados dos poços, de acordo com o estudo de (JAHANSHAHI; SKOGESTAD; HANSEN, 2012) e os modelos dinâmicos simplificados de (KRISHNAMOORTHY; FOSS; SKOGESTAD, 2018), será trabalhado, em parceria com a empresa, um poço com parâmetros reais da Petrobras, envolvendo pressões, vazões e como se comporta o sistema com a injeção de gás-lift nos poços. A partir desses dados, este trabalho tratará de realizar a implementação

de um modelo acrescentando água e utilizará o Filtro de Kalman Estendido com finalidade de filtrar os sinais ruidosos vindos de um sistema não linear. Sendo assim, será possível comparar o modelo com água obtido com estados e parâmetros estimados juntamente com o modelo de um poço real a partir do *software* Olga e do Marlim.

Posteriormente, será implementado no Br-SiOP online, no qual os operadores da Petrobras conseguirão ter acesso com intuito visualizar e manipular os dados. Porém, a implementação do Filtro de Kalman interagindo com o Br-SiOP online não será tratado neste documento.

No Capítulo 4 tratará dos aspectos conceituais para o entendimento do Filtro de Kalman e o Filtro de Kalman Estendido. Obtendo o embasamento teórico, é possível ter a compreensão de realizar análises técnicas com o propósito de corrigir os parâmetros e estados de um poço real e, posteriormente, atingir uma solução otimizada por variáveis de decisão conforme o operador desejar.

4 DESENVOLVIMENTO DO MODELO E DO ESTIMADOR

Neste capítulo são apresentados os conceitos e metodologias que serão necessárias para o entendimento teórico relacionado a cada etapa que foi desenvolvida no projeto. Dentre os tópicos abordados, será comentado sobre: o modelo matemático de Skogestad/Jordanou com alguns conceitos de sistema de controle, sinais e física, o tipo de Filtro de Kalman que será implementado no modelo e como ele é computado. Por fim, será demonstrado uma ferramenta de estimação de parâmetros, nomeada SVR, abordando o modelo matemático e sua aplicação para este projeto.

4.1 DESENVOLVIMENTO DO MODELO DO POÇO UTILIZANDO GAS LIFT

O modelo matemático proposto para este projeto foi baseado no artigo (JAHANSHAHI; SKOGESTAD; HANSEN, 2012), sem considerar a perda de carga devido à fricção. Sendo assim, o modelo de poço em questão é assumido um sistema de poço de petróleo com *gas lift* contendo duas válvulas: a produção do *choke* na cabeça do poço e uma válvula de controle de *gas lift* no início da fonte de *gas lift*.

Este modelo consiste em dois volumes de controle:

- Uma câmara do ânulo onde transporta o *gas lift* a partir da fonte para a tubulação principal;
- Uma tubulação vertical, cilíndrica, que transporta o fluido extraído do reservatório de petróleo.

O modelo no artigo (JAHANSHAHI; SKOGESTAD; HANSEN, 2012) e outros autores consideraram um fluido de um líquido e uma fase de gás. No entanto, foi desenvolvido um modelo matemático, desenvolvido pelo Jean Jordanou, no qual é acrescentado uma fase da água a mais no modelo, considerando também que o reservatório produz um fluido constituído por gás, petróleo e água.

Logo, as equações para o estados do poço são descritas como:

$$\dot{m}_{g,a} = \omega_{gs} - \omega_{g,inj}, \quad (1a)$$

$$\dot{m}_{o,t} = \omega_{o,r} - \omega_{o,t}, \quad (1b)$$

$$\dot{m}_{g,t} = \omega_{g,r} + \omega_{g,inj} - \omega_{g,t}, \quad (1c)$$

$$\dot{m}_{w,t} = \omega_{w,r} - \omega_{w,t}, \quad (1d)$$

sendo que ω_{gs} é o fluxo de massa da fonte de gás na entrada, $\omega_{g,inj}$ o fluxo de massa de gás no ponto de injeção, $\omega_{o,r}$ o fluxo de massa de óleo no reservatório, $\omega_{o,t}$ o fluxo de massa de óleo na tubulação, $\omega_{g,r}$ o fluxo de massa de gás no reservatório, $\omega_{g,t}$ o

fluxo de massa de gás na tubulação, $\omega_{w,r}$ o fluxo de massa de água no reservatório e $\omega_{w,t}$ o fluxo de massa de água na tubulação. As equações 1a, 1b, 1c e 1d representam o balanço de massa de cada fase do fluido em cada volume de controle. O estado $m_{g,a}$ simboliza a massa de gás no ânulo, $m_{o,t}$ a massa de óleo na tubulação, $m_{g,t}$ é a massa de gás na tubulação e $m_{w,t}$ sendo a massa de água na tubulação.

Para o ânulo, considerou-se o fluxo de massa da fonte de gás na entrada ω_{gs} como uma entrada externa, e uma saída que liga o ânulo até a tubulação, nomeado como $\omega_{g,inj}$, que é o fluxo de massa de gás no ponto de injeção. O fluxo de massa de gás no ponto de injeção é calculado da seguinte forma:

$$\omega_{g,inj} = K_{inj} \sqrt{\rho_{g,ab} \max(P_{ab} - P_{tb}, 0)}, \quad (2)$$

em que K_{inj} é um ganho constante no ponto de injeção, $\rho_{g,ab}$ é a densidade de gás no ânulo, P_{ab} sendo a pressão no ponto de injeção e P_{tb} é a pressão embaixo da tubulação. A densidade de gás no ânulo pode ser calculada como sendo:

$$\rho_{g,ab} = \frac{P_{ab} M_g}{RT_a}, \quad (3)$$

sendo R uma constante de gás universal, T_a a temperatura do ânulo e M_g o peso molecular do gás. Com este modelo trifásico implementado por Jordanou, considerou-se como a temperatura sendo constante ao invés de obter através do equilíbrio energético, o que simplifica a dinâmica do sistema.

Logo, para as equações das pressões no ponto de injeção e na tubulação são dadas pelas equações 4 e 5, respectivamente.

$$P_{ab} = \left(\frac{T_a R}{V_a M_g} + \frac{g L_a}{V_a} \right) m_{g,a}, \quad (4)$$

$$P_{tb} = P_{tt} + \frac{g H_t}{V_t} (m_{g,t} + m_{o,t} + m_{w,t} - \rho_{mix,bh} L_{bh} A_{bh}), \quad (5)$$

com P_{tt} a pressão no topo da tubulação, $V_a = L_a \pi ((D_a/2)^2 - (D_t/2)^2)$ sendo o volume do ânulo, D_a o diâmetro total do ânulo, L_a o comprimento do ânulo, D_t o diâmetro da tubulação, H_t a altura da tubulação, V_t o volume da tubulação, $A_t = \pi (D_t/2)^2$ sendo a área da tubulação e L_{bh} e A_{bh} sendo consideradas como o comprimento e área do *bottom hole* ou pressão no fundo do poço.

Já para a pressão no topo da tubulação, é calculada por:

$$P_{tt} = \frac{T_t R}{M_G} \frac{m_{g,t}}{A_t L_t + A_{bh} L_{bh} - m_{o,t}/\rho_o - m_{w,t}/\rho_w}, \quad (6)$$

sendo T_t a temperatura da tubulação considerada como constante, semelhante ao do artigo (JAHANSHAH; SKOGESTAD; HANSEN, 2012). Esta pressão é calculada

através da lei do gás ideal em relação a densidade do gás no topo da tubulação, ou seja, é necessário calcular a densidade da mistura do fluido no fundo do poço.

Assumindo que o fundo do reservatório está saturado com óleo e água, $\rho_{mix,bh}$ é deduzido através das seguintes equações de mistura:

$$\rho_{mix,bh} = \frac{m_{w,bh} + m_{o,bh}}{m_{w,bh}/\rho_w + m_{o,bh}/\rho_o}, \quad (7a)$$

$$\rho_{mix,bh} = \frac{WOR + 1}{WOR/\rho_w + 1/\rho_o}, \quad (7b)$$

em que *Water-Oil Ratio*(WOR) = $\frac{BSW}{1-BSW}$, BSW sendo a fração de fluido sendo produzida no reservatório, as densidades ρ_w e ρ_o são as densidades de água e óleo, respectivamente. Para este modelo, atribui-se que ambas as fase são incompressíveis, logo, são constantes.

De acordo com Jean, as fases do fluxo de produção da massa ($\omega_{g,r}, \omega_{w,r}$), com g para gás e w para água, são calculadas em função do fluxo de massa de óleo $\omega_{o,r}$, que por sua vez é calculado como uma função linear da diferença entre a pressão do reservatório P_r e a pressão de fundo do poço (*bottom hole pressure*) P_{bh} . Os parâmetros GOR e BSW demonstram a quantidade de gás e água produzida, enquanto o Índice de Produtividade (IP) é o coeficiente angular da diferença de pressão, tal como descrito nas equações seguintes:

$$\omega_{o,r} = PI(P_r - P_{bh}), \quad (8)$$

$$\omega_{g,r} = GOR\omega_{o,r}, \quad (9)$$

$$\omega_{w,r} = \frac{BSW}{1 - BSW}\omega_{o,r}. \quad (10)$$

A pressão do reservatório é assumida constante, enquanto a pressão do fundo do poço é calculada como a pressão hidrostática do fluido do *bottom hole* ao lado da pressão medida em no fundo da tubulação. A pressão P_{bh} é dada pela equação 11:

$$P_{bh} = P_{tb} + \rho_{mix,bh}gL_{bh}. \quad (11)$$

Além disso, o fluxo de massa no topo é calculado utilizando a equação do orifício de Bernoulli através da densidade $\rho_{mix,t}$, que é a densidade da mistura no topo da tubulação do poço. A equação pode ser descrita como:

$$\omega_t = K_{pr}u_{ch}\sqrt{\rho_{mix,t}\max(P_{tt} - P_0, 0)}, \quad (12)$$

sendo K_{pr} o ganho da válvula de produção e u_{ch} a abertura do *choke* e P_0 a pressão de saída. Já que o fluxo de massa é dividido em três fases, terá para cada fase uma fração de massa correspondente. Ou seja,

$$\omega_{o,t} = \frac{m_{o,t}}{m_{o,t} + m_{g,t} + m_{w,t}} \omega_t, \quad (13a)$$

$$\omega_{g,t} = \frac{m_{g,t}}{m_{g,t} + m_{o,t} + m_{w,t}} \omega_t, \quad (13b)$$

$$\omega_{w,t} = \frac{m_{w,t}}{m_{g,t} + m_{o,t} + m_{w,t}} \omega_t. \quad (13c)$$

Além disso, é possível calcular a densidade da mistura no topo da tubulação como:

$$\rho_{mix,t} = \frac{m_{o,t} + m_{g,t} + m_{w,t} - \rho_{mix,bh} L_{bh} A_{bh}}{V_t}. \quad (14)$$

Sendo assim, todos os parâmetros identificados pelo poço são demonstrados pela figura pela tabela 1.

Tabela 1 – Parâmetros do poço

Símbolo	Nome	Valor	Unidade
g	Constante de aceleração gravitacional	9.82	m/s^2
R	Constante do gás universal	8.314	$J/(Kmol)$
M_g	Massa molar do fluido	2.433×10^{-2}	kg/mol
ρ_o	Densidade do óleo	8.91×10^2	kg/m^3
ρ_w	Densidade da água	1×10^3	kg/m^3
T_a	Temperatura no ânulo	358.51	K
T_t	Temperatura na tubulação	359.59	K
L_a	Comprimento do ânulo	1938	m
D_a	Diâmetro do ânulo	0.34992	m
L_t	Comprimento da tubulação	1938	m
H_t	Altura da tubulação	1938	m
D_t	Diâmetro da tubulação	0.13167	m
L_{bh}	Comprimento do <i>Bottom-hole</i>	204	m
D_{bh}	Diâmetro do <i>Bottom-hole</i>	0.13167	m
GOR	Taxa de gás e óleo	22.4 (nominal)	kg/kg
BSW	Fração de água produzida no reservatório	0.8636 (nominal)	–
PI	Índice de produtividade	9.05×10^{-6}	$kg/(s.Pa)$
K_{pr}	Ganho de produção do <i>Choke</i>	3.92×10^{-2}	–
K_{inj}	Ganho no ponto de injeção	1.773×10^{-2}	–
P_r	Pressão no reservatório	278, 21	bar
P_0	Pressão de saída	76.64	bar
WOR	Taxa de água e óleo	–	–
m_{ga}	Massa de gás no ânulo	–	kg
m_{ot}	Massa de óleo na tubulação	–	kg
m_{gt}	Massa de gás na tubulação	–	kg
m_{wt}	Massa de água na tubulação	–	kg
$\omega_{g,inj}$	Fluxo de massa de gás no ponto de injeção	–	kg/s
$\rho_{g,ab}$	Densidade de gás no ânulo	–	kg/m^3
P_{ab}	Pressão no ponto de injeção do ânulo	–	bar
P_{tb}	Pressão no ponto de injeção na tubulação	–	bar
P_{tt}	Pressão no topo da tubulação	–	bar
V_a	Volume do ânulo	–	m^3
V_t	Volume da tubulação	–	m^3
A_t	Área da tubulação	–	m^2
A_{bh}	Área do <i>Bottom hole</i>	–	m^2
$\rho_{mix,bh}$	Densidade da mistura do fluido no fundo do poço	–	kg/m^3
$\omega_{o,r}$	Fluxo de massa de óleo entre a P_r e P_{bh}	–	kg/s
$\omega_{g,r}$	Fluxo de massa de gás entre a P_r e P_{bh}	–	kg/s
$\omega_{w,r}$	Fluxo de massa de água entre a P_r e P_{bh}	–	kg/s
P_{bh}	Pressão no <i>bottom hole</i>	–	bar
ω_t	Vazão total da produção	–	kg/s
$\omega_{o,t}$	Fluxo de massa de óleo na tubulação	–	kg/s
$\omega_{g,t}$	Fluxo de massa de gás na tubulação	–	kg/s
$\omega_{w,t}$	Fluxo de massa de água na tubulação	–	kg/s
$\rho_{mix,t}$	Densidade da mistura do fluido no topo da tubulação	–	kg/m^3

Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Este modelo simplificado contém n tipos de parâmetros no qual são dadas dimensões de um poço. Deste modo, construiu-se este método com a fase aquosa com suas especificações consideradas. Com base no livro de (JAHN; COOK; GRAHAM, 2008), os parâmetros de engenharia como GOR, BSW, K_{inj} , K_{pr} , PI e variáveis de

processo específicas como P_r podem ser vistas como um modelo caixa branca. Parâmetros como a pressão de saída P_0 e o fluxo de massa de entrada de *gas lift* são processos variáveis e geralmente são controlados através do processo. O método de sistemas de controle que será demonstrado neste projeto é o Filtro de Kalman Estendido.

4.2 FILTRO DE KALMAN ESTENDIDO

De acordo com (FOLETTTO *et al.*, 2013), dependendo do tipo do processo e região de operação do processo, alguns podem ser aproximados por meio de um modelo linear e o Filtro de Kalman pode ser utilizado com sucesso. Em alguns casos a aproximação linear pode não ser boa, e é necessário um estimador não linear.

O Filtro de Kalman Estendido é um algoritmo que se caracteriza por ser uma simples extensão do filtro de Kalman para aplicação em sistemas não-lineares (FOLETTTO *et al.*, 2013).

Considerando o seguinte sistema discreto:

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, p_k) + q_k, \quad (15)$$

$$y_k = h(x_k) + v_k, \quad (16)$$

em que $k \in \mathbb{N}$, $x_k \in \mathbb{R}^n$, $u_k \in \mathbb{R}^p$, $y_k \in \mathbb{R}^m$, f e h são funções do modelo e de observação. Já para os ruídos é dado $w_k \in \mathbb{R}^n$ como sendo ruído do processo, branco, de média nula e covariância Q no instante k e $v_k \in \mathbb{R}^m$ sendo o ruído da medição, branco, de média nula e covariância R no instante k .

De acordo com (JAZWINSKI, 1970), o EKF é dividido em duas etapas: de predição e correção.

A predição do EKF é representada por meio das seguintes equações:

$$\hat{x}_{k+1|k} = f(\hat{x}_{k|k}, u_k), \quad (17)$$

$$\hat{P}_{k+1|k} = A_k \hat{P}_{k|k} A_k^T + Q_k. \quad (18)$$

Já para as equações de correção do EKF são:

$$K_{k+1} = \hat{P}_{k+1|k} C_{k+1}^T (C_{k+1} \hat{P}_{k+1|k} C_{k+1}^T + R_{k+1})^{-1}, \quad (19)$$

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1} (y_{k+1} - h(\hat{x}_{k+1|k})), \quad (20)$$

$$\hat{P}_{k+1|k+1} = \hat{P}_{k+1|k} - K_{k+1} C_{k+1} \hat{P}_{k+1|k}, \quad (21)$$

nas quais as matrizes A_k e C_k são determinadas por meio de:

$$A_k = \left. \frac{\partial f(x, u)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_{k|k}}, \quad (22)$$

$$C_k = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_{k|k-1}}. \quad (23)$$

4.2.1 EKF aplicado ao poço

O Filtro de Kalman utilizado na aplicação da metodologia emprega um vetor de estados aumentados de forma a considerar as incertezas a serem sintonizadas.

Para a implementação do EKF aplicado ao poço considerou-se que a função $f(x_k, u_k, p_k)$ para este caso é dado pelo balanço das massas das equações 1a, 1c, 1b e 1d e a função $h(x_k)$ é referenciada pelas equações das pressões no ponto de injeção da tubulação, no topo da tubulação, *bottom hole* e a vazão total de produção. Essas saídas são demonstradas pelas equações 5, 6, 11 e 12, respectivamente.

Logo, a forma matricial para as equações f e h são dadas respectivamente por:

$$f = \begin{pmatrix} \omega_{gs} - \omega_{g,inj} \\ \omega_{r,o} - \omega_{o,t} \\ \omega_{r,g} + \omega_{g,inj} - \omega_{g,t} \\ \omega_{r,w} - \omega_{w,t} \end{pmatrix} \quad (24)$$

$$h = \begin{pmatrix} \frac{T_t R}{M_G} \frac{m_{g,t}}{A_t L_t + A_{bh} L_{bh} - m_{o,t} / \rho_o - m_{w,t} / \rho_w} \\ P_{tt} + \frac{g H_t}{V_t} (m_{g,t} + m_{o,t} + m_{w,t} - \rho_{mix,bh} L_{bh} A_{bh}) \\ P_{tb} + \rho_{mix,bh} g L_{bh} \\ K_{pr} u_{ch} \sqrt{\rho_{mix,t} \max(P_{tt} - P_0, 0)} \end{pmatrix} \quad (25)$$

Com isso, o erro estimado será dado por:

$$E_{k+1} = K(y_{medido} - h), \quad (26)$$

no qual h são as saídas do modelo.

Computando essas equações demonstradas, será factível uma boa estimação dos estados e parâmetros.

4.3 SUPPORT VECTOR MACHINE

Segundo (HARAMURA JUNIOR *et al.*, 2018), os métodos baseados em SVR são algoritmos de aprendizado de máquinas que criam um modelo baseado em uma função kernel não linear e vetores suporte escolhidos a partir de uma base de dados de treinamento.

De acordo com o trabalho de (VAPNIK, 1995), foi proposto um algoritmo de vetores suportes para regressão conhecido como ϵ -SV Regression. Define-se um conjunto de dados de treinamento $(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l) \subset \chi \times \mathbb{R}$, no qual χ representa o espaço de entradas. Conforme (VAPNIK, 1995), o objetivo do algoritmo é encontrar uma função $F(x)$ que tenha um desvio máximo ϵ em relação aos alvos y_i para todos

os dados de treinamento ($i = 1, 2, \dots, l$). Ao mesmo tempo a função deve ser a mais plana possível.

Com base no projeto de (SMOLA; SCHÖLKOPF, 2004), a função linear F é dada por:

$$F(x) = \langle w, x \rangle + b, \text{ com } w \in \chi, b \in \mathbb{R}, \quad (27)$$

sendo $\langle \cdot, \cdot \rangle$ o produto escalar em χ .

Conforme (SMOLA; SCHÖLKOPF, 2004), sabendo que procura-se por um w pequeno, logo, é desejado e minimizar a norma Euclidiana $\|w\|^2$. Sendo assim, o problema de otimização convexa é dado pela equação 28.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2, \text{ sujeito a: } \begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \epsilon \\ \langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \epsilon. \end{cases} \quad (28)$$

Com base nos estudos de (SMOLA; SCHÖLKOPF, 2004), O problema de otimização dado pela equação 28 assume que existe uma função F que aproxima todos os pares (x_i, y_i) com precisão de ϵ , ou seja, que o problema de otimização convexa seja factível. No entanto, pode ser que não exista solução para este problema de otimização, então são adicionadas duas variáveis de folga ξ_j, ξ_j^* para cobrir restrições infactíveis.

Com isso, (VAPNIK, 1995) demonstra um novo modelo de equações dado por:

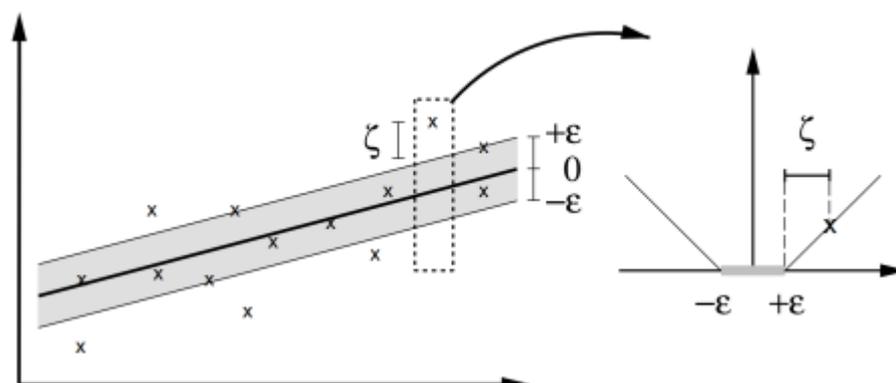
$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*), \text{ sujeito a: } \begin{cases} y_i - \langle w, x_i \rangle - b \leq \epsilon + \xi_i \\ \langle w, x_i \rangle + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \end{cases} \quad (29)$$

em que $C > 0$.

A constante C é determinada pelo balanço entre a planicidade de F e a quantidade de desvios maiores que ϵ são tolerados. Segundo (VAPNIK, 1995), a equação 29 utiliza a função de perda ϵ -insensitiva definida pela equação 30.

$$|\xi|_\epsilon := \begin{cases} 0 & \text{se } |\xi| \leq \epsilon, \\ |\xi| - \epsilon & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (30)$$

A figura 1 demonstra o gráfico em função da perda. É notável que as amostras dentro da região $F(x) \pm \epsilon$ tem valor igual a zero e fora desta região a função tem um comportamento linear.

Figura 1 – Gráfico da função de perda, $|\xi|_e$.

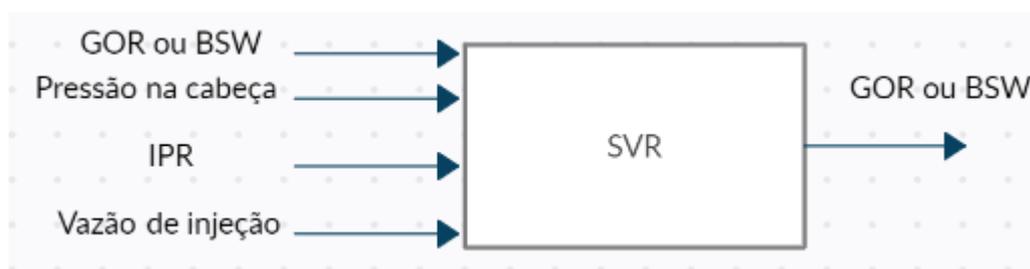
Fonte: Artigo (JUNIOR; MORENO, 2019).

Para o entendimento mais aprofundado sobre a fundamentação teórica do SVR, é possível encontrar nos artigos (JUNIOR; MORENO, 2019), (VAPNIK, 1995) e (SMOLA; SCHÖLKOPF, 2004).

Considerando uma descrição mais específica para a aplicação, esta ferramenta tem como objetivo realizar uma estimação a partir de um conjunto de observações ruidosas apresentada na entrada do sistema. O modelo pode ser visto como uma caixa preta, obtendo somente entradas desejadas, por exemplo, do poço, estimando um parâmetro na saída.

O diagrama de blocos que será estudado com base no modelo SVR está sendo demonstrado na figura 2.

Figura 2 – Diagrama de blocos de estimação utilizando SVR.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

O intuito de utilizar o modelo de aprendizado de máquina com base nos dados treinados buscados pelo histórico (com GOR ou BSW fixo, pressão na cabeça do poço, IPR ou vazão de injeção), é, de uma certa forma, obter uma estimação do GOR ou BSW através da ferramenta do SVR. Este estimador será tratado no decorrer da seção 6.

5 DESENVOLVIMENTO E ANÁLISE DO EKF

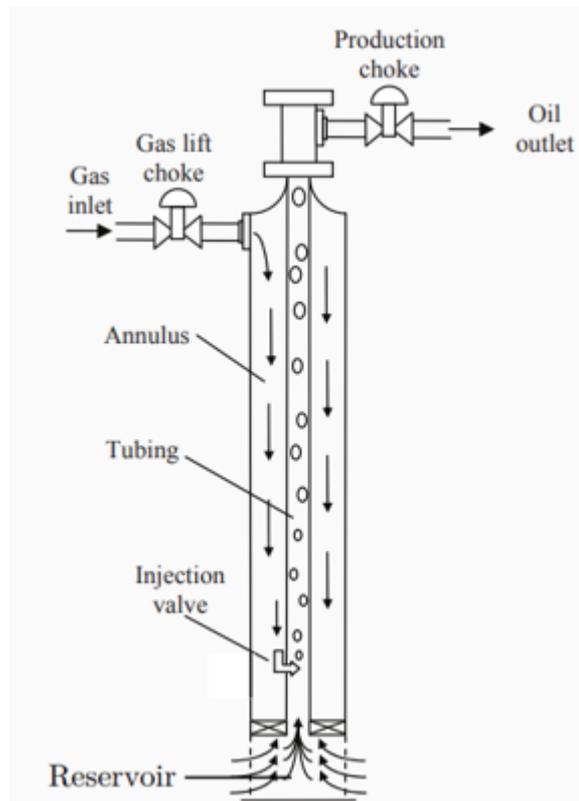
Este capítulo tratará do desenvolvimento do projeto, detalhando as etapas que foram envolvidas no projeto visando experimentos do modelo do (JAHANSHAHI; SKO-GESTAD; HANSEN, 2012) com o Jordanou utilizando Filtro de Kalman e também, as simulações com o Marlim e Olga a partir dos dados gerados pela Petrobras.

5.1 ARQUITETURA DO POÇO

Nesta seção será descrito quais foram as condições de um poço que foram disponibilizadas para realizar este trabalho.

Observando a figura 3, é contido o fluido do reseratório advindo para dentro do poço, para cima através da tubulação, através do *choke* de produção, antes de entrar no equipamento a jusante, que normalmente será um coletor e um separador de entrada. O gás é injetado no ânulo e entra na tubulação próxima ao fundo do poço. O gás se mistura com o fluido do reservatório para reduzir a densidade do fluido na tubulação (EIKREM; IMSLAND; FOSS, 2004).

Figura 3 – Modelo de um poço com gás de elevação.

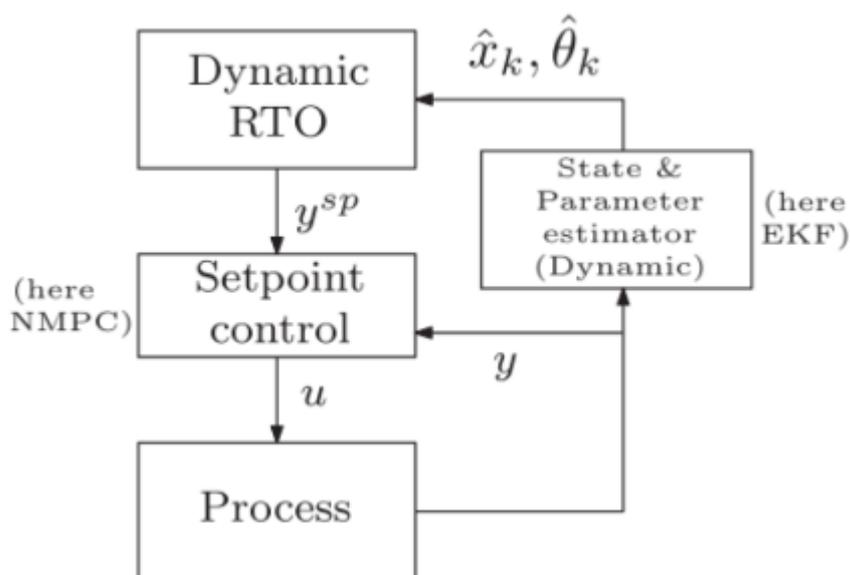


Fonte: Artigo (EIKREM; IMSLAND; FOSS, 2004).

A figura 4 trata de como será realizada a estimação dos estados para o processo

a ser trabalhado. Neste caso, trata-se de uma modelagem que faz uma otimização dinâmica nos estados e parâmetros do estimador. Nesta figura 4 em específico, será aplicado uma entrada de injeção de gás u no processo gerando uma saída deste sistema. Sabendo disso, será aplicado neste caso, o Filtro de Kalman Estendido(EKF) para estimar os estados, retornando um valor de referência corrigido nos estados e parâmetros do modelo. Posteriormente, haverá uma dinâmica otimizada em tempo real(*Real-Time Optimizer (RTO)*) com as informações do EKF podendo inserir variáveis de decisão, com base em um modelo de controle não linear preditivo(Modelo de controle não-linear preditivo (NMPC)).

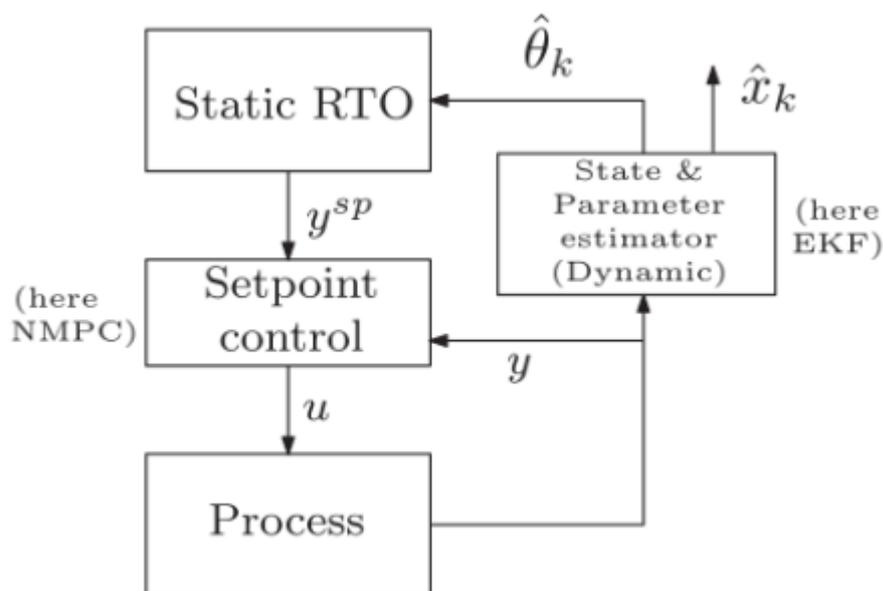
Figura 4 – Diagrama de estimador de estados para o modelo dinâmico e otimização dinâmica.



Fonte: Apresentação slides Jean Jordanou(2021).

A figura 4 está demonstrando como seria o diagrama implementando com base no sistema dinâmico com uma otimização dinâmica, ou seja, como o modelo se comportaria no Olga sabendo que este *software* utiliza sistemas dinâmicos e necessitaria de uma otimização dinâmica. Já a figura 5 seria o diagrama visando uma otimização estática contendo um modelo, no qual será trabalhado em cima do *software* Marlim.

Figura 5 – Diagrama de estimador de estados para o modelo dinâmico e otimização estática.



Fonte: Apresentação slides Jean Jordanou(2021).

Neste trabalho será somente trabalhado o bloco dos estados e parâmetros estimados utilizando o EKF. Com base nas informações levantadas, é necessária a exigência das configurações que serão consideradas no sistema.

5.1.1 Configurações do sistema

Esta seção serão demonstradas configurações que o modelo a ser estudado foram consideradas. Para este caso o sistema considerando a entrada de controle será somente a vazão de *gas lift*. Já para as saídas desejadas do sistema serão:

- A pressão injetada no fundo do ânulo (P_{ab});
- A pressão de *bottom hole* (P_{bh});
- A vazão total de produção.

Para os estados será observado:

- Massa de gás no ânulo (m_{ga});
- Massa de gás na tubulação (m_{gt});
- Massa de óleo na tubulação (m_{ot});
- Massa de água na tubulação (m_{wt}).

Portanto, estes estados serão os que devemos obter uma estimativa para obter resultados aplicando o Filtro de Kalman.

Por fim, as configurações para os parâmetros de interesse serão:

- GOR;
- BSW.

Este serão os parâmetros a serem modificados e analisados de como se comportam os estados caso haja uma alteração do tipo degrau ou rampa.

Na seção 5.2 será tratada a realização de experimentos utilizando o modelo (JAHANSHAH; SKOGESTAD; HANSEN, 2012) com Jordanou variando os parâmetros de interesse.

5.2 EXPERIMENTOS DO MODELO SKOGESTAD E JORDANOU

Nesta seção são feitos 6 experimentos com base nas configurações do sistema, demonstrada na seção 5.1.1.

5.2.1 Experimento 1

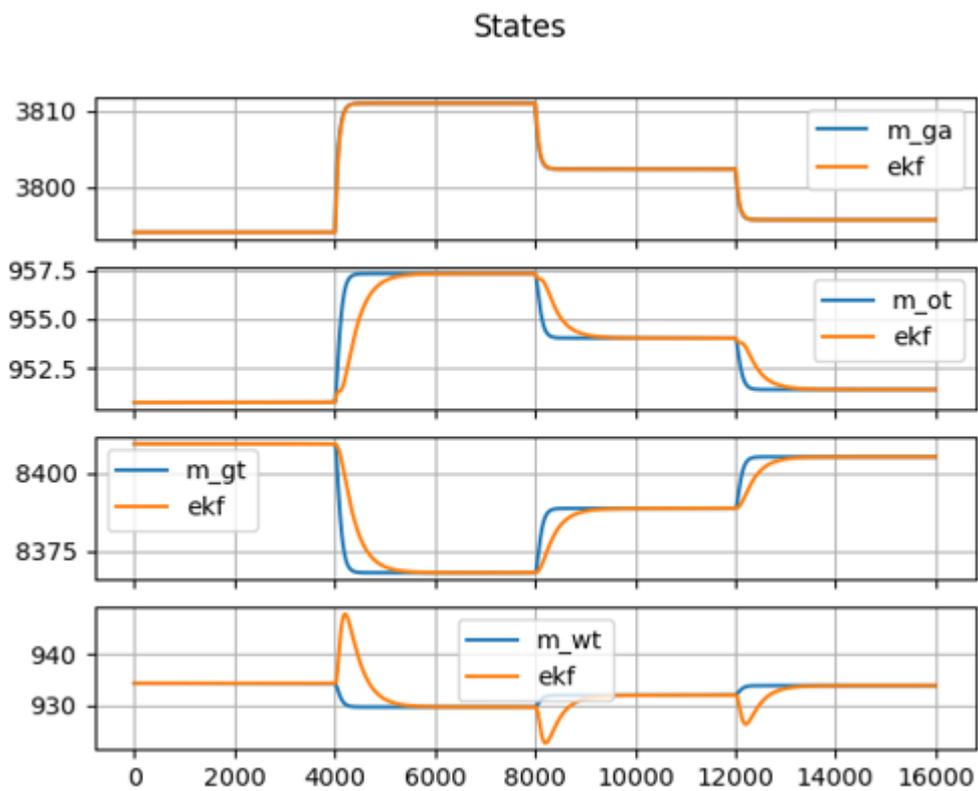
O experimento 1 tem como objetivo rastrear a referência, aplicando variações na entrada de controle do tipo degrau. A partir disso informações dadas, as aplicações a serem efetuadas para o primeiro teste são:

- Variações nas entradas de controle de 1%, 5% e 10% na referência;
- Observar o tempo que se estabiliza;
- Aplicar ruído na medição dos estados.

Nos experimentos 1, 2 e 3, considerou-se um ruído de 0,0001.

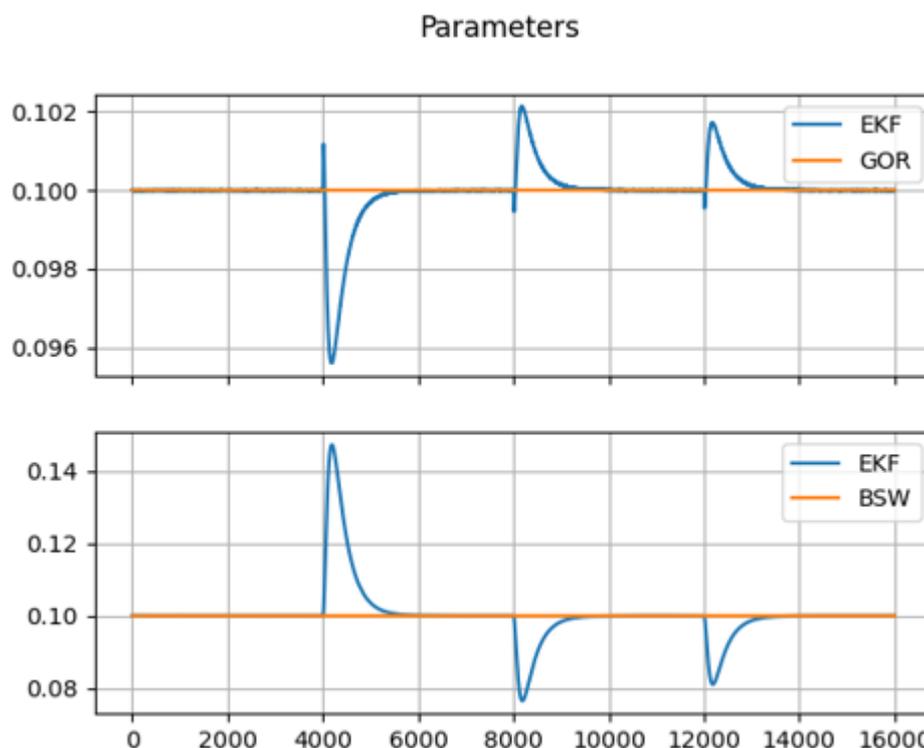
Observando as figuras 6 e 7 com parâmetros de um modelo de poço, pode-se notar que para o primeiro experimento, variando as entradas e aplicando o ruído na medição dos estados, obtém-se que o tempo que levou para que o sistema voltasse a se estabilizar foi em torno de 1500 segundos.

Figura 6 – Experimento 1 observando os estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Figura 7 – Experimento 1 observando os parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

É possível reparar que, tanto nos estados como os parâmetros de GOR e BSW, o Filtro de Kalman Estendido consegue convergir para o valor de referência.

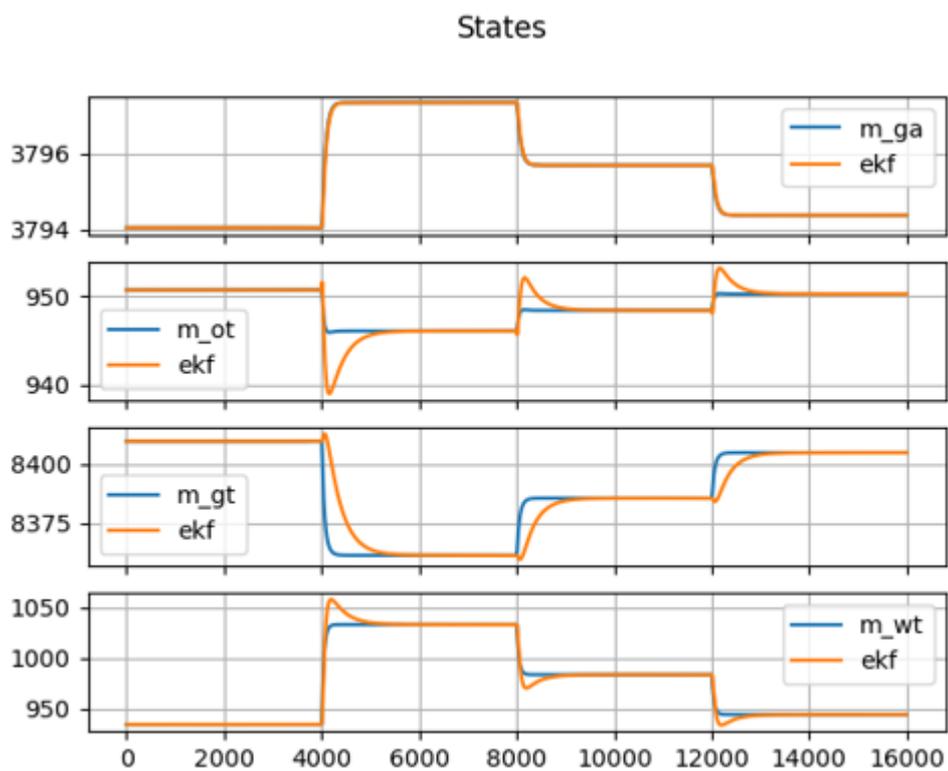
5.2.2 Experimento 2

Neste segundo experimento terá como objetivo a capacidade de poder rastrear referência para variações no parâmetro BSW. Desta forma, será observado:

- Variações no BSW de 1%, 5% e 10% sem alterar as entradas;
- Avaliar o tempo em que o BSW levou para convergir para a referência.

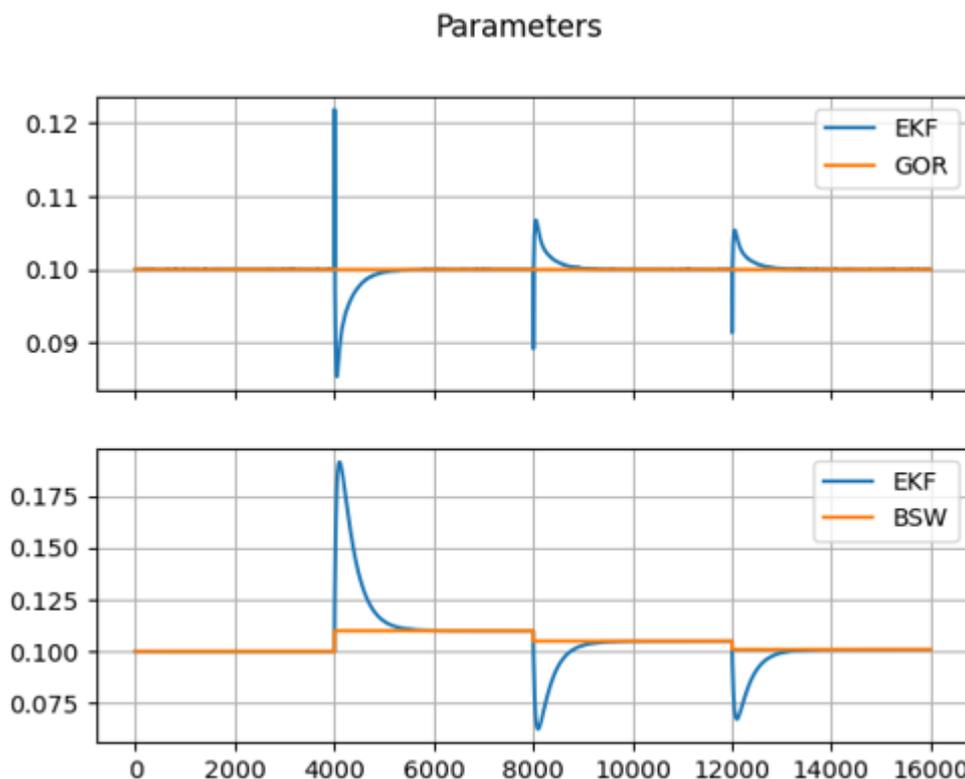
Sendo assim, é possível observar nas figuras 8 e 9 alterando somente o parâmetro BSW e aplicando ruído na medição dos estados, constou-se que o tempo que levou para que o sistema retornasse a se estabilizar também foi de 1500 segundos.

Figura 8 – Experimento 2 observando os estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Figura 9 – Experimento 2 observando os parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

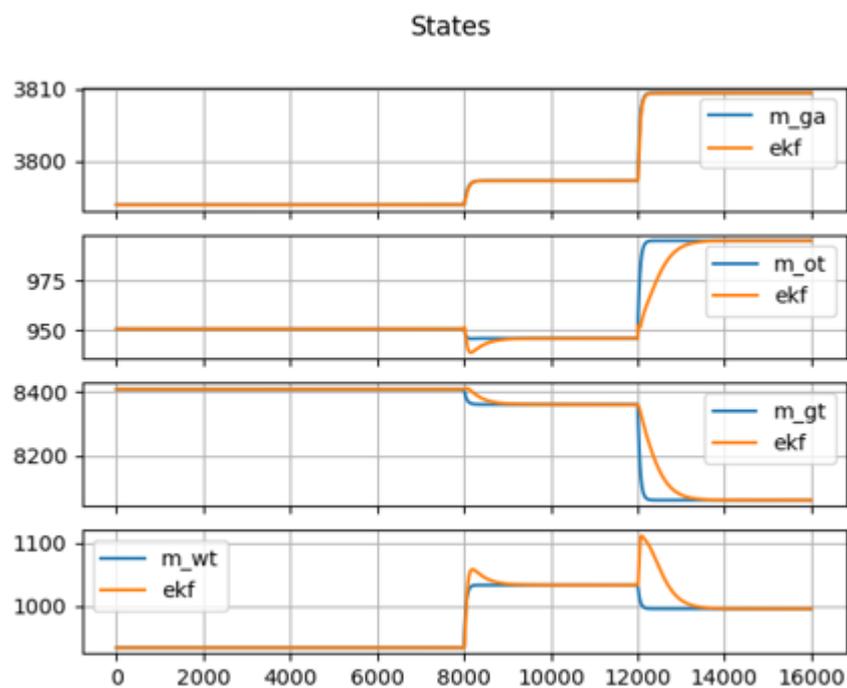
Também notamos que o EKF ainda é capaz de convergir os parâmetros e os estados para a referência modificada.

5.2.3 Experimento 3

O experimento 3 terá como finalidade rastrear as duas variações dos parâmetros, tanto GOR quanto BSW. Neste caso, após o BSW já estiver convergido para a referência, será aplicada uma variação no GOR para observar o comportamento do sistema. A variação na referência será do tipo degrau de 1% no BSW e 10% no GOR.

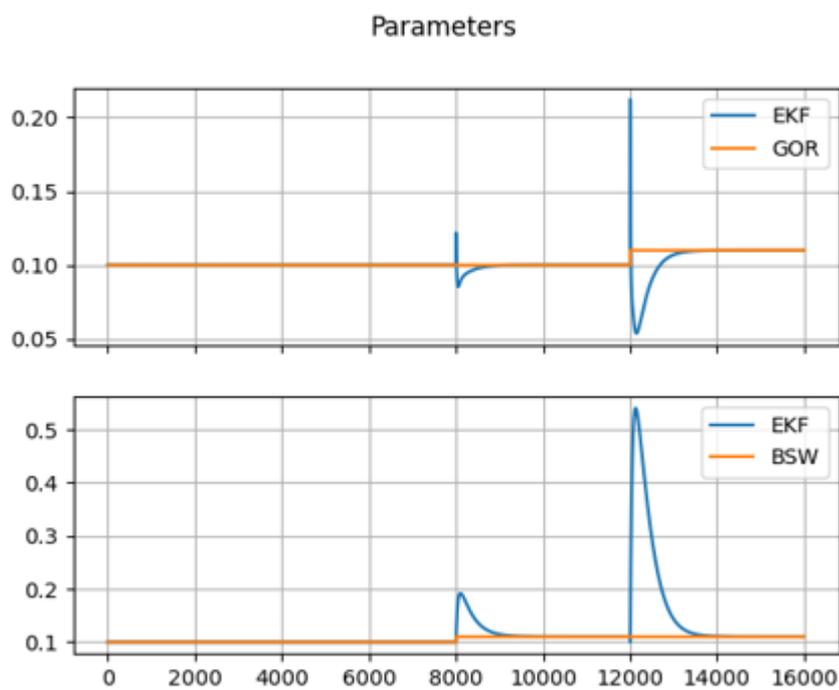
Logo, considerando as figuras 10 e 11, apresentou-se neste experimento também um tempo de convergência em torno de 1500 segundos para que o sistema tendesse ao regime permanente. Também é possível observar que a amplitude efetuando uma variação no GOR do tipo degrau, aumentou bruscamente o pico da onda do EKF, demonstrado na figura 11.

Figura 10 – Experimento 3 observando os estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Figura 11 – Experimento 3 observando os parâmetros.



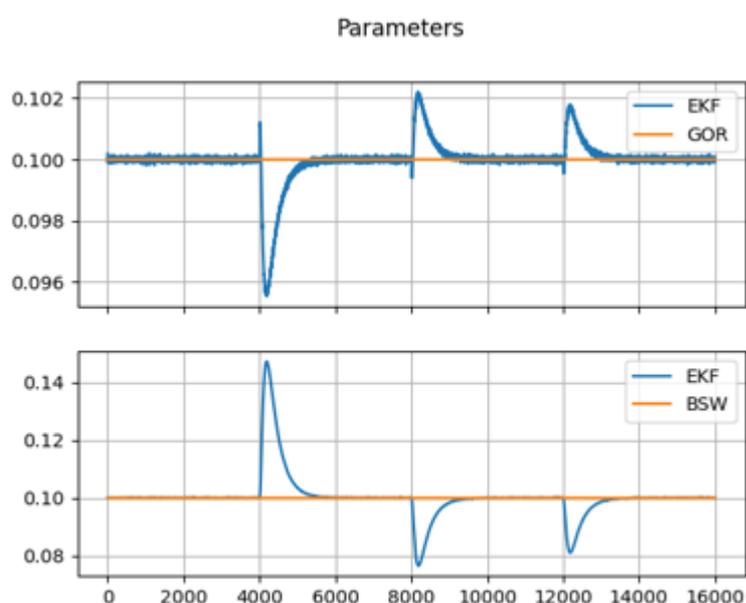
Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

5.2.4 Experimento 4

O experimento 4 tem o propósito de realizar a verificação de robustez do Filtro de Kalman frente as variações de parâmetros e entradas, ou seja, variando a mesma entrada, será avaliados ruídos diferentes com variações pequenas no processo, variando a sua covariância.

Considerando um ruído nos estados de 0.001 variando as entradas em 1%, 5% e 10%, é possível observar na figura 12 que o ruído amplificou no parâmetro do GOR, porém o comportamento do sistema não foi significativamente afetado.

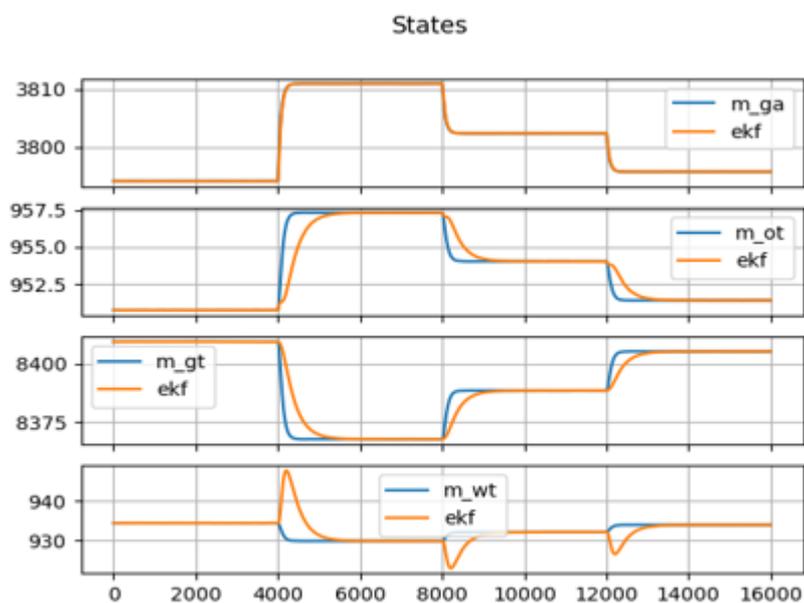
Figura 12 – Experimento 4 observando os parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Já nos estados, demonstrado pela figura 13, houve picos durante as mudanças de referência nas entradas. Contudo, o filtro consegue ainda convergir para todos os estados desejados.

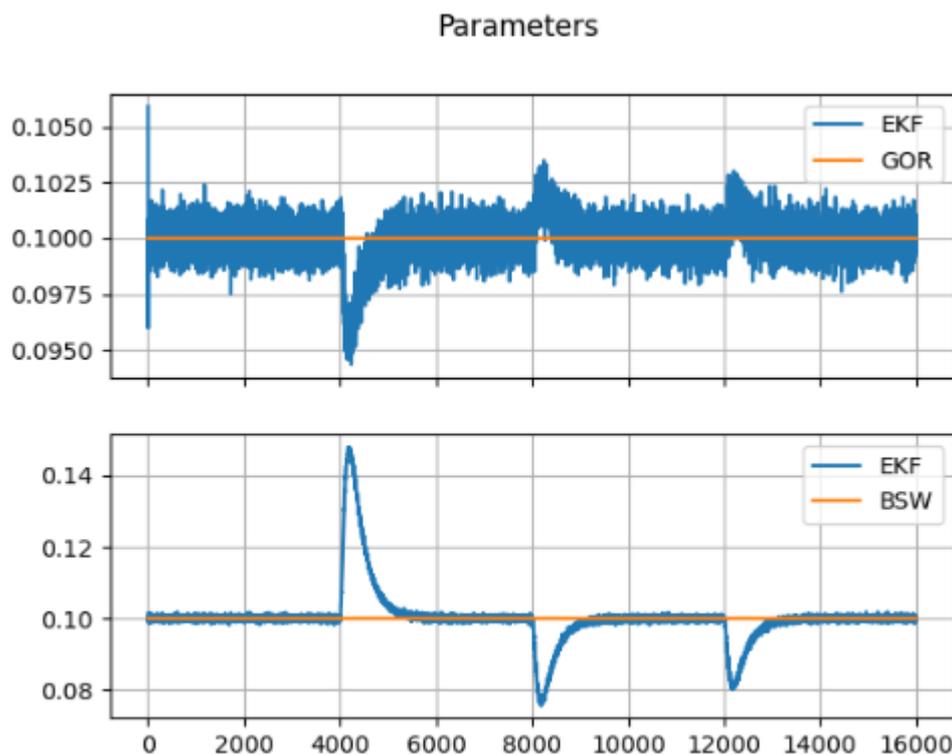
Figura 13 – Experimento 4 observando os estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Utilizando um outro caso supondo um ruído nas medições do processo de 0,001 variando as entradas também em 1%, 5% e 10%, obtém-se uma alta atenuação de ruído no GOR e começa a atingir ruído no parâmetro do BSW, como é demonstrado na figura 14.

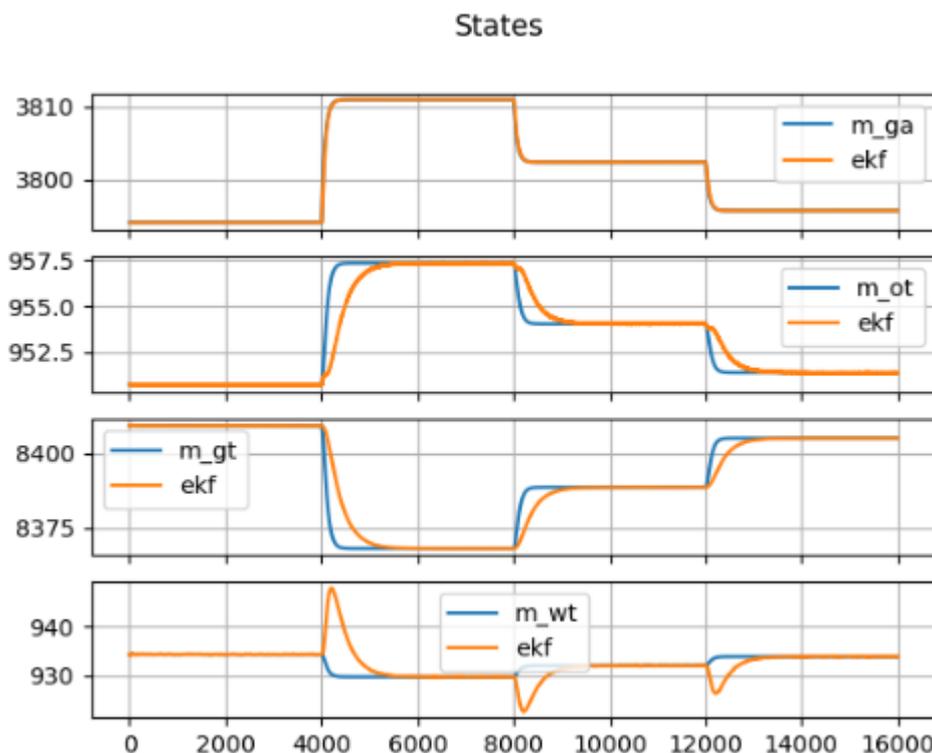
Figura 14 – Ruído na medição do processo observando os parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Observando os estados da figura 15, foi compreendido que as massas ainda são desprezadas quando é aplicado um ruído nas medições do processo.

Figura 15 – Ruído na medição do processo na observando os estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

5.2.5 Variações no BSW e entradas

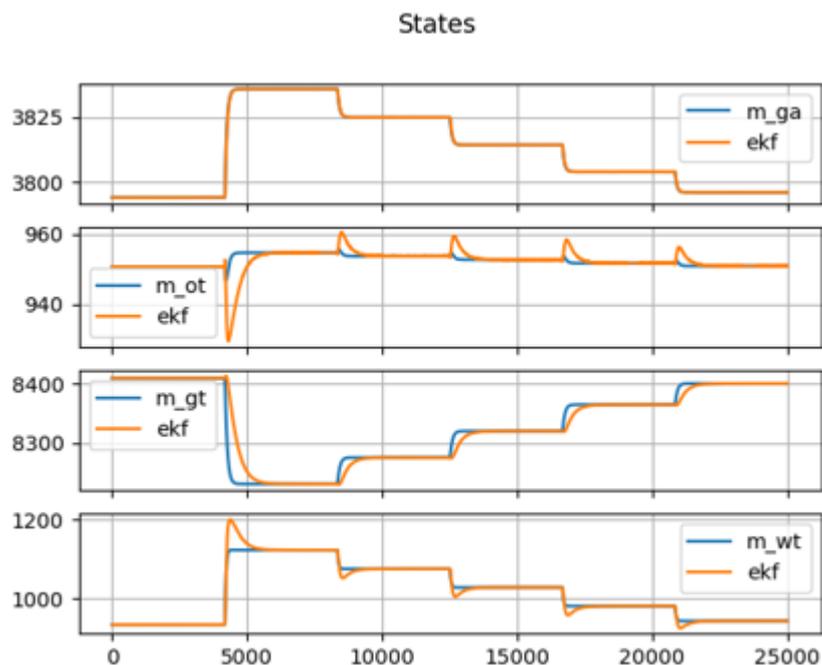
Este experimento tem como desígnio manter os ruídos fixos e variar as entradas e os parâmetros GOR e BSW.

Para a primeira simulação considerou:

- 5 variações na entrada;
- Ruído nos estados de 0,001;
- Ruído no processo de 0,001;
- 5 Variações no parâmetro BSW(1%, 5%, 10%, 15% e 20%).

Desta forma, observando na figura 16, pode-se dizer que a primeira variação do tipo degrau acontece de forma abrupta, porém o EKF utilizando variação somente no BSW consegue se estabilizar posteriormente e com variações do tipo degrau mais pequenas também.

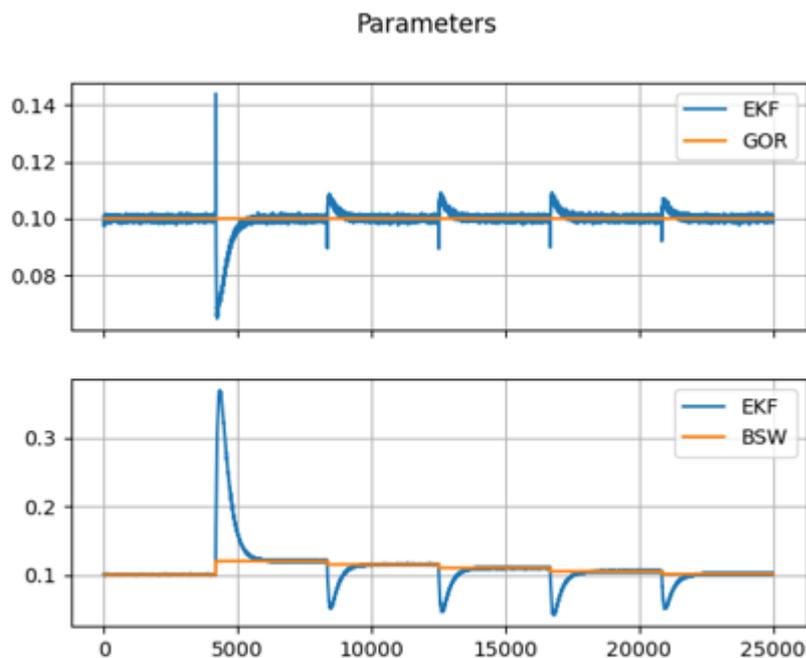
Figura 16 – Variações de entrada, BSW e ruídos fixos com base nos estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Visando os parâmetros na figura 17, comportou-se com um pico alto nos 4000 segundos, mas mesmo assim, o filtro consegue convergir para o valor alterado no BSW.

Figura 17 – Variações de entrada, BSW e ruídos fixos com base nos parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

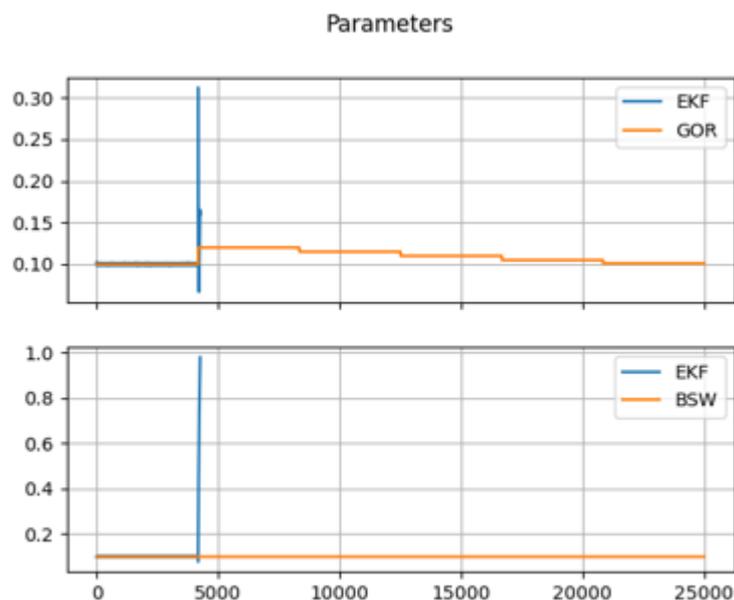
Portanto, para o parâmetro BSW, a robustez do sistema utilizando até 20% do erro de modelagem neste parâmetro é adequada e não causará problemas.

5.2.6 Variações no GOR e entradas

Esta seção tratará do mesmo experimento da seção 5.2.5, porém será realizada a variação no GOR para observar a robustez do modelo.

Conforme pode ser visto na figura 18, a robustez não é garantida para o parâmetro GOR com um erro de modelagem de 20%. Sendo assim, o EKF não consegue calcular a matrizes de covariância e o modelo não tem convergência para o valor desejado do parâmetro, causando *Not a Number* (NaN) nas compilações maiores que este limiar.

Figura 18 – Variações de entrada, GOR e ruídos fixos com base nos parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Na seção 5.5 serão demonstrados mais testes com o intuito de observar o limite da robustez destes parâmetros.

5.3 CONFIGURANDO O SISTEMA PARA VARIAÇÕES DE TIPO RAMPA

Os experimentos a seguir serão tratados com a mesma configuração de sistema demonstrado na seção 5.1.1, porém serão variações do tipo rampa. O intuito de utilizar uma variação do tipo rampa é porque na prática quando ocorrem alterações nos parâmetros, elas serão sempre do tipo rampa.

Sendo assim, foram realizados alguns experimentos variando as entradas, os ruídos e também foi aumentado o tempo de simulação em alguns casos com finalidade de simular o comportamento de um mês.

5.3.1 Experimento simulando em um mês

Nestes experimentos a seguir serão tratadas simulações com um tempo de simulação de um mês com a finalidade de realizar análises com outro tipo de variações nos parâmetros GOR e BSW.

5.3.1.1 Variação com o parâmetro BSW

Para este experimento considerou-se:

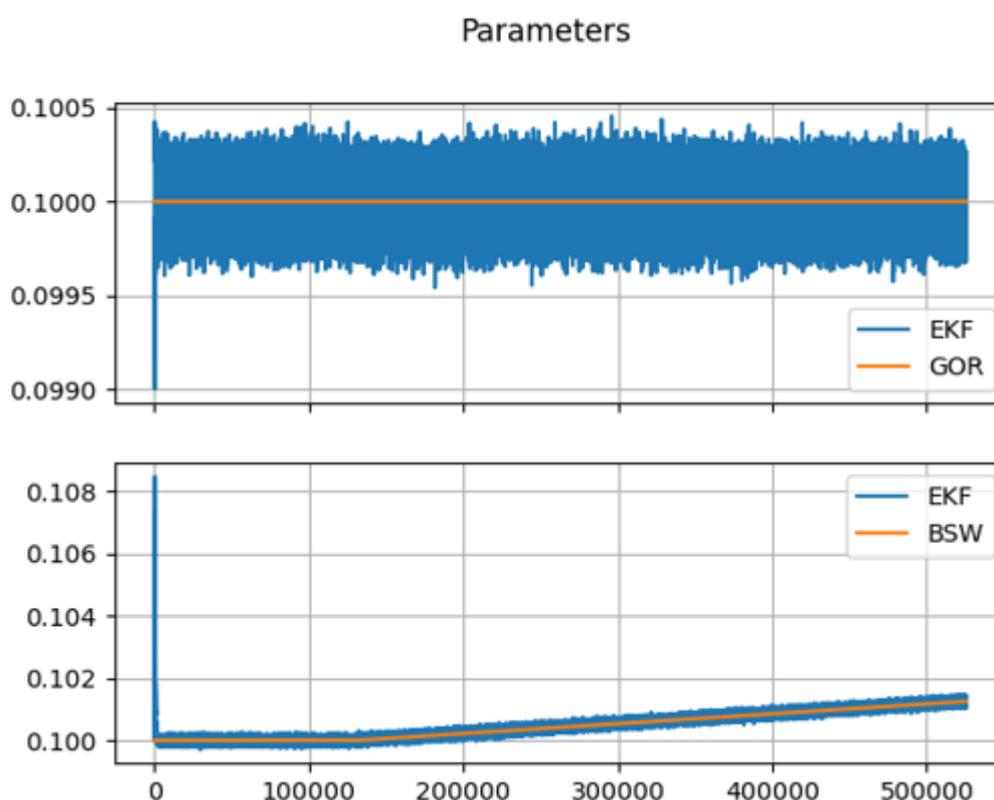
- Entrada de injeção de gás $u=0,51$;

- Ruído nos estados=0,001;
- Ruído na medição=0,0001;
- Tempo de simulação de 525600 segundos(1 mês).

Observando a figura 19, pode-se dizer que o filtro de Kalman Estendido consegue garantir seguimento do tipo rampa no BSW. Além disso, nota-se um pico no início da simulação, pois nos primeiros dados de simulação o modelo não consegue ter uma estimativa dos parâmetros mais eficiente decorrente de inúmeras variáveis no sistema, porém, nas próximas iterações, não se observou picos no início da simulação.

Em relação ao ruído aplicado no modelo, é possível observar que o EKF consegue ter um comportamento satisfatório, conseguindo estimar os parâmetros sem uma grande amplitude de ruído.

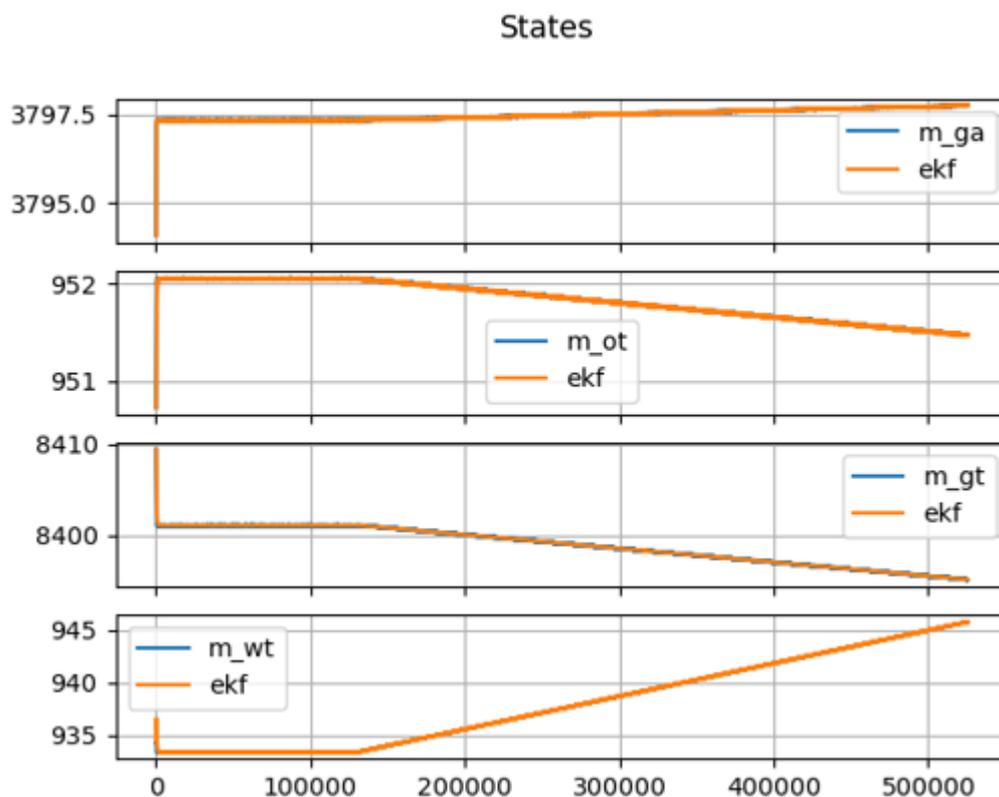
Figura 19 – Variação no BSW tipo rampa observando os parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Visando os estados na figura 20, pode-se reparar no pico comentado anteriormente nos parâmetros do modelo e também que o EKF consegue ter o seguimento de rampa dos estados configurados para o modelo. É possível observar também que a amplitude do ruído para os estados do filtro não é muito significativo, causando pouca alteração no sistema.

Figura 20 – Variação no BSW tipo rampa observando os estados.



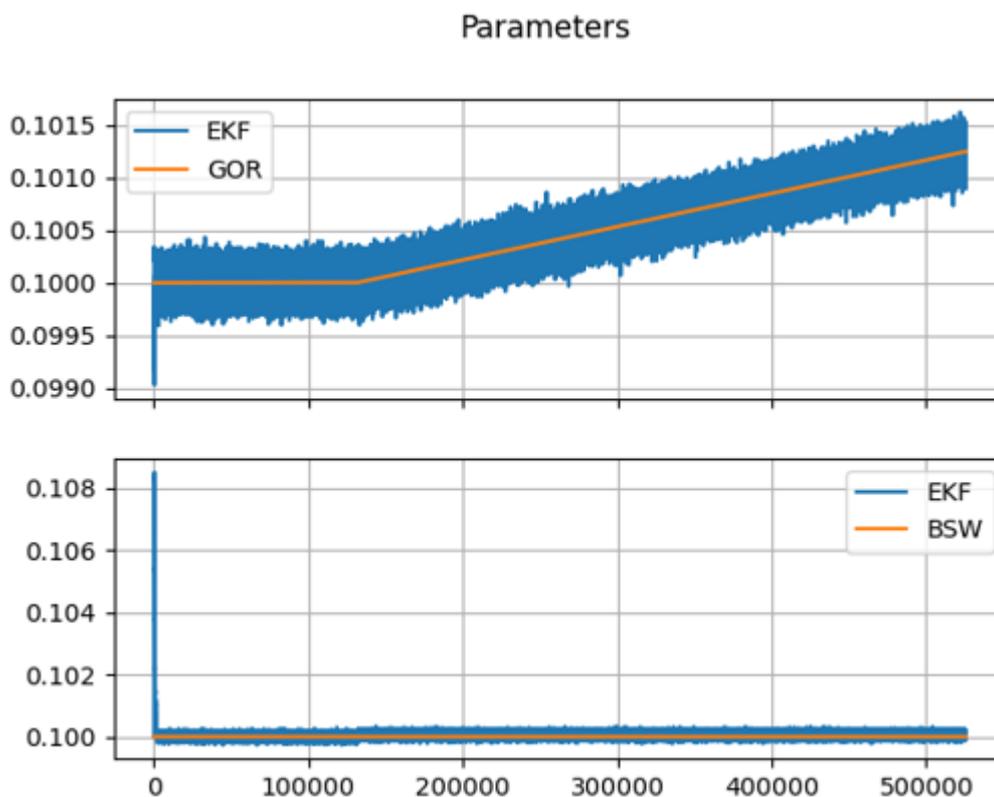
Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

5.3.1.2 Variação com o parâmetro GOR

Para este experimento foram consideradas as mesmas configurações da seção 5.3.1.1, porém neste caso admitiu-se que o BSW é mantido fixo e o GOR será aplicado uma variação do tipo rampa.

Conforme a figura 21, é perceptível que o ruído do EKF é semelhante ao ruído obtido variando o BSW demonstrado na figura 19.

Figura 21 – Variação no GOR tipo rampa observando os parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

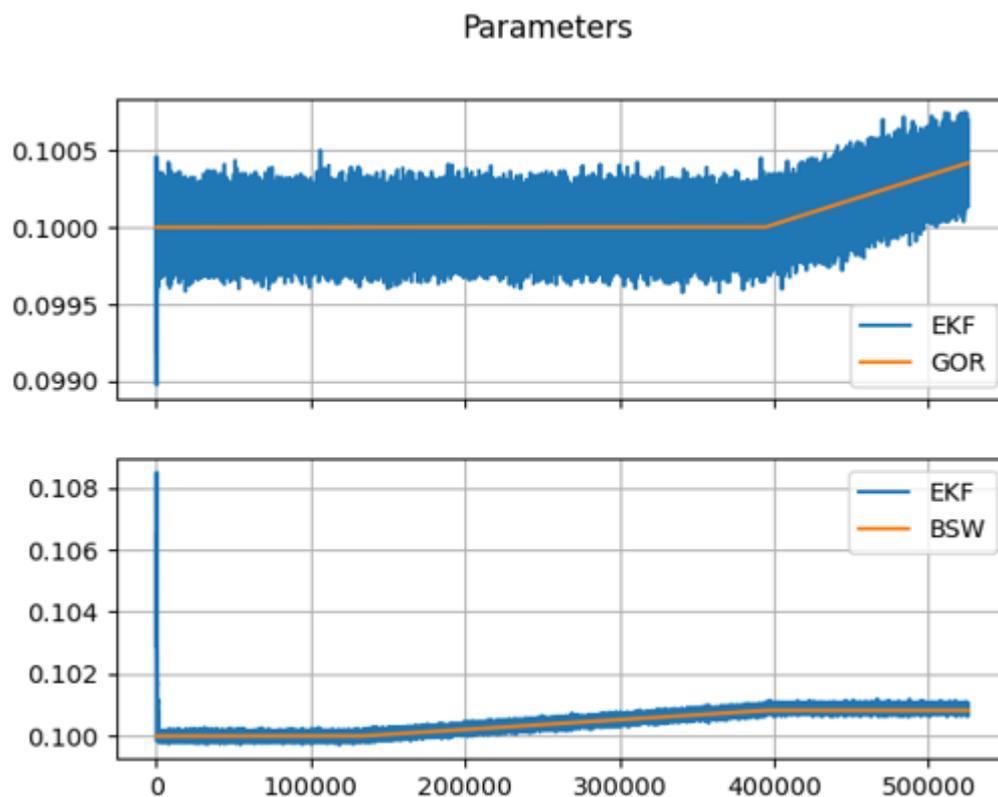
Repara-se que os comportamentos exemplificados anteriormente variando o BSW são mantidos para a variação do GOR.

5.3.1.3 Variação com o parâmetro GOR e BSW

Neste experimento considerou-se variações tanto do GOR quanto do BSW e foi observado como se comportou o EKF. Para este experimento foram utilizadas as mesmas configurações da seção 5.3.1.

Nota-se na figura 22 que o modelo coincide com o esperado, sem ocorrer alterações do modelo quando se tratam de duas variações de parâmetros diferentes. É possível identificar as mesmas alterações esperadas, contendo o mesmo ruído no EKF e o pico no começo da simulação.

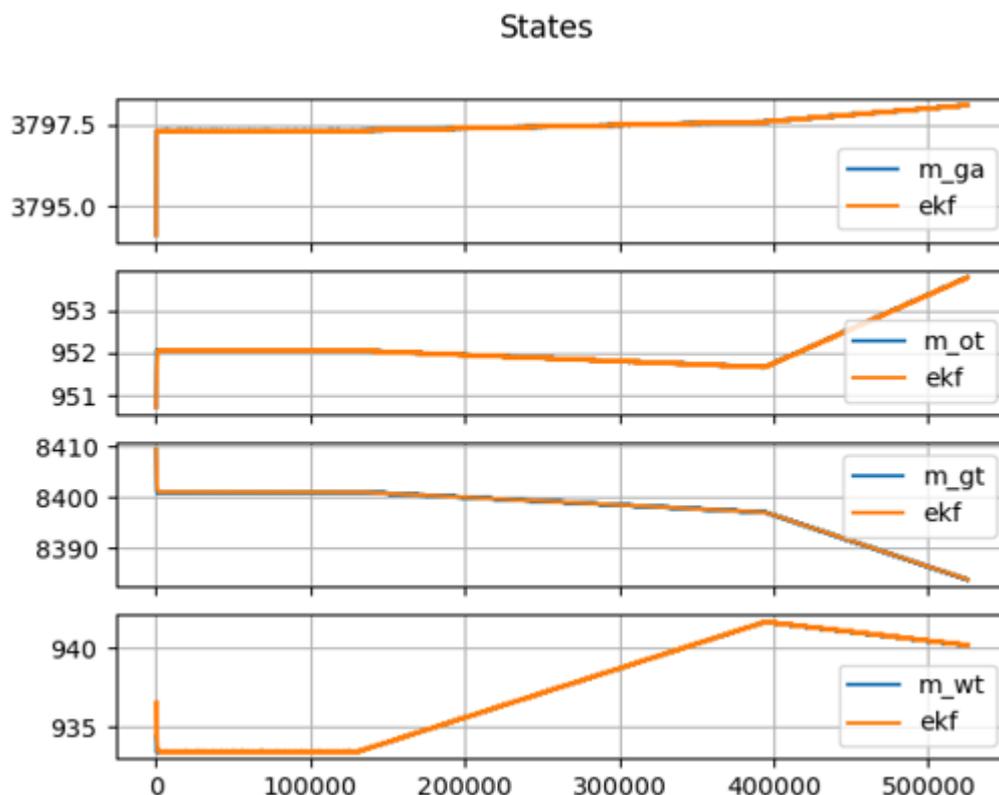
Figura 22 – Variação no GOR e BSW tipo rampa observando os parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Já para os estados observados na figura 23, é apresentado um desempenho satisfatório para o seguimento de rampa do EKF para as massa, contendo um ruído não significativo no modelo.

Figura 23 – Variação no GOR e BSW tipo rampa observando os estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

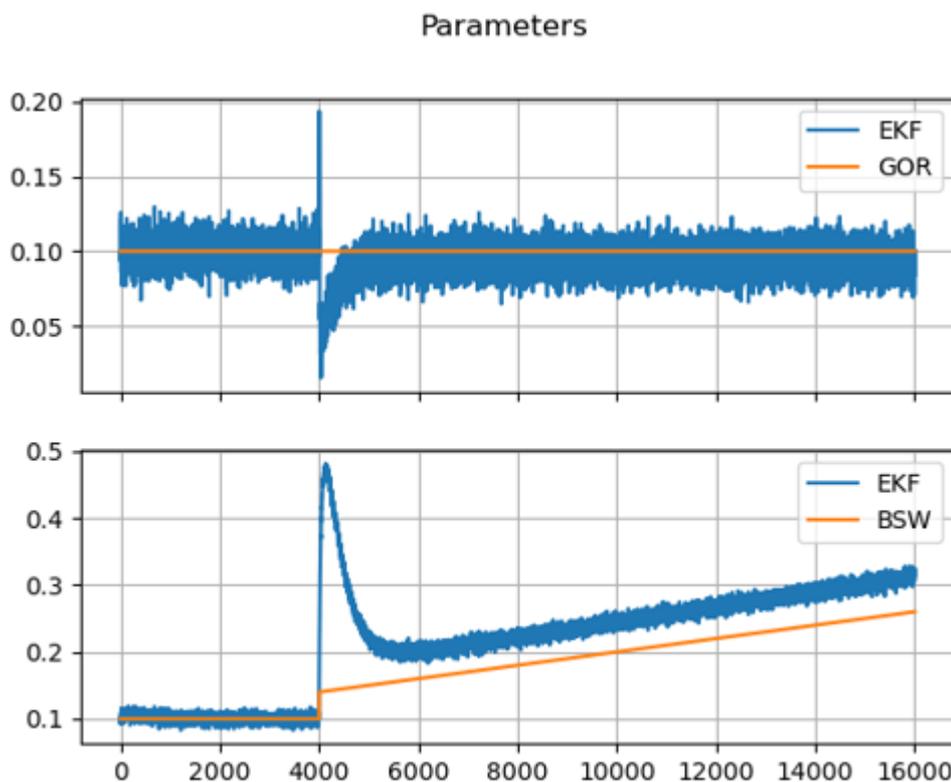
5.4 CONFIGURANDO O SISTEMA PARA VARIAÇÕES DE TIPO DEGRAU COM RAMPA

A configuração demonstrada nesta seção será com base no conjunto dos experimentos da seção 5.2 e 5.3, ou seja, configurou-se variações do tipo degrau juntamente com as de tipo rampa com finalidade de diversificar possíveis alterações que podem surgir nos parâmetros do sistema.

Na primeira simulação desta configuração, levou-se em conta uma variação de inclinação da rampa de $1e^{-5}$ no BSW, a entrada de injeção de gás como 0,51 e ruído nos estados e na medição de 0,01.

Observando os parâmetros da figura 24, é notável o erro causado em regime permanente quando se aplica um degrau e uma rampa simultaneamente, pois o EKF foi projetado somente para ter seguimento de referência do tipo degrau.

Figura 24 – Variação no BSW tipo degrau e rampa observando os parâmetros.

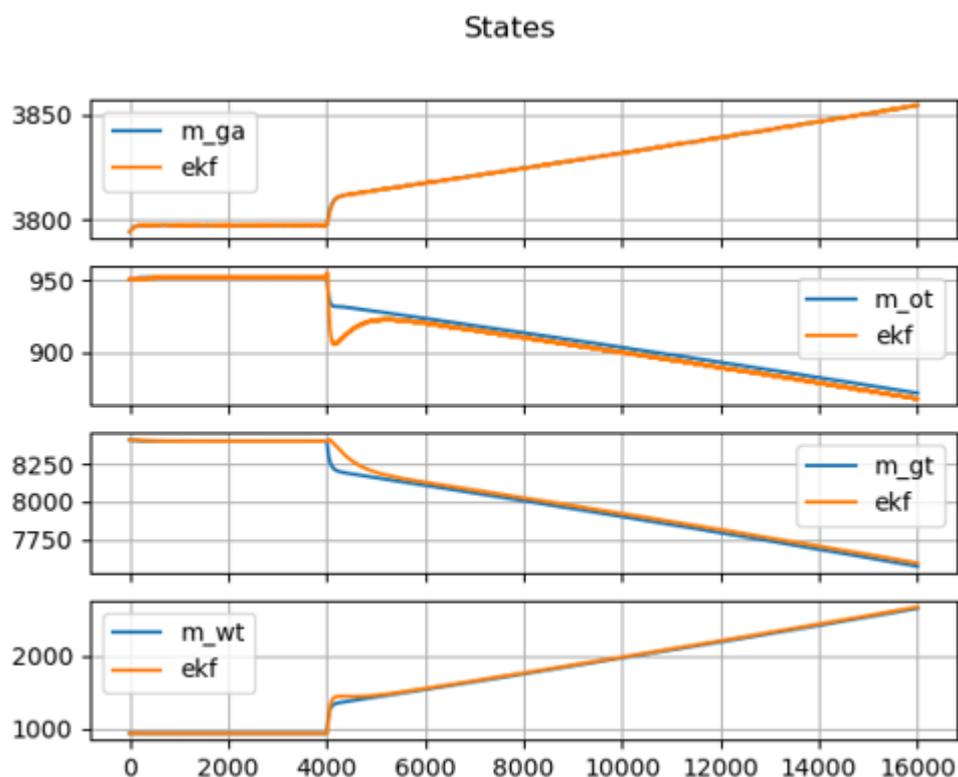


Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Outra consideração que pode ser visualizada na figura 24 é a amplitude do ruído causada no filtro sendo impactado pelas medições e os processos do sistema. Além disso, ocorre um pico relativamente considerável nos 4000 segundos, pois está sendo alterada a referência do BSW para amplitudes de degrau e rampa ao mesmo tempo causando maiores distúrbios no EKF.

Já com base nos estados, gerou-se o gráfico da figura 25.

Figura 25 – Variação no BSW tipo degrau e rampa observando os estados.

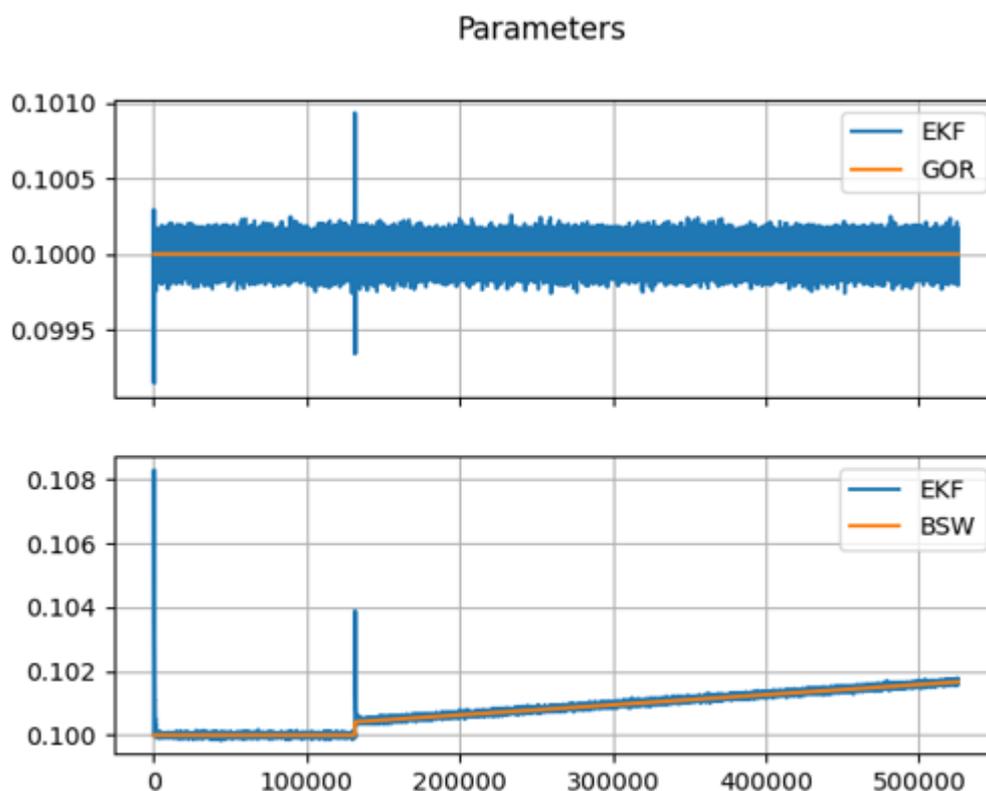


Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

De acordo com a figura 25, obteve-se também o erro em regime permanente em todos os estados com o EKF, exceto quando foi filtrado para o estado da massa de gás no ânulo sendo desprezível. Com relação ao pico de *undershoot* no EKF, houve de forma mais abrupta na massa de óleo na tubulação, pois é o estado que mais sofreu variações diante de alguma variação no BSW e os ruídos.

A partir disso, aumentando o tempo de simulação para um mês, teve-se o propósito de consolidar simulações que representem uma faixa maior como é referido na prática. Sendo assim, para este caso considerou somente ruído nos estados de 0,01 e uma variação de inclinação menor na rampa de 5% no BSW. Logo, a resposta gerada é demonstrada na figura 26 com base nos parâmetros do modelo.

Figura 26 – Variação no BSW tipo degrau e rampa observando os parâmetros com tempo de simulação de 1 mês.

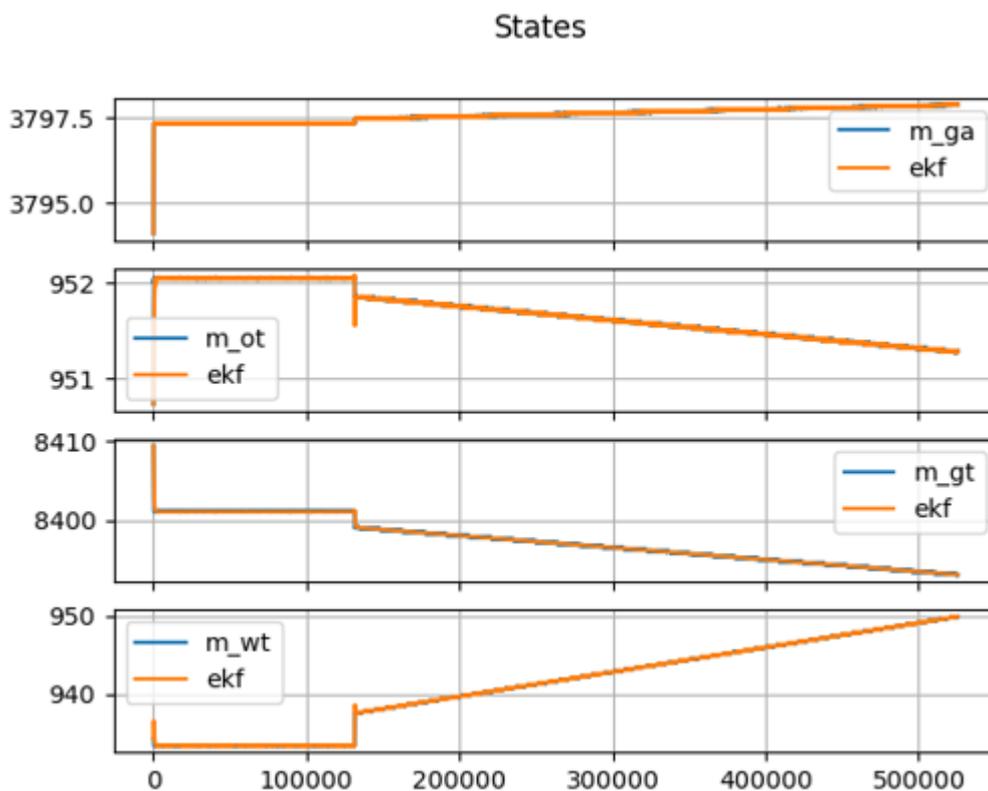


Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Visualizando a figura 26, consta em uma diminuição significativa na amplitude do ruído, ou seja, o ruído na medição tem uma sensibilidade alta e, utilizando variações menores para uma faixa maior de tempo, o modelo do filtro consegue se comportar de uma forma mais adequada para este caso.

Uma vez que para os estados dados pela figura 27, o comportamento deles é atingido por um erro de aproximadamente zero em regime permanente quando é aplicado a rampa juntamente com o degrau na referência. Também pode-se notar que os picos denotados pelos estados não sofrem grande variação quando se altera a referência e, ainda assim, o EKF consegue convergir para os estados determinados pelo modelo.

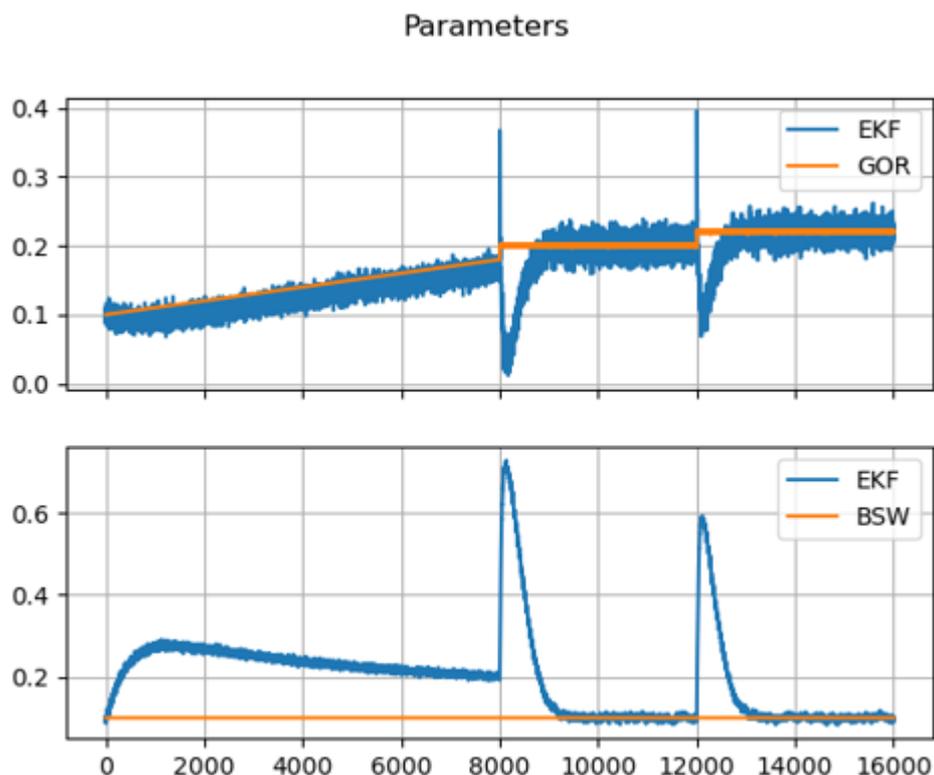
Figura 27 – Variação no BSW tipo degrau e rampa observando os estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Operando em outro caso, estudando a variação do GOR de uma inclinação de rampa de $1e^{-5}$ e ponderando degraus em conjunto com uma entrada de injeção de 0,51 e ruído na medição e nos estados de 0,01, é gerado um grafico dos parâmetros, demonstrado pela figura 28.

Figura 28 – Variação no GOR tipo degrau e rampa observando os parâmetros.

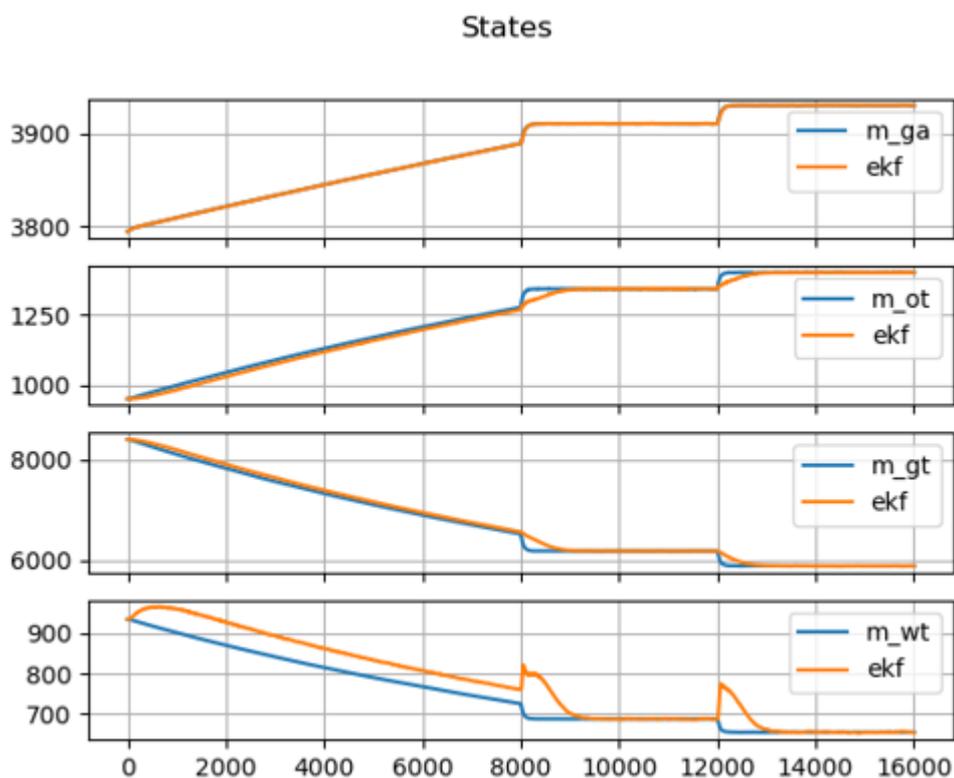


Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

É possível ver na figura 28 que aplicando variações do tipo rampa no GOR, o EKF encontra outro ponto de operação, porém quando há alteração de referência no parâmetro GOR do tipo degrau, o filtro consegue convergir para a referência, por conta da implementação do filtro baseado em um integrador somente.

Perante a figura 29, consta no sistema um erro em regime permanente em todos os estados, com exceção da massa de gás no ânulo. Além do mais, nota-se que o tempo de convergência dos outros estados aumentou para mudança do tipo degrau no GOR nos instantes 8000 e 12000 segundos.

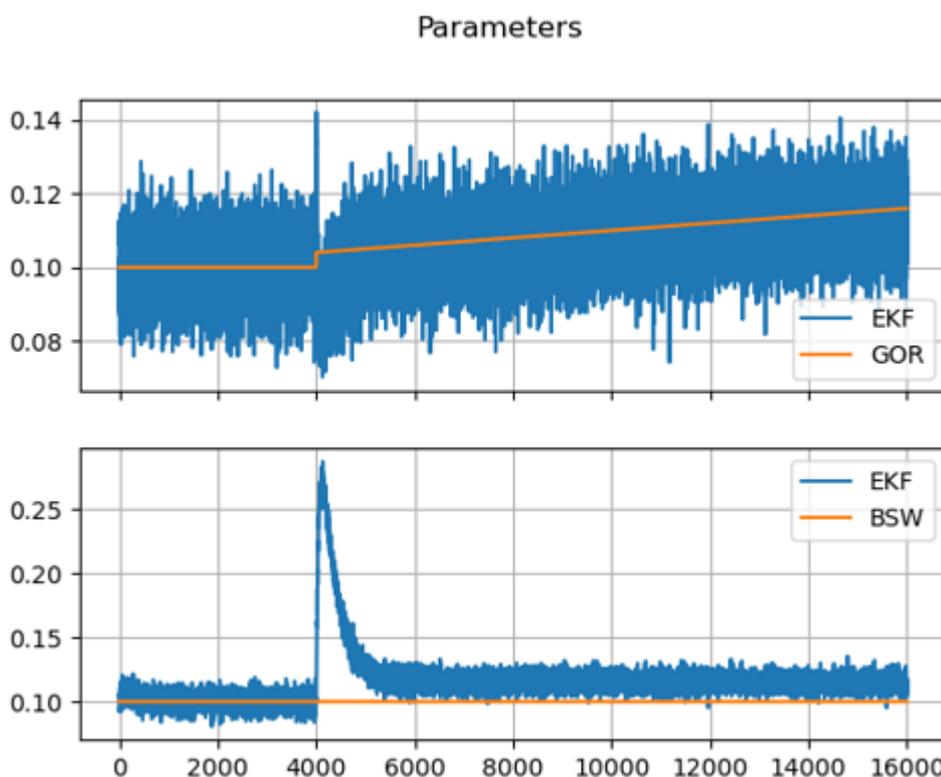
Figura 29 – Variação no GOR tipo degrau e rampa observando os estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Para o próximo caso, foi aplicado um degrau juntamente com uma rampa de inclinação $1e^{-6}$, mantendo os ruídos e entradas com as mesmas configurações do experimento anterior. Constata-se na figura 30 que o ruído no filtro foi amplificado e causou pico para a filtragem do BSW.

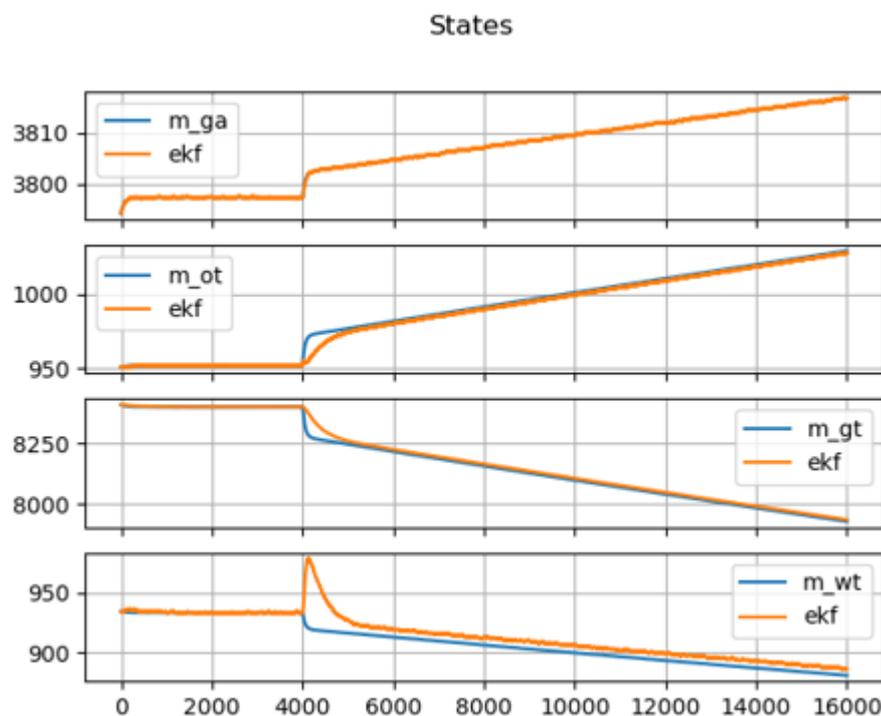
Figura 30 – Variação no GOR tipo degrau e rampa com inclinação menor visando os parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Já para os estados da figura 31, houve um pico no estado da massa de água na tubulação e não houve seguimento da rampa aplicado com o degrau nos estados, somente da massa de gás no ânulo.

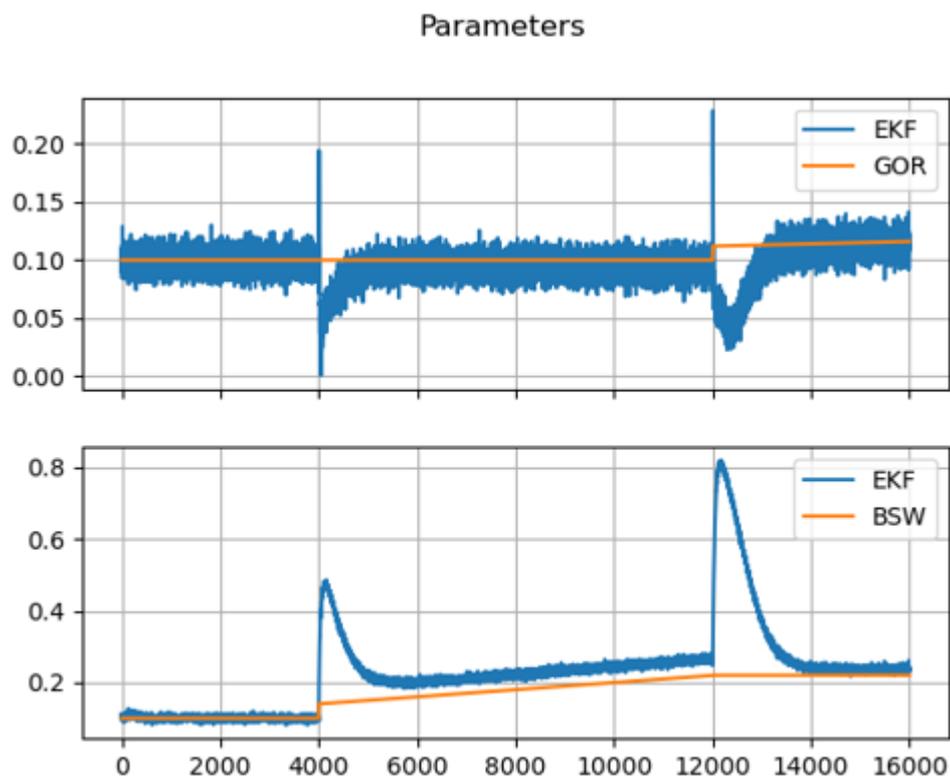
Figura 31 – Variação no GOR tipo degrau e rampa com inclinação menor visando os estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Por fim, foi implementado variações no GOR e BSW contendo referências do tipo degrau e rampa simultaneamente, com base em uma inclinação da rampa de $1e^{-5}$ do GOR e $1e^{-6}$ do BSW. A entrada declarou-se como padrão de 0,51 e os ruídos nos estados e na medição de 0,01. Logo, o gráfico dos parâmetros com essa configuração é dada pela figura 32.

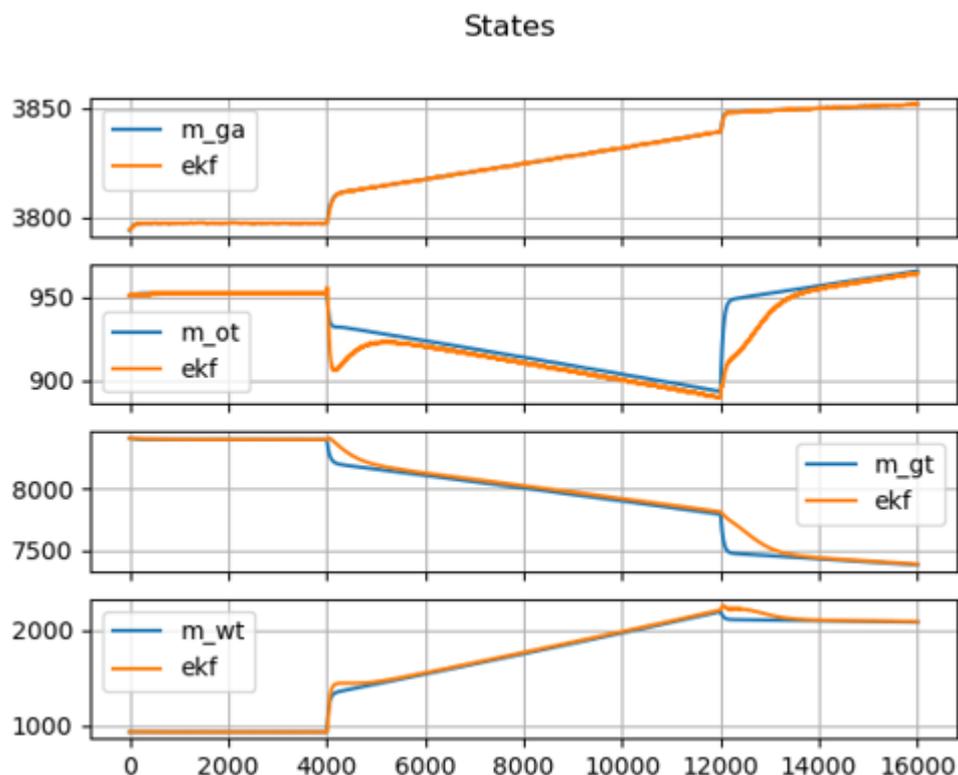
Figura 32 – Variação no GOR e BSW tipo degrau e rampa visando os parâmetros.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Observando a figura 32, compreende-se que o modelo do filtro para variações de BSW consta um erro de regime permanente em função da rampa e o degrau e ocorre o pico no momento de mudança de referência. Já para a variação do GOR, o filtro tem uma sensibilidade maior no GOR causando uma pico com uma amplitude maior, porém o erro em regime permanente é aproximadamente nulo.

Figura 33 – Variação no GOR e BSW tipo degrau e rampa visando os estados.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Tendo em vista a figura 33 dos estados, o EKF para o estado da massa de óleo na tubulação causa mais impacto com as duas variações do GOR e BSW em relação ao tempo de convergência. Além disso, o filtro para a massa de gás no ânulo obteve um desempenho muito satisfatório. Em consequência, o EKF para a massa de gás e água na tubulação, houve um erro em regime permanente, porém relativamente pequeno, e também a alteração dos parâmetros acabaram afetando nos tempos de convergência do filtro.

5.5 ANÁLISE E RESULTADOS DO EKF

Nesta seção serão tratadas análises dos resultados obtidos em relação aos objetivos previstos, expondo os experimentos realizados com variações dos parâmetros GOR e BSW.

5.6 OBJETIVOS PREVISTOS E RESULTADOS ATINGIDOS

Com base nos objetivos previstos na seção 1.3, o objetivo para o filtro EKF era construir desenvolvimento de análises e verificação de robustez do Filtro de Kalman

Estendido com base na variação dos parâmetros GOR e BSW.

Assim, considerando os experimentos realizados obtendo variações nos parâmetros do GOR e BSW, é possível dizer que a meta prevista foi atingida, uma vez que a solução foi implementada com base em um número de quantidades e variações relativamente consideráveis, utilizando tanto variações do tipo degrau quanto do tipo rampa.

5.7 EKF E SUAS VARIAÇÕES NAS ENTRADAS, RUÍDOS E PARÂMETROS DE GOR E BSW

Conforme os experimentos realizados na seção 5.2 baseado no modelo Skogestad/Jordanou, foram feitas análises mais aprofundadas com o intuito de garantir um resultado mais condizente.

Sendo assim, foram simulados 5 variações na entrada, considerando um ruído nos estados de 0,001 e foi observado como se comporta o erro final em regime permanente e o tempo de convergência até que o sistema entre em equilíbrio. Observando a tabela 2, obteve-se uma avaliação de desempenho destes seguintes resultados, sendo eles:

- Mediana da entrada de 0,51;
- Tempo médio de convergência de 1800 segundos;
- Erro de estimação final médio igual a 0,00016;
- Desvio padrão do tempo igual a 273,8612788;
- Desvio padrão do erro de $5,47723 \times 10^{-5}$.

Tabela 2 – Variação das entradas.

Entrada ($\omega_{g,s}$)	Erro absoluto	Tempo de convergência(s)
0,45	0,0002	2000
0,505	0,0002	1500
0,51	0,0002	1500
0,525	0,0001	2000
0,55	0,0001	2000

Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Considerando neste momento uma entrada fixa utilizando a mediana obtida anteriormente e variando o ruído nos estados, o resultado é dado pela tabela 3.

Tabela 3 – Variação do ruído nos estados.

Ruído nos estados	Erro absoluto	Tempo de convergência(s)
0,001	0,0002	1500
0,005	0,0008	1500
0,01	0,0012	1400
0,015	0,0023	1500
0,02	0,002	1000

Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Logo, o desempenho variando o ruído nos estados é dado por:

- Mediana do ruído nos estados igual a 0,01;
- Tempo médio de convergência de 1380 segundos;
- Erro de estimação final médio igual a 0,0013;
- Desvio padrão do tempo igual a 216,7948339;
- Desvio padrão do erro de 0,000860233.

Para a análise de desempenho do ruído na medição do processo, também considerou a entrada de 0,51 (mediana da variação das entradas). Sendo assim, o resultado foi obtido conforme a tabela 4.

Tabela 4 – Variação do ruído na medição do processo.

Ruído na medição	Erro absoluto	Tempo de convergência(s)
0,001	0,0002	1500
0,005	0,0008	1500
0,01	0,0012	1400
0,015	0,0023	1500
0,02	0,002	1000

Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Para o caso variando o ruído na medição do processo, a avaliação de desempenho foi dado por:

- Mediana do ruído de medição igual a 0,01;
- Tempo médio de convergência de 1520 segundos;
- Erro de estimação final médio igual a 0,0021;
- Desvio padrão do tempo igual a 148,3239697;
- Desvio padrão do erro de 0,001758693.

Utilizando agora a mesma entrada com ruído nos estados de 0,01 e variando o parâmetro BSW, teremos os dados do erro final e tempo de convergência conforme a tabela 5.

Tabela 5 – Variação do parâmetro BSW.

BSW	Erro absoluto	Tempo de convergência(s)
0,09	0,0012	1250
0,105	0,0015	1700
0,11	0,0016	1600
0,115	0,002	1400
0,12	0,0014	1500

Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Logo, os resultados para este caso são:

- Mediana do BSW igual a 0,11;
- Tempo médio de convergência de 1490 segundos;
- Erro de estimação final médio igual a 0,00154;
- Desvio padrão do tempo igual a 174,642492;
- Desvio padrão do erro de 0,000296648.

Por fim, considerou-se a mesma entrada de 0,51 com ruído nos estados de 0,01 e optou-se por variar o parâmetro GOR. Sendo assim, a tabela 6 demonstra a geração dos dados de tempo de convergência e erro final para cada variação.

Tabela 6 – Variação do parâmetro GOR.

GOR	Erro absoluto	Tempo de convergência(s)
0,09	0,0015	1250
0,105	0,001	1400
0,11	0,0013	1450
0,115	0,001	2000
0,117	0,0012	2250
0,12*	NaN	NaN
0,13*	NaN	NaN

Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Neste caso, houve erro de cálculo nas matrizes do EKF, em que possivelmente as matrizes de ponderação P e Q não poderiam ser inversíveis, causando erro de compilação para uma variação do tipo degrau a partir dos 20% de tolerância. Portanto, é possível visualizar na tabela 6 que o maior valor de GOR seria aplicando uma variação de 17% garantindo a robustez do parâmetro.

5.7.1 Gerando graficamente as variações com base no tempo de convergência e o erro final

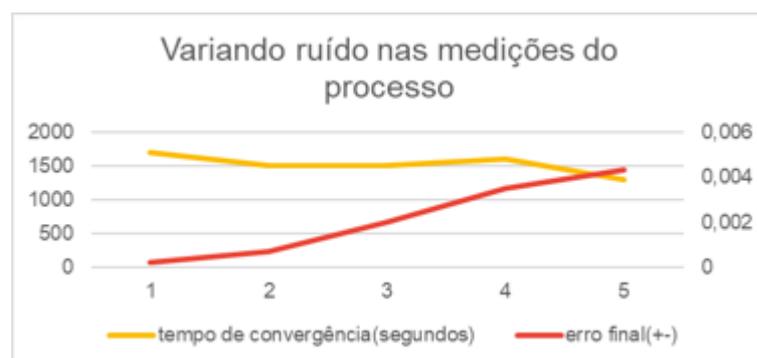
Com base nas tabelas demonstradas anteriormente, foram gerados gráficos para visualizar mais adequadamente qual foi o parâmetro que teve o maior erro em regime permanente e o maior tempo de convergência. Estes gráficos de cada parâmetro são dados pelas figuras 34, 35, 36, 37 e 38.

Figura 34 – Variação da entrada com base no tempo de convergência e o erro final.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Figura 35 – Variação do ruído de medição com base no tempo de convergência e o erro final.



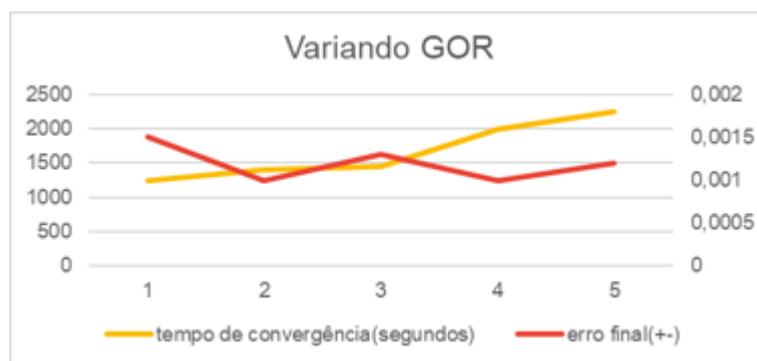
Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Figura 36 – Variação do ruído nos estados com base no tempo de convergência e o erro final.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Figura 37 – Variação do GOR com base no tempo de convergência e o erro final.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Figura 38 – Variação do BSW com base no tempo de convergência e o erro final.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Portanto, é considerável que para o tempo de convergência que o sistema leva a se estabilizar, o maior desvio padrão foi causado pela variação do GOR. Já o maior desvio padrão para o erro final obtido no regime permanente foi com a variação do ruído nas medições do processo.

Pode-se ressaltar que o erro de compilação demonstrado a partir de 0,12 e 0,13 na variação do GOR demonstrada na tabela 6, foi devido a sua incompatibilidade aplicando uma variação ao degrau e na prática isso não seria possível. Se houvesse uma variação do tipo rampa conforme na seção 5.3, as matrizes obtidas no espaço de estados não resultariam em NaN como foi demonstrado.

É possível observar também que os tempos de convergência de todos os resultados são similares, exceto quando foi variado o GOR.

5.7.2 Parâmetros considerando variação do tipo rampa

Com base em análises dos experimentos utilizando uma variação do tipo rampa, houve uma garantia de uma robustez no sistema melhor do que realizando variações do tipo degrau.

É perceptível que, realizando os experimentos com uma variação do tipo rampa, o modelo se torna mais suscetível a uma simulação de um poço real, pois não há variações tão abruptas nos parâmetros de GOR e BSW na prática. Já para variações do tipo degrau, o parâmetro GOR há uma tolerância de até 17,5% demonstrada na tabela 6, porém não acontecem problemas para variações do tipo rampa maiores que este valor.

5.7.3 Parâmetros utilizando variações do tipo degrau com rampa

Pode-se concluir com base nos resultados obtidos na seção 5.4 que os parâmetros simulados a partir de uma referência do tipo degrau com rampa, ocorre um erro de regime permanente, não convergindo para a referência desejada. O motivo deste erro pode ser explicado baseado na implementação do Filtro de Kalman Estendido, no qual foi projetado para seguimento de referência do tipo degrau, ou seja, o filtro tem somente um integrador e para ter seguimento de rampa devemos ter um duplo integrador para que o erro seja igual a zero.

Como solução deste problema, escolheu-se uma faixa de tempo de simulação maior e diminuiu-se a inclinação da reta da rampa. Com isso, a variação para seguimento de referência para rampa é aproximadamente nulo, restando somente um integrador, e é por este motivo que há um seguimento de referência do tipo degrau com rampa no qual o erro em regime permanente é praticamente nulo.

Nas análises em relação aos ruídos consolidou-se que há uma sensibilidade alta no que diz respeito ao ruído na medição do sistema. Quando foi retirado o ruído de medição do modelo, pode-se notar que as amplitudes dos picos quando aplicado

a referência de degrau com rampa foram significativamente menores, tanto para os parâmetros quanto para os estados do sistema.

Com relação ao estados das massas, foi demonstrado um comportamento mais lento em relação ao tempo de convergência do EKF, devido a variação do GOR. O filtro das massas mais afetadas com tempo foram as massas de óleo, gás e água na tubulação.

6 SVR APLICADO AO POÇO

Neste capítulo será tratado o detalhamento dos processos de configuração com o *software* Marlim. Este *software* é responsável por simular poços com configurações de dados reais, mais especificamente, poços onde já estão em regime permanente.

Escolheu-se o *software* Marlim a fim de alcançar resultados pertinentes em regime permanente e com isso, atingir o mesmo resultado abordando o modelo matemático do Jean Jordanou em um ponto de operação.

Para obter resultados semelhantes de um modelo de poço real, há alguns parâmetros que devemos estimar com base em entradas geradas pelo Marlim. Neste trabalho será configurado como sendo GOR e BSW os parâmetros desejados para a estimação.

O estimador que será baseado neste projeto é por aprendizado de máquina, nomeado por SVR, onde o modelo é construído a partir de um conjunto de treinamento de dados históricos de sensores de uma plataforma real.

6.1 ESTIMAÇÃO DO RGO UTILIZANDO SVR

Para a estimação da *Razão de Gás-Óleo* (RGO), será necessário definir alguns tipos de entrada para realizar as simulações no Marlim.

Nesta primeira especificação, os breakpoints(entradas do Marlim que podem ser consideradas fixas ou variáveis) foram configuradas como:

- Variação no RGO;
- Variação da vazão de injeção de gás-lift;
- BSW fixo;
- *Productivity Index Ratio* (IPR) fixo;
- Pressão na cabeça do poço fixo.

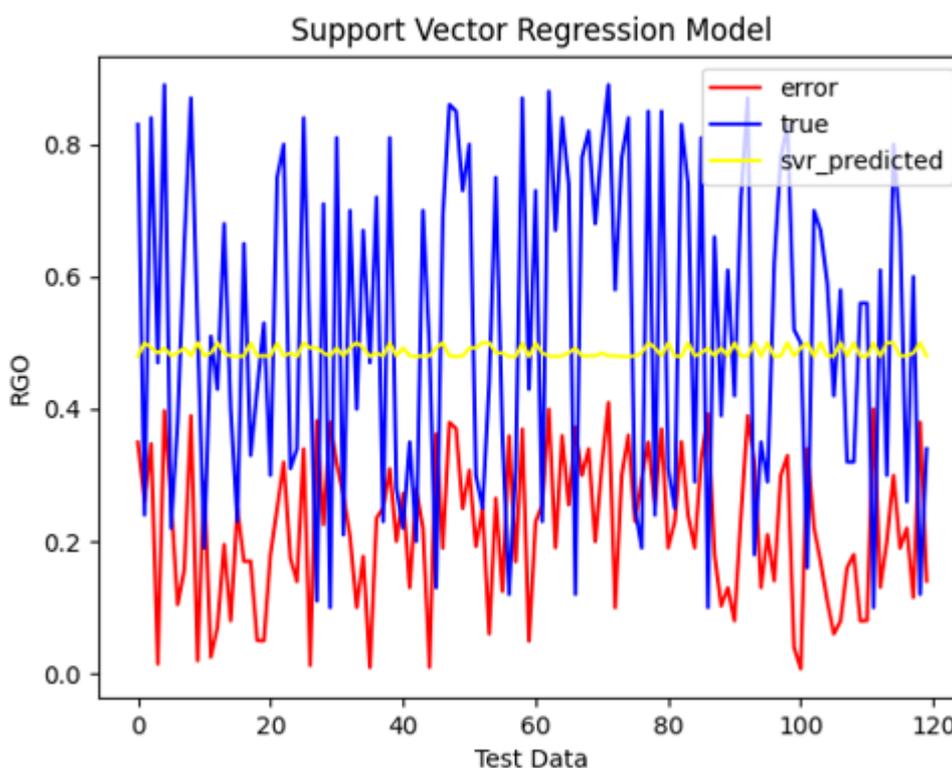
Desta forma, após obter a análise de sensibilidade dos resultados gerados pelo Marlim, o modelo foi implementado de modo que a saída do sistema seja o parâmetro RGO e as entradas sendo: vazão de injeção, pressão na cabeça e no fundo do poço, índice de produtividade e o BSW para este primeiro caso. Sendo assim, foram geradas 480 amostras, sendo divididas entre 75% amostras para treinamento e 25% amostras para teste.

Com base nisso, foi construído o modelo utilizando o SVR resultando em um modelo predito, o valor verdadeiro e o erro obtido pelo SVR.

Observando a figura 39 admite que o valor do SVR predito não está condizendo com o valor verdadeiro dos dados, ou seja, para esta configuração o modelo não

consegue estimar de forma adequada, pois o erro absoluto em algumas amostras está se aproximando de 40%.

Figura 39 – Modelo utilizando o estimador SVR.



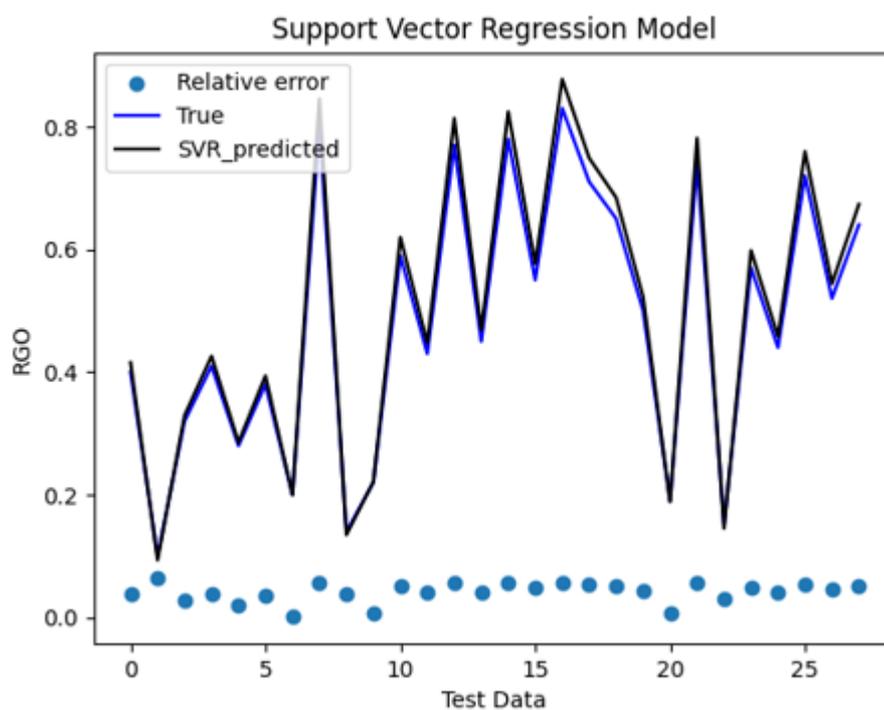
Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Portanto, uma forma de solucionar este problema seria treinar mais o modelo com finalidade de obter um resultado mais concreto sobre o parâmetro RGO. Outra solução seria averiguar os parâmetros que estão sendo configurados, tanto no simulador do Marlim quanto na entrada do estimador estudado.

Sendo assim, realizando uma outra maneira de configuração para a estimação do RGO, o aspecto do Marlim é dado por: Variações no RGO e BSW, IPR, pressão na cabeça e vazão de injeção fixas. Já para as entradas do SVR são: pressão na cabeça, pressão *Permanent Downhole Gauge* (PDG), IPR e BSW, mantendo a saída do estimador sendo o RGO.

Atentando-se para a figura 40, é notável que para este segundo treinamento o modelo do SVR predito atingiu o valor verdadeiro esperando, contendo um erro relativo desprezível.

Figura 40 – Modelo ajustado utilizando o SVR.

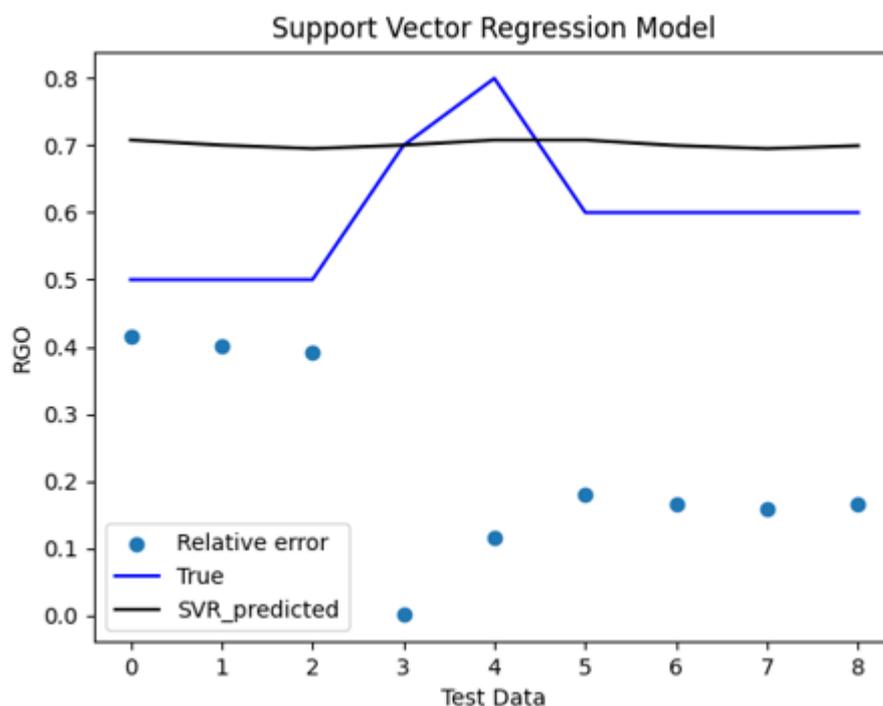


Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Considerando outro treinamento visando a configuração no Marlim, serão efetuadas variações no RGO e na vazão de injeção, mantendo o BSW, IPR e pressão na cabeça como fixos. Para as entradas do SVR admitiu-se a pressão na cabeça, pressão PDG, IPR e BSW, estimando precisamente como saída o RGO.

Todavia, analisando a figura 41, é demonstrado um comportamento irregular, obtendo um erro relativo muito alto por conta do SVR predito não ser um valor próximo do valor verdadeiro.

Figura 41 – Modelo SVR variando o RGO em conjunto com a vazão de injeção no Marlim.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

6.1.1 Avaliação da aplicação com base na estimação do RGO

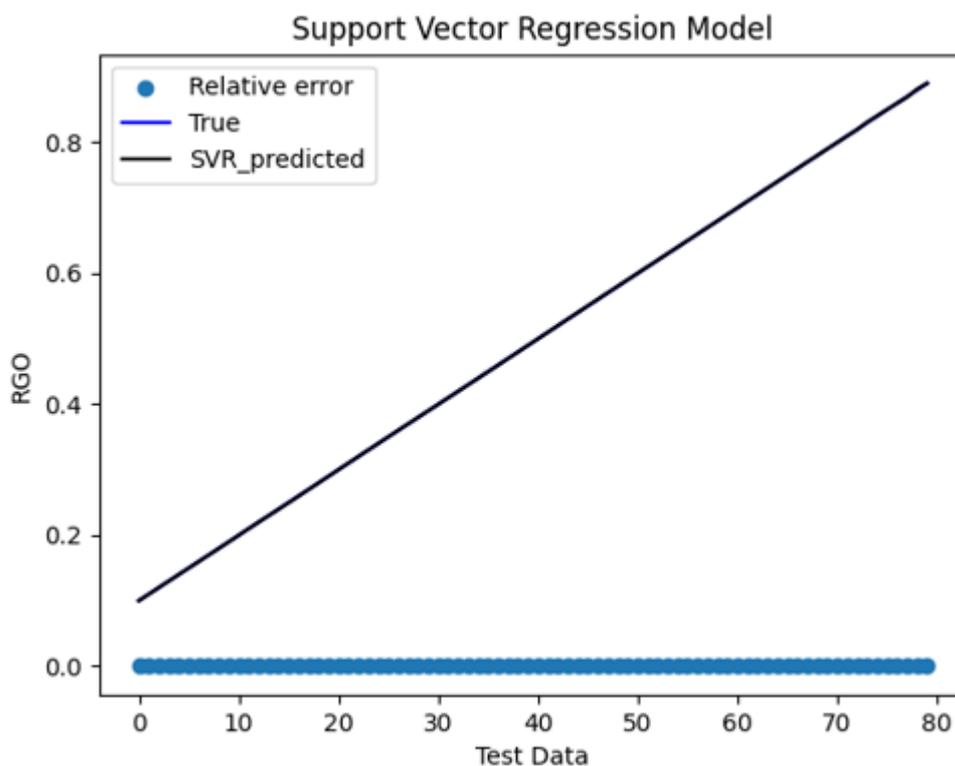
Nesta seção serão avaliados todos os dados da aplicação pelo aprendizado de máquina utilizando o SVR com finalidade de demonstrar os mesmos dados que sairiam na plataforma do Br-SiOP *Online*. Para isso, foram configuradas as entradas e saídas geradas pelo Marlim e para o SVR.

Para a primeira configuração utilizou-se uma variação no RGO com BSW, IPR, pressão na cabeça e vazão de injeção fixas. Já para a saída do SVR foi o RGO e as entradas declaradas para o estimador foram:

- Pressão na cabeça;
- Vazão de injeção;
- Pressão PDG;
- IPR;
- BSW.

O resultado desta configuração pode ser observado na figura 42.

Figura 42 – Modelo SVR utilizando todos os dados de teste para estimação do RGO.

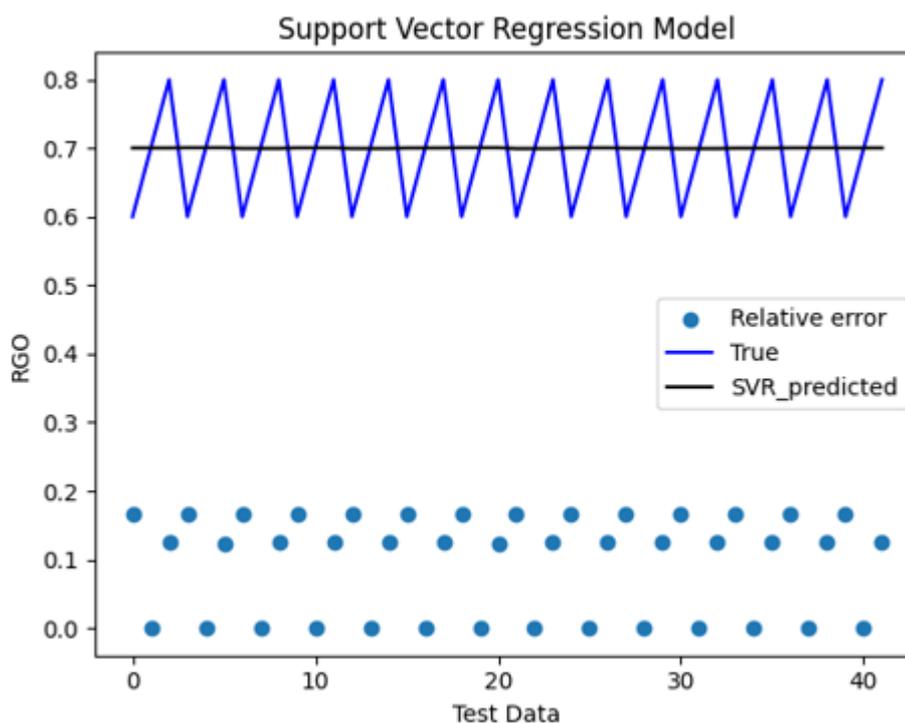


Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Tendo que vista a figura 42, percebe-se um erro relativo praticamente nulo, ou seja, a correlação para as respectivas entradas para o estimador estão totalmente correlacionadas e dependentes entre si. Logo, pode-se notar que o valor verdadeiro variado no *software* Marlim coincidiu com o mesmo valor do SVR predito.

Para a segunda configuração considerou-se nos *breakpoints* do Marlim uma variação na pressão na cabeça do poço e para o SVR permaneceram inalteradas.

Figura 43 – Dados de teste com variação na pressão na cabeça do poço.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Observando a figura 43, é visualizável que a previsão do parâmetro é dada pela média do sinal dos valores verdadeiros, causando um erro maior nesta estimaco.

6.2 ESTIMAÇÃO DO BSW UTILIZANDO SVR

O contudo que  empregado nesta seo se deve ao parâmetro BSW utilizando o estimador SVR. Com base nisso,  fundamental a definio das variáveis que esto envolvidas com o parâmetro BSW. Alm disso, sero demonstradas algumas configuraes que foram realizadas para estimar o BSW com o propsito de construir um modelo mais coerente e eficaz.

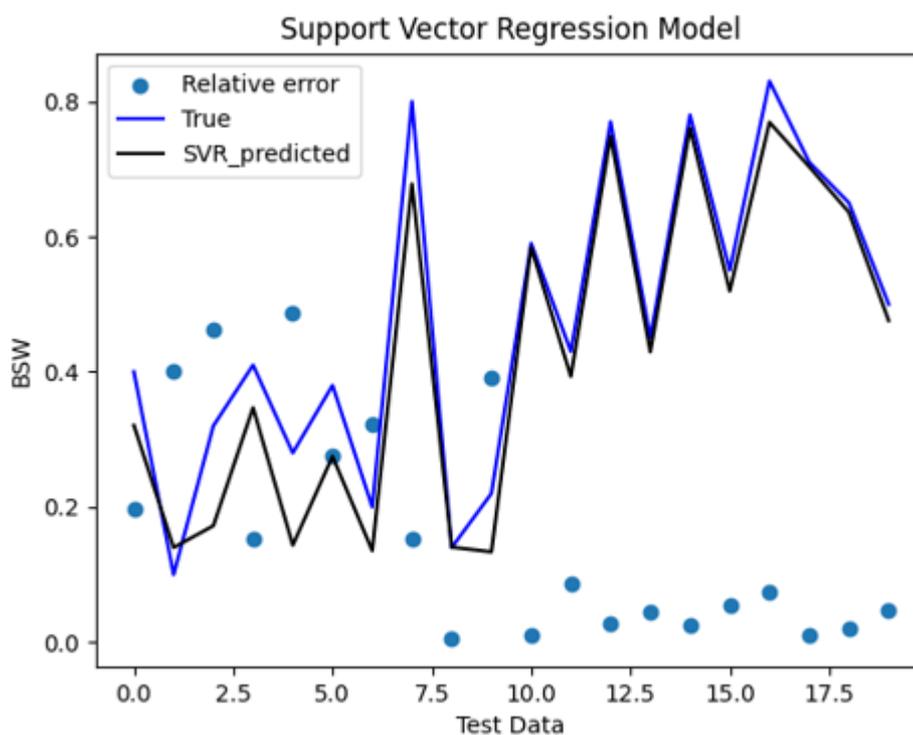
A primeira configurao utilizada no Marlim considerou-se uma variao no BSW e para RGO, IPR, presso na cabea e vazo de injeo mantiveram fixas. Sendo assim, sabemos que nesta estimaco, a sada do SVR ser o BSW, envolvendo as seguintes entradas:

- Presso na cabea;
- Vazo de injeo;
- Presso PDG;

- IPR;
- RGO.

Com base nestas configurações, a resposta construída pelo modelo SVR é dada pela figura 44.

Figura 44 – Experimento 1 realizando a estimação do BSW.



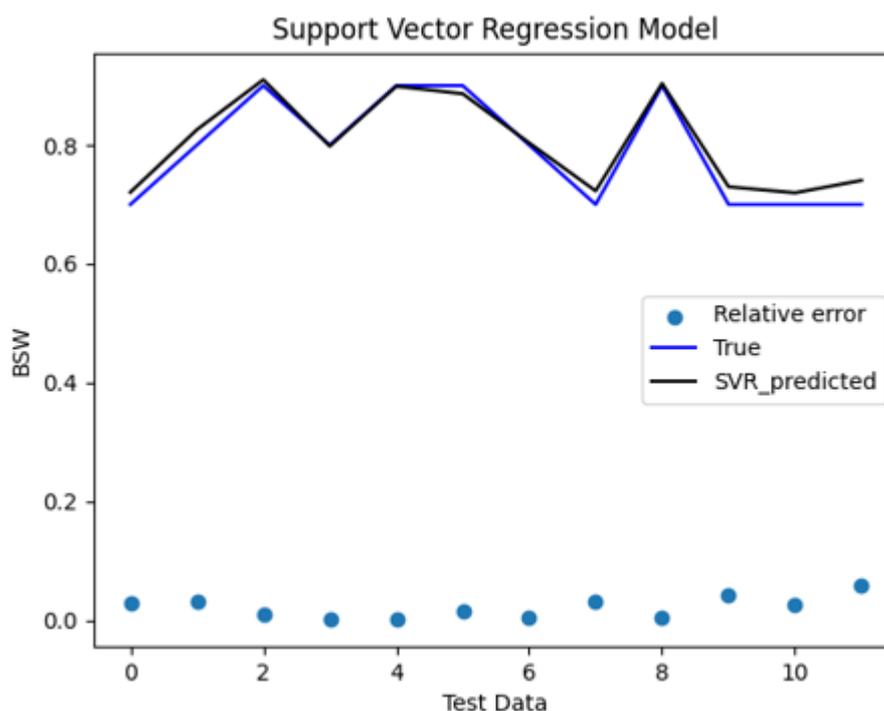
Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

É reparável na figura 44 que, para os primeiros dados de teste, o modelo obteve um erro relativo maior que 40% com base no valor do SVR predito e o valor verdadeiro do parâmetro. Isto se deve ao fato de algumas variáveis no modelo do SVR estarem comprometendo a estimação do BSW ou até mesmo *breakpoints* com valores indesejados para o sistema. Todavia, mesmo com um erro relativo alto, o modelo consegue ter uma correlação consideravelmente satisfatória para o sistema. O próximo passo será construir um modelo com que haja mais variações e que sejam desconsideradas variáveis que não influenciam na estimação do BSW.

Baseado nisso, empregou-se uma segunda configuração no Marlim variando o BSW e vazão de injeção e declarou-se RGO, IPR e pressão na cabeça constantes. Para as entradas somente foram consideradas a pressão PDG e a vazão de injeção e com saída permanecendo o BSW.

Observando a figura 45, consta que o parâmetro predito consegue atingir o valor próximo do verdadeiro e, conseqüentemente, um erro relativo pequeno.

Figura 45 – Experimento 2 realizando a estimação do BSW.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

A partir disso, é possível realizar uma avaliação da aplicação do parâmetro BSW, utilizando mais dados de teste com finalidade de demonstrar os mesmos dados que serão gerados posteriormente na plataforma do Br-SiOP *Online*.

6.2.1 Avaliação da aplicação com base na estimação do BSW

Nesta seção é empregado uma avaliação do modelo SVR acrescentando mais dados de teste com o propósito de enquadrar os dados estimados obtidos pelo estimador no Br-SiOP *Online*.

A primeira configuração no Marlim foi declarada como BSW e pressão na cabeça causando variação na entrada e o restante(RGO, IPR e vazão de injeção) fixadas.

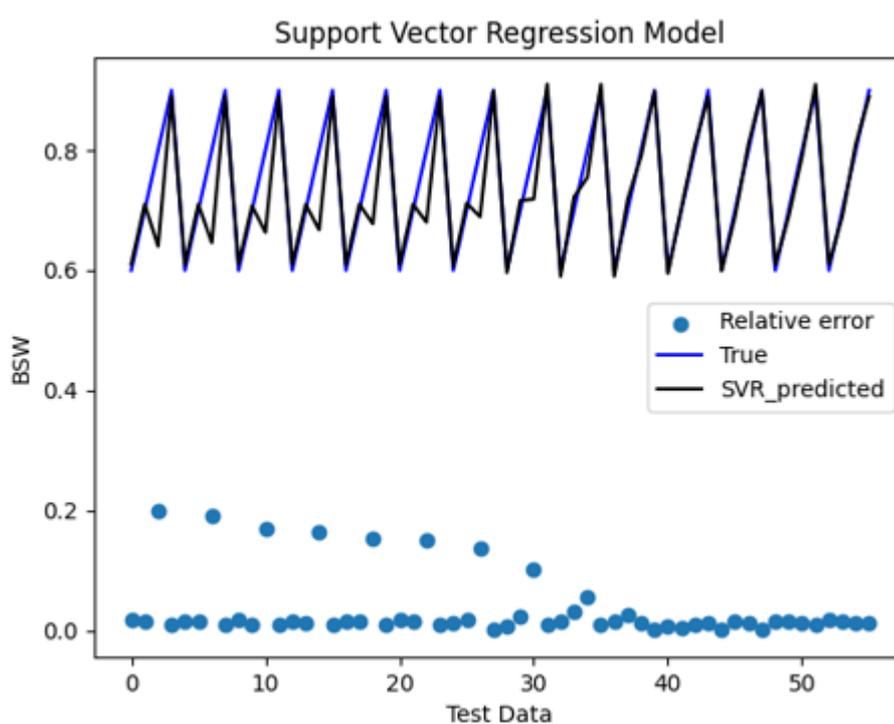
No SVR utilizou-se a saída como sendo o BSW e deste modo:

- Pressão na cabeça;
- Vazão de injeção;
- Pressão PDG;

- IPR;
- RGO.

É possível verificar na figura 46 que o modelo predito consegue ter uma estimativa muito boa a partir de 40 dados de teste amostrados. O erro relativo maior nos dados é possivelmente causado por incluir variáveis desnecessárias para a estimação neste experimento ou variações no Marlim que não influenciam no parâmetro BSW.

Figura 46 – Experimento 3 realizando a estimação do BSW.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

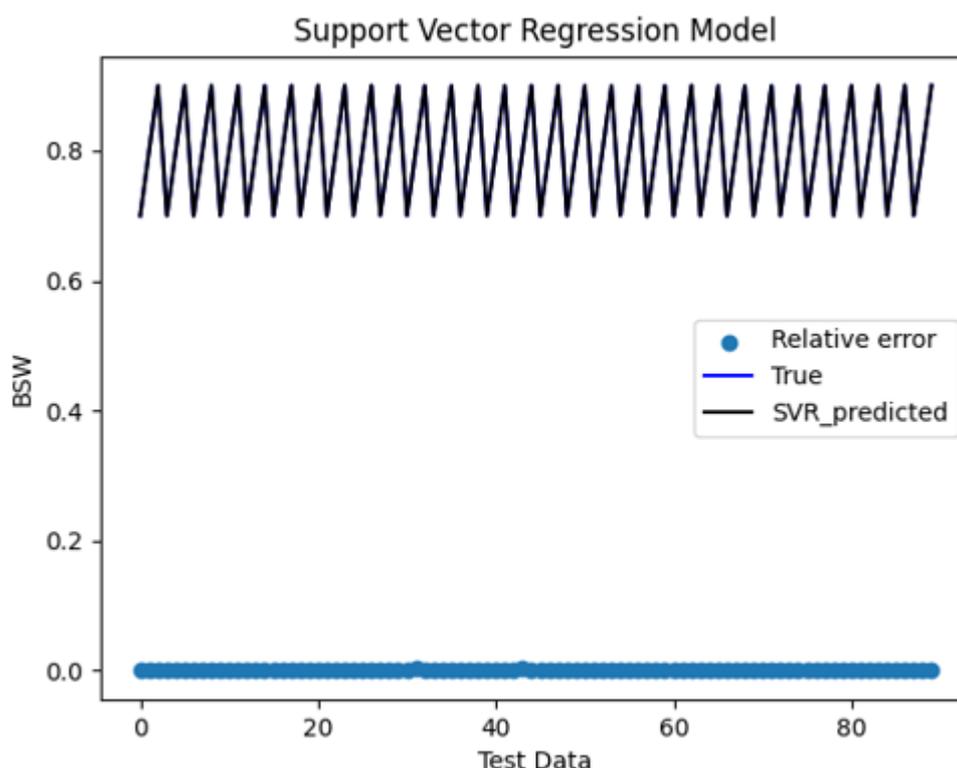
A partir disso, considerou-se uma segunda configuração no Marlim utilizando:

- Variação no BSW;
- Variação na vazão de injeção;
- RGO fixo;
- IPR fixo;
- Pressão na cabeça fixa.

Para as entradas e saídas do SVR se mantiveram as mesmas configurações do experimento anterior.

Oberservando a figura 47, nota-se que a estimação do parâmetro desejado obteve uma correlação melhor que a da figura 46, somente alterando a variação da pressão na cabeça para a vazão de injeção na configuração do Marlim. Percebe-se também que o erro relativo neste experimento é aproximadamente nulo e que o valor do SVR predito consegue estimar praticamente o mesmo valor verdadeiro considerado no Marlim.

Figura 47 – Experimento 4 realizando a estimação do BSW.

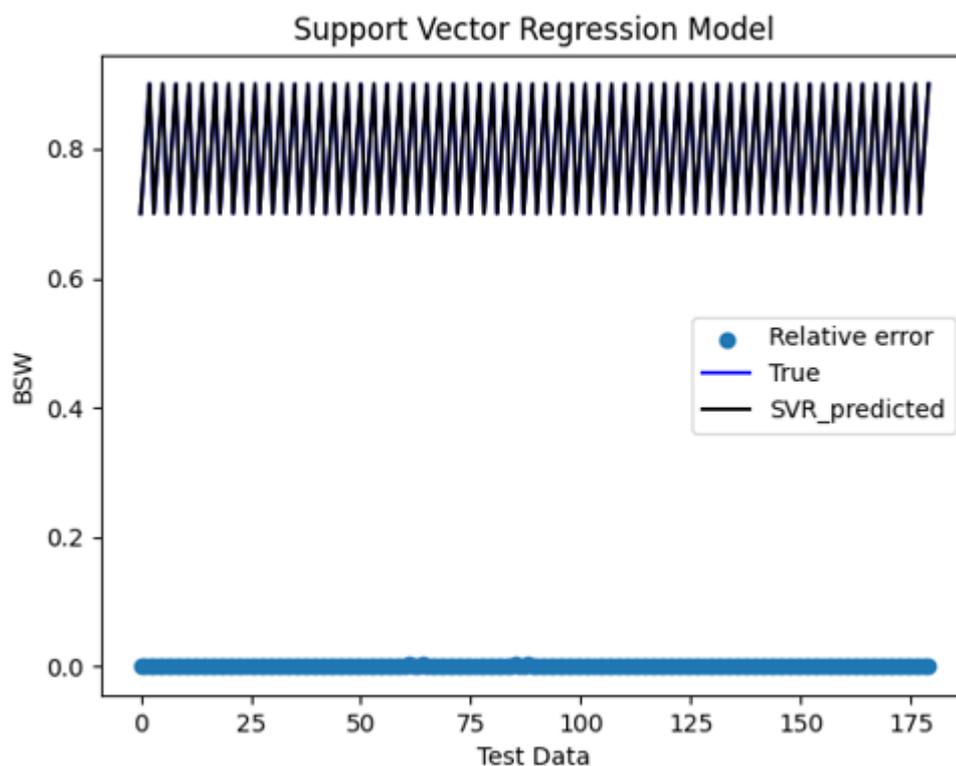


Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

Sabendo que a correlação da figura 47 conteve uma resposta desejada para a estimação do BSW, foi reajustada a configuração do Marlim variando uma quantidade maior de valores para a vazão de injeção. Modificou-se também os parâmetros de entrada do SVR somente considerando a pressão PDG e a vazão de injeção do sistema.

É notável na figura 48 que mesmo desconsiderando o IPR, RGO e a pressão na cabeça da entrada do SVR, o modelo consegue estimar o BSW com um erro relativo praticamente inexistente.

Figura 48 – Estimação do BSW diminuindo variáveis de entrada no SVR e aumentando a variação da vazão de injeção.



Fonte: Elaborado pelo autor(2022).

6.3 ANÁLISE DE RESULTADOS DO SVR

Esta seção serão abordadas as análises dos resultados construídos ao longo do documento visando os objetivos previstos com base na estimativa do parâmetros GOR e BSW utilizando o método SVR.

6.3.1 Objetivos esperados e resultados alcançados

Sendo os objetivos esperados na seção 1.3, o intuito principal do capítulo 6 foi desenvolver um estimador para o GOR e o BSW a partir do SVR com base nas configurações de um poço real gerado pelo *software* Marlim.

Considerando este objetivo geral, para estimar os parâmetros do GOR e BSW foram utilizadas ferramentas sofisticadas na implementação com base em aprendizado de máquina utilizando o SVR considerando o modelo caixa branca obtendo somente entradas e saídas estimadas. Sendo assim, conforme foi exemplificado no capítulo 6, a implementação utilizando o SVR foi atingida, conseguindo obter os parâmetros desejados a fim de acrescentar estes parâmetro no modelo Skogestad/Jordanou e

poder atingir o mesmo valor em regime permanente no Marlim.

Analisando o modelo dinâmico do Olga, houve uma consideração: já que o objetivo principal deste trabalho seria obter uma estimação para os estados e parâmetros de um poço de *gas lift*, logo, o caminho mais fácil foi utilizar o *software* Marlim, no qual ele atua somente no regime permanente de um poço real. Portanto, caso fosse declarado todos os parâmetros com o menor erro possível, já teríamos o modelo com água simulado com os dados reais do poço sem utilizar um sistema dinâmico, no qual é extremamente mais complexo do que um modelo estático. Com isso, desconsiderou-se a melhor opção de utilizar o Marlim para desenvolver a estimação dos parâmetros e estados do sistema.

6.3.2 SVR para a estimacão do GOR e BSW

Para este desenvolvimento foi constatado que dependendo de qual entrada é utilizada para treinar ou quando é alterado alguma variável de *breakpoints* a mais no simulador do Marlim, haverão diferentes tipos de estimacão com o SVR.

Os motivos para não ter uma estimativa mais precisa do RGO seriam: abranger um treinamento com pouca variabilidade do RGO ou então, as variáveis de treinamento estiveram com uma correlacão baixa.

É possível observar também a possibilidade de ocorrer uma influencia dos parâmetros no processo físico dada pelas equações do modelo Skogestad/Jordanou, sendo equações 8, 9 e 10 demonstradas na seção 4.1. A partir dessas equações é possível notar as variáveis que estão envolvidas para obter uma estimacão confiável no RGO e BSW.

No que diz respeito a estimacão do BSW, pode-se observar que o modelo do SVR com base nas entradas, houve menos variáveis que influenciavam na estimacão do que no RGO, ou seja, o parâmetro RGO depende de mais variáveis envolvidas no sistema para alcançar uma estimativa melhor. Com base nisso, é perceptível que o parâmetro BSW teve mais aptidão e exatidão em relacão à estimacão do que o RGO.

7 CONCLUSÃO

O objetivo principal deste trabalho foi assegurar que o modelo matemático implementado com a fase aquosa esteja correto com base nos experimentos realizados e a estimação dos parâmetros GOR e BSW, conseguindo, a partir dos parâmetros ajustados, simular um poço real de petróleo.

Este objetivo foi atingido de forma satisfatória a partir do desenvolvimento dos algoritmos: de estimação utilizando a ferramenta SVR, alvejando uma melhor correlação entre as variáveis de interesse, sendo elas o GOR e BSW, e os experimentos aplicando o Filtro de Kalman Estendido, visto que na primeira parte houve variações do tipo degrau alterando a entrada de injeção de gás, ruídos e parâmetros, e na segunda parte contemplando variações do tipo rampa alterando as mesmas variáveis.

Com base nos experimentos obtendo uma variação do tipo degrau no sistema, foi garantida uma robustez adequada no parâmetro BSW sem causar acontecimentos indesejados para o modelo. Já para o parâmetro GOR, a partir de um erro de modelagem maior que 17% do valor ideal, o sistema não consegue convergir para o valor desejado, fazendo com que as matrizes dadas pelo sistema não consigam ser invertíveis, causando um erro de compilação no EKF. Logo, deduziu-se que o parâmetro GOR neste caso é mais sensível que o BSW.

Para os experimentos utilizando uma variação do tipo rampa, pode-se concluir de que foi garantida uma robustez no sistema e percebe-se que, realizando os experimentos com uma variação do tipo rampa, foi mais suscetível a uma simulação de um poço real, pois não há variações tão abruptas nos parâmetros de GOR e BSW na prática.

Ressaltando em relação aos algoritmos de estimação de GOR e BSW, destaca-se este trabalho como sendo uma análise do comportamento destes algoritmos, sendo treinados em um modelo estático, já que, afinal, foi somente trabalhado com base no *software* Marlim, desconsiderando o Olga, por motivos de uma alta não linearidade no sistema e também que este modelo leva em consideração o regime transitório. Portanto, pode-se dizer que para a estimação dos parâmetros GOR e BSW em um modelo estático, como é considerado no Marlim, foi alcançado um resultado significativo para a estimação deste dois parâmetros obtendo um erro relativo mínimo.

Com trabalhos futuros, existe a possibilidade de envolver novas ferramentas de estimação de parâmetros como o *Autoassociative Kernel Regression* (AAKR)(*Autoassociative Kernel Regression*) e realizar comparações de resultados com o SVR. Uma outra implementação visando comparações de desempenho com base no método de filtragem do sinal ruidoso do sistema, seria realizar a implementação do *Unscented Kalman Filter* (UKF)(*Unscented Kalman Filter*) e analisar em quais situações o EKF garante mais eficiência do que o UKF e vice-versa.

De uma forma geral, este trabalho contribuiu de uma forma muito significativa, abordando estudos com temas relacionados a sistemas de controle e aprendizado de máquina, além de diversos assuntos relevantes do curso de Engenharia de Controle e Automação, como Sistemas de Controle, Sinais e Sistemas, Inteligência Artificial, programação em *Python*, dentre outros.

REFERÊNCIAS

- ADUKWU, Ojonugwa; ODLOAK, Darci; SAAD, Amir Muhammed; JUNIOR, Fuad Kassab. State Estimation of Gas-Lifted Oil Well Using Nonlinear Filters. **Sensors**, MDPI, v. 22, n. 13, p. 4875, 2022.
- DIEHL, Fabio Cesar. **Controle Ativo de Golfadas em Poços de Petróleo Offshore**. [S.l.: s.n.], 2022.
- ECK, Joseph; EWHERIDO, Ufuoma; VENERUSO, T; MOHAMMED, J; OGUNLOWO, R; FORD, J. Downhole monitoring: the story so far. **Oilfield Review**, v. 11, n. 4, p. 20–33, 1999.
- EIKREM, Gisle Otto; IMSLAND, Lars; FOSS, Bjarne. Stabilization of gas lifted wells based on state estimation. **IFAC Proceedings Volumes**, Elsevier, v. 37, n. 1, p. 323–328, 2004.
- FOLETTTO, Tanisia de Carli *et al.* Proposta de estimador não linear intermitente para sistemas de controle via rede sem fio, 2013.
- HARAMURA JUNIOR, Décio *et al.* Estimação de pressão de fundo de poço utilizando SVR e UKF, 2018.
- JAHANSHAH, Esmail; SKOGESTAD, Sigurd; HANSEN, Henrik. Control structure design for stabilizing unstable gas-lift oil wells. **IFAC Proceedings Volumes**, Elsevier, v. 45, n. 15, p. 93–100, 2012.
- JAHN, Frank; COOK, Mark; GRAHAM, Mark. **Hydrocarbon exploration and production**. [S.l.]: Elsevier, 2008.
- JAZWINSKI, AH. Stochastic Processes and Filtering Theory “Academic. **New York**, v. 64, 1970.
- JUNIOR, Decio Haramura; MORENO, Ubirajara Franco. ESTIMAÇÃO DE PRESSÃO DE FUNDO DE POÇO UTILIZANDO SVR E UKF. *In*: 1. CONGRESSO Brasileiro de Automática-CBA. [S.l.: s.n.], 2019.

KRISHNAMOORTHY, Dinesh; FOSS, Bjarne; SKOGESTAD, Sigurd. Steady-state real-time optimization using transient measurements. **Computers & Chemical Engineering**, Elsevier, v. 115, p. 34–45, 2018.

SMOLA, Alex J; SCHÖLKOPF, Bernhard. A tutorial on support vector regression. **Statistics and computing**, Springer, v. 14, n. 3, p. 199–222, 2004.

VAPNIK, V. The nature of statistical learning theory. 840 Springer-Verlag New York. **Inc., New York, NY, USA**, v. 841, p. 842, 1995.