UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO–USP
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

Tatiane Cristina da Costa Fernandes

**Estimação de Velocidade Angular de
Geradores Síncronos para Estudo da
Estabilidade a Pequenas Perturbações
em Sistemas de Potência**

Tatiane Cristina da Costa Fernandes

**Estimação de Velocidade Angular de
Geradores Síncronos para Estudo da
Estabilidade a Pequenas Perturbações
em Sistemas de Potência**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos como parte dos requisitos para a obtenção do título de Doutor em Ciências.

Área de concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador: Rodrigo Andrade Ramos

São Carlos

2017

Trata-se da versão corrigida da tese. A versão original se encontra disponível na EESC/USP que aloja o Programa de Pós-Graduação de Engenharia Elétrica.

AUTORIZO A REPRODUÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTE TRABALHO,
POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO, PARA FINS
DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

F363e Fernandes, Tatiane Cristina da Costa
 Estimação de Velocidade Angular de Geradores
 Síncronos para Estudo da Estabilidade a Pequenas
 Perturbações em Sistemas de Potência / Tatiane Cristina
 da Costa Fernandes; orientador Rodrigo Andrade Ramos .
 São Carlos, 2017.

 Tese (Doutorado) - Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica e Área de Concentração em Sistemas
Elétricos de Potência -- Escola de Engenharia de São
Carlos da Universidade de São Paulo, 2017.

 1. Estimação de Velocidade Angular de Geradores
 Síncronos. 2. Estabilidade a Pequenas Perturbações. 3.
 Sensibilidade de Trajetória. 4. Filtro de Kalman
 Unscented. I. Título.

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro **TATIANE CRISTINA DA COSTA FERNANDES**.

Título da tese: "Estimação de velocidade angular de geradores síncronos para estudo da estabilidade a pequenas perturbações em sistemas de potência".

Data da defesa: 20/02/2017.

Comissão Julgadora:

Resultado:

Prof. Associado **Rodrigo Andrade Ramos**
(Orientador)
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

APROVADA

Prof. Associado **João Bosco Augusto London Junior**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Aprovada

Prof. Dr. **Francisco Damasceno Freitas**
(Universidade de Brasília/UnB)

Aprovada

Dr. **Rodrigo Hartstein Salim**
(Centro Pesquisa General Eletric GE)

APROVADA

Prof. Dr. **Daniel Dotta**
(Universidade Estadual de Campinas/UNICAMP)

Aprovada

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:
Prof. Associado **Luís Fernando Costa Alberto**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Associado **Luís Fernando Costa Alberto**

*Aos meus pais, Luiz Carlos e Angela, meus exemplos a serem seguidos, expresso a
minha eterna gratidão.*

Agradecimentos

Primeiramente a Deus, pelo dom da vida, por ter me iluminado e me dado força durante todo o meu caminho.

Aos meus pais, pelo amor incondicional, pelo incentivo e dedicação, pelas palavras de encorajamento e de sabedoria, meus verdadeiros alicerces. As minhas irmãs, Ana Luiza e Sabrina, pela cumplicidade, por sempre cuidarem de mim, pelas boas risadas e bons momentos vividos.

A toda minha família por apoiarem as minhas escolhas e por torcerem sempre pelo meu sucesso, em especial aos meus avós, Maria e Eduardo.

Ao meu noivo Samuel, pelo seu amor, carinho e companheirismo, por estar sempre ao meu lado, fazendo parte e apoiando as minhas conquistas.

Ao Prof. Dr. Rodrigo Andrade Ramos pela orientação, dedicação e confiança depositada em mim. Pelas inúmeras contribuições nessa pesquisa assim como pelos conselhos profissionais e pessoais. Ao longo desses anos (mestrado e doutorado), com os seus desafios e meu amadurecimento como pesquisadora, tenho muito que agradecer-lo pelos seus ensinamentos e pela amizade.

Aos meus amigos da pós-graduação, Geyverson, Thales, Camila, William, Anna Giulia, Luan, Murilo, Rafael, Artur, Jonathan, Allan e Paulo, pela amizade e pela troca de ideias. Em especial, gostaria de agradecer ao Edson, principalmente, pelas discussões e diversas contribuições neste trabalho, e a Thais e ao Marcelo, pelas longas conversas, pelas palavras sinceras e pelo grande apoio nessa trajetória.

Aos professores e funcionários do Instituto Federal de Ciência e Tecnologia de São Paulo *campus* Piracicaba (IFSP-PRC) que me receberam e me deram todo o suporte para a conclusão do meu doutorado, atendendo gentilmente a todas as minhas solicitações.

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo suporte financeiro e concessão da bolsa durante grande parte do doutorado.

Resumo

Fernandes, Tatiane Cristina da Costa **Estimação de Velocidade Angular de Geradores Síncronos para Estudo da Estabilidade a Pequenas Perturbações em Sistemas de Potência**. 195 p. Tese de doutorado – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2017.

Nesta tese de doutorado é proposta uma abordagem para estimar a velocidade angular de geradores síncronos conectados em um sistema elétrico de potência, a partir de sinais que podem ser facilmente mensurados, tais como a corrente e a tensão na barra do lado de alta tensão do transformador que conecta o gerador em análise ao restante do sistema. Uma vez que informações precisas sobre o comportamento dinâmico do sistema são de elevada importância para um controle efetivo do SEP, especialmente com o aumento da complexidade da rede, a abordagem proposta nesta tese fornece uma estimativa do sinal de velocidade que pode ser aplicada no estudo da estabilidade a pequenas perturbações para mitigar os problemas inerentes a presença das oscilações eletromecânicas mal amortecidas nos SEPs. A abordagem desenvolvida é composta por dois métodos sendo cada um deles aplicável dependendo das características do problema a ser resolvido e das informações disponíveis para tanto. No primeiro método, uma técnica de sensibilidade da trajetória é aplicada ao sinal de diferença entre a resposta obtida pelo modelo simulado e aquela fornecida por dados amostrados no sistema real emulado. A partir desse sinal de erro e das curvas de sensibilidade, a técnica possibilita calibrar os coeficientes de um modelo linear do SEP e, conseqüentemente, descrever de forma precisa a resposta da velocidade do gerador em análise. No segundo método, uma técnica de filtragem é utilizada (filtro de Kalman *Unscented*) a qual fornece uma estimativa adequada para a velocidade angular do rotor mesmo quando elevadas discrepâncias são observadas entre a saída do modelo simulado e a resposta amostrada no sistema real. Os resultados obtidos sobre diferentes sistemas testes evidenciam a eficiência da abordagem proposta.

Palavras-chave: Estimação de Velocidade Angular de Geradores Síncronos. Estabilidade a Pequenas Perturbações. Sensibilidade de Trajetória. Filtro de Kalman *Unscented*.

Abstract

Fernandes, Tatiane Cristina da Costa **Estimation of Rotor Speed of Synchronous Generators for Small-Signal Stability Assessment in Power Systems.** 195 p. Ph.D. Thesis – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, 2017.

In this thesis, an approach is proposed to estimate the rotor speed of synchronous generators connected to an electric power system (EPS), from signals that can be easily sampled by measuring equipment, such as current and voltage in high voltage side of the step-up transformer of the power plant. Accurate information about the dynamic behavior of system is essential for effective control and reliable operation of EPS, especially with the increasing complexity of the grid. Hence, the main aim of this work is to provide an estimate of the rotor speed signal that can be applied in the area of small-signal stability, in order to mitigate the detrimental effects of poorly damped electromechanical oscillations in EPSs. The developed approach is composed of two methods, where each of them is applicable depending on the characteristics of the problem to be solved and the available information. In the first method, a trajectory sensitivity technique is applied on the mismatch between the simulated output in the system linear model and the response of the real system. Using this error signal and the sensitivity curves, this method allows to identify and to calibrate some coefficients of the linear model and, consequently, to adequately describe the speed response of the generator under analysis. In this second method, a filtering technique is used, the Unscented Kalman Filter, which provides an adequate estimate for rotor speed even when high discrepancies are observed between the linear model and the sampled response of real system. The results obtained on test systems with different characteristics show the efficiency of the proposed approach.

Keywords: Estimation of Rotor Speed. Small-Signal Stability. Trajectory Sensitivity. Unscented Kalman Filter.

Lista de ilustrações

Figura 1	Fluxo de potência no sistema após a perturbação de 10 de agosto, o qual foi adquirido por meio de registros (extraída em (POURBEIK, 2010)).	28
Figura 2	Classificação da Estabilidade em Sistemas Elétricos de Potência.	28
Figura 3	Fluxo de potência obtida por meio de simulação no modelo disponível na época (extraída em (POURBEIK, 2010)).	31
Figura 4	Lugar geométrico dos polos da matriz A considerado como indicador satisfatório de margem de estabilidade a pequenas perturbações (região fechada à esquerda das linhas pontilhadas).	46
Figura 5	Velocidade angular do rotor quando o polo associado apresente baixo fator de amortecimento	47
Figura 6	Fluxo de potência da maior linha de transmissão do sistema de potência do oeste Norte Americano.	49
Figura 7	Sinal de saída no domínio do tempo	51
Figura 8	Decomposição do sinal pelo método de Prony	51
Figura 9	Estudo da estabilidade realizado a partir do modelo linear e a aplicação do método de Prony do sinal domínio do tempo.	51
Figura 10	Diagrama de blocos do controlador PSS.	54
Figura 11	Diagrama vetorial do regime permanente para uma máquina de polos salientes conectada a rede.	55
Figura 12	Diagrama vetorial do regime permanente para uma máquina de polos salientes conectada a rede quando os ângulos estão referenciados ao eixo $d-q$	56
Figura 13	Estrutura de um PSS com potência acelerante como sinal de entrada (Modelo IEEE PSS2B).	58
Figura 14	Componentes do Sistema de Medição Fasorial Sincronizada	60
Figura 15	Medidas fornecidas pela PMU (Adaptada de (DEL ANGEL; GLAVIC; WEHENKEL, 2003)).	60

Figura 16	Estrutura descentralizada desenvolvida por (SINGH; PAL, 2014).	64
Figura 17	Estrutura de controle desenvolvido para o sistema Kundur 2 áreas a partir de dados monitorados na grande área desse sistema (GHAHREMANI; KAMWA, 2016).	65
Figura 18	Diagrama Esquemático com a ideia central da abordagem proposta neste trabalho.	68
Figura 19	Diagrama esquemático do procedimento necessário para aplicação do método proposto.	69
Figura 20	Diagrama esquemático do procedimento necessário para aplicação do método proposto.	71
Figura 21	Comparação entre duas saídas: a obtida por meio de dados registrados e a outra, a partir do modelo simulado no sistema Nórdico (adaptada de (HISKENS, 2001)).	74
Figura 22	Algoritmo para aplicação do método de Sensibilidade de Trajetória . .	79
Figura 23	Diagrama unifilar do sistema exemplo.	79
Figura 24	Diagrama de blocos do regulador de tensão.	79
Figura 25	Comparação da resposta da velocidade angular do rotor no período pós-falta pelo modelo linear e não linear.	82
Figura 26	Diagrama esquemático para aplicação da técnica de sensibilidade de trajetória no sistema exemplo.	82
Figura 27	Curvas de saída na 1ª iteração do processo de estimação.	84
Figura 28	Resultado final da estimação.	84
Figura 29	Diagrama unifilar do sistema teste.	88
Figura 30	Diagrama de blocos do regulador de tensão e do PSS.	88
Figura 31	Resposta da velocidade angular do rotor do gerador 1 à falta aplicada. .	89
Figura 32	Curvas de sensibilidade da corrente i_{t1} com relação aos coeficientes K_1, K_2, K_3, K_4 e K_5	92
Figura 33	Comparação da resposta velocidade angular do rotor obtida por meio do modelo linear modificado e o adquirido pelas simulações não lineares. .	93
Figura 34	Comparação da resposta da corrente terminal da máquina 1 obtida por meio do modelo linear modificado e o adquirido pelas simulações não lineares.	93
Figura 35	Comparação da resposta velocidade angular do rotor obtida por meio do modelo linear já refinado e o adquirido pelas simulações não lineares. .	94
Figura 36	Comparação da resposta da corrente terminal da máquina 1 obtida por meio do modelo linear já refinado e o adquirido pelas simulações não lineares.	94

Figura 37	Comparação entre a curva de saída do modelo linear refinado e a do sistema real na etapa de validação.	96
Figura 38	Curvas de sensibilidade da corrente terminal na barra 2 com relação aos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 , K_4 e K_5 da equação diferencial de velocidade da máquina 2.	98
Figura 39	Comparação da resposta velocidade angular do rotor obtida por meio do modelo linear e o adquirido pelas simulações não lineares no primeiro passo da técnica	99
Figura 40	Comparação da resposta velocidade angular do rotor obtida por meio do modelo linear já calibrado e o adquirido pelas simulações não lineares após aplicação do método.	99
Figura 41	Comparação entre a curva de saída do modelo linear refinado e a do modelo não linear de referência na etapa de validação com relação a máquina 4.	101
Figura 42	Diagrama unifilar do Sistema <i>New England - New York</i>	101
Figura 43	Diagrama de blocos do regulador de tensão do tipo DC4B.	102
Figura 44	Diagrama de blocos do regulador de tensão do tipo STA1.	102
Figura 45	Diagrama de blocos do PSS.	102
Figura 46	Conexão do gerador 16 à rede por meio do transformador.	105
Figura 47	Resposta da velocidade angular do rotor referente ao gerador 16 à perturbação aplicada.	106
Figura 48	Resposta da corrente na linha 16-18 à perturbação aplicada.	106
Figura 49	Resposta da velocidade angular do rotor referente ao gerador 16 à perturbação aplicada.	106
Figura 50	Resposta da corrente na linha 16-18 à perturbação aplicada.	106
Figura 51	Sensibilidade da corrente na linha 16-18 com relação aos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 , K_4 e K_5	107
Figura 52	Comparação da resposta de it_{16-18} obtida por meio do modelo linear e o adquirido pelas simulações não lineares no primeiro passo da técnica.	108
Figura 53	Comparação da resposta de ω_1 obtida por meio do modelo linear e o adquirido pelas simulações não lineares no primeiro passo da técnica.	108
Figura 54	Comparação da resposta i_{16-18} obtida por meio do modelo linear já calibrado e o adquirido pelas simulações não lineares após aplicação do método.	109
Figura 55	Comparação da resposta ω_{16} obtida por meio do modelo linear já calibrado e a adquirida pelas simulações não lineares após aplicação do método.	109
Figura 56	Comparação entre a curva de saída do modelo linear refinado e a do sistema real na etapa de validação com relação ao gerador 16.	111

Figura 57	Formulação Geral das etapas de predição e correção na estimação de estados de um sistema dinâmico (figura adaptada de (HUANG et al., 2015)).	115
Figura 58	Algoritmo para aplicação do Filtro de Kalman <i>Unscented</i> (Adaptado de (RHUDY; GU, 2013)).	122
Figura 59	Diagrama Unifilar ilustrando a conexão do i -ésimo gerador em análise à rede.	124
Figura 60	Diagrama esquemático do FKU aplicado no problema abordado.	127
Figura 61	Diagrama unifilar do sistema teste.	128
Figura 62	Resposta da velocidade angular do rotor do gerador 3 ao degrau.	132
Figura 63	Comparação da resposta de ω_3 obtida pelo modelo linear isolado e pelo modelo não linear.	134
Figura 64	Comparação da resposta da corrente estimada pelo filtro e a fornecida pelo sinal medido (modelo não linear). O gráfico da corrente que seria obtido pelo modelo linear completo é também exibido.	134
Figura 65	Comparação entre a resposta de ω_3 estimado pelo filtro com a obtida pelo modelo linear completo e com a adquirida na simulação não linear.	135
Figura 66	Valor do ganho do filtro de Kalman associado à variável ω_3 nas 150 primeiras amostras do método.	135
Figura 67	Comparação entre a resposta de ω_3 estimado pelo filtro com a obtida pelo modelo linear completo e com a adquirida na simulação não linear para o segundo teste realizado.	136
Figura 68	Erro quadrático médio calculado em cada iteração para os dois casos testados.	137
Figura 69	Curva da velocidade ω_3 estimada pelo filtro no caso simulado 1	140
Figura 70	Curva da velocidade ω_3 estimada pelo filtro no caso simulado 2.	140
Figura 71	Curva da velocidade ω_3 estimada pelo filtro no caso simulado 3.	141
Figura 72	Regulador de velocidade inserido em cada máquina do sistema teste.	141
Figura 73	Velocidade angular do gerador 3 obtida por 3 modelos diferentes.	142
Figura 74	Comparação da resposta da corrente estimada pelo filtro e a fornecida pelo sinal medido (modelo não linear). O gráfico da corrente obtida pelo modelo linear isolado é também exibido.	143
Figura 75	Comparação entre a resposta de ω_3 estimada pelo filtro com a obtida pelo modelo linear isolado e com a adquirida na simulação não linear.	143
Figura 76	Regulador de tensão empregado nas máquinas do sistema kundur 2 Áreas.	144
Figura 77	Diagrama de blocos do PSS conectado em cada uma das máquinas do sistema.	144
Figura 78	Regulador de velocidade adotado nas Máquinas 2, 3 e 4.	144
Figura 79	Regulador de velocidade na máquina 1.	144

Figura 80	Resposta transitória dos geradores conectados no sistema Kundur 2 áreas.	145
Figura 81	Comparação entre a resposta de ω_3 obtida pelo modelo linear isolado com a adquirida na simulação não linear.	146
Figura 82	Fluxo de potência ativa linha 3-11 simulada pelo modelo linear isolado com a obtida pelo modelo não linear para o período pós-falta.	147
Figura 83	Fluxo de Potência ativa na linha 3-11 fornecida pelo modelo não linear, modelo linear isolado e estimada pelo filtro.	148
Figura 84	Curva da velocidade ω_3 fornecida pelo modelo não linear, modelo linear isolado e estimada pelo filtro.	148
Figura 85	Topologia Adotada para o Algoritmo Genético (adaptado de (NOGUEIRA, 2015)).	149
Figura 86	Fluxo de Potência ativa na linha 3-11 fornecida pelo modelo não linear, modelo linear isolado e estimada pelo filtro quando os parâmetros do filtro são sintonizados com os valores definidos pelo AG.	150
Figura 87	Curva da velocidade ω_3 fornecida pelo modelo não linear, modelo linear isolado e estimada pelo filtro quando os parâmetros do filtro são sintonizados com os valores definidos pelo AG.	151
Figura 88	Diagrama unifilar do sistema exemplo.	169
Figura 89	Diagrama unifilar do sistema teste.	170
Figura 90	Diagrama unifilar do sistema 68 barras.	173
Figura 91	Diagrama unifilar do sistema teste.	182
Figura 92	Ilustração da conexão da i -ésima máquina no sistema Kundur 2 áreas.	185
Figura 93	Diagrama de blocos do regulador de tensão.	188
Figura 94	Implementação do bloco de avanço-atraso.	188
Figura 95	Diagrama de blocos do PSS.	189
Figura 96	Diagrama de blocos do PSS adotado no programa PacDyn.	189
Figura 97	Topologia do algoritmo genético (adaptado de (NOGUEIRA, 2015)).	191

Lista de tabelas

Tabela 1	Modos Eletromecânicos do Sistema Teste	89
Tabela 2	Influência dos valores iniciais de K_1 , K_2 , K_3 e K_4 no processo de estimação	95
Tabela 3	Valores estimados para os coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4	95
Tabela 4	Erro na estimativa de K_1 , K_2 , K_3 e K_4	95
Tabela 6	Erro na estimativa dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 com relação à máquina 1 quando o coeficiente K_5 é modificado.	97
Tabela 5	Influência dos valores iniciais dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 no processo de estimação com relação a máquina 1	97
Tabela 7	Influência dos valores iniciais de K_1 , K_2 , K_3 e K_4 no processo de estimação com relação à máquina 2	99
Tabela 8	Erro na estimativa dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 com relação ao gerador 2 quando o coeficiente K_5 é modificado.	100
Tabela 9	Influência dos valores iniciais de K_1 , K_2 , K_3 e K_4 no processo de estimação com relação a máquina 4	100
Tabela 10	Erro na estimativa dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 relativos à máquina 4 devido a variações no valor do coeficiente K_5	100
Tabela 11	Modos Eletromecânicos do Sistema Teste	103
Tabela 12	Influência dos valores iniciais de K_1 , K_2 , K_3 e K_4 no processo de estimação com relação ao gerador 16	108
Tabela 13	Erro na estimativa dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 com relação ao gerador 16 quando o coeficiente K_5 é modificado.	110
Tabela 14	Erro na estimativa dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 quando o coeficiente K_5 é fixado em valores distintos da condição de referência.	110
Tabela 15	Modos Eletromecânicos do Sistema Teste - 3 Máquinas versus Barra-mento Infinito	129
Tabela 16	Modos Eletromecânicos do Sistema Teste Após a Inserção das Modifi-cações Paramétricas.	132

Tabela 17	Erro Médio Quadrático Obtido em Cada Teste Realizado	136
Tabela 18	Erro Médio Quadrático Obtido para Diferentes Ajustes de Q e R . . .	137
Tabela 19	Alterações Nos Valores de Impedância das Linhas	139
Tabela 20	Alterações Nos Valores dos Parâmetros do Gerador 3	139
Tabela 21	Alterações Nos Valores dos Ganhos dos Controladores	139
Tabela 22	Erro Médio Quadrático Obtido para os Diferentes Casos Simulados . .	140
Tabela 23	Modos Eletromecânicos do Sistema Teste Após a Conexão do Regula- dor de Velocidade nas Máquinas.	142
Tabela 24	Modos Eletromecânicos Associados ao Sistema Teste	145
Tabela 25	Universos de Discurso para cada atributo do indivíduo.	149
Tabela 26	Erro Médio Quadrático Obtido para Cada Tipo de Ajuste dos Parâ- metros do Filtro.	151
Tabela 27	Parâmetros do Regulador de Velocidade	171
Tabela 28	Dados de Barra do Sistema Kundur 2 Áreas	172
Tabela 29	Dados de Linha do Sistema Kundur 2 Área	172
Tabela 30	Parâmetros dos Geradores do Sistema 68 Barras	174
Tabela 31	Parâmetros dos Reguladores de Tensão do Sistema 68 Barras	175
Tabela 32	Parâmetros dos Reguladores de Tensão do Sistema 68 Barras	176
Tabela 33	Dados de Barra do Sistema 68 Barras	177
Tabela 34	Dados de Barra do Sistema 68 Barras	178
Tabela 35	Dados de Linha do Sistema 68 Barras	179
Tabela 36	Dados de Linha do Sistema 68 Barras	181
Tabela 37	Dados de Linha do Sistema 68 Barras	182
Tabela 38	Parâmetros dos Geradores do 3MIB	183
Tabela 39	Parâmetros do Controlador do tipo PSS do 3MIB	183
Tabela 40	Parâmetros do Regulador de Velocidade	184

Lista de siglas

AG Algoritmo Genético

AVR *Automatic Voltage Regulator*

FKU Filtro de Kalman *Unscented*

FKE Filtro de Kalman Extendido

FKEn Filtro de Kalman *Ensembled*

MSE *Mean Squared Error*

PSS *Power System Stabilizer*

SEP Sistema Elétrico de Potência

TCSC *Thyristor-controlled series compensators*

WACS *Wide-Area Control Systems*

Sumário

1	Introdução	27
1.1	Contextualização	27
1.2	Estimação da Velocidade Angular do Rotor a partir de Sinais Amostrados de SEP	33
1.3	Objetivos	37
1.4	Organização dos Capítulos	38
2	Embasamento Matemático e Aspectos Práticos da Estabilidade a Pequenas Perturbações	41
2.1	Análise da Estabilidade a Pequenas Perturbações em Sistemas de Potência com base em Modelos Linearizados	42
2.1.1	Estudo da Estabilidade do Sistema	45
2.2	Análise da Estabilidade a Pequenas Perturbações em Sistemas de Potência por meio de Técnicas de Estimação Modal	48
2.2.1	Técnicas para Análise da porção Transitória do Sinal (<i>Ringdown Algorithms</i>)	49
2.2.2	Técnicas para Análise de Dados Ambientes (<i>Mode Meter Algorithms</i>)	51
2.3	Considerações e Relevância da Estimação da Velocidade Angular dos Geradores Síncronos	53
2.3.1	Exemplos de Propostas para a Estimação da Velocidade Disponíveis na Literatura	60
3	Abordagem Proposta para a Estimação da Velocidade Angular dos Geradores Síncronos	67
4	Procedimento Proposto no Método 1 para a Estimação da Velocidade	73
4.1	Fundamentos da Técnica de Sensibilidade da Trajetória à Variação de Parâmetros	73

4.1.1	Funções de Sensibilidade da Trajetória	74
4.1.2	Funções de Sensibilidade de Trajetória aplicadas a um Sistema Linear Invariante no Tempo	75
4.1.3	Método para Estimação de Parâmetros por Sensibilidade de Trajetória	76
4.1.4	Exemplo: Aplicação a um Sistema Máquina <i>versus</i> Barramento Infinito	78
4.2	Descrição e Implementação do Método 1	84
4.2.1	Etapas para Aplicação do Método 1	85
4.2.2	Cenário em Estudo	87
4.3	Análise de um Caso Passo-a-Passo	88
4.3.1	Sistema em Estudo	88
4.3.2	Etapa 1: Aquisição dos Dados Amostrados no Sistema Real	89
4.3.3	Etapa 2: Aquisição da Resposta do Modelo Linear	90
4.3.4	Etapa 3: Aplicação da Técnica de Sensibilidade a Trajetória	92
4.3.5	Etapa 4: Validação	95
4.4	Resultados	96
4.4.1	Sistema Kundur 2 Áreas	96
4.4.2	Sistema 68 barras	101
4.5	Considerações Finais	110

5 Procedimento Proposto no Método 2 para a Estimação da Velocidade113

5.1	Uma Visão Geral sobre a Estimação dos Estados Dinâmicos a partir da Aplicação de uma Técnica de Filtragem	113
5.2	Filtro de Kalman <i>Unscented</i>	116
5.2.1	Transformação <i>Unscented</i>	116
5.2.2	Algoritmo para Aplicação do Filtro de Kalman <i>Unscented</i>	118
5.3	Descrição e Implementação do Método 2	123
5.3.1	Etapas para Aplicação do Método 2	123
5.4	Análise de um Caso Passo-a-Passo	127
5.4.1	Sistema em Estudo	128
5.4.2	Etapa 1: Obtenção do Modelo Linear Utilizado no Filtro	129
5.4.3	Etapa 2: Aquisição dos Dados Amostrados no Sistema Real	131
5.4.4	Etapa 3: Sintonia dos Parâmetros do Filtro	132
5.4.5	Etapa 4: Aplicação do Filtro FKU	133
5.4.6	Etapa 5: Avaliação do Desempenho do Método	136
5.5	Resultados	137
5.6	Considerações Finais	151

Referências	157
Apêndices	165
APÊNDICE A Publicações	167
A.1 Publicações de Artigos em Periódicos	167
A.2 Publicações de Artigos em Congresso	167
A.3 Outras Publicações	168
APÊNDICE B Dados dos Sistemas Utilizados nesta Pesquisa	169
B.1 Sistema Máquina <i>versus</i> Barramento Infinito	169
B.2 Sistema Kundur 2 Áreas	170
B.3 Sistema 68 Barras	172
B.4 Sistema 3 Máquinas <i>vesus</i> Barramento Infinito	182
APÊNDICE C Equações Linearizadas do Modelo do Gerador Utilizado no Sistema Kundur 2 Áreas	185
C.1 Equações do Gerador	185
C.2 Equações do Regulador de Tensão	187
C.3 Equações do Controlador de Amortecimento do tipo PSS	189
APÊNDICE D Topologia Adotada no Algoritmo Genético	191
D.1 População	192
D.2 Função de Aptidão	192
D.3 Seleção	192
D.4 Cruzamento	193
D.5 Mutação	194
D.6 Critério de Parada	195

Introdução

1.1 Contextualização

As oscilações eletromecânicas de baixa frequência são um fenômeno comum em Sistemas de Potência, provavelmente tendo surgido com a primeira operação dos geradores síncronos em paralelo no sistema (KIMBARK, 1950). Tais oscilações entre, outros fenômenos associados a estabilidade de um Sistema Elétrico de Potência (SEP), ficaram evidentes em torno da década de 20, a partir da interconexão dos sistemas de potência, em que longas linhas de transmissão foram utilizadas para que as unidades geradoras localizadas geograficamente de forma esparsa pudessem alimentar as cargas, as quais usualmente estão próximas de cidades e áreas industriais (GOMEZ-EXPOSITO; CONEJO; CANIZARES, 2011; VITTAL, 2000).

Basicamente, as oscilações eletromecânicas ocorrem quando o sistema é perturbado do seu ponto de operação estável devido a um distúrbio como, por exemplo, uma falta ou pequenas alterações na potência consumida pelas cargas conectadas. Nessa situação, a perturbação pode provocar um desequilíbrio entre a potência mecânica de entrada e potência elétrica de cada gerador, o que resulta num excesso ou déficit de energia nas máquinas. Como resposta a esse desbalanço, os rotores das máquinas oscilam uns contra os outros com trocas de potência, muitas vezes, por meio das linhas de transmissão, na tentativa de estabelecer um novo ponto de equilíbrio (KUNDUR et al., 2004).

O amortecimento dessas oscilações irá depender de alguns fatores como: a estrutura do sistema, seu ponto de operação e os efeitos da ação dos controles automáticos (MARTINS, 1986). Se esse amortecimento é baixo, tais oscilações podem provocar desgastes nas máquinas do sistema, restrições na capacidade de transferência de potência do sistema de transmissão e, em casos extremos, podem levar a perda de sincronismo dos geradores e a consequente interrupção no suprimento de energia elétrica (KUNDUR, 1994).

Dentre os diferentes casos que ilustram a presença e o impacto dessas oscilações quando mal amortecidas, pode-se citar como exemplo o *blackout* ocorrido na região oeste da América do Norte na conexão California-Oregon (do inglês *California-Oregon Intertie*,

COI) em 10 de agosto de 1996, o qual afetou 7.49 milhões de consumidores (KOSTEREV; TAYLOR; MITTELSTADT, 1999). Uma sequência de eventos resultaram no surgimento de oscilações eletromecânicas mal amortecidas, as quais puderam ser observadas nos registros da época e que culminaram na instabilidade do sistema. Na Figura 1, tais oscilações podem ser observadas no fluxo de potência da época.

Figura 1 – Fluxo de potência no sistema após a perturbação de 10 de agosto, o qual foi adquirido por meio de registros (extraída em (POURBEIK, 2010)).

As ferramentas matemáticas utilizadas para verificar a presença dessas oscilações eletromecânicas mal amortecidas em um sistema de potência e as formas de mitigar esse fenômeno são um dos focos principais de pesquisa da Estabilidade Angular do Rotor a Pequenas Perturbações. Tal área é, na verdade, uma das subcategorias dentre as que compõem o estudo da estabilidade de um SEP como é ilustrado na Figura 2 (KUNDUR et al., 2004).

De forma mais geral, a estabilidade de um sistema pode ser definida como a capacidade de um SEP, para uma condição de operação inicial, em recuperar um estado de operação em equilíbrio após ter sido submetido a uma perturbação, com a maioria das variáveis do sistema limitadas de modo que, do ponto de vista prático, o sistema como um todo permaneça sincronizado (KUNDUR et al., 2004).

Figura 2 – Classificação da Estabilidade em Sistemas Elétricos de Potência.

No que tange à estabilidade do ângulo do rotor, categoria de classificação da estabilidade na qual está inserida a proposta de pesquisa deste trabalho, esta se refere à

habilidade que cada máquina síncrona conectada no sistema tem de permanecer em sincronismo após o sistema ter sido submetido a uma perturbação. Isso irá depender da capacidade do sistema em se manter/restaurar o equilíbrio entre o torque eletromagnético e o torque mecânico de cada máquina síncrona conectada no sistema (KUNDUR et al., 2004).

Considerando apenas as pequenas perturbações, a instabilidade nesta subcategoria pode ser observada de duas formas: por meio do aumento desse ângulo de forma aperiódica, devido a perda do torque sincronizante ou quando a resposta do ângulo do rotor é caracterizada por oscilações com amplitude crescente, ou seja, quando as oscilações eletromecânicas não são amortecidas.

Atualmente, a instabilidade manifestada por meio de oscilações eletromecânicas não amortecidas é a mais comum em SEP, devido à falta de torque de amortecimento nos geradores síncronos. Segundo (KUNDUR et al., 2004), o problema da instabilidade aperiódica foi praticamente eliminado com a utilização dos reguladores de tensão (em inglês, *Automatic Voltage Regulator* (AVR)) nos geradores. Entretanto, apesar desses reguladores fornecerem torque de sincronização às máquinas, eles podem contribuir para a redução do amortecimento do sistema, o qual já é originalmente pequeno (KUNDUR et al., 2004).

Geralmente, as oscilações eletromecânicas podem ser de natureza local ou global. Segundo Kundur et al. (2004), os problemas de oscilações locais envolvem uma pequena parte do SEP e, normalmente, estão associados às oscilações de um gerador síncrono isolado contra o restante do sistema, com frequências típicas no intervalo de 1 a 2 Hz (KUNDUR, 1994). Usualmente, denomina-se de modo eletromecânico local aquele que caracteriza tais oscilações. Já as oscilações de natureza global referem-se a dois ou mais grupos de geradores localizados em áreas diferentes (desde que haja fluxo de potência entre essas áreas) que oscilam uns contra os outros. Os modos de resposta associados a essas oscilações, as quais ocorrem na faixa de frequência de 0.1 a 1 Hz (ROGERS, 2000), são designados como modos de oscilação interárea.

O sistema Nórdico, o qual pode ser caracterizado por ser um sistema de grande extensão geográfica e pelas longas linhas de transmissão conectando as unidades geradoras às regiões com carga, é um exemplo de sistema que está naturalmente exposto às oscilações interáreas. A capacidade de transferência de potência nesse sistema é muitas vezes limitada pelo risco de instabilidade provocado por essas oscilações. Devido principalmente a essa característica, diversas análises do ponto de vista da estabilidade a pequenas perturbações foram realizadas nesse sistema (UHLEN et al., 2008).

Além desses, outros modos de oscilação caracterizam a resposta do sistema, como o modo intraplanta, que define a oscilação que ocorre entre geradores de uma mesma planta ou usina, com frequência entre 2 e 3 Hz. Ainda existem os modos de controle e torsionais, em que o primeiro está associado ao controle de geradores e equipamentos de eletrônica de potência e o segundo às interações dinâmicas do conjunto turbina-gerador

(com frequências entre 10 e 46 Hz) com relação a elementos passivos da rede, como um compensador em série (IRAVANI, 1989). Nesta pesquisa apenas os modos locais e interárea são foco de interesse, sendo que a adequada representação de uma das variáveis em que essas oscilações podem ser observadas é um dos objetivos centrais desta tese.

O estudo dessas oscilações, no contexto de pequenas perturbações, pode ser realizado a partir da análise do modelo linear. Apesar do SEP ser um sistema com comportamento não linear, supõe-se que para pequenas variações em torno do ponto de operação, tais não linearidades podem ser desprezadas. Nesse caso, o conjunto de equações algébrico-diferenciais que representam o SEP é linearizado em torno de um ponto de equilíbrio, a partir do primeiro termo da expansão em série de Taylor. O estudo da estabilidade realiza-se, então, de forma analítica a partir do cálculo dos autovalores associados a matriz de estados do sistema (ROGERS, 1996; KUNDUR, 1994). Por meio dessa análise, os modos de oscilação relativos às interações eletromecânicas, entre outras informações, podem ser identificados para uma certa condição de operação.

Uma das formas mais tradicionais de amortecer oscilações eletromecânicas, quando estas não possuem amortecimento adequado, é por meio de um controlador denominado Estabilizador de Sistema de Potência (em inglês *Power System Stabilizer* (PSS))¹, o qual fornece um sinal suplementar que é inserido no controle de tensão dos geradores. Uma das formas de projetar esse controlador é por meio de uma abordagem clássica no domínio da frequência, envolvendo um modelo linear do sistema e o controle por meio de um compensador de avanço-atraso.

Ao longo dos anos, diversas melhorias e avanços realizados na área fundamentaram-se na análise da representação linear do sistema. Contudo, uma vez que esse estudo é dependente das simulações em um modelo matemático, a precisão dos resultados obtidos é limitada pela habilidade desse modelo em representar adequadamente o comportamento dinâmico do sistema elétricos de potência. Entretanto, a dinâmica do SEP, o qual muitas vezes é composto por centenas de geradores, milhares de cargas e transformadores, entre outros elementos, é muito complexa, e a representação de certos comportamentos dinâmicos não é uma tarefa simples.

Além disso, na prática, o sistema está sujeito a diferentes alterações ao longo do tempo, as quais podem ser, por exemplo, resultantes de modificações nas características topológicas do sistema ou em sua condição de operação. Os próprios parâmetros considerados no processo de modelagem do sistema podem variar, como os parâmetros dos geradores que estão sujeitos a alterações devido a desgastes mecânicos, a operação em altas temperaturas, e à própria saturação dos materiais magnéticos. Muitas vezes, tais alterações podem comprometer a precisão do modelo matemático utilizado.

Um dos grandes eventos que ilustra essa limitação do modelo matemático é o famoso

¹Este é apenas um exemplo de equipamento que pode ser utilizado para o amortecimento das oscilações eletromecânicas. Existem outros mecanismos como os dispositivos FACTS (Flexible Alternative Current Transmission Systems) (HINGORANI; GYUGYI, 2000).

blackout, já comentado acima, ocorrido em 1996. Quando esse evento foi reproduzido em simulações computacionais sobre o modelo utilizado no planejamento de operação sistema adotado pelo *Western Systems Coordinating Council* (WSCC), não houve correspondência entre a resposta simulada com os dados reais que foram adquiridos. Dentre as discrepâncias observadas, destaca-se o fato de que no modelo simulado as oscilações eletromecânicas se mostraram bem amortecidas. Além disso, não indicavam o colapso da tensão. Comparando a resposta da potência ativa transferida registrada na época com a saída do modelo referente a essa variável, a qual é exibida na Figura 3 extraída de (POURBEIK, 2010), fica evidente que o modelo não foi capaz de prever as oscilações crescentes que surgiram na prática.

Figura 3 – Fluxo de potência obtida por meio de simulação no modelo disponível na época (extraída em (POURBEIK, 2010)).

Conforme observado por Ariff, Pal e Singh (2015), com as constantes alterações no sistema de geração, na demanda das cargas e na configuração e capacidade da rede, existe um certo risco de que a abordagem baseada somente em modelos não seja capaz de representar e prever de forma adequada a realidade do sistema. Com o intuito de que as possíveis discrepâncias entre o modelo e o sistema real sejam minimizadas, é importante que os modelos matemáticos sejam periodicamente verificados e atualizados.

Recentemente, com o advento das unidades de medição fasorial (em inglês *Phasor Measurement Units*, PMUs), é possível monitorar o comportamento dinâmico da resposta de alguns equipamentos conectados ao SEP. Essa tecnologia permite amostrar a resposta temporal do sistema em pontos distintos, de forma sincronizada e com uma alta taxa de amostragem² (geralmente de 60 fasores por segundo) (PHADKE; THORP, 2008; PHADKE, 2002). A partir desta tecnologia, os dados amostrados destas respostas podem ser armazenados em um único ponto para que sejam utilizados num pós-processamento para a extração de características importantes na análise do sistema (PHADKE; THORP, 2008).

Grandezas elétricas como a magnitude e o ângulo das tensões nas barras assim como a magnitude e o ângulo das correntes na linha são disponibilizadas por esse equipamento.

² Quando comparada à taxa de amostragem alcançada pelo tradicional Sistema de Supervisão e Aquisição de Dados (do inglês *Supervisory Control and Data Acquisition* - SCADA), na ordem de segundos

A partir destas medidas, outras grandezas podem ser facilmente calculadas, como a potência elétrica ativa e reativa injetada na barra, e a frequência que pode ser obtida a partir da variação do ângulo da barra (DOTTA; CHOW; BERTAGNOLLI, 2014). Tais informações mensuradas podem ser utilizadas para avaliar o quanto um determinado modelo é adequado, para detecção dos modos eletromecânicos, assim como para a estimação de variáveis dinâmicas do sistema, entre outras aplicações (AMINIFAR et al., 2014).

Por exemplo, em (ZHOU; PIERRE; TRUDNOWSKI, 2013), a resposta dinâmica da rede é utilizada para calibrar os parâmetros de modelo dinâmico reduzido do SEP com intuito de melhorar a precisão do mesmo. Tal processo de calibração corresponde, então, em sintonizar os parâmetros do modelo de modo que a resposta desse seja semelhante a saída real amostrada. Já em (DECKER et al., 2010), dados adquiridos pelas PMUs após uma grande perturbação no Sistema Interligado Brasileiro (SIN) são utilizados para validar o modelo não linear adotado nas simulações computacionais do *software* ANATEM, programa esse desenvolvido pelo Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (Cepel) e de uso generalizado no setor elétrico brasileiro.

Ao longo das últimas duas décadas, diante do aprimoramento da tecnologia envolvendo os Sistemas de Medição Fasorial Sincronizados (SMFS), diversas técnicas de processamento de sinais foram testadas e adaptadas com intuito de extrair as propriedades modais das oscilações eletromecânicas diretamente dos sinais medidos. Tal metodologia surge como uma abordagem alternativa às técnicas que requerem a linearização do modelo para o estudo da estabilidade angular a pequenas perturbações. A grande diferença dessa forma de estudo com relação à analítica é o fato de que a mesma não requer um modelo paramétrico do sistema em estudo: a técnica é aplicada diretamente na resposta amostrada. Dessa forma, a precisão do modo eletromecânico estimado não fica restrita ao grau de detalhamento do modelo matemático adotado ou à capacidade do mesmo descrever o comportamento do sistema de forma fidedigna.

Em contrapartida, as estimativas realizadas por essas técnicas ficam dependentes da disponibilidade e qualidade dos sinais observados no domínio do tempo (SANCHEZ-GASCA (Ed.), 2012). Para uma estimação com a devida precisão, a perturbação sobre a qual o sistema foi (ou está) sujeito deve ter energia suficiente a fim de estimular a oscilação eletromecânica na porção do sinal em análise, ou seja, deve viabilizar a observabilidade do modo que se deseja estimar no sinal coletado. Entretanto tal perturbação não pode ser tão significativa a ponto de que a resposta amostrada exiba comportamentos não lineares (a porção do sinal em análise deve ter uma característica predominantemente linear para um bom funcionamento do método). Além disso, outros fatores relativos ao processamento do sinal também irão interferir na precisão e uniformidade dos resultados adquiridos a partir da análise direta do sinal amostrado, como o tamanho da janela de dados, a taxa de amostragem e a própria definição da ordem na configuração do método aplicado (ZHOU; PIERRE; TRUDNOWSKI, 2013).

De acordo com os argumentos apresentados, anteriormente, observe que determinadas questões ainda estão em aberto com relação as duas abordagens. Entretanto, diante das vantagens e desvantagens em cada metodologia, há indícios de que bons resultados possam ser adquiridos caso características de ambas metodologias sejam utilizadas em conjunto. Neste contexto, o trabalho proposto nessa tese de doutorado se desenvolve a partir de duas abordagens híbridas, as quais utilizam tanto a riqueza das informações obtidas pelos SMFS como aquelas adquiridas pelos modelos lineares para estimar a velocidade angular do rotor, a qual é uma variável de grande importância no estudo da estabilidade a pequenas perturbações.

1.2 Estimação da Velocidade Angular do Rotor a partir de Sinais Amostrados de SEP

Considerando o cenário atual em que os sistemas de potência operam cada vez mais próximos do seu limite de estabilidade, devido principalmente a restrições na expansão do sistema de transmissão como consequência de questões ambientais e econômicas, estudos com o objetivo de melhorar a segurança e a confiabilidade do sistema têm se tornado cada vez mais intensos. Segundo (ZHOU et al., 2015), informações precisas sobre a dinâmica dos estados são estritamente necessárias para um eficiente controle do SEP. Com o aumento da complexidade da rede, o qual é também resultante da inserção de novos elementos no sistema, como a presença de fontes alternativas de energia intermitentes, tais informações se tornam mais importantes.

Aliada a esse cenário, a disponibilidade de dados amostrados obtidos pelas PMUs tem contribuído para a utilização de novas metodologias para monitorar e aumentar a segurança operativa do SEP, como mitigar os efeitos da presença de oscilações eletromecânicas no sistema (YAO et al., 2015; GHAREMANI; KAMWA, 2011b).

Para monitorar, avaliar a presença das oscilações eletromecânicas e, conseqüentemente, determinar ações de controle, a velocidade e o ângulo do rotor dos geradores síncronos são de grande importância. As informações extraídas dessas variáveis, se usadas adequadamente, podem fornecer informações relevantes para a previsão da estabilidade angular do sistema. A falta de informação dessa natureza pode levar a erros nas ações de controle para mitigar esse problema. A partir dos dados amostrados de grandezas elétricas como a magnitude e o ângulo da tensão e da corrente, obtidas próximas a barras de geração, as variáveis de estado dos geradores podem ser estimadas. Entre elas podem ser citados, a velocidade e o ângulo do rotor, as quais podem ser utilizadas em técnicas de controle.

Publicações relativamente recentes indicam que existem dois tipos de abordagens principais nessa área de pesquisa para a estimação da velocidade (GHAREMANI; KAMWA, 2011b): na primeira, a estimação do ângulo e velocidade do rotor é realizada sem a utilização de modelos conhecidos *a priori*, enquanto, na segunda, essa estimação só é possível

por meio do modelo matemático do gerador em análise e, em alguns casos, até mesmo o modelo do sistema é necessário.

Na primeira categoria, trabalhos envolvendo o uso de técnicas de inteligência artificial, como as redes neurais, têm se destacado (DEL ANGEL et al., 2007; DEL ANGEL; GLAVIC; WEHENKEL, 2003). Em (DEL ANGEL et al., 2007), a partir dos fasores de tensão e corrente obtidos em uma PMU supostamente instalada na barra de alta tensão da subestação em que o gerador em análise está conectado e de uma rede perceptron de múltiplas camadas, a estimação do ângulo do gerador com relação ao centro de massa é realizada. O treinamento dessa rede é feito de forma *offline*, em que diversas simulações são realizadas para que o comportamento dinâmico do sistema resultante de diferentes tipos de perturbação sejam registrados. Contudo, para que bons resultados sejam obtidos a partir da utilização da rede neural, é importante que o conjunto de dados utilizado no treinamento seja cuidadosamente selecionado, contendo informações sobre a resposta do sistema para diferentes condições de operações desse sistema e as diversas perturbações que o mesmo possa estar sujeito. Devido à grande quantidade de alternativas existentes para para que esse conjunto de treinamento seja adequadamente estabelecido, essa é uma técnica que demanda bastante esforço para ser aplicada.

Na segunda categoria, uma variedade de trabalhos recentes podem ser encontrados. Em alguns desses a questão principal é a estimação da velocidade angular do rotor para ser aplicado em um PSS específico (HU; SUN; ZHANG, 2005; JHA; CHAKRABARTI; KYRIAKIDES, 2015), enquanto para outros o objetivo é fornecer o comportamento dinâmico de todas as variáveis de estados do gerador para os centros de controle e monitoramento do sistema.

Nesse primeiro grupo pode ser citado o trabalho desenvolvido em (HU; SUN; ZHANG, 2005), no qual a velocidade angular do rotor é estimada a partir dos sinais de tensão e corrente mensurados pela PMU instalada na barra de geração. O cálculo do ângulo do rotor é feito a partir de uma expressão algébrica que relaciona a magnitude e a fase da tensão e corrente terminal medidas com alguns parâmetros da máquina: resistência do estator e a reatância do eixo em quadratura. A velocidade é, então, obtida por meio da derivada do ângulo do rotor fornecida pela equação algébrica avaliada. Tal sinal estimado é utilizado na realimentação do PSS que, no caso desse trabalho, amortece a oscilação num sistema máquina *versus* barramento infinito. Entretanto, conforme mencionado pelos autores, estimativas mais precisas da velocidade foram alcançados quando os parâmetros da máquina simulada estavam na faixa de valores típicos de uma unidade geradora de usina hidráulica. Nesse caso a estimativa fica bastante dependente do conhecimento do valor de certos parâmetros da máquina.

Com relação aos trabalhos em que o foco principal é a estimação do comportamento dinâmico das variáveis internas do gerador para centros de controle, verifica-se que a tendência é a utilização de algum método recursivo como o Filtro de Kalman e suas variações. Nessa categoria, os trabalhos se diferem, principalmente, com relação à seleção

das variáveis que devem ser medidas no sistema para que a estimação possa ser realizada e no grau de complexidade do modelo adotado para representar o gerador síncrono.

Por exemplo, em (GHAHREMANI; KAMWA, 2011b), um algoritmo fundamentado no Filtro de Kalman *Unscented* (FKU) é desenvolvido para a estimativa das variáveis de estado de um gerador conectado a um barramento infinito, o qual é representado por um modelo de terceira ordem. Nessa metodologia, além das variáveis que podem ser mensuradas por PMUs, os sinais da tensão de campo e do torque mecânico são imprescindíveis para o funcionamento da técnica, os quais são difíceis de serem medidos na prática, o que restringe bastante a aplicação dessa metodologia.

Já em (WANG; GAO; MELIOPOULOS, 2012), uma estrutura baseada no uso do FKU de forma centralizada é desenvolvida para aplicação em sistemas multimáquinas, a qual necessita de sinais remotos de todas as máquinas que compõem o sistema. Entretanto entre outras limitações que essa metodologia apresenta, a mesma depende do conhecimento da própria velocidade angular dos geradores para estimar as outras variáveis internas da máquina. Algumas das dificuldades apontadas neste último trabalho são resolvidas em (SINGH; PAL, 2014), o qual desenvolve uma estrutura que depende apenas de sinais que podem ser facilmente mensurados, caso exista um PMU na barra terminal do gerador. Nessa estrutura, as informações monitoradas por PMUs também são utilizadas para isolar o gerador em análise, de forma que a estimação das variáveis de um gerador num sistema multimáquinas é realizada de forma descentralizada.

A estimação do comportamento dinâmico das variáveis internas do gerador, e entre elas a velocidade angular do rotor, a partir de dados mensurados por PMU têm sido um assunto de bastante relevância na literatura atual. Apesar de alguns trabalhos estarem sendo propostos nessa área, algumas questões ainda devem ser resolvidas. Entre essas questões, verifica-se que as metodologias propostas até o momento são bastante dependentes do conhecimento dos parâmetros da máquina e do sistema e não avaliam o efeito das discrepâncias em determinados parâmetros nos resultados da metodologia desenvolvida.

Nesse contexto, essa tese de doutorado têm como objetivo contribuir nessa área propondo uma abordagem para a estimação da velocidade angular do rotor a partir das grandezas elétricas que podem ser mensuradas tanto por PMUs quanto por registradores de perturbação, a partir de dois métodos. Como o objetivo principal é estudo da estabilidade a pequenas perturbações, o modelo linear é utilizado. Para que as variáveis algébricas do modelo linear possam ser acessadas diretamente, facilitando o emprego dos sinais amostrados no sistema real, a representação linear do sistema por meio da matriz jacobiana aumentada é adotada em ambos métodos da abordagem proposta.

No primeiro método, o sinal da velocidade é obtido por meio do refinamento do modelo linear, o qual supõe-se ser conhecido e que apresente algumas discrepâncias na representação da curva de saída da velocidade angular do rotor quando comparada com a saída observada no sistema real. Nessa metodologia, os coeficientes da equação *swing* do mo-

delo linear são ajustados a partir do sinal de erro entre a comparação da resposta do sistema real a um evento registrado com a saída do modelo quando submetido a mesma perturbação. Com o objetivo de sintonizar esses coeficientes, nessa abordagem é proposta a aplicação da técnica de sensibilidade da trajetória a variação de parâmetro no sinal de erro resultante.

Na literatura, a metodologia de sensibilidade de trajetória³ já é muito utilizada para a estimação de parâmetros de sistemas não lineares. Em (SANCHEZ-GASCA et al., 1988), tal técnica é aplicada para identificação das reatâncias associadas ao gerador síncrono e das constantes de tempo relacionadas ao sistema de excitação. Já em (HISKENS; PAI, 2000), o método de sensibilidade da trajetória é desenvolvido para ser aplicado em equações algébrico-diferenciais sujeitas a eventos não suaves, como os chaveamentos. No trabalho apresentado em (CARI; ALBERTO; BRETAS, 2006), a técnica é utilizada em conjunto com o método de sincronização para identificação de parâmetros mecânicos e elétricos de um gerador síncrono.

Supondo um sistema que possa ser descrito por um conjunto de equações algébrico-diferenciais, o método de sensibilidade da trajetória irá quantificar o quanto a solução (trajetória) desse conjunto de equações será alterada a partir de pequenas variações nos parâmetros ou na condição inicial desse sistema (HISKENS, 2001; FRANK, 1978). Esta quantificação permite realizar um ajuste no vetor de parâmetros a fim de minimizar o erro entre a saída do sistema real e a saída do modelo matemático que está sendo adotado para representar o sistema. Esta quantificação fornecida pelas funções de sensibilidade possibilita também determinar quais coeficientes podem ser estimados a partir dos dados medidos disponíveis e tal informação é de grande relevância num processo de estimação.

Nesta tese também é proposta um segundo método, o qual possibilita a estimação da velocidade angular do gerador em tempo real⁴, e pode ser utilizada em centrais de controle quando o objetivo é mitigar os efeitos das oscilações eletromecânicas pouco amortecidas. Nessa metodologia, considera-se que alguns parâmetros do modelo linear adotado apresentam valores inadequados, uma vez que se reconhece que o sistema real está sujeito a variações e que estas, conseqüentemente, resultam em alterações nos valores dos parâmetros do sistema. Portanto, alguns dos parâmetros utilizados na construção do modelo linear sobre o qual a abordagem se baseia não correspondem ao do sistema real, ou seja, o conhecimento, de forma precisa, do valor de determinados parâmetros não restringem a aplicação da metodologia desenvolvida.

Nessa abordagem, a estimação da velocidade, entre outras variáveis internas do gerador, é obtida por meio da utilização do Filtro de Kalman *Unscented* e de grandezas

³Para facilitar a escrita, a partir desse instante a técnica de sensibilidade da trajetória a variação de parâmetros será mencionada apenas como sensibilidade de trajetória, ficando implícito o termo de variação de parâmetros.

⁴Considera-se que o algoritmo opera em tempo real uma vez que a estimação da velocidade é realizada antes que um novo conjunto de dados medidos cheguem para o processamento. Essa é a mesma terminologia adotada em outros trabalhos recentes como em (ZHOU et al., 2015).

elétricas mensuradas por PMUs. Semelhante ao Filtro de Kalman, o FKU é um filtro recursivo, que realiza a estimação das variáveis de estado do modelo de interesse em duas etapas principais: predição e correção. Basicamente, na predição, as equações do modelo calculam as variáveis de estado e a matriz de covariância referente a um determinado instante de tempo⁵. Na correção, com o objetivo de minimizar a diferença entre os sinais mensurados e o valor estimado, a matriz de ganho Kalman é calculada, e os valores estimados na predição são corrigidos a partir desta matriz e do sinal de erro, resultando em novos valores estimados para as variáveis de estado naquele instante de tempo. Além disso, a matriz de covariância é atualizada (JULIER; UHLMANN, 2004).

A magnitude e o ângulo da tensão e o fluxo de potência ativa ou a magnitude do sinal de corrente são as medidas necessárias na metodologia desenvolvida para utilização do FKU, as quais são mensuradas na barra de alta tensão do transformador conectado ao gerador em análise. Essa é uma característica que também difere de outros trabalhos que se baseiam no FKU para estimar a velocidade angular do rotor, os quais normalmente empregam sinais supostamente mensurados na barra interna do gerador (GHAHREMANI; KAMWA, 2011c; SINGH; PAL, 2014; GHAHREMANI; KAMWA, 2016). A localização da PMU é de grande relevância, uma vez que em situações práticas dificilmente tais dispositivos estão instalados diretamente nas barras de geração, estando normalmente inseridos no sistema de alta ou média tensão.

As duas abordagens compõem uma estrutura proposta nessa tese para estimar a velocidade angular de um gerador síncrono conectado ao SEP para que a análise no contexto da estabilidade a pequenas perturbações possa ser realizada, fornecendo uma metodologia para análise *offline* e outra para processamento em tempo real. Note que ambos procedimentos propostos não exigem a interrupção do sistema para serem aplicados, o que é altamente desejável.

As publicações obtidas ao longo do período do doutorado e que estão vinculadas diretamente a esta tese são apresentadas no apêndice A.

1.3 Objetivos

Diante da disponibilidade de informações que podem ser mensuradas no SEP e, considerando a relevância da estimação da velocidade angular do rotor dos geradores síncronos no contexto atual, o objetivo principal desta tese (seja para a monitoração das oscilações eletromecânicas ou como sinal de realimentação em estruturas de controle) consiste em:

- Desenvolver uma estrutura que possibilite a estimação da velocidade angular do rotor de geradores síncronos conectados no SEP, a partir de dados amostrados do

⁵ Algumas peculiaridades são consideradas na etapa de predição nessa abordagem, a qual, semelhante ao procedimento adotado em (SINGH; PAL, 2014), utiliza sinais mensurados para isolar as equações do gerador em análise do sistema.

sistema, para que a velocidade estimada possa ser utilizada nos estudos de estabilidade a pequenas perturbações.

Para o desenvolvimento dessa estrutura, cada abordagem proposta possui os seguintes objetivos específicos:

Método 1

- ❑ Desenvolver um procedimento para o ajuste dos coeficientes da equação *swing* do modelo linear do sistema, por meio dos sinais de tensão e corrente amostrados;
- ❑ Descrever adequadamente a resposta da velocidade angular do rotor a partir do modelo linear com os coeficientes da equação *swing* já aprimorados, mesmo quando pequenas perturbações diferente daquelas em que o ajuste foi realizado são aplicadas.
- ❑ Fornecer um procedimento que permita sintonizar os coeficientes da equação *swing* do modelo linear do sistema, mesmo quando os sinais do sistema em análise são mensurados na barra do lado de alta tensão do transformador em que o gerador em análise está conectado.

Método 2

- ❑ Estimar a velocidade angular do gerador síncrono a partir de grandezas elétricas fornecidas por uma PMU, localizada no lado de alta tensão do transformador em que o gerador em análise está conectado, e do modelo linear do sistema;
- ❑ Verificar a robustez da metodologia desenvolvida com relação às variações paramétricas que o sistema está sujeito.

1.4 Organização dos Capítulos

O texto está organizado de forma que os elementos necessários para compreensão dos dois métodos utilizados na abordagem desenvolvida nessa tese sejam apresentados. Assim após o capítulo 2, em que os conceitos fundamentais para ambas as abordagens são descritos, a estrutura proposta para a estimação da velocidade é apresentada, sendo seguida pelos capítulos que descrevem os dois métodos que a constituem. No final, as conclusões obtidas a partir dos resultados adquiridos com a abordagem desenvolvida são evidenciadas. Os capítulos que compõem a tese são descritos, em sequência:

- ❑ **Capítulo 2:** *Embasamento Matemático e Aspectos Práticos da Estabilidade a Pequenas Perturbações* - Nesse capítulo são apresentadas tanto as ferramentas baseadas na linearização do modelo não linear do sistema adotadas no estudo da estabilidade a pequenas perturbações quanto as técnicas de estimação modal, as quais permitem

a análise da estabilidade a partir das propriedades modais extraídas diretamente do sinal medido. Além disso, questões práticas sobre a estimação da velocidade angular do rotor do gerador síncrono também são abordadas. O capítulo é finalizado exibindo alguns exemplos de métodos disponíveis na literatura para a estimação da velocidade.

- ❑ **Capítulo 3:** *Abordagem Proposta para a Estimação da Velocidade Angular dos Geradores Síncronos* - A abordagem proposta é apresentada de forma introdutória nesse capítulo, a ideia principal contida em cada método da estrutura é exibida.
- ❑ **Capítulo 4:** *Procedimento Proposto no Método 1 para a Estimação da Velocidade* - Neste capítulo a estrutura desenvolvida para implementação da método 1 é apresentada. A análise de um caso passo a passo para facilitar na compreensão das etapas do método proposto é realizada. Por fim, os resultados obtidos por meio da aplicação do método em sistemas teste são apresentados e discutidos.
- ❑ **Capítulo 5:** *Procedimento Proposto no Método 2 para a Estimação da Velocidade* - A estrutura desenvolvida para que o método 2 seja aplicado nesse trabalho é apresentada em detalhes nesse capítulo. As peculiaridades requeridas em cada etapa para o desenvolvimento dessa segunda abordagem são evidenciadas. O capítulo é finalizado com os resultados obtidos das simulações realizadas nos sistemas teste.
- ❑ **Capítulo 6:** *Conclusões* - Neste capítulo são feitas as considerações finais sobre a estrutura desenvolvida para a estimação da velocidade angular do rotor. As perspectivas futuras de trabalho também são definidas.
- ❑ **Apêndice A:** *Publicações* - Neste apêndice são exibidas as principais publicações vinculadas diretamente a esta pesquisa;
- ❑ **Apêndice B:** *Dados dos Sistemas Utilizados nesta Pesquisa* - Os dados dos sistemas utilizados nos testes realizados neste trabalho são apresentados;
- ❑ **Apêndice C:** *Equações Linearizadas do Modelo do Gerador Utilizado no Sistema Kundur 2 Áreas* - As equações envolvidas no modelo linear do gerador empregado em um dos sistemas testes são detalhadas;
- ❑ **Apêndice D:** *Topologia Adotada no Algoritmo Genético* - Neste apêndice as estratégias utilizadas no algoritmo genético para ajuste dos parâmetros do filtro no método 2, são apresentadas.

Embasamento Matemático e Aspectos Práticos da Estabilidade a Pequenas Perturbações

Embora o comportamento dinâmico do SEP seja não linear, técnicas lineares podem ser adotadas para o estudo da estabilidade do sistema, desde que a perturbação em estudo não afaste significativamente o sistema do seu ponto de equilíbrio original, ou seja, quando a resposta do sistema é dominada pelo seus termos lineares. Devido à condição de que a perturbação seja pequena, ou seja, não afaste significativamente o sistema do seu ponto de operação, essa análise é geralmente chamada de estudo de estabilidade a pequenas perturbações (KHALIL, 1996; KUNDUR et al., 2004).

Com base nessa hipótese existem dois procedimentos bem estabelecidos na literatura para a análise da estabilidade desse sistema: o primeiro fundamenta-se em análises das equações linearizadas desse sistema, enquanto no segundo as propriedades modais das oscilações eletromecânicas são obtidas por meio da aplicação de técnicas de processamento digital em sinais amostrados do SEP. Assim, com o objetivo de fornecer ao leitor uma introdução sobre o conjunto de ferramentas já existentes para esse estudo, alguns conceitos gerais a respeito dessas técnicas são apresentados nesse capítulo. Destaca-se que parte das recomendações para aplicação destes procedimentos são também requeridas na abordagem desenvolvida nesta tese.

Já a importância da estimação da velocidade angular do rotor dentro da análise da estabilidade a pequenas perturbações é discutida no final deste capítulo, em que algumas considerações e aspectos práticos sobre a relevância desse estudo são apresentadas. Por fim, alguns exemplos de métodos já propostos e disponíveis na literatura para estimar a velocidade angular do rotor são apresentados, com objetivo de fundamentar as escolhas realizadas na abordagem proposta e para auxiliar na caracterização das contribuições da tese.

2.1 Análise da Estabilidade a Pequenas Perturbações em Sistemas de Potência com base em Modelos Linearizados

O comportamento dinâmico do SEP é normalmente descrito por um conjunto de equações algébrico-diferenciais do tipo (KUNDUR, 1994):

$$\dot{x} = f(x, u, z) \quad (1)$$

$$0 = h(x, u, z) \quad (2)$$

$$y = g(x, u, z) \quad (3)$$

em que $x \in \mathbb{R}^n$ é um vetor constituído pelas variáveis de estados do sistema, $u \in \mathbb{R}^p$ são as entradas de controle, $y \in \mathbb{R}^q$ é um vetor formado pelas saídas do sistema e $z \in \mathbb{R}^m$ corresponde ao vetor das variáveis algébricas.

Para que as técnicas lineares possam ser aplicadas, tal conjunto de equações algébrico-diferenciais (1)-(3) é usualmente linearizado em torno do ponto de equilíbrio. Linearizar o modelo significa, basicamente, expandir esse conjunto de equações em torno do ponto de equilíbrio por série de Taylor e considerar apenas a aproximação linear (MONTEIRO, 2011a).

Com o intuito de linearizar a equação (1), suponha que x_e seja o estado de equilíbrio do sistema, e que u_e e z_e sejam, respectivamente, o vetor de entradas e o vetor de variáveis algébricas para esse ponto de equilíbrio, ou seja, $f(x_e, z_e, u_e) = 0$. Considere que uma pequena perturbação tenha sido inserida no sistema:

$$x_e + \Delta x, z_e + \Delta z, u_e + \Delta u$$

em que Δ representa o pequeno desvio sofrido pela variável.

O cálculo da função para esse novo estado $f(x_e + \Delta x, z_e + \Delta z, u_e + \Delta u)$ pode ser expresso em termos da expansão em série de Taylor da seguinte forma (KUNDUR, 1994):

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \dot{x}_e + \Delta \dot{x} = f(x_e + \Delta x, z_e + \Delta z, u_e + \Delta u) \\ &\approx f(x_e, z_e, u_e) + \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\alpha_e} \Delta x + \left. \frac{\partial f}{\partial z} \right|_{\alpha_e} \Delta z + \left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{\alpha_e} \Delta u + e(\Delta x) + e(\Delta z) + e(\Delta u) \end{aligned} \quad (4)$$

em que $e(\Delta x)$, $e(\Delta z)$, $e(\Delta u)$ correspondem aos termos não lineares com relação, respectivamente, as variáveis Δx , Δz , Δu e $\alpha_e = (x_e, z_e, u_e)$ representa o ponto de equilíbrio. Por ser considerada uma pequena perturbação, ou seja, que não afasta significativamente o sistema do seu ponto de equilíbrio, os termos de ordem superior a 1 da Série de Tay-

lor (representados por $e(\Delta x)$, $e(\Delta z)$, $e(\Delta u)$) podem ser desprezados. E ainda, como $f(x_e, z_e, u_e) = 0$, obtém-se (KHALIL, 1996):

$$\Delta \dot{x} \approx \left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\alpha_e} \Delta x + \left. \frac{\partial f}{\partial z} \right|_{\alpha_e} \Delta z + \left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{\alpha_e} \Delta u \quad (5)$$

O mesmo procedimento pode ser aplicado às equações (2) e (3). Dessa forma, considerando então, uma pequena perturbação, o modelo apresentado em (6)-(8) é uma boa representação do comportamento dinâmico do sistema na vizinhança do ponto de equilíbrio em que essa linearização foi realizada. Essa suposição é uma limitação significativa do modelo linearizado, já que a vizinhança local, na qual a análise é válida, depende da precisão requerida pelo estudo pretendido.

$$\Delta \dot{x} = \left(\left. \frac{\partial f}{\partial x} \right|_{\alpha_e} \right) \Delta x + \left(\left. \frac{\partial f}{\partial z} \right|_{\alpha_e} \right) \Delta z + \left(\left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{\alpha_e} \right) \Delta u \quad (6)$$

$$0 = \left(\left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{\alpha_e} \right) \Delta x + \left(\left. \frac{\partial h}{\partial z} \right|_{\alpha_e} \right) \Delta z + \left(\left. \frac{\partial h}{\partial u} \right|_{\alpha_e} \right) \Delta u \quad (7)$$

$$\Delta y = \left(\left. \frac{\partial g}{\partial x} \right|_{\alpha_e} \right) \Delta x + \left(\left. \frac{\partial g}{\partial z} \right|_{\alpha_e} \right) \Delta z + \left(\left. \frac{\partial g}{\partial u} \right|_{\alpha_e} \right) \Delta u \quad (8)$$

Tal conjunto de equações é comumente representado na literatura da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{x} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_1 & J_2 \\ J_3 & J_4 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} \Delta u \quad (9)$$

$$\Delta y = \begin{bmatrix} C_1 & C_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta z \end{bmatrix} + D_1 \Delta u \quad (10)$$

em que

$$J_1 = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \end{bmatrix}, \quad J_2 = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial z_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial z_m} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial z_1} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial z_m} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$J_3 = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial h_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ \frac{\partial h_m}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial h_m}{\partial x_n} \end{bmatrix}, \quad J_4 = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial z_1} & \cdots & \frac{\partial h_1}{\partial z_m} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ \frac{\partial h_m}{\partial z_1} & \cdots & \frac{\partial h_m}{\partial z_m} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
 B_1 &= \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial u_p} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial f_n}{\partial u_p} \end{bmatrix}, & B_2 &= \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial h_1}{\partial u_p} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial h_m}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial h_m}{\partial u_p} \end{bmatrix} \\
 C_1 &= \begin{bmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial g_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial g_q}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial g_q}{\partial x_n} \end{bmatrix}, & C_2 &= \begin{bmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial z_1} & \cdots & \frac{\partial g_1}{\partial z_m} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial g_q}{\partial z_1} & \cdots & \frac{\partial g_q}{\partial z_m} \end{bmatrix} \tag{12} \\
 D_1 &= \begin{bmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial g_1}{\partial u_p} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial g_q}{\partial u_1} & \cdots & \frac{\partial g_q}{\partial u_p} \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

Os termos J_1 , J_2 , J_3 e J_4 constituem a matriz de estados aumentada do sistema. Eliminando o vetor de variáveis algébricas Δz do modelo (9), o sistema pode ser representado pelas seguintes equações em espaço de estado:

$$\Delta \dot{x} = A\Delta x + B\Delta u \tag{13}$$

$$\Delta y = C\Delta x + D\Delta u \tag{14}$$

em que $A = J_1 - J_2 J_4^{-1} J_3$ (com dimensão $n \times n$) corresponde a matriz de estados, $B = B_1 - J_2 J_4^{-1} B_2$ é a matriz de controle ou de entrada com dimensão $n \times p$, já $C = C_1 - C_2 J_4^{-1} J_3$ é a matriz de saída com dimensão $q \times n$ e $D = D_1 - C_2 J_4^{-1} B_2$ (com dimensão $q \times p$) representa a matriz de transmissão direta. Com intuito de simplificar a notação, a partir desse ponto do texto, os termos que representam variações (Δ) serão omitidos.

A partir da matriz de estados do sistema elétrico de potência, importantes ferramentas lineares podem ser aplicadas para sua análise. Por exemplo, a caracterização da resposta temporal do sistema pode ser realizada com base no cálculo dos autovalores e autovetores associados a matriz A . O estudo da estabilidade do sistema com relação a um ponto de equilíbrio também é feito por meio da análise dos autovalores.

Contudo, devido à própria estrutura da matriz A , o conjunto de equações resultantes em (13)-(14) apresenta um grande acoplamento entre as suas variáveis de estado. Como resultado dessa característica, identificar e isolar parâmetros que têm maior influência na resposta de uma determinada variável por meio desse modelo não é uma tarefa fácil. Tal aspecto, dependendo do estudo que será realizado, pode aumentar a complexidade do problema em análise.

Nesse sentido, a representação do sistema por meio da matriz jacobiana aumentada é mais vantajosa, uma vez que as equações de estado apresentam um menor grau de acoplamento entre si e quando os parâmetros são acoplados é mais fácil identificar em quais variáveis isso acontece. Além disso, a representação por meio da matriz jacobiana aumentada permite o acesso direto as variáveis algébricas do sistema, como as tensões e correntes injetadas em cada barra do sistema. Como nos dois métodos que constituem a abordagem proposta dessa tese, tais sinais entre outras variáveis algébricas são fornecidas pelas PMUs ou por algum outro tipo de equipamento de medição, esse modelo se mostra mais adequado para ser adotado em cada procedimento.

2.1.1 Estudo da Estabilidade do Sistema

Pelo teorema de Hartmann-Grobman (KHALIL, 1996), informações sobre a estabilidade do sistema não linear, na proximidade do ponto de equilíbrio, podem ser adquiridas investigando a estabilidade do ponto de equilíbrio com relação ao modelo linearizado associado (como o apresentado pelas equações (13)).

Por esse método, a estabilidade com relação a um determinado ponto de equilíbrio pode ser analisada a partir das raízes do polinômio característico, associados a matriz A , ou seja, por meio dos seus autovalores, da seguinte forma (KHALIL, 1996; KUNDUR, 1994):

- Quando a parte real do autovalor é negativa, o ponto de equilíbrio em análise é assintoticamente estável;
- Se, ao menos um dos autovalores tem parte real positiva, para esse ponto de equilíbrio o sistema é instável;
- Entretanto se a parte real do autovalor é nula, não é possível afirmar algo sobre o modelo não linear com base no estudo do modelo linearizado.

Assim a estabilidade local do modelo não linear com base no modelo linearizado é determinada pela posição no plano complexo dos autovalores da matriz A . A existência, então, de um autovalor com parte real positiva indica a instabilidade na resposta do sistema.

Uma vez que o autovalor caracteriza a resposta do sistema por meio da função exponencial¹, avaliada no domínio do tempo, $e^{\lambda_k t}$ (sendo o autovalor também denominado como modo de reposta), se esse autovalor positivo é real irá caracterizar uma exponencial crescente na resposta da variável de estado. Já um autovalor complexo com parte real positiva, o qual ocorre em pares conjugados, irá determinar uma oscilação com amplitude crescente como saída.

Entretanto, apenas a não existência de autovalores com parte real positiva não significa que a resposta dinâmica do sistema será aceitável do ponto vista prático. Há situações

¹Supondo que λ_k corresponde ao k -ésimo autovalor associado a matriz de estados de um sistema.

Figura 4 – Lugar geométrico dos polos da matriz A considerado como indicador satisfatório de margem de estabilidade a pequenas perturbações (região fechada à esquerda das linhas pontilhadas).

que os autovalores associados ao sistema possuem uma parte real muito pequena. Nesse caso, as oscilações na resposta do sistema poderão ocorrer por um tempo excessivo, o que pode ser prejudicial ao sistema. Para verificar se o autovalor está numa posição aceitável o parâmetro normalmente adotado é o seu fator de amortecimento.

Considere o k -ésimo autovalor associado a matriz A ,

$$\lambda_k = \sigma_k \pm j\omega_k, \quad (15)$$

o fator de amortecimento desse autovalor pode ser definido como (em porcentagem):

$$\zeta_k = \frac{-\sigma_k}{\sqrt{\sigma_k^2 + \omega_k^2}} \cdot 100 \quad (16)$$

Para determinar se o autovalor está numa posição adequada deve-se verificar se o mesmo apresenta um fator de amortecimento superior a um dado limite mínimo (ζ_{min}), ou seja, se esse autovalor está posicionado na região à esquerda do semiplano complexo, dentro do lugar geométrico definido pelas linhas pontilhadas na Figura 4.

Dentre os autovalores complexos relativos ao modelo de um sistema de potência, os modos de principal interesse nesta tese são os eletromecânicos. Tais modos de oscilação estão associados às interações dinâmicas entre as partes mecânicas e elétricas dos respectivos geradores conectados nesse sistema, sendo por esta razão conhecidos como eletromecânicos. Sob certas condições de operação podem ser estáveis, apresentando, contudo, baixo fator de amortecimento, o que irá resultar em uma resposta temporal mal amortecida como a ilustrada na Figura 5.

Observe nessa Figura 5, que a saída do sistema pode ser excessivamente oscilatória, o que pode levar a variações intoleráveis do módulo e ângulo da tensão no sistema, comprometendo a qualidade de serviço e provocando desgaste prematuro nos equipamentos.

Figura 5 – Velocidade angular do rotor quando o polo associado apresente baixo fator de amortecimento

Para sistemas de transmissão, define-se o valor de 5% (GOMES; MARTINS; PORTELA, 2003) como sendo o fator de amortecimento mínimo aceitável para todos os modos de oscilação do sistema. Do ponto de vista prático, tal critério implica que essas oscilações se extinguem em tempo satisfatório de modo a evitar possíveis prejuízos para o sistema.

Conforme descrito nesta seção, por meio desse método é possível calcular com relativa precisão qualquer um dos modos de um sistema para uma dada condição de operação. Esta é uma característica bastante vantajosa desse método, o qual permite ter acesso a todos os modos do sistema, inclusive os modos eletromecânicos, a partir da aplicação de métodos numéricos em matrizes completas (SANCHEZ-GASCA (Ed.), 2012).

Entretanto, por ser um método que se baseia em um modelo paramétrico do sistema, o grau de exatidão deste cálculo irá depender da correta modelagem dos componentes do sistema e do conhecimento preciso dos valores de seus parâmetros. Contudo, nem sempre o modelo é capaz de reproduzir adequadamente a realidade por diferentes razões, tais como: a variação de parâmetros devido ao envelhecimento de componentes do sistema, o reajuste do ganho de alguma malha de controle não documentado, ou ainda dinâmicas não modeladas decorrentes de interações não previstas de novas formas de controle, entre outras. Segundo (POURBEIK, 2010), é importante que os modelos sejam periodicamente avaliados, ou seja, que exista uma validação *posteriori* para que se tenha confiança de que o modelo consegue descrever de forma suficientemente adequada o comportamento de um determinado sistema.

Em sequência, é apresentado o segundo método para a obtenção das propriedades modais do sistema, o qual irá depender, basicamente, da qualidade da resposta temporal amostrada no sistema em análise.

2.2 Análise da Estabilidade a Pequenas Perturbações em Sistemas de Potência por meio de Técnicas de Estimação Modal

Ao longo das últimas duas décadas, com o aprimoramento da tecnologia dos SMFS, diversas técnicas de análise linear foram desenvolvidas e testadas com o intuito de realizar a detecção de modos eletromecânicos e validação de modelos a partir de sinais amostrados no SEP (TRUDNOWSKI; PIERRE, 2009). A possibilidade de utilizar dados coletados em campo, disponíveis a uma alta taxa de amostragem impulsionou o desenvolvimento dessa abordagem. Aliado a esse fator, segundo (DOSIEK et al., 2013), acontecimentos históricos como o de 1996, em que o modelo matemático empregado no planejamento e análise da operação não conseguiu prever o comportamento instável do sistema, também motivaram o aumento no interesse da estimação da frequência e amortecimento do modo de oscilação a partir da saída amostrada do sistema.

As técnicas adotadas para extrair as características modais de sinais amostrados no SEP são, normalmente, provenientes dos métodos de processamento de sinais e de identificações de sistemas já existentes na literatura. Segundo (SANCHEZ-GASCA (Ed.), 2012), o conceito de identificação de modos oscilatórios a partir de sinais temporais não é novo, uma vez que já possui inúmeras aplicações em outras linhas de pesquisa da engenharia como na área de estruturas, da engenharia civil. Ao longo desses últimos 20 anos, a inovação consiste na crescente aplicação e adaptação dessas técnicas para identificação dos modos de oscilação no SEP.

Analizando os sinais amostrados da saída do sistema de potência pode-se classificar a resposta dinâmica oscilatória do mesmo em duas categorias principais: reposta transitória e ambiente. A primeira forma de resposta, também denominada de *ringdown*, é observada após a ocorrência de algum distúrbio no sistema como um curto-circuito ou a remoção temporária de uma linha da rede. Usualmente, a porção do sinal referente à *ringdown* corresponde aos primeiros ciclos da oscilação (5 a 20 segundos) (TRUDNOWSKI; PIERRE, 2009). Com relação a segunda categoria, define-se como dados ambiente, os que estão associados a reposta do sistema ao regime normal de operação, no qual o mesmo é estimulado por variações de baixa amplitude, tais como as variações diárias de carga.

Essas formas de resposta do sistema podem ser exemplificadas a partir da Figura 6, a qual mostra o fluxo de potência da maior linha de transmissão do sistema de potência do oeste Norte Americano (em inglês, *Western North American power system* - wNAPS) durante a ocorrência de uma falta. Nessa figura, por exemplo, antes do instante $t = 400\text{s}$, o sistema opera em regime permanente, sendo excitado apenas pelas variações aleatórias de baixa amplitude decorrentes da sua operação diária. Denomina-se que tal janela de dados é composta por dados ambiente. Segundos após esse instante $t=400\text{s}$, observa-se a

resposta transitória do sistema a essa perturbação.

Figura 6 – Fluxo de potência da maior linha de transmissão do sistema de potência do oeste Norte Americano.

Uma vez que a excitação do comportamento dinâmico é diferente em cada categoria, algumas técnicas são mais apropriadas para o estudo de sinais transitórios, enquanto outras permitem a análise dos sinais adquiridos durante a operação em regime permanente do sistema. Nesse sentido, normalmente, as técnicas de estimação modal são classificadas de acordo com o tipo de dado coletado em duas categorias: *ringdown algorithms*, os quais são aplicados na porção transitória da resposta do sistema e *mode-meter algorithms*, que utilizam dados ambientes para a estimação das propriedades modais do sistema.

Uma visão geral de ambas categorias é apresentada em sequência, com ênfase na categoria *ringdown*, visto que ela também analisa a porção transitória do sinal (os métodos utilizados nesse trabalho também exploram esse tipo de resposta) e algumas recomendações dessa área podem ser seguidas nessa pesquisa.

2.2.1 Técnicas para Análise da porção Transitória do Sinal (*Ringdown Algorithms*)

Esta é uma categoria já com certa maturidade na ciência, com uma grande quantidade de estudos e aplicações. Devido ao fato de trabalharem especificamente com a porção transitória dos dados de saída, a principal hipótese adotada pelas técnicas dessa categoria é de que a perturbação, sob a qual o sistema está sujeito, tem energia suficiente para estimular os modos eletromecânicos. Supõe-se, portanto, que a perturbação é significativa a ponto de possibilitar a observabilidade das oscilações eletromecânicas na resposta amostrada do sistema.

Em contrapartida, a amplitude dessa perturbação não pode ser tão elevada de forma que excite também as dinâmicas não lineares do sistema. Assim, na prática, o período

imediatamente após a aplicação do distúrbio, o qual é normalmente influenciado pelo comportamento não linear do sistema, é removido do sinal amostrado. Apenas a “cauda” (ou o *tail-end*, jargão utilizado em publicações da língua inglesa) do sinal deve ser usada no processo de estimação modal, garantindo que as amostras desse sinal tenham um comportamento essencialmente linear. Vale ressaltar que a escolha do instante adequado que caracterize essa cauda é um processo empírico, envolvendo o julgamento do engenheiro sobre qual porção é mais apropriada.

Dentre as diferentes técnicas dessa categoria, o método de Prony é o que possui o maior número de resultados reportados na literatura. Tal técnica foi introduzida para análise modal em SEP em 1990 pelo Dr. John Hauer com o trabalho (HAUER; DEMEURE; SCHARF, 1990). Desde então, melhorias tem sido realizadas nessa técnica como em (TRUDNOWSKI; JOHNSON; HAUER, 1999), no qual a mesma é estendida para ser aplicada em múltiplos sinais de saída.

Semelhante a outras técnicas que se enquadram nessa categoria (mas que não se limitam a estas), o método de Prony se baseia na reconstrução do sinal a partir de um modelo paramétrico. Basicamente o método decompõe a resposta temporal em uma soma de senóides amortecidas do tipo:

$$y_k(t) = \sum_{k=1}^n A_k e^{\sigma_k t} \text{sen}(\omega_k t + \theta_k) \quad (17)$$

em que A_k corresponde a amplitude, σ_k é a taxa de decaimento, ω_k representa a frequência angular e θ_k a defasagem da respectiva senoide k . O número de senóides amortecidas que o sinal será decomposto é definido pelo parâmetro n , ou seja, a ordem do método. Por exemplo, o sinal exibido na Figura 7 pode ser decomposto pelas senóides amortecidas apresentadas na Figura 8, quando o método de Prony é aplicado.

Os parâmetros de cada senoide são estimados pelo algoritmo de Prony, possibilitando, então, que o fator de amortecimento e a frequência associada a cada modo de oscilação identificado possam ser calculados. Dentre essas senóides amortecidas identificadas, as quais somadas irão reconstruir o sinal em análise, uma delas ou mais são resultantes da oscilação eletromecânica (isso irá depender da quantidade de modos eletromecânicos que podem ser observados naquela saída).

Assim, após o procedimento de estimação de cada parâmetro da senoide amortecida que compõe o modelo, é necessário identificar quais delas são referentes a essas interações. Algumas ferramentas podem auxiliar na identificação do modo eletromecânico, como as regras empíricas estabelecidas em (SALIM, 2011), ou índice de dominância modal utilizado em (PRIOSTE, 2011).

Uma comparação entre a forma de estudo de estabilidade realizado pela metodologia analítica e esse mesmo estudo quando o método de Prony é utilizado é ilustrada na Figura 9. Note que a primeira técnica depende de um modelo linear que represente adequadamente a resposta do sistema, enquanto no segundo método a precisão do resultado

Figura 7 – Sinal de saída no domínio do tempo

Figura 8 – Decomposição do sinal pelo método de Prony

forneido pela técnica de estimação modal está associada a qualidade da informação obtida por meio do sinal em análise. Além disso, o ajuste necessário para aplicação do método como a definição da taxa de amostragem, a escolha da ordem e a janela de dados considerada também irão impactar nos resultados obtidos (ZHOU; PIERRE; TRUDNOWSKI, 2013).

Figura 9 – Estudo da estabilidade realizado a partir do modelo linear e a aplicação do método de Prony do sinal domínio do tempo.

2.2.2 Técnicas para Análise de Dados Ambientes (*Mode Meter Algorithms*)

As técnicas que se enquadram na categoria *Mode Meter Algorithms* se baseiam, principalmente, na premissa de que as variações diárias de pequena amplitude, a qual um sistema de potência está sujeito, podem estimular as oscilações eletromecânicas. Supõe-se que tal estímulo é suficiente para permitir a identificação dos parâmetros associados a oscilação a partir de técnicas apropriadas. Um dos primeiros trabalhos publicados com

base nessa premissa foi em (PIERRE; TRUDNOWSKI; DONNELLY, 1997), no qual um método paramétrico foi adotado para estimar os modos com dados ambiente. Desde então, muitos trabalhos tem sido realizados nessa linha (SANCHEZ-GASCA (Ed.), 2012).

Uma importante característica dos métodos dessa categoria corresponde ao fato dos mesmos serem minimamente invasivos, uma vez que para a sua aplicação não é necessário a ocorrência de uma perturbação no sistema. Portanto, podem ser utilizados em qualquer porção do sinal. Tal característica, entre outros benefícios, permite que tais técnicas sejam aplicadas para o monitoramento dinâmico do sistema em tempo real, em centros de supervisão.

O método *Numerical Algorithms for Subspace State Space System Identification* (N4SID) (OVERSCHEE; De Moor, 1994) é um exemplo de técnica que pertence a essa categoria. Tal método, o qual se baseia na decomposição do sistema em subespaços, permite estimar cada uma das matrizes que compõem a representação do sistema a partir do modelo em espaço de estados. Tal representação é semelhante a descrita pelas equações (13)-(14), contudo a mesma possui alguns termos adicionais para descrever adequadamente o comportamento do sistema quando o mesmo está sujeito a um ruído de entrada.

As matrizes, resultantes da representação em espaço de estados, são obtidas a partir da aplicação do algoritmo N4SID a um conjunto de sinais de entrada e saída mensurados no sistema de potência. Cada um dos elementos das matrizes são estimados, então, pelo método. A partir da matriz de estados estimada, a matriz A na equação (13), as propriedades modais do sistema podem ser calculadas e os autovalores/autovetores associados analisados, de forma semelhante ao procedimento descrito na subseção 2.1.1.

Entretanto, devido, principalmente, a natureza estocástica do SEP a precisão dessa estimação é muitas vezes limitada (TRUDNOWSKI; PIERRE, 2009). Em determinadas situações tais variações aleatórias podem não ter energia suficiente para estimular o modo eletromecânico, prejudicando a identificação dos seus parâmetros pelo método. Além disso, outras questões já mencionadas para o *ringdown algorithms*, podem interferir na estimação feita pelas técnicas dessa categoria, como o tamanho da janela de dados, a amplitude do ruído no sinal medido, etc.

Note que cada um dos métodos apresentados até o momento para o estudo da estabilidade a pequenas perturbações possui suas vantagens e limitações. Para que resultados mais precisos e confiáveis possam ser adquiridos, é importante que os benefícios de cada técnica sejam explorados em conjunto, quando possível. Seguindo essa linha, os métodos empregados dentro da abordagem proposta se fundamentam no modelo linear do sistema e nas informações extraídas dos sinais amostrados para estimar a velocidade do gerador de interesse.

2.3 Considerações e Relevância da Estimação da Velocidade Angular dos Geradores Síncronos

As técnicas descritas anteriormente permitem determinar dois importantes parâmetros que caracterizam o comportamento da dinâmica das variáveis eletromecânicas em um sistema: o fator de amortecimento e a frequência de oscilação. O monitoramento desses parâmetros pode ser utilizado para o desencadeamento de ações para melhorar a estabilidade e confiabilidade de um sistema de potência, uma vez que tais índices refletem a condição de operação do sistema, dando indícios sobre um possível sobrecarregamento da rede ou sobre a redução da sua capacidade, por exemplo.

Uma outra forma de monitorar o comportamento das oscilações eletromecânicas é por meio do acesso a resposta da velocidade e do ângulo do rotor dos geradores conectados em um determinado sistema de potência. Assumindo que um equipamento de medição possa ser acessível na barra de tensão terminal do gerador e que seja capaz de fornecer medidas dos fasores da tensão e corrente daquela barra², a estimação das variáveis internas do gerador, como velocidade e ângulo do rotor, torna-se possível. Uma vez estimada, a velocidade angular do rotor permite avaliar a estabilidade angular do sistema. Além disso, também pode ser utilizada como sinal de realimentação de um controlador de amortecimento.

Tradicionalmente, para mitigar as questões relacionadas às oscilações eletromecânicas de baixa frequência, os modos de oscilação interárea e local são amortecidos por meio do ajuste de controladores do tipo PSS, os quais são normalmente instalados no sistema de excitação dos geradores síncronos e utilizam sinais de realimentação locais tais como velocidade angular, potência elétrica, entre outros (LARSEN; SWANN, 1981).

De forma geral, o PSS tem como objetivo melhorar o amortecimento das oscilações eletromecânicas por meio da inserção de um sinal estabilizante na malha do regulador de tensão dos geradores. O controlador deve ser capaz de possibilitar que a componente do torque elétrico esteja em fase com os desvios de velocidade do rotor. Assim esse dispositivo deve compensar os atrasos de fase introduzidos pelo gerador, sistema de excitação e transmissão nos caminhos de formação de torque elétrico (KUNDUR, 1994).

A estrutura de um controlador do tipo PSS é composta, basicamente, por 3 blocos. Um bloco de ganho puro denominado de K_{pss} , um filtro passa-alta chamado *washout*, o qual evita que o controlador atue em condições de regime permanente, seguidos por blocos de avanço de fase. Na Figura 10, a estrutura desse controlador é exibida, a qual na ilustração é composta por dois blocos de avanço. No projeto, a quantidade de blocos de avanço de fase a serem utilizados é determinado de acordo com o ângulo a ser compensado.

²Desde que medidor tenha disponível uma taxa de amostragem adequada para o registro do comportamento dinâmico associado às oscilações eletromecânicas de baixa frequência.

Figura 10 – Diagrama de blocos do controlador PSS.

Com relação ao sinal de entrada do PSS, inicialmente tais controladores foram desenvolvidos tomando como sinal de entrada a medida direta da velocidade angular do rotor (DANDENO et al., 1968). Contudo obter uma medida confiável da velocidade do gerador síncrono para aplicações em PSS não é algo simples. Uma vez que a medição direta requer a utilização de sensores em torno do elemento móvel do gerador, tal medida aparece como um dos elementos menos confiáveis na totalidade do projeto do PSS. Há relatos na literatura de PSSs que foram temporariamente desligados ou falharam devido a discrepâncias nas medidas de velocidade, resultantes, por exemplo, de falhas nas conexões elétricas ou físicas provenientes do transdutor de velocidade (KUNDUR et al., 2003).

A medição da velocidade, normalmente, é feita por meio da instalação de uma roda dentada no eixo do rotor e a de um sensor magnético do tipo *pickup* no estator. Contudo o sinal de velocidade fornecido por esse transdutor sofre interferência do ruído e da própria movimentação lateral do rotor com relação ao seu eixo, prejudicando a qualidade da medida. Filtros convencionais não são capazes de remover esse ruído, o qual contém componentes de baixa frequência, sem afetar as componentes de frequência da oscilação eletromecânica. Nas primeiras implementações dos PSSs, esse problema era contornado realizando diversas medições ao longo do eixo da máquina, contudo essa é uma técnica de elevado custo e a longo prazo suas medidas não são confiáveis (KUNDUR et al., 2003).

Uma outra dificuldade apontada com relação à utilização da medida da velocidade em PSSs era o possível impacto das oscilações torcionais nesse sinal, principalmente, quando tal estrutura era aplicada em usinas termelétricas. Conforme documentado em (KUNDUR; LEE; EL-DIN, 1981), em turbogeradores é necessário utilizar um filtro torcional quando o PSS é realimentado pela medida da velocidade. Contudo, ao atenuar as componentes de frequência do modo torcional, o filtro insere um atraso de fase nas baixas frequências, afetando também no amortecimento dos modos associados a dinâmica do sistema de excitação, usualmente na faixa de 3 a 6 Hz. Tal característica reduz o limite máximo possível para o ganho do PSS (KUNDUR et al., 2003; KUNDUR; LEE; EL-DIN, 1981),

Por essas razões, entre outras abordadas em (KUNDUR et al., 2003), a medida da velocidade direta foi sendo gradualmente substituída pela denominada “frequência compensada” como sinal de realimentação para o PSS. O cálculo da frequência compensada é proveniente dos sinais de tensão e corrente da barra terminal, os quais podem ser mensurados por meio dos transformadores de potencial (TP) e de corrente (TC), respectivamente.

Para o cálculo da frequência compensada, considere o diagrama vetorial representado

na Figura 11, o qual se refere a uma máquina de polos salientes em regime permanente (KUNDUR, 1994; ANDERSON; FOUAD, 1993). Assume-se que o vetor $E_{int} \angle \delta$ corresponde a uma tensão fictícia interna da máquina, alinhada ao eixo em quadratura e, portanto, defasada do eixo real pelo ângulo do rotor³. Tal tensão interna é calculada a partir da seguinte expressão:

Figura 11 – Diagrama vetorial do regime permanente para uma máquina de polos salientes conectada a rede.

$$E_{int} \angle \delta = V_t \angle \beta + r I_t \angle -\gamma + j x_{comp} I_t \angle -\gamma \quad (18)$$

em que $V_t \angle \beta$ e $I_t \angle -\gamma$ são, respectivamente, os fasores da tensão e corrente da barra terminal que o gerador em análise está conectado. Já x_{comp} , em regime permanente corresponde à reatância síncrona relativa ao eixo em quadratura x_q e r à resistência do estator.

Quando há uma perturbação no sistema em que esta máquina está conectada, o deslocamento resultante no ângulo do rotor irá refletir no deslocamento do vetor da tensão interna com relação ao eixo real, uma vez que essa tensão se mantém alinhada ao eixo em quadratura. A denominada frequência compensada f_{comp} é calculada, então, a partir da derivada do ângulo proveniente da tensão interna fictícia:

$$f_{comp} = \frac{d}{dt} \left[\arctg \left(\frac{\text{Im}\{E_{int}\}}{\text{Re}\{E_{int}\}} \right) \right] \quad (19)$$

Uma vez que a resistência de armadura é normalmente desprezível, a partir das expressões (18)-(19) e do conhecimento dos valores de tensão, corrente e da reatância é possível obter o valor dessa frequência, a qual irá conter informações sobre as oscilações eletromecânicas. É importante salientar que está é uma aproximação, já que em condições

³O uso desse artifício matemático já é, normalmente, utilizado para calcular a posição do eixo em quadratura com relação à referência girante comum, quando se deseja determinar as condições iniciais da máquina (KUNDUR, 1994).

transitórias outros termos devem ser considerados na equação. Além disso, tanto o ângulo quanto o módulo das tensões terão dinâmicas fornecidas por equações diferenciais, portanto, as variações não serão exatamente senoidais conforme sugere o diagrama (RAMOS; ALBERTO; BRETAS, 2000).

Uma das grandes dificuldades relacionadas à obtenção da frequência compensada a partir dessa análise é com relação à determinação do valor dessa reatância síncrona de eixo em quadratura, uma vez que a máquina não estará operando em regime permanente (SU; MUTUKUTTI; APPS, 2013). Segundo (KUNDUR et al., 2003), a recomendação é que esse valor seja selecionado com base no conhecimento das reatâncias da máquina e das suas constantes de tempo. Na prática, se utiliza o valor da reatância transitória do eixo em quadratura, já que este valor corresponde à indutância efetiva, neste eixo, na faixa de frequência de interesse, ou seja, das oscilações eletromecânicas. Contudo essa é uma aproximação, o que se realmente faz durante o comissionamento do PSS, após o ajuste do ganho do PSS, é verificar por meio de ensaios, se o acréscimo de incertezas no valor adotado para essa impedância irá impactar de forma considerável na resposta em malha fechada da máquina. Caso isso aconteça, o valor adotado para essa reatância é ajustado para um novo valor e os testes se repetem.

Outra questão que deve ser enfatizada é com relação à disponibilidade da medida do fasor da tensão terminal, ou seja, da magnitude e do ângulo desse sinal durante o comissionamento do PSS. As medidas que se têm em campo são as provenientes, normalmente, dos TPs e TCs. Assim apenas a magnitude da tensão e da corrente e o ângulo do fator de potência $\phi = \beta - \gamma$ são conhecidos. Nessa situação, para o cálculo da frequência compensada, considera-se como referência angular a tensão fictícia interna da máquina, como ilustrado no diagrama vetorial da Figura 12. Com relação ao referencial d - q a tensão fictícia da máquina é expressa por:

Figura 12 – Diagrama vetorial do regime permanente para uma máquina de polos salientes conectada a rede quando os ângulos estão referenciados ao eixo d - q .

$$E_{int}\angle 0 = V_t\angle(-\theta) + jx_{comp}I_t\angle(-\theta - \phi) \quad (20)$$

A partir de propriedades trigonométricas e reescrevendo os fasores em coordenadas retangulares referenciadas ao eixo d - q , o ângulo θ é dado por:

$$\theta = \arctg\left(\frac{x_q I_t \cos\phi}{V_t - x_q I_t \sin\phi}\right) \quad (21)$$

A derivada desse ângulo irá fornecer a frequência de deslocamento do fasor, a qual será denominada de frequência auxiliar. Contudo para que f_{comp} seja calculado, ainda é necessário que essa frequência auxiliar seja acrescentada a frequência decorrente do deslocamento do fasor de tensão com relação ao eixo real, ou seja, a frequência associada ao terminal da barra. Esta última, ainda deve ser conhecida para que o valor da frequência compensada seja obtido.

Apesar de apresentar algumas vantagens com relação ao sinal de velocidade, as quais são explicitadas em (KUNDUR et al., 2003), o uso da frequência compensada como sinal de realimentação também apresenta outras limitações, além das questões relacionadas a sua medição, as quais foram mencionadas acima. Por exemplo, o sinal de frequência proveniente da barra terminal em que uma unidade de geração térmica está conectada, está sujeito ao impacto das oscilações torcionais. Assim, também é necessário o filtro para eliminar tais componentes, resultando na mesma limitação do PSS realimentado pelo sinal de velocidade. Segundo (KUNDUR et al., 2003), modificações na configuração do sistema também resultam em alterações na fase, levando a grandes oscilações transitórias na frequência. Como consequência, essas perturbações são transferidas para tensão de campo pelo PSS.

Uma das soluções encontradas consiste na utilização da integral da potência acelerante como sinal de entrada para o PSS, a qual é uma estrutura bastante utilizada em diversos países (MELLO; HANNETT; UNDRILL, 1978; MURDOCH; VENKATARAMAN; LAWSON, 1999; KUNDUR et al., 2003). Neste controlador, as medidas da velocidade do rotor e da potência elétrica são necessárias para sintetizar o sinal da potência acelerante. Além disso, um filtro seguidor de rampa para fazer com que o PSS funcione de maneira adequada durante o rampeamento da referência da potência mecânica do gerador também é necessário. Na Figura 13, a estrutura de um PSS que utiliza como sinal de entrada a integral da potência acelerante é ilustrada. Observe que a medida da velocidade, ou ainda a utilização da medida da frequência compensada em substituição a esta última, ainda é indispensável.

A estimação da velocidade angular do rotor a partir de dados mensurados por PMUs, proposta nesta tese, apresenta-se como uma solução alternativa para a obtenção desse sinal. A estimação precisa da velocidade angular, sem a necessidade de medidas que envolvam qualquer conexão mecânica com o eixo do rotor ou da utilização da derivada de um sinal, possibilita simplificar a implementação do PSS (em relação a outras soluções

Figura 13 – Estrutura de um PSS com potência acelerante como sinal de entrada (Modelo IEEE PSS2B).

propostas na literatura) e também pode trazer benefícios com relação ao desempenho do controlador. Esta é uma das possíveis futuras aplicações para a abordagem desenvolvida nesta tese.

A velocidade estimada a partir dos sinais amostrados também pode ser aplicada em novos projetos de controle, muitos dos quais estão se desenvolvendo utilizando tanto sinais locais quanto remotos em suas estruturas. Por exemplo, a velocidade estimada de geradores localizados em pontos remotos de uma rede pode ser empregada como sinal de realimentação de controladores coordenados, os quais irão compor um sistema de monitoração e controle de uma grande área (em inglês *Wide-Area Control Systems (WACS)*). Na literatura, diversos trabalhos vem sendo desenvolvidos nessa linha, com intuito de melhorar o desempenho dinâmico do sistema frente a diferentes perturbações por meio de informações adquiridas por SMFS (ABOUL-ELA et al., 1996; UHLEN et al., 2012; YAO et al., 2015).

Por exemplo, em (DOTTA; SILVA; DECKER, 2009), é apresentado um controle hierárquico em dois níveis, composto por um controlador central e controladores locais. O regulador automático de tensão e o PSS nas unidades geradoras correspondem aos controladores locais e são responsáveis por garantir o amortecimento mínimo do sistema. O PSS nesse caso é desenvolvido tendo como sinal de entrada a velocidade angular do rotor da respectiva máquina. Já para o controlador central, o qual é responsável pela otimização global da resposta do sistema, sinais remotos da velocidade angular dos geradores conectados no sistema são necessários. Neste ponto, a estimação da velocidade angular a partir dos sinais provenientes da PMU e o seu envio ao controlador central é de grande relevância. É importante salientar que na estrutura desenvolvida em (DOTTA; SILVA; DECKER, 2009), atrasos provenientes da transmissão de sinais remotos já são levados em consideração.

Até algumas décadas atrás, a estimação da velocidade angular, entre outras variáveis internas da máquina, não era possível a partir dos dados mensurados com o tradicional sistema de supervisão e aquisição de dados, o SCADA, o qual normalmente realiza uma amostragem do sinal a cada 2 a 4 segundos. Com uma taxa de amostragem tão baixa, não era possível registrar o comportamento dinâmico das oscilações eletromecânicas na

resposta do sistema. Segundo Zhou et al. (2015), como consequência dessa dificuldade, a maioria dos controladores de amortecimento existentes usam sinais de estado locais para atingir seus objetivos de controle.

Com o advento dos SMFSs, os quais permitem que os dados sejam amostrados com uma alta taxa de amostragem⁴ e de forma sincronizada, esse registro já é possível. Basicamente, o SMFS pode ser descrito como um sistema de medição simultânea de fasores de grandezas elétricas em pontos distintos do sistema (na maioria das vezes distantes geograficamente), sendo formado por uma estrutura conforme a ilustrada na Figura 14. Os dispositivos responsáveis por fornecer em tempo real as medidas dos fasores da tensão da barra e da corrente na linha são as unidades de medição fasorial, ou seja, as PMUs. Tais equipamentos realizam a amostragem das curvas da tensão e corrente. Processam essas medidas e estimam os fasores (magnitude e ângulo) associados mediante a utilização de algum algoritmo computacional, por exemplo, a Transformada Discreta de Fourier (DFT) (GHAHREMANI; KAMWA, 2011c). Essas medidas amostradas pelas PMUs são sincronizadas por meio de um sinal, o qual é enviado pelo Sistema de Posicionamento Global (em inglês - *System Global Position* (GPS)). Os dados monitorados apresentam uma base de tempo comum, permitindo a comparação entre as medidas adquiridas.

Os fasores calculados são enviados aos Concentradores de Dados Fasoriais (em inglês - *Phasor Data Concetrator* PDC) por meio de *links* de comunicação juntamente com a *timetag*, a qual indica o instante de tempo da medição. Os padrões para a medição, sincronização e comunicação dos dispositivos estão descritos nas normas IEEE C37.118.1 (IEEE..., 2011b) e IEEE C37.118.2 (IEEE..., 2011a). A primeira especifica os requisitos relativos ao processo de medição, enquanto a segunda trata as questões da comunicação e transmissão dos dados.

Com intuito de ilustrar quais as medidas podem ser fornecidas pelas PMUs, na Figura 15 adaptada de (DEL ANGEL; GLAVIC; WEHENKEL, 2003), essa capacidade de medição é exemplificada. A magnitude e ângulo da tensão na barra, respectivamente V_B e θ_B , juntamente com as medidas nas linhas representadas pelas magnitudes e ângulos das correntes $I_1, I_2, I_3, I_L, \theta_1, \theta_2, \theta_3$ e θ_L formam o conjunto de medidas disponibilizadas por esse equipamento. Na Figura 15, o índice L refere-se a carga conectada na barra em que a PMU está localizada. Uma vez que tais valores sejam mensurados, outras grandezas elétricas podem ser facilmente calculadas, tais como a potência ativa e reativa injetada na barra.

Apesar das vantagens advindas das medidas disponíveis pelas PMUs e da possibilidade da estimação da velocidade angular do rotor, é importante mencionar que quando se trabalha com dados amostrados alguns aspectos inerentes ao processo de medição, sincronização e comunicação da informação devem ser considerados para determinar a

⁴As primeiras PMUs permitiam uma taxa de amostragem de 10 amostras por segundo (considerando um sistema com um frequência nominal de 60 Hz). Já em dispositivos atuais a taxa de amostragem pode chegar até a 256 amostras por segundo (AMINIFAR et al., 2014).

Figura 14 – Componentes do Sistema de Medição Fasorial Sincronizada

Figura 15 – Medidas fornecidas pela PMU (Adaptada de (DEL ANGEL; GLAVIC; WEHENKEL, 2003)).

aplicabilidade da medida. No caso dos SMFS, por exemplo, os atrasos envolvidos desde processo de aquisição do dado e o seu envio para o PDC e posteriormente, o tempo requerido para a entrega desse dado aos centros de operação, devem ser avaliados. A possibilidade de perda de alguns *links* de comunicação também deve ser verificada.

O desenvolvimento de um método que possibilite a estimação da velocidade angular do rotor a partir de sinais amostrados e considerando os aspectos inerentes ao processo de medição, é um dos pontos que esse trabalho tem como objetivo contribuir, no contexto da estabilidade a pequenas perturbações. Na próxima subseção, alguns dos principais métodos existentes e já utilizados com esse intuito são apresentados.

2.3.1 Exemplos de Propostas para a Estimação da Velocidade Disponíveis na Literatura

Na introdução desta tese foram mencionados alguns métodos utilizados para estimar a velocidade angular do gerador síncrono. Nesta subseção, esse assunto é retomado com a apresentação de novos métodos e mais informações sobre técnicas já comentadas, com

o intuito de embasar as escolhas definidas nesta tese.

Conforme mencionado anteriormente, os métodos empregados com a finalidade de estimar a velocidade angular do gerador síncrono podem ser divididos em duas categorias principais. Na primeira categoria, pesquisas que envolvem a utilização de alguma técnica da área de inteligência artificial se sobressaem, enquanto na segunda categoria, métodos que utilizam alguma técnica recursiva se destacam.

Nesta primeira categoria são encontrados, principalmente, trabalhos que utilizam as redes neurais. Por exemplo, em (DEL ANGEL; GLAVIC; WEHENKEL, 2003), a velocidade e o ângulo do rotor de um gerador conectado ao barramento infinito são estimados a partir da rede neural e das medidas da magnitude e ângulo da corrente e tensão na barra de alta tensão do transformador em que a máquina está conectada. Um procedimento semelhante é adotado em (DEL ANGEL et al., 2007), no qual a velocidade dos geradores de um sistema multimáquinas são estimadas, contudo algumas estratégias para aperfeiçoar o método são avaliadas, como a estimação do ângulo do rotor a partir da sua representação em coordenadas retangulares. Já em (BAHBAH; GIRGIS, 2004), com intuito de fornecer uma ferramenta para análise da estabilidade transitória do sistema é proposta a utilização de redes neurais recorrentes para estimar a velocidade e o ângulo do rotor dos geradores conectados no sistema em estudo e, com base nesses sinais, avaliar se os geradores operam de forma síncrona.

Contudo, segundo apontado por Tripathy, Srivastava e Singh (2010), métodos que utilizam algum tipo de rede neural para a estimação da velocidade possuem algumas barreiras a serem superadas, para serem aplicados no sistema de potência. Na etapa de treinamento da rede neural, por exemplo, é necessário que uma base de dados seja bem construída, a qual deve conter as diferentes condições de operação que o sistema em estudo possa estar sujeito. Normalmente, esse conjunto de dados para treinamento é obtido a partir de simulações *offline* em um modelo matemático representativo do SEP. Uma vez que tais simulações são realizadas a partir de modelos, a precisão do conjunto de dados do treinamento irá depender da habilidade do modelo em representar adequadamente o comportamento do sistema. Além disso, diante da grande quantidade de contingências e situações que o sistema possa estar sujeito, a criação de uma base de dados para o treinamento que consiga refletir todas as combinações possíveis é uma tarefa que demanda um elevado esforço.

Na segunda categoria, há uma grande variedade de técnicas que são empregadas com a finalidade de estimar a velocidade angular do rotor, entre as outras variáveis internas da máquina, para o estudo da estabilidade do sistema e em esquemas de proteção. Algumas técnicas irão se fundamentar principalmente nas equações algébricas e diferenciais que envolvem as variáveis do modelo juntamente com os sinais que podem ser mensurados no sistema.

Por exemplo, em (JHA; CHAKRABARTI; KYRIAKIDES, 2015) é desenvolvido um proce-

dimento iterativo, que se baseia no modelo de 8ª ordem do gerador síncrono. Ele se inicia com a estimação das correntes que circulam pelos enrolamentos amortecedores das máquinas, uma vez que ele assume que as medidas tanto da tensão de campo E_{fd} e da barra terminal quanto da corrente de campo e a de linha são fornecidas por algum equipamento de medição. A próxima etapa do método apresentado consiste em estimar os valores das reatâncias de eixo direto L_d e em quadratura L_q , a partir desse conjunto de dados. Por fim, a velocidade angular é obtida a partir da integração do torque elétrico, o qual é calculado por meio dos valores atualizados de L_d e L_q e das correntes de amortecimento, enquanto as outras variáveis dessa equação são consideradas conhecidas pelo método.

Em uma linha diferente, em (CHANG; TARANTO; CHOW, 1995), com o objetivo de auxiliar no projeto e controle da impedância da linha fornecido por um dispositivo de compensação em série, um *Thyristor-controlled series compensators* (TCSC), é proposta a utilização de um observador não linear com ganho ajustável em valores estabelecidos no projeto, para estimar a velocidade e o ângulo do rotor. O procedimento aplicado para determinar o ganho do observador é semelhante ao utilizado no Filtro de Kalman, contudo esse valor não é ajustado a cada iteração. Resultados são apresentados para um sistema máquina versus barramento infinito, em que o ganho do observador pode alterar entre dois valores definidos no projeto de acordo com a excursão do ângulo do rotor. Contudo, para que tal metodologia seja aplicada, assume-se que variáveis como a tensão de campo e o torque mecânico sejam mensuráveis.

Entretanto resultados mais promissores na área são encontrados em pesquisas que têm como objetivo principal a estimação de todas as variáveis dinâmicas associadas a um gerador síncrono conectado em sistema de potência, quando o mesmo está sujeito a pequenas e grandes perturbações. Nestes trabalhos, o termo estimação de estados dinâmicos de um sistema de potência é, usualmente, adotado para se referenciar a esse tipo de estimação. Há relatos de que esse termo é utilizado desde a década de 70, quando surgiram os primeiros trabalhos que aplicaram o Filtro de Kalman para melhorar o desempenho computacional do tradicional método de estimação de estados (DEBS; LARSON, 1970). Segundo (GHAHREMANI; KAMWA, 2011a), desde então, diversos estudos foram desenvolvidos com intuito de capturar o comportamento dinâmico das variáveis de estado do sistema.

Na maioria das pesquisas recentes dessa área, adaptações do filtro de Kalman para sistemas não lineares, como o Filtro de Kalman Extendido (FKE), Filtro de Kalman *Unscented* e o Filtro de Kalman *Ensembled* (FKEn) são utilizados para a estimação das variáveis. De modo geral, tais pesquisas irão se diferenciar principalmente com relação à quais sinais devem ser fornecidos por algum tipo de medidor, ordem do modelo adotado nas simulações e também com relação a existência de alguma avaliação da robustez do método desenvolvido.

De acordo com a literatura correlata a essa área específica, a publicação de (HUANG;

SCHNEIDER; NIEPLOCHA, 2007) é uma das responsáveis por revelar a potencialidade e os benefícios da aplicação do FKE para a estimação das variáveis de estado e dos parâmetros dos geradores. Neste trabalho, a técnica permitiu a estimação das variáveis de estado de um gerador representado por um modelo de 2ª ordem, sem considerar os efeitos da dinâmica da tensão de campo. Em (GHAHREMANI; KAMWA, 2011a), o FKE é aplicado em um sistema máquina *versus* barramento infinito para estimar as variáveis de estado da máquina. Neste trabalho, a técnica de estimação utiliza um modelo de 4ª ordem para representar o gerador, o qual apresenta entre suas variáveis de entrada duas medidas difíceis de serem mensuráveis na prática: a tensão de campo e o torque mecânico. Em princípio, o conhecimento dessas medidas seria necessário para aplicação do método. Contudo, para solucionar essa questão, os autores assumem que o torque mecânico é constante e aplicam o método FKE sem conhecer o sinal de entrada da tensão de campo, o qual é utilizado para estimar as variáveis de estados e o sinal de entrada.

Também neste ano, os mesmos autores desenvolvem em (GHAHREMANI; KAMWA, 2011c) um método que utiliza o FKU para estimar a comportamento dinâmico das variáveis de um gerador síncrono também representado por um modelo de 4ª ordem, em um sistema máquina *versus* barramento infinito. Nesse trabalho, os autores também aplicam o FKE ao mesmo problema e comparam os resultados fornecidos pelos dois métodos. Algumas questões relacionadas à sensibilidade do método a variação paramétricas no modelo do gerador são mencionadas, entretanto, uma análise mais detalhada sobre esse estudo não é apresentada. Contudo, apesar dos bons resultados exibidos, nesse método é necessário que os sinais da tensão de campo e de torque mecânico sejam conhecidos, o que limita bastante a sua aplicação. Existem outros trabalhos que também possuem essa restrição, como a pesquisa desenvolvida por (WANG; GAO; MELIOPOULOS, 2012), apesar de um modelo mais completo ser utilizado nas simulações.

Zhou et al. (2012) propõe a aplicação do Filtro de Kalman *Ensembled* para estimar simultaneamente as variáveis de estados e os parâmetros de um sistema de potência. Neste trabalho, as simulações são realizadas em um sistema de 9 barra e 3 geradores, os quais são representados por um modelo de 2ª ordem. Os parâmetros necessários a esse modelo: a reatância transitória de eixo direto x'_d , a constante de inércia da máquina H e o coeficiente de amortecimento da equação *swing* K_D , são também estimados nesse processo. Entretanto, uma análise mais detalhada, verificando a viabilidade do método quando outras dinâmicas do gerador são consideradas, não é avaliada.

Uma estrutura descentralizada para estimar as variáveis internas dos geradores síncronos conectados em sistema de potência utilizando o FKU é apresentada em (SINGH; PAL, 2014), conforme ilustrada na Figura 16 adaptada de (SINGH; PAL, 2014). Nessa estrutura as medições da magnitude e o ângulo da barra são fornecidas por PMUs instaladas na barra em que cada gerador em análise está conectado. As medidas da magnitude e o ângulo da tensão irão permitir isolar as equações do gerador em análise com relação

ao restante do sistema, possibilitando que a estimação dos estados de um gerador seja independente da estimação das outras unidades.

Diferente de muitos dos trabalhos da área, nesse trabalho realizado por (SINGH; PAL, 2014), um modelo mais completo é utilizado pelo estimador, o qual também considera as equações dinâmicas dos controladores que equipam a máquina em análise. Isso permite que a técnica desenvolvida não fique condicionada ao conhecimento de algumas variáveis, como a tensão de campo, uma vez que ela é calculada por meio das próprias equações do modelo. Outro aspecto importante é com relação à convergência do método, a técnica consegue estimar todos estados de forma precisa mesmo com uma ordem mais elevada sendo considerada e ainda, com um tempo de processamento adequado para aplicações em tempo real. Entretanto, os autores não verificam o comportamento da técnica caso existam discrepâncias nos valores dos parâmetros do modelo utilizado nas simulações. Além disso, o modelo que gera os dados para emular o sistema real é o mesmo utilizado pelo estimador, o que torna mais distante a representação de um cenário realístico.

Figura 16 – Estrutura descentralizada desenvolvida por (SINGH; PAL, 2014).

Diante dos vários métodos desenvolvidos para a estimação dos estados dinâmicos, (ZHOU et al., 2015) apresenta um trabalho que realiza a comparação do desempenho das técnicas FKE, FKU, FKEn e um quarto método denominado filtro de partículas (FP), o qual também se baseia em um filtro Bayesiano. Questões como o impacto da alteração da taxa de amostragem dos dados mensurados, robustez da técnica a falta de alguns dados e a presença de *outliers* nos sinais amostrados são avaliadas, a partir de uma abordagem estatística. Na tentativa de estabelecer um cenário mais realístico, um modelo mais complexo é adotado para emular os dados de um sistema real enquanto um modelo de menor ordem é utilizado pelos algoritmos de filtragem para a estimação dos estados. Os próprios autores evidenciam a necessidade que os métodos testados também sejam avaliados com relação às incertezas paramétricas do modelo e também sobre a falta de técnicas que estimem a velocidade para aplicações *offline*.

Em (GHAHREMANI; KAMWA, 2016), o método desenvolvido pelos autores em (GHAHREMANI; KAMWA, 2011a) é aperfeiçoado e aplicado em um sistema multimáquinas. Com a utilização de algumas estratégias que exigiram a representação de cada um dos geradores

por um modelo de 5ª ordem, neste trabalho a estimação é realizada pelo FKE mesmo com o desconhecimento de duas variáveis de entrada, a tensão de campo e o torque mecânico. Na verdade, a própria técnica irá estimar essas duas variáveis ao longo do processo iterativo, entretanto, não é uma das premissas desse método que a estimação, em particular, dessas duas variáveis seja precisa ou que convirja para valores reais.

Este é um dos trabalhos mais completos da área, em que os autores também mostram resultados da aplicação dos sinais de velocidade estimados em um controlador centralizado projetado para o sistema Kundur 2 áreas, conforme ilustrado na Figura 17. Quanto à análise da robustez, muitos dos testes realizados em (ZHOU et al., 2015) também são aplicados, contudo sem uma abordagem estatística. O trabalho também se diferencia por ser um dos poucos da área que avalia a questão da variação paramétrica que o modelo possa estar sujeito. Entretanto essa é uma análise pontual, em que eficácia do método é verificada apenas para a situação em que todos os parâmetros do gerador apresentam uma discrepância de 10 %, ou seja, apenas uma única instância é avaliada.

Figura 17 – Estrutura de controle desenvolvido para o sistema Kundur 2 áreas a partir de dados monitorados na grande área desse sistema (GHAHREMANI; KAMWA, 2016).

Apesar dos grandes avanços realizados na área, questões referentes, principalmente, ao impacto da dependência do conhecimento do modelo em estudo e da precisão dos parâmetros utilizados nessa representação nos resultados, ainda estão abertas. Outro ponto que deve ser salientado é com relação a localização da PMU. Na maioria das publicações existentes, assume-se que a PMU está inserida diretamente na barra em que o gerador está conectado, ou seja, na barra da média tensão. Contudo, dificilmente os equipamentos de medição estarão instalados em tais barras. Para uma aplicação mais realística é importante que os métodos sejam desenvolvidos, já considerando, ao menos, que a PMU esteja localizado no lado de alta tensão do transformador que o gerador está conectado.

É claro que para os procedimentos já desenvolvidos, os quais utilizam dados mensurados na barra de média tensão, é possível calcular o valor dessa tensão, a partir dos dados medidos no lado de alta tensão por meio de relações algébricas. Entretanto, para resolver esse equacionamento é necessário conhecer a matriz admitância do sistema.

Nesta tese, os aprimoramentos e os benefícios conquistados ao longo dos anos na área de estimação das variáveis dinâmicas são levados para âmbito do estudo da estabilidade a pequenas perturbações. É proposta, nessa tese, uma abordagem para a estimação da velocidade angular do rotor, a qual é constituída de dois métodos principais: um que pode ser aplicado para auxiliar no processo de aprimoramento do modelo linear e para análises *offline*, e um segundo método que fornece a estimação da velocidade em tempo real e que já considera que os dados do sistema sejam mensurados no lado de alta tensão do transformador. Os detalhes de cada uma das técnicas que compõem essa tese são apresentados ao longo dos próximos capítulos.

Abordagem Proposta para a Estimação da Velocidade Angular dos Geradores Síncronos

Com o objetivo de desenvolver uma estrutura que permita a estimação da velocidade angular do gerador síncrono conectado ao SEP a partir de dados amostrados, a abordagem proposta nesta tese adota dois métodos distintos dentro da sua estrutura. Ambos os métodos partem da premissa que um modelo linear do sistema em análise está disponível e que determinados sinais de resposta podem ser mensurados neste sistema. O objetivo final dos dois métodos é o mesmo: fornecer a velocidade do gerador em análise (contudo sob circunstâncias diferentes). A composição da abordagem proposta por meio desses dois métodos principais é ilustrada por meio do diagrama da Figura 18.

O primeiro método irá abranger as situações em que se deseja conhecer a resposta da velocidade angular de um determinado gerador mas não requer que a mesma seja fornecida em tempo real, ou seja, a análise dessa variável pode ser feita *a posteriori*, permitindo que outros aspectos sejam explorados. Neste caso, conhece-se o modelo linear representativo de um determinado sistema, mas algumas discrepâncias são observadas entre a resposta do modelo e a do sistema. A metodologia irá possibilitar o ajuste dos coeficientes da equação *swing*, de forma que os sinais se sobreponham e, conseqüentemente, aquele modelo seja aprimorado.

Já na segunda metodologia proposta, a estimação é realizada em tempo real com o objetivo principal de que o sinal de velocidade estimado possa ser utilizado como sinal de realimentação em estruturas de controle que considerem os atrasos inerentes ao processo de medição. Uma característica de grande relevância nessa segunda metodologia, é que a mesma é robusta a incertezas paramétricas do modelo, permitindo a sua aplicação mesmo quando se conhece apenas valores aproximados de alguns parâmetros do sistema em análise. É importante enfatizar, que tal método também pode ser aplicado em análises *off-line*, contudo a sua principal contribuição dentro da estrutura proposta, é

a possibilidade de fornecer uma técnica que permita ser aplicada em tempo real.

De acordo com o tipo de aplicação desejada, um dos métodos propostos na abordagem deve ser seguido. Como ficará claro ao longo do texto, a utilização dos dois métodos na abordagem proposta irá ampliar as situações em que a estrutura é capaz de fornecer um sinal estimado da velocidade do gerador em estudo, possibilitando que a abordagem desenvolvida possa contribuir em diferentes aplicações na área de estabilidade a pequenas perturbações.

*Abordagem Proposta para Estimação da
Velocidade Angular do Gerador Síncrono*

Figura 18 – Diagrama Esquemático com a ideia central da abordagem proposta neste trabalho.

Uma visão introdutória sobre cada um desses métodos é apresentada em sequência, contudo informações mais detalhadas sobre cada um dos métodos são exibidas e discutidas nos capítulos subsequentes.

Método 1

No método 1, a estimação da velocidade angular do gerador em análise é obtida de forma indireta, a partir de um ajuste realizado sobre alguns coeficientes do modelo linear do sistema e dos sinais de resposta amostrados na barra que conecta o gerador em estudo

no sistema. Para que isso seja possível, a técnica de sensibilidade a trajetória a variação de parâmetros é aplicada, a qual se fundamenta nas funções de sensibilidade.

Para se ter uma ideia do procedimento adotado no método 1, considere um sistema real em que a resposta transitória da tensão e corrente em uma determinada barra desse sistema, à uma pequena perturbação, seja registrada durante um determinado intervalo de tempo, na qual o gerador de interesse esteja conectado. Além disso, suponha que o modelo linear referente a esse sistema seja conhecido. No método 1, a mesma perturbação observada no sistema real é aplicada sobre o modelo linear desse sistema. Os sinais de saída de ambos sistemas, ou seja, o sinal de saída simulado no modelo e o mensurado no sistema real para uma determinada janela de dados, são comparados, levando a formação de um sinal de erro. Além disso, uma parte dos sinais mensurados no sistema real também são enviados ao modelo linear para auxiliar na solução das equações diferenciais que o compõe.

Para aplicação da técnica de sensibilidade a trajetória, primeiro avalia-se quais coeficientes podem ser estimados a partir dos sinais mensurados no sistema real. A função de sensibilidade, a qual será apresentada em detalhes no próximo capítulo, deve ser calculada para cada coeficiente a ser estimado pelo método 1. Tais funções irão quantificar a variação da trajetória, ou seja, da saída em análise, a partir de pequenas variações sobre os coeficientes a serem estimados. Essa quantificação é utilizada para ajustar o vetor de coeficientes com o objetivo de minimizar a discrepância computada entre o sistema real e a saída do modelo matemático. Os coeficientes são atualizados e o procedimento é repetido até que uma determinada tolerância para o sinal de erro entre as curvas seja alcançada. A partir da calibração proporcionada pela técnicas aos coeficientes de interesse do modelo, uma resposta adequada da velocidade do gerador em análise é obtida. Um diagrama esquemático exibindo a ideia central do método 1 é apresentado na Figura 19.

Figura 19 – Diagrama esquemático do procedimento necessário para aplicação do método proposto.

Note que, o modelo irá permitir uma representação adequada da velocidade do gerador em análise, mesmo quando submetido a outras pequenas perturbações, possibilitando, por

exemplo, a investigação do modo interárea¹ em determinados eventos. Este é um método que se aproxima bastante da área de validação e aprimoramento de modelos a partir de sinais amostrados, de forma que importantes aspectos dessa área deverão ser considerados nas análises realizadas neste trabalho.

Método 2

No método 2, o sinal de velocidade angular do gerador é também adquirido a partir do modelo dinâmico e das saídas mensuradas desse sistema, contudo, neste caso uma técnica de filtragem é adotada, o Filtro de Kalman *Unscented*. Tal técnica, a qual adota uma abordagem recursiva, irá permitir a estimação desse sinal em tempo real. O FKU incorpora na teoria clássica do Filtro de Kalman uma transformação, a denominada Transformação *Unscented*, a qual permite que a estrutura do FK seja aplicada a diferentes tipos de sistema. Tal transformação será apresentada no capítulo 5.

Diferente do método 1, em que uma janela de dados deve ser recebida para que a técnica de sensibilidade da trajetória possa ser aplicada, no método 2, a estimação é feita em cada instante de tempo k , uma vez que o filtro utiliza uma abordagem recursiva, aplicando as etapas de predição e correção em cada iteração. Basicamente, na etapa de predição, o valor dos estados no instante k é predito a partir dos valores dos estados no instante $k - 1$ e do modelo linear do sistema. Na etapa de correção, compara-se o valor estimado para a saída a partir da equação de observação com o valor medido atual, naquele instante de tempo k . A partir da discrepância entre essas duas variáveis e do cálculo do ganho de Kalman também para esse instante k , os valores dos estados preditos pelo filtro são corrigidos, na tentativa de minimizar a diferença observada entre o valor medido e o obtido pelo filtro.

Como ficará evidente a partir dos resultados, o filtro possui mecanismos para lidar com as incertezas paramétricas existentes no modelo utilizado para descrever o comportamento dinâmico do sistema, apresentando uma estimação adequada para o sinal de velocidade mesmo quando o modelo linear utilizado pelo filtro apresenta pequenas discrepâncias nos valores dos seus parâmetros. Apesar da principal contribuição desse método dentro da estrutura proposta está relacionada ao fato de que esta técnica pode ser aplicada em tempo real, é importante mencionar que a mesma também pode ser utilizada em análises *off-line*.

Com relação aos sinais observáveis no sistema em análise, além de serem essenciais na etapa de correção da filtragem, também permitem isolar as equações algébrico-diferenciais que representam o gerador do restante do sistema. A estrutura adotada pelo método 2 é semelhante à proposta por (SINGH; PAL, 2014), contudo sem a necessidade de instalação do equipamento de medida na barra de baixa tensão. Tal procedimento, traz alguns benefícios para aplicação do método 2, tais como:

¹Quando esse modo de oscilação for observável no sinal de velocidade do gerador em análise.

- ❑ Redução na ordem do modelo linear utilizado pelo filtro na etapa de predição, melhorando o desempenho e a convergência do método;
- ❑ A estimação da velocidade de um determinado gerador é independente do conhecimento do modelo completo do sistema, consequentemente, a estimação irá lidar com as incertezas somente referentes as equações e parâmetros dos geradores e dos seus controladores.
- ❑ Uma vez que a estimação da velocidade é realizada de forma isolada, o método desenvolvido tem aplicação ampla para diversos sistemas, independente da sua dimensão, desde que o modelo linear do gerador em análise seja conhecido e os sinais necessários para aplicação do método sejam fornecidos a uma taxa de amostragem adequada.

O diagrama esquemático do método 2 é ilustrado na Figura 20, no qual insere-se a participação do gerador e sua conexão ao sistema no esquema relativo ao método 2.

Figura 20 – Diagrama esquemático do procedimento necessário para aplicação do método proposto.

Apesar da análise isolada do gerador em estudo ter sido apenas apresentada para o método 2, é válido ressaltar que tal análise também pode ser empregada ao método 1. Dessa forma, as vantagens relativas a análise de forma isolada das equações do gerador apontadas para o método 2, também estendem-se ao procedimento adotado no método 1.

Um outro ponto que deve ser enfatizado é a possibilidade de unificar a abordagem proposta, ao se utilizar o modelo linear refinado fornecido pelo método 1 dentro da estrutura do método 2. O FKU pode utilizar as equações desse modelo já calibrado para realizar as estimativas. Tal possibilidade evidencia a unidade da abordagem proposta nesta tese, cujo objetivo é fornecer uma estimação precisa do sinal de velocidade a partir de sinais que podem ser facilmente mensurados.

Procedimento Proposto no Método 1 para a Estimação da Velocidade

Ao longo deste capítulo, o método proposto para estimar a velocidade angular do rotor de um gerador para análise da estabilidade a pequenas perturbações, a partir de ajustes nos coeficientes do modelo, é apresentado. Vale destacar que essa é uma das vertentes da abordagem proposta nesta tese e que, neste caso, a aplicação da variável estimada não requer que a estimação seja realizada em tempo real.

Este caminho é indicado para situações em que se conhece o modelo linear do sistema, mas algumas discrepâncias são verificadas entre a resposta do modelo e a do sistema real. O método proposto permite, então, sintonizar alguns coeficientes de interesse da equação *swing* da máquina em análise para que as curvas de saída se sobreponham. Portanto, no método desenvolvido, a obtenção de uma curva de velocidade adequada é resultante da calibração do modelo linear utilizado.

Neste capítulo, a técnica que é responsável por esse ajuste é apresentada. Além disso, o procedimento implementado para a sua aplicação neste trabalho é descrito. Por fim, os resultados obtidos por meio dessa vertente são exibidos.

4.1 Fundamentos da Técnica de Sensibilidade da Trajetória à Variação de Parâmetros

A técnica de sensibilidade de trajetória é um poderoso método para análise do comportamento dinâmico de um sistema (TANG; MCCALLEY, 2013). Informações sobre a influência de determinados parâmetros no comportamento do modelo de um sistema são fornecidas por esse método, tornando evidente propriedades que não são facilmente observadas na análise da resposta temporal de um sistema (HISKENS; PAI, 2000). Para que tais informações sejam adquiridas, o método fundamenta-se na linearização da trajetória do sistema.

De acordo com (TANG; MCCALLEY, 2013), a aplicação da técnica de sensibilidade de trajetória no SEP teve início na década de 80, sendo que, desde então, o método têm sido amplamente explorado e aplicado ao mesmo com diferentes propósitos, os quais incluem o monitoramento do sistema, avaliação da segurança, planejamento e projeto de controladores.

No âmbito do estudo de refinamento e validação de modelos, discrepâncias entre os dados medidos e a resposta do modelo simulado são frequentes. A Figura 21, ilustra a resposta da tensão de uma das barras do sistema nórdico obtida por dados monitorados com a resposta do modelo simulado quando sujeito à mesma perturbação. Para a redução dessa diferença, alguns parâmetros devem ser alterados. Contudo, a escolha de qual parâmetro deve ser modificado é uma tarefa difícil de ser realizada (HISKENS, 2001).

Figura 21 – Comparação entre duas saídas: a obtida por meio de dados registrados e a outra, a partir do modelo simulado no sistema Nórdico (adaptada de (HISKENS, 2001)).

A técnica de sensibilidade de trajetória contribui para essa análise, uma vez que permite quantificar o efeito de cada parâmetro no comportamento total do sistema por meio das funções de sensibilidade. Além disso, tais funções também auxiliam no processo de ajuste do valor do parâmetro na tentativa de diminuir o erro entre a saída do modelo e a resposta do sistema real. Até mesmo a influência das condições iniciais na saída do modelo podem ser avaliadas por essa técnica.

Para facilitar a compreensão de como essa metodologia pode auxiliar nesse trabalho, inicialmente, o conceito de função de sensibilidade é apresentado. Posteriormente, o algoritmo para sua aplicação é detalhado.

4.1.1 Funções de Sensibilidade da Trajetória

As funções de sensibilidade de trajetória quantificam a variação das soluções das equações diferenciais com relação à variação de seus parâmetros. Em outras palavras, quando se estuda as funções de sensibilidade de um sistema deseja-se conhecer a dependência da solução de equações diferenciais com relação a determinados parâmetros (CARI, 2009).

Suponha, que $y(t, p)$ seja o vetor de soluções de uma equação diferencial ordinária dependente do vetor de parâmetros $p = [p_1, p_2, \dots, p_r]$. A variação dessa solução devido à alteração em p (Δp), pode ser aproximada por (FRANK, 1978):

$$\Delta y(t, p) \approx \sum_{i=1}^r \left. \frac{\partial y}{\partial p_i} \right|_{p_{nom}} \Delta p_i \quad (22)$$

em que p_{nom} corresponde ao valor nominal do vetor de parâmetros p . Segundo (FRANK, 1978), essa equação pode ser vista como a definição do desvio da trajetória ocasionado pela alteração do parâmetro.

Já a função de sensibilidade da j -ésima saída com relação ao i -ésimo elemento do vetor p é dada por:

$$\lambda_{ji}(t, p_{nom}) = \left. \frac{\partial y_j}{\partial p_i} \right|_{p_{nom}} \quad (23)$$

Assumindo que o sistema seja composto por n saídas, pode-se obter a matriz de sensibilidade da trajetória quando a função sensibilidade dessas n saídas com relação a cada um dos elementos do vetor p é calculada, formando a seguinte matriz (FRANK, 1978):

$$\lambda = \begin{bmatrix} \frac{\partial y_1}{\partial p_1} & \cdots & \frac{\partial y_1}{\partial p_r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial y_n}{\partial p_1} & \cdots & \frac{\partial y_n}{\partial p_r} \end{bmatrix}_{p_{nom}} \quad (24)$$

em que λ nada mais é que a matriz jacobiana da saída em análise com relação ao vetor de parâmetros p , calculada no seu valor nominal p_{nom} .

4.1.2 Funções de Sensibilidade de Trajetória aplicadas a um Sistema Linear Invariante no Tempo

Como nesse trabalho a metodologia de sensibilidade de trajetória será aplicada a um modelo linear invariante no tempo, nesta subseção mostra-se como são obtidas as funções de sensibilidade de trajetória para tais sistemas.

Considere as equações (9)-(10), as quais foram apresentadas no capítulo 2 e representam em espaço de estado o modelo linear em estudo. Assuma que p seja o vetor de parâmetros associados a esse sistema, de modo que as equações possam ser escritas da seguinte forma:

$$\frac{\partial x(t, p)}{\partial t} = J_1(p)x(t, p) + J_2(p)z(t, p) + B_1(p)u(t) \quad (25)$$

$$0 = J_3(p)x(t, p) + J_4(p)z(t, p) + B_2(p)u(t). \quad (26)$$

A sensibilidade dessas equações com relação ao i -ésimo parâmetro do vetor p é dada pela diferenciação das mesmas com relação a p_i , o que após aplicar as regras da cadeia e do produto resulta em (SANCHEZ-GASCA et al., 1988):

$$\frac{\partial \dot{x}(t, p)}{\partial p_i} = \frac{\partial x(t, p)}{\partial p_i} J_1(p) + \frac{\partial J_1(p)}{\partial p_i} x(t, p) + \frac{\partial z(t, p)}{\partial p_i} J_2(p) + \frac{\partial J_2(p)}{\partial p_i} z(t, p) + \frac{\partial B_1(p)}{\partial p_i} u(t) \quad (27)$$

$$0 = \frac{\partial x(t, p)}{\partial p_i} J_3(p) + \frac{\partial J_3(p)}{\partial p_i} x(t, p) + \frac{\partial z(t, p)}{\partial p_i} J_4(p) + \frac{\partial J_4(p)}{\partial p_i} z(t, p) + \frac{\partial B_2(p)}{\partial p_i} u(t) \quad (28)$$

As equações (27)-(28) constituem o modelo de sensibilidade do sistema linear invariante no tempo. A condição inicial desse modelo é determinada por:

$$\frac{\partial x_0(t, p)}{\partial p_i} = \frac{\partial x(t, p)}{\partial p_i} \Big|_{t=0}, \quad \frac{\partial z_0(t, p)}{\partial p_i} = \frac{\partial z(t, p)}{\partial p_i} \Big|_{t=0}, \quad u_0 = u(t=0) \quad (29)$$

A solução analítica das equações do modelo de sensibilidade, por meio da solução de equações lineares com parâmetros literais e diferenciação do resultado nem sempre é um processo simples, especialmente para sistemas de maior porte. Em (CARI, 2005), esse procedimento é aplicado em um sistema massa-mola, o qual já permite inferir o quanto é complexo aplicar tal metodologia a um sistema com uma quantidade significativa de variáveis. Como alternativa, a solução das equações de sensibilidade podem ser obtidas por métodos numéricos de integração.

4.1.3 Método para Estimação de Parâmetros por Sensibilidade de Trajetória

Considere a saída $y_m(t)$ como medida no sistema real e $y(t)$ como sendo a saída do sistema simulado, quando ambos foram sujeitos à mesma perturbação e suponha que o vetor de parâmetros p seja aquele que se deseja estimar. Na técnica de estimação de parâmetros por sensibilidade de trajetória, o processo de ajuste desse vetor p é formulado como um problema de otimização, cujo objetivo é minimizar a diferença entre as curvas de saída do modelo matemático e o sistema real em todo intervalo de tempo.

Conforme observado em (CARI, 2005) diferentes normas podem ser utilizadas para quantificar o erro entre as curvas em análise, como a norma 1 que equivale a calcular a diferença das curvas em valor absoluto, ou ainda a norma infinita, que calcula o máximo em valor absoluto da diferença entre as curvas. Nesse trabalho, optou-se pela utilização da norma 2, também conhecida como norma euclidiana.

O funcional a ser minimizado considerando a norma 2 num intervalo de tempo t_0 é, então, dado pela seguinte expressão (SANCHEZ-GASCA et al., 1988; BENCHLUCH; CHOW, 1993; CARI, 2009):

$$J(p) = \frac{1}{2} \int_0^{t_0} (y(t) - y_m(t))^T (y(t) - y_m(t)) dt \quad (30)$$

em que $\frac{1}{2}$ é uma constante adotada para simplificação dos cálculos (CARI, 2005).

Dado um valor inicial para o vetor de parâmetros, $p = p_0$, a expressão acima é resolvida calculando a derivada parcial desse funcional com relação a p e igualando a expressão a zero,

$$\frac{\partial J(p)}{\partial p} = \frac{1}{2} \int_0^{t_0} \left[\left(\frac{\partial y}{\partial p} \right)^T (y(t) - y_m(t)) + \frac{\partial y}{\partial p} (y(t) - y_m(t))^T \right] \Big|_{p=p_0} dt \quad (31)$$

como os termos dessa integral são escalares e iguais, a equação (31) pode ser reescrita da seguinte forma:

$$\frac{\partial J(p)}{\partial p} = \int_0^{t_0} \left(\frac{\partial y}{\partial p} \right)^T (y(t) - y_m(t)) \Big|_{p=p_0} dt \quad (32)$$

Como será mostrado em sequência, a expressão (32) quando expandida em série de Taylor permite obter a variação Δp considerando apenas o termo de primeira ordem dessa expressão. Desta forma, denominando $G(p) = \frac{\partial J(p)}{\partial p}$ e expandindo em série de Taylor no ponto $p = p^k$ em que k é a k -ésima iteração, obtém-se:

$$G(p) \approx G(p^k) + \frac{\partial G(p^k)}{\partial p} \Delta p + \dots + \frac{\partial^m G(p^k)}{\partial p^m} \frac{\Delta p^m}{m!} \quad (33)$$

em que m é o grau do polinômio, se $m \rightarrow \infty$, a função exata de $G(p)$ é obtida (MONTEIRO, 2011b).

Desprezando os termos superiores ao de primeira ordem na equação (33), e igualando a mesma a zero:

$$G(p) \approx G(p^k) + \frac{\partial G(p^k)}{\partial p} \Delta p = 0 \quad (34)$$

Para simplificação da notação, $\frac{\partial G(p^k)}{\partial p}$ é substituído por Γ na equação (34), o que resulta em:

$$G(p^k) = -\Gamma \Delta p \quad (35)$$

$$\Delta p = -\Gamma^{-1} G(p^k) \quad (36)$$

Logo, o valor dos parâmetros p a serem atualizados após a k -ésima iteração é dado por (BENCHLUCH; CHOW, 1993):

$$p^{k+1} = p^k - \Gamma^{-1} G(p^k) \quad (37)$$

Assim, a cada iteração o vetor de parâmetros é atualizado até que o valor de J (que leva em conta o erro entre as curvas) é menor que uma tolerância especificada ϵ .

A matriz Γ pode ser calculada pela seguinte expressão,

$$\Gamma(p^k) = \frac{\partial G(p^k)}{\partial p} = \left[\int_0^{t_0} \frac{\partial^2 y}{\partial p^2} (y(t) - y_m(t)) + \int_0^{t_0} \left(\frac{\partial y}{\partial p} \right)^T \left(\frac{\partial y}{\partial p} \right) \right] \Big|_{p=p^{(k)}} dt \quad (38)$$

como os termos de segunda ordem são desprezados, a equação acima pode ser aproximada por:

$$\Gamma(p) \approx \int_0^{t_0} \left(\frac{\partial y}{\partial p} \right)^T \left(\frac{\partial y}{\partial p} \right) \Big|_{p=p^{(k)}} dt \quad (39)$$

lembrando que $\frac{\partial y}{\partial p}$ são as funções de sensibilidade, as quais são calculadas por meio das equações (27)-(28) no caso deste trabalho. Além disso, é importante salientar que nessa pesquisa serão utilizados sinais discretos, portanto, as integrais apresentadas acima se transformam em somatórios.

Para facilitar a compreensão do método, na Figura 22 é apresentado o algoritmo para aplicação do mesmo. Note que um dos primeiros passos do algoritmo é determinar o conjunto de medidas que deve ser obtido do sistema real, o qual é aplicado de duas formas distintas no processo de estimação. Uma parte dos sinais desse conjunto é adotado como o vetor de saída $y_m(t)$, ou seja, a discrepância entre esse vetor de saídas mensuradas e a resposta do modelo será minimizada pelo método. A segunda parte dos sinais monitorados são utilizados como vetor de entrada na solução do modelo matemático do sistema, o qual para facilitar a descrição no texto será chamado a partir desse momento como sistema auxiliar (nomenclatura semelhante a adotada em (CARI, 2009)).

4.1.4 Exemplo: Aplicação a um Sistema Máquina *versus* Barramento Infinito

Com intuito de ilustrar como a metodologia descrita na subseção anterior, nesta seção a mesma é adotada para estimar o parâmetro x'_d de um gerador síncrono conectado a um barramento infinito, conforme ilustrado no diagrama unifilar da Figura 88. Neste sistema x_e é a impedância equivalente da rede, V_t corresponde à tensão terminal e V_∞ é a tensão do barramento infinito.

O modelo de 1 eixo é utilizado para descrever o gerador síncrono, sendo que este é equipado com um regulador de tensão, o qual é apresentado na Figura 24, com o ganho k_e e constante de tempo T_e . Os dados desse sistema exemplo são exibidos no Apêndice B.

Algoritmo - Sensibilidade de Trajetória

- 1: *Determinação do conjunto de parâmetros p que serão estimados;*
 - 2: *Definição das variáveis a serem monitoradas no sistema real;*
 - 3: *Cálculo do modelo auxiliar já considerando o conjunto de sinais medidos;*
 - 4: *Cálculo da função objetivo $J(p) = \sum_{i=1}^N (y - y_m)^T (y - y_m) \Delta t$;*
 - 5: **Enquanto** ($J(p) < \epsilon$)
 - 7: *Cálculo da Função Sensibilidade $\frac{\partial y}{\partial p}$*
 - 8: *Cálculo da matriz $\Gamma = \sum_{i=1}^N \left(\frac{\partial y}{\partial p} \right)^T \left(\frac{\partial y}{\partial p} \right) \Delta t$*
 - 9: *Cálculo de $\frac{\partial J(p)}{\partial p} = \sum_{i=1}^N \left(\frac{\partial y}{\partial p} \right)^T (y - y_m) \Delta t$*
 - 10: *Cálculo de $\Delta p^{(k+1)} = -\Gamma^{-1} G(p^k)$*
 - 11: *Atualização do vetor $p^{(k+1)} = p^{(k)} + \Delta p^{(k+1)}$*
 - 12: *Atualização do sistema auxiliar*
 - 13: *Atualização de $J(p)$*
 - 6: *Atualização do contador $k = k + 1$;*
 - 14: **Fim**
-

Figura 22 – Algoritmo para aplicação do método de Sensibilidade de Trajetória

Figura 23 – Diagrama unifilar do sistema exemplo.

Figura 24 – Diagrama de blocos do regulador de tensão.

O modelo não linear que descreve o comportamento desse sistema é dado pelas seguintes equações (ANDERSON; FOUAD, 1993)¹:

¹As equações que descrevem o modelo são apenas reportadas nesse exemplo, mais informações sobre a obtenção das mesmas podem ser vistas em diversas referências na literatura, como em (ANDERSON; FOUAD, 1993; SAUER; PAI, 1998)

$$\dot{\delta} = \omega_0 \omega - \omega_0 \quad (40)$$

$$\dot{\omega} = \frac{1}{2H} [P_m - E'_q I_q] \quad (41)$$

$$\dot{E}'_q = \frac{1}{T'_{do}} [E_{FD} - E'_q - (x_d - x'_d) I_d] \quad (42)$$

$$\dot{E}_{FD} = \frac{K_e}{T_e} [V_{ref} - V_t] - \frac{K_e}{T_e} E_{FD} \quad (43)$$

$$V_t = \sqrt{V_q^2 + V_d^2} \quad (44)$$

$$V_d = -x'_d I_q \quad (45)$$

$$V_q = E'_q + x'_d I_d \quad (46)$$

$$I_d = \frac{V_\infty \cos(\delta) - V_q}{x_e + x'_d} \quad (47)$$

$$I_q = \frac{V_d + V_\infty \sin(\delta)}{x_e + x'_d} \quad (48)$$

em que δ é o ângulo do rotor e ω é a velocidade angular do rotor. Tais variáveis, juntamente com E'_q e E_{FD} , formam o conjunto de variáveis de estado desse sistema, sendo estas últimas correspondentes à tensão transitória de eixo em quadratura e à tensão de campo, respectivamente. As variáveis restantes desse modelo são as algébricas, dentre essas P_m é a potência mecânica do gerador, V_q é a componente de eixo em quadratura da tensão terminal e V_d é a tensão de eixo direto. De forma semelhante, I_d e I_q são respectivamente as componentes de eixo direto e em quadratura da corrente terminal I_t . Ainda pertencem a esse conjunto de variáveis algébricas: V_t , V_∞ , x_e , k_e e T_e , que já foram apresentadas acima.

Na tentativa de estabelecer um cenário mais realístico, a resposta desse modelo não linear reportado acima é considerada nesse exemplo como saída do sistema real, ou seja, representa a saída medida $y_m(t)$. Já o modelo matemático, cujo parâmetro se deseja ajustar pela técnica de sensibilidade de trajetória, será a representação linear desse conjunto de equações (40)-(48) em torno de um ponto de equilíbrio de interesse.

Com a substituição das variáveis algébricas nas equações diferenciais (40)-(48) e linearizando as equações por expansão em série de Taylor, o modelo linearizado em torno do ponto de equilíbrio $p_{eq} = [\delta_{eq} \quad \omega_{eq} \quad E'_{qeq} \quad E_{FDeq}]$ é dado por:

$$\dot{\delta} = \omega_0 \omega \quad (49)$$

$$\dot{\omega} = \frac{K_1}{2H} (-E'_{qeq} V_{\infty} \cos(\delta_{eq}) \delta - E'_{qeq} V_{\infty} \cos(\delta_{eq}) E'_q) \quad (50)$$

$$\dot{E}'_q = \frac{K_2}{T'_{do}} V_{\infty} \sin(\delta_{eq}) \delta - \frac{K_3}{T'_{do}} E'_q - \frac{1}{T'_{do}} E_{FD} \quad (51)$$

$$\dot{E}_{FD} = -\frac{k_e}{T_e} \frac{V_4}{V_1} \delta + -\frac{k_e}{T_e} \frac{K_4}{V_1} E'_q - \frac{1}{T_e} E_{FD} \quad (52)$$

$$V_1 = \sqrt{[K_4 E'_{qeq} + K_5 V_{\infty} \cos(\delta_{eq})]^2 + [K_6 V_{\infty} \sin(\delta_{eq})]^2} \quad (53)$$

$$V_2 = K_4 E'_{qeq} + K_5 V_{\infty} \cos(\delta_{eq}) \quad (54)$$

$$V_3 = K_6^2 V_{\infty}^2 \sin(\delta_{eq}) \cos(\delta_{eq}) \quad (55)$$

$$V_4 = -V_2 K_5 V_{\infty} \sin(\delta_{eq}) + V_3 \quad (56)$$

$$K_1 = \frac{1}{x'_d + x_e} \quad (57)$$

$$K_2 = \frac{x'_d - x_d}{x_d + x_e} \quad (58)$$

$$K_3 = 1 + \frac{x_d - x'_d}{x'_d + x_e} \quad (59)$$

$$K_4 = 1 - \frac{x'_d}{x_d + x_e} \quad (60)$$

$$K_5 = \frac{x'_d}{x_d + x_e} \quad (61)$$

$$K_6 = \frac{x'_q}{x'_q + x_e} \quad (62)$$

Para excitar o sistema, uma perturbação é aplicada na tensão do barramento infinito. Esta apresenta uma queda de 10% do seu valor nominal durante um intervalo de tempo de 64 ms. Tal falta é aplicada em ambos sistemas, ou seja, o “sistema real” (modelo não linear) e no sistema auxiliar (ou seja, no modelo linear) que se deseja ajustar. Com o intuito de comparar as respostas dos modelos, observe na Figura 25 a resposta da velocidade do rotor no período pós-falta. Note que as curvas são semelhantes na maior parte da simulação, sendo que apenas a partir do instante $t=7s$ a diferença entre as curvas é mais significativa. Portanto essa porção não deve ser adotada no processo de estimação, apenas a janela do sinal que possui um comportamento predominantemente linear deve ser utilizado.

Com o objetivo de estimar o parâmetro x'_d , define-se E_{FD} como uma variável de entrada para o sistema auxiliar, ou seja, os valores de E_{FD} são obtidos diretamente do sistema real. Admite-se ainda que a velocidade angular do rotor da máquina síncrona será o sinal de saída, ou seja, a discrepância entre a resposta do sistema auxiliar e do sistema real com relação a essa variável será minimizada pelo algoritmo. O diagrama de blocos da Figura 26 ilustra como será feita a estimação.

Figura 25 – Comparação da resposta da velocidade angular do rotor no período pós-falta pelo modelo linear e não linear.

Figura 26 – Diagrama esquemático para aplicação da técnica de sensibilidade de trajetória no sistema exemplo.

O sistema auxiliar é formado por apenas três equações diferenciais relativas a δ , ω e E'_q . Como nesse exemplo assume-se que a condição inicial para a solução desse sistema linear é conhecida, então, o próximo passo para aplicação do método consiste em calcular o modelo de sensibilidade com relação ao parâmetro x'_d :

$$\lambda_1^{x'_d} = \omega_0 \lambda_2^{x'_d} \quad (63)$$

$$\begin{aligned} \lambda_2^{x'_d} &= \frac{-E'_{qeq} V_\infty \cos(\delta_{eq})}{2H} \left(K_1 \lambda_1^{x'_d} + \delta \frac{\partial K_1}{\partial x'_d} \right) + \\ &= \frac{-E'_{qeq} V_\infty \cos(\delta_{eq})}{2H} \left(K_1 \lambda_3^{x'_d} + E'_q \frac{\partial K_1}{\partial x'_d} \right) \end{aligned} \quad (64)$$

$$\lambda_3^{x'_d} = \frac{V_\infty \sin(\delta_{eq})}{T'_{do}} \left(K_2 \lambda_1^{x'_d} + \delta \frac{\partial K_2}{\partial x'_d} \right) + \frac{1}{T'_{do}} E'_q \left(K_3 \lambda_3^{x'_d} + E'_q \frac{\partial K_3}{\partial x'_d} \right) \quad (65)$$

$$(66)$$

em que

$$\frac{\partial K_1}{\partial x'_d} = \frac{-1}{(x'_d + x_e)^2} \quad (67)$$

$$\frac{\partial K_2}{\partial x'_d} = \frac{1}{(x'_d + x_e)} - \frac{(x_d - x'_d)}{(x'_d + x_e)^2} \quad (68)$$

$$\frac{\partial K_3}{\partial x'_d} = \frac{-1}{(x'_d + x_e)} - \frac{(x'_d - x_d)}{(x'_d + x_e)^2} \quad (69)$$

$$(70)$$

e $\lambda_1^{x'_d}$, $\lambda_2^{x'_d}$ e $\lambda_3^{x'_d}$ são as funções de sensibilidade das variáveis δ , ω e E'_q com relação a x'_d , respectivamente.

Apesar do vetor sensibilidade utilizado no algoritmo ser formada apenas pelo termo:

$$\frac{\partial y}{\partial p} = [\lambda_2^{x'_d}] \quad (71)$$

o cálculo do termo $\lambda_1^{x'_d}$ e $\lambda_3^{x'_d}$ no modelo de sensibilidade também é necessário, uma vez que $\lambda_2^{x'_d}$ depende desses valores.

De posse da variável de entrada, da saída medida, do modelo auxiliar e do modelo de sensibilidade o processo de estimação é realizado. Para cada valor x'_d atualizado, obtém-se a solução do sistema auxiliar e das funções de sensibilidade para o cálculo de J , $\frac{J(p)}{dp}$ e a matriz Γ e assim um novo valor para x'_d é adquirido (a partir da equação (37)). Tal procedimento só termina quando o valor de J é menor que uma tolerância ϵ , nesse exemplo, $\epsilon=1.10^{-6}$.

Considerando que o valor inicial do parâmetro x'_d é 70% do seu valor no sistema real a estimação é realizada. Após 5 iterações o valor estimado para x'_d pelo método é de 0,3204 p.u., o que representa apenas um desvio de +0.125 % do seu valor real. Na Figura

27 observe as diferenças entre as curvas na primeira iteração quando x'_d é 70% do valor de referência e na Figura 28 com o novo valor de x'_d obtido com o processo de estimação, observe que as curvas se encontram bem próximas.

Figura 27 – Curvas de saída na 1ª iteração do processo de estimação.

Figura 28 – Resultado final da estimação.

Nesse exemplo foi apresentado uma situação em que o método de sensibilidade de trajetória consegue estimar com precisão o parâmetro desejado. Entretanto, para determinadas ocasiões o processo de convergência é complicado.

As funções de sensibilidade permitem quantificar a influência de um determinado parâmetro nas saídas medidas. Uma grande vantagem da sensibilidade de trajetória é a possibilidade de avaliar se o respectivo parâmetro influencia de forma significativa na saída em análise. Portanto, o ajuste correto desse parâmetro pode levar a uma melhor correspondência entre a resposta do modelo e os dados medidos. Logo, a técnica auxilia diretamente no processo para determinar quais coeficientes do modelo linear em estudo podem ser refinados, por meio dos sinais mensurados, para que uma melhor representação da velocidade seja alcançada. Também é importante evidenciar que, se o parâmetro a ser identificado não tem influência significativa na saída mensurada, esse não poderá ser estimado, o que restringe a quantidade e quais coeficientes podem ser determinados a partir daquele sinal.

4.2 Descrição e Implementação do Método 1

No método 1, a estimação da velocidade do gerador de interesse é resultante da calibração do modelo linear do sistema em estudo por meio da técnica de sensibilidade de trajetória. A obtenção de uma resposta da velocidade adequada é, então, consequência do ajuste de determinados coeficientes do modelo linear, a partir dos sinais mensurados, aproximando esse método proposto da área de validação e calibração de modelos. Assim, algumas questões inerentes à área da validação e refinamentos de modelos também são pertinentes a esse estudo. Dentre estas, destacam-se dois importantes tópicos, os quais

irão guiar o procedimento desenvolvido para aplicação do método 1 (POURBEIK, 2010; ALLEN; KOSTEREV; POURBEIK, 2010):

❑ **Abrangência e Representatividade do Modelo:** Quando se utilizam modelos matemáticos é importante estabelecer qual o propósito do modelo adotado nas simulações digitais. Deve-se definir quais dinâmicas devem ser consideradas no modelo, ou seja, qual o nível de detalhe que é necessário que este modelo represente (POURBEIK, 2010). Neste ponto, é importante salientar que o modelo linear é o adotado no método proposto. Consequentemente, mesmo que os coeficientes ajustados permitam uma representação mais adequada do modelo para determinadas variáveis, o modelo só é capaz de representar a resposta do sistema para pequenas variações em torno do ponto de operação, no qual aquele modelo foi adquirido. A partir do método proposto, pretende-se que o modelo resultante seja capaz de representar adequadamente a velocidade do gerador em análise, mas deve-se atentar ao fato de que comportamentos não lineares não serão descritos.

❑ **Validação:** Um importante passo no estudo de modelos consiste em avaliar a sua validade. Um modelo preciso deve reproduzir ou prever o comportamento dinâmico da resposta do sistema frente a diferentes tipos de perturbação. Portanto, a consistência e a precisão fornecida pelo modelo adquirido após aplicação do método proposto precisa ser avaliada. Com esse intuito, em uma das etapas do método proposto verifica-se a habilidade do modelo em representar adequadamente a velocidade do gerador em análise frente a diferentes perturbações, lembrando que estas se restringem a pequenas perturbações.

Diante das características que devem ser consideradas na escolha e aplicação do método proposto, na sequência deste capítulo, as etapas requeridas para sua utilização são apresentadas. Além disso, os resultados adquiridos com a sua aplicação são relatados.

4.2.1 Etapas para Aplicação do Método 1

A estrutura proposta dentro do método 1 para a estimação da velocidade angular do rotor por meio da técnica de sensibilidade a trajetória, considerando as peculiaridades e restrições do modelo linear é descrita em detalhes nesta seção. A aplicação desse método parte da premissa que o modelo linear do sistema em análise, para uma determinada condição de operação, é conhecido. Além disso, considera-se que os sinais amostrados necessários para aplicação do método são adquiridos.

1. *Aquisição dos Dados Amostrados no Sistema Real:* Nesta primeira etapa, os dados amostrados da resposta do sistema frente a uma pequena perturbação devem ser adquiridos. A magnitude e o ângulo da tensão da barra terminal assim como da

magnitude da corrente contendo as informações do período pós-falta dessas variáveis precisam ser amostradas. Nos resultados apresentados neste trabalho, tais dados são obtidos a partir de simulações não lineares realizadas no *software* ANATEM, os quais são considerados como os valores obtidos em um sistema real por algum equipamento de medição, como as PMUs.

2. *Aquisição da Resposta do Modelo Linear*: No modelo linear relativo ao sistema em estudo para aquela determinada condição de operação, aplica-se a mesma perturbação que o sistema real foi submetido. Caso discrepâncias sejam verificadas entre a resposta do modelo linear e a amostrada no sistema real, o método proposto é aplicado. Uma vez que o objetivo principal é obter uma representação adequada da velocidade do rotor de um determinado gerador, os coeficientes da equação diferencial relativa a essa variável para o gerador em estudo são os que serão ajustados pelo método.
3. *Aplicação da Técnica de Sensibilidade a Trajetória*: Antes de aplicar o método da sensibilidade da trajetória com o objetivo de estimar os coeficientes de interesse, o primeiro passo é selecionar quais desses coeficientes podem ser identificados a partir do sinal medido. Assim, por meio do cálculo da função sensibilidade da saída com relação a cada um dos coeficientes, esta seleção é realizada.

Após determinar quais coeficientes podem ser identificados, o procedimento descrito na seção 4.1.3 é aplicado de forma iterativa. A técnica é finalizada quando verifica-se que não há uma variação significativa no valor do funcional J entre três iterações consecutivas. A partir dos novos valores dos coeficientes determinados pela técnica, a velocidade do gerador em análise é calculada.

4. *Validação do Modelo Linear Resultante*: Com o objetivo de verificar a qualidade do modelo linear resultante após a aplicação do método, o mesmo é validado. Com esse intuito, a saída do modelo refinado deve ser comparada com a resposta do sistema real frente a outras pequenas perturbações. Como neste trabalho, as simulações não lineares emulam o comportamento do sistema real, pequenas perturbações são aplicadas tanto na representação não linear do sistema quanto no modelo refinado. As respostas dos dois modelos são comparadas.

Uma vez definida a estrutura, diversas simulações foram realizadas com o objetivo de estimar a velocidade angular do rotor dos geradores conectados no sistema em estudo. Antes de apresentá-las, os critérios adotados para avaliar a eficácia do método proposto nesta tese são descritos em sequência.

4.2.2 Cenário em Estudo

Para verificar a aplicabilidade do método proposto, alguns critérios foram adotados para realizar as simulações. Inicialmente, na tentativa de criar um cenário mais realístico optou-se por utilizar os dados fornecidos por simulações não lineares para representar o comportamento do sistema real. Com esse intuito, o programa ANATEM foi adotado neste trabalho, já o modelo linear empregado como sistema auxiliar é fornecido pelo programa PacDyn.

Diferente da estrutura apresentada, no caso das simulações deste trabalho o modelo linear do sistema é conhecido e representa adequadamente a resposta do sistema. Desta forma, algumas discrepâncias são intencionalmente criadas para que a eficácia do método proposto possa ser verificada. Com esse objetivo, os seguintes passos foram adotados, para gerar o modelo linear utilizado nas simulações:

- **Passo 1:** Uma pequena perturbação é aplicada no sistema em estudo durante as simulações não lineares e a resposta do sistema é amostrada. Tal resposta, juntamente com os coeficientes do modelo linear correspondente, são tomados como valores de referência.
- **Passo 2:** No modelo linear de referência, alguns coeficientes são intencionalmente alterados, os quais podem afetar o comportamento dinâmico do sistema e em particular, as oscilações eletromecânicas. Com esse objetivo, os coeficientes da equação diferencial do gerador em análise são alterados para valores escolhidos dentro de uma faixa limitada. O modelo linear, agora com essa linha de coeficientes modificados, é adotado nas simulações.

Além desse critério, é também importante definir uma métrica para avaliar a proximidade entre as curvas obtidas a partir do modelo linear ajustado com os valores esperados para as respectivas variáveis. Isto é possível pois, no caso desse trabalho, existe o acesso ao valor esperado para cada variável em análise a a partir das simulações no ANATEM.

Com esse objetivo, a seguinte função é utilizada:

$$E_y = \sum_{i=1}^N (y(k) - y_{ref}(k))^T (y(k) - y_{ref}(k)) \quad (72)$$

em que N é quantidade de amostras na janela em estudo, $y(k)$ corresponde à variável fornecida pelo modelo linear ajustado com relação à k -ésima amostra e $y_{ref}(k)$ é o valor da variável obtida a partir da simulação no ANATEM, ou seja, o valor de referência. Note que esta expressão é bem próxima a do cálculo do funcional J utilizada pela técnica da sensibilidade de trajetória, apenas a multiplicação pelo passo da amostragem não é considerado na expressão.

Uma vez que os critérios de simulação e o método proposto são conhecidos, um caso é descrito em detalhes para exemplificar o método proposto. Após esse detalhamento, o conjunto de resultados é obtido.

4.3 Análise de um Caso Passo-a-Passo

Com intuito de exemplificar o procedimento realizado no método proposto, nesta seção apresenta-se a análise passo-a-passo de uma simulação antes dos outros resultados serem descritos na subseção seguinte.

4.3.1 Sistema em Estudo

O sistema teste adotado nesse conjunto de simulações corresponde ao já conhecido sistema de duas áreas extraído de (KUNDUR, 1994), formado por 11 barras e 4 geradores, sendo que os seus dados também estão disponíveis no Apêndice B. O diagrama unifilar desse sistema é ilustrado na Figura 29.

Figura 29 – Diagrama unifilar do sistema teste.

Na configuração adotada para essas simulações, cada um dos geradores desse sistema está equipado com um regulador de tensão e um controlador de amortecimento do tipo PSS, cujo diagrama de blocos é exibido na Figura 30. Já os geradores síncronos são representados por um modelo de 6ª ordem ((CEPEL), 2009).

Figura 30 – Diagrama de blocos do regulador de tensão e do PSS.

Os modos eletromecânicos desse sistema e as respectivas variáveis que têm maior participação em cada um dos autovalores são exibidos na Tabela 1. O modo 1 corresponde ao modo interárea e os modos 2 e 3 são os modos locais que atuam nas áreas 1 e 2, respectivamente. Note que os modos eletromecânicos são bem amortecidos para esta condição de operação.

Tabela 1 – Modos Eletromecânicos do Sistema Teste

Modo	$\sigma \pm j\omega$	Freq(Hz)	$\zeta(\%)$	Fat. participação(%)
1	$-0,6975 \pm j3,8296$	0,6095	17,918	ω_3
2	$-2,0200 \pm j8,1870$	1,3030	23,9550	ω_2
3	$-2,1068 \pm j8,5347$	1,3583	23,9660	ω_4

Nas simulações, assume-se que o modelo linear fornecido pelo programa PacDyn para esse sistema e o conjunto de autovalores exibidos na Tabela 1 são os valores de referência.

4.3.2 Etapa 1: Aquisição dos Dados Amostrados no Sistema Real

Inicialmente, o sistema teste é construído no programa ANATEM, no qual é aplicado uma pequena perturbação para estimular a oscilação eletromecânica. Tal distúrbio aplicado corresponde a uma falta trifásica na barra 10 durante 5 ms, no instante de tempo $t_f = 1s$. A resposta da velocidade angular do gerador 1 a essa perturbação é exibida na Figura 31.

Figura 31 – Resposta da velocidade angular do rotor do gerador 1 à falta aplicada.

No método desenvolvido, a magnitude e a fase da tensão terminal mensurada no sistema real são considerados como sinais de entrada para a técnica, ou seja, elas auxiliam no cálculo da solução das equações diferenciais do modelo linear. Já o sinal de corrente é tomado como saída, portanto, a discrepância verificada entre este sinal mensurado e a curva de saída dessa variável fornecida pelo modelo linear é que será minimizada pelo método.

Neste exemplo, como o objetivo é estimar adequadamente a resposta da velocidade angular da máquina 1, os valores da tensão e corrente terminal na barra 1 são registrados. O intervalo de amostragem adotado nas simulações é de 1 ms.

4.3.3 Etapa 2: Aquisição da Resposta do Modelo Linear

Nesta etapa é obtida a representação do sistema a partir do modelo em espaço de estados com a matriz jacobiana aumentada (equações algébrico-diferenciais apresentadas no capítulo 2). Esse modelo é adquirido a partir da compatibilização entre os programas ANATEM e PacDyn, ou seja, o mesmo cartão de entrada construído no ANATEM é utilizado no PacDyn. Neste último, com o auxílio do programa *pacdesc.m*² desenvolvido em ambiente Matlab, as matrizes $J1$, $J2$, $J3$ e $J4$ do sistema são obtidas.

O vetor de variáveis de estados e de variáveis algébricas desse sistema são compostos pelos seguintes conjunto de subvetores, os quais foram agrupados com intuito de facilitar a explicação. A organização dessas variáveis nas matrizes $J1$, $J2$, $J3$ e $J4$ pode ser vista em (MARTINS, 1986).

Variáveis de Estados

□ $\Delta x_{maqi} = [\Delta E''_{qi}, \Delta E''_{di}, \Delta E'_{qi}, \Delta E'_{di}, \Delta \omega_i, \Delta \delta_i]^T$ – variáveis de estados associados a i -ésima máquina;

□ $x_{avr} = [\Delta E_{fdi}]$ – Variável de estado associada ao i -ésimo regulador de tensão;

□ $x_{pss} = [\Delta x_{pss1i}, \Delta x_{pss2i}, \Delta V_{pssi}]^T$ – Variáveis de estado associadas ao i -ésimo PSS;

em que Δ significa uma variação incremental da respectiva variável em relação ao ponto de equilíbrio. A variável δ_i corresponde ao o ângulo do rotor, enquanto ω_i é a velocidade angular do rotor associados a i -ésima máquina. E''_{qi} e E'_{qi} são as tensões subtransitórias e transitórias de eixo em quadratura relativas à i -ésima máquina, respectivamente. De forma semelhante E''_{di} e E'_{di} são, respectivamente, as tensões subtransitórias e transitórias de eixo direto.

Com relação às variáveis de estados associadas aos controladores de cada máquina, a variável E_{fdi} é a tensão de campo da i -ésima máquina, a qual é descrita pela dinâmica

²Esse programa utilizado para obtenção das matrizes de estado do sistema é disponibilizado pelo próprio PacDyn.

do regulador de tensão. O PSS é composto por duas variáveis de estados internas Δx_{pss1i} e Δx_{pss2i} , as quais não fazem interface com outro controlador ou com as equações do modelo do gerador. Já a variável V_{pssi} , corresponde ao sinal de saída do PSS.

Variáveis Algébricas

- $\Delta z_{maq} = [\Delta I_{di}, \Delta I_{qi}, \Delta S_{di}, \Delta S_{qi}, \Delta P_{meci}]^T$ – Variáveis algébricas associadas à i -ésima máquina do sistema;
- $\Delta z_{avr} = [\Delta V_{ti}, \Delta V_{refi}, \Delta z_{avr1i}, \Delta z_{avr2i}]^T$ – Variáveis algébricas associadas ao i -ésimo regulador de tensão;
- $\Delta z_{pss} = [\Delta z_{pss1i}, \Delta z_{pss2i}, \Delta z_{pss3i}]^T$ – Variáveis algébricas associadas ao i -ésimo PSS;
- $\Delta z_{rede} = [\Delta V_{rj}, \Delta V_{mj}]^T$ – Variáveis algébricas associadas as tensões da j -ésima barra da rede.

I_{di} e I_{qi} são as componentes de eixo direto e em quadratura da corrente injetada pelo i -ésimo gerador. Já S_{di} e S_{qi} são as variáveis que descrevem a tensão de *airgap* do gerador no eixo de referência d-q. P_{meci} corresponde à potência mecânica da i -ésima máquina. V_t corresponde a tensão terminal, V_{ref} é a tensão de referência do AVR, enquanto as variáveis z_{avr1i} , z_{avr2i} são as variáveis algébricas internas do AVR, as quais não interfaceiam com outros elementos do gerador. Com relação ao PSS, as suas variáveis internas são representadas por z_{pss1i} , z_{pss2i} e z_{pss3i} . Por fim, V_{rj} e V_{mj} correspondem, respectivamente, a componente real e a imaginária da j -ésima barra do sistema, na referência da rede.

As equações matemáticas que descrevem o i -ésimo gerador, os seus controladores e a expressão de interface com a rede são apresentadas em detalhes no Apêndice C. Neste capítulo apenas a equação referente à velocidade angular do rotor do i -ésimo gerador conectado no sistema é enfatizada. Tal equação é descrita pela seguinte expressão³:

$$\begin{aligned} \Delta \dot{\omega}_i = & K_1 \Delta \delta_i + K_2 \Delta I_{di} + K_3 \Delta I_{qi} + K_4 \Delta V_{ri} \\ & + K_5 \Delta V_{mi} + K_6 \Delta P_{mi} \end{aligned} \quad (73)$$

Os coeficientes K_m , $m = 1, 2, \dots, 6$ na equação (73) são definidos como:

- $K_1 = -\frac{I_{do}V_{to}}{2H} \cos(\delta_o - \theta_o) + \frac{I_{qo}V_{to}}{2H} \sin(\delta_o - \theta_o);$
- $K_2 = \frac{-1}{2H}(V_{do} + 2R_a I_{do});$
- $K_3 = \frac{-1}{2H}(V_{qo} + 2R_a I_{qo});$
- $K_4 = -\frac{I_{do}}{2H} \left[\frac{V_{ro}}{V_{to}} \sin(\delta_o - \theta_o) + \frac{V_{to}V_{mo} \cos(\delta_o - \theta_o)}{V_{ro}^2(1+(V_{mo}/V_{ro})^2)} \right] - \frac{I_{qo}}{2H} \left[\frac{V_{ro}}{V_{teq}} \cos(\delta_o - \theta_o) - \frac{V_{to}V_{meq} \sin(\delta_o - \theta_o)}{V_{ro}^2(1+(V_{mo}/V_{ro})^2)} \right]$

³Essa equação é expressa pelas variáveis disponíveis no *software* adotado.

$$\square K_5 = -\frac{I_{do}}{2H} \left[\frac{V_{mo}}{V_{to}} \text{sen}(\delta_o - \theta_o) - \frac{V_{to} \cos(\delta_o - \theta_o)}{V_{ro}(1+(V_{mo}/V_{ro}))^2} \right] - \frac{I_{qo}}{2H} \left[\frac{V_{mo}}{V_{to}} \cos(\delta_o - \theta_o) + \frac{V_{to} \text{sen}(\delta_o - \theta_o)}{V_{ro}(1+(V_{mo}/V_{ro}))^2} \right]$$

$$\square K_6 = \frac{1}{2H}$$

em que o parâmetro R_a é a resistência do estator, H é a constante de inércia da máquina em análise e θ corresponde ao ângulo da tensão da barra com relação a referência da rede. O subscrito o corresponde ao valor em regime permanente da referida variável.

O valor dos coeficientes $K_1, \dots, K_5$ são intencionalmente modificados para verificar a eficácia do método de sensibilidade da trajetória. Nesta equação, apenas o coeficiente K_6 não é modificado, uma vez que nos casos estudados $\Delta P_{mi}=0$.

4.3.4 Etapa 3: Aplicação da Técnica de Sensibilidade a Trajetória

Considerando as equações da máquina 1, calcula-se a sensibilidade da magnitude da corrente terminal da máquina 1, i_{t1} , com relação aos coeficientes $K_1, K_2, \dots, K_5$. Tal análise é feita com o propósito de verificar quais coeficientes podem ser estimados a partir desse sinal. Na Figura 32, é possível observar as curvas de sensibilidade calculadas para o intervalo de tempo de 1,5 segundos à 4,5 segundos.

Figura 32 – Curvas de sensibilidade da corrente i_{t1} com relação aos coeficientes K_1, K_2, K_3, K_4 e K_5 .

Note que a curva de sensibilidade da corrente terminal com relação a K_1 e K_5 são bastante similares. Isto indica que modificações em um desses dois coeficientes irá provocar alterações semelhantes na forma de onda da corrente. Assim, para esse caso estudado, utilizando apenas a corrente terminal como sinal de saída não é possível a identificação de ambos coeficientes. Portanto, o valor de K_5 é mantido fixo nas simulações, ou com valores próximos ao nominal.

Com o intuito de ilustrar o procedimento, suponha que os valores iniciais de K_1, K_2, K_3 e K_4 sejam escolhidos aleatoriamente dentro de uma faixa de valores, limitada entre 50%

e 150% do valor nominal relativo a cada coeficiente, enquanto K_5 é ajustada em 105% do seu valor nominal. A mesma perturbação aplicada anteriormente sobre o modelo não linear é agora inserida no modelo linear. Na Figura 33, é possível verificar a diferença entre a resposta da velocidade de referência (fornecida pelo modelo não linear, o qual emula o sistema real, neste trabalho) e aquela fornecida pelo modelo linear modificado, neste caso, $E_\omega = 2,8432 \cdot 10^{-6}$.

Figura 33 – Comparação da resposta velocidade angular do rotor obtida por meio do modelo linear modificado e o adquirido pelas simulações não lineares.

Figura 34 – Comparação da resposta da corrente terminal da máquina 1 obtida por meio do modelo linear modificado e o adquirido pelas simulações não lineares.

O método de sensibilidade a trajetória é aplicado sobre o sinal de diferença entre a magnitude da corrente terminal mensurada na etapa 1 com relação ao sinal de corrente fornecido pelo modelo linear modificado. A diferença entre estas curvas pode ser vista na Figura 34, resultando em $E_{t1} = 4,5927$. Após 6 iterações, o método proposto converge de forma monotônica até que o critério de parada é atingido, adotando uma tolerância $\epsilon = 1 \cdot 10^{-9}$. Na Tabela 2, é possível observar o valor inicial desses coeficientes juntamente

com o erro E_ω do início e do final do processo de estimação, enquanto os gráficos com a comparação da resposta do modelo linear já refinado e o adquirido pelas simulações não lineares para a velocidade angular e a corrente são exibidas, respectivamente, nas Figuras 35 e 36.

Figura 35 – Comparação da resposta velocidade angular do rotor obtida por meio do modelo linear já refinado e o adquirido pelas simulações não lineares.

Figura 36 – Comparação da resposta da corrente terminal da máquina 1 obtida por meio do modelo linear já refinado e o adquirido pelas simulações não lineares.

Para evidenciar a estimativa precisa fornecida pelo método com relação ao valor dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 , na Tabela 3 o valor inicial (perturbado) e o identificado para cada um dos coeficientes são apresentados. Observe na terceira coluna dessa tabela que a discrepância entre o valor estimado e o valor de referência para esses coeficientes é pequena. A maior discrepância obtida é com relação ao coeficiente K_1 , de aproximadamente 3,6%.

Com o propósito de avaliar a influência de K_5 no desempenho do método, também foram realizadas simulações considerando diferentes valores fixos de K_5 . Já os valores iniciais de K_1 , K_2 , K_3 e K_4 são aqueles utilizados na Tabela 2. Na Tabela 4, a discrepância

Tabela 2 – Influência dos valores iniciais de K_1 , K_2 , K_3 e K_4 no processo de estimação

$K_{1ini}(\%)$	$K_{2ini}(\%)$	$K_{3ini}(\%)$	$K_{4ini}(\%)$	$E_{\omega inicial}(\cdot 10^{-6})$	$E_{\omega final}(\cdot 10^{-10})$	Iterações
72,5	61,9	65,9	140,2	2,8432	1,838	7

Tabela 3 – Valores estimados para os coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4

Coef.	Inicial(p.u.)	Estimado(p.u.)	Erro(%)
K_1	-0,01114	-0,01524	3,574
K_2	-0,00363	-0,00586	0,224
K_3	-0,00435	-0,00673	-1,993
K_4	-0,08385	-0,05903	-1,302

Tabela 4 – Erro na estimativa de K_1 , K_2 , K_3 e K_4

$K_5(\%)$	$\Delta K_1(\%)$	$\Delta K_2(\%)$	$\Delta K_3(\%)$	$\Delta K_4(\%)$	$E_{\omega}(\cdot 10^{-10})$	Iterações
95	+3,117	+0,006	-1,119	-1,075	1,842	6
100	+0,289	+0,190	-1,828	-0,267	1,825	6
105	+3,574	+0,224	-1,993	-1,302	1,799	6

(obtida após o processo de estimação) entre cada coeficiente estimado pelo método com relação ao seu valor nominal é apresentada quando são considerados três valores fixos de K_5 . Note que para esses três casos, o valor do erro E_{ω} é pequeno, o que indica uma boa estimativa dos coeficientes.

4.3.5 Etapa 4: Validação

Com o objetivo de verificar a precisão e a consistência dos valores estimados obtidos para os coeficientes, diferentes perturbações foram aplicadas no modelo refinado. Assim, é possível verificar se o modelo refinado é capaz de reproduzir adequadamente a resposta dinâmica do gerador para diferentes tipos de perturbação.

Para ilustrar o procedimento de validação, na Figura 37 é exibida a reposta da velocidade angular do gerador 1 fornecida pelo modelo não linear e pelo modelo linear refinado quando um pulso de 0,05 pu é inserido na tensão de referência do regulador de tensão conectado na máquina 1 durante 100 ms. Essa perturbação é aplicada no sistema linear com os coeficientes estimados anteriormente, apresentados na Tabela 3, enquanto K_5 permaneceu com um valor 5% maior que o caso de referência. Observe na Figura 37, que a curva de velocidade obtida pelo modelo linear refinado é bastante próxima daquela fornecida pelo modelo não linear. Além disso, o valor de E_{ω} no final da estimação é dado por um pequeno valor de $5,3507 \cdot 10^{-10}$, confirmando a qualidade do modelo refinado obtido.

Figura 37 – Comparação entre a curva de saída do modelo linear refinado e a do sistema real na etapa de validação.

4.4 Resultados

A partir das etapas descritas na seção 4.2.1 e dos critérios de avaliação de aderência entre as curvas de velocidade apresentadas na seção 4.2.2, novos resultados são obtidos sobre o sistema Kundur duas áreas. Além disso, o desempenho do método quando aplicado a um sistema de maior porte também é avaliado. Com intuito de dar suporte às conclusões adquiridas com este trabalho, os resultados de maior relevância obtidos são apresentados, os quais estão divididos de acordo com o sistema teste adotado. Em cada um desses sistemas, as seguintes análises foram realizadas:

□ Sistema Kundur 2 áreas

- Dando continuidade ao caso exemplo, novas situações são simuladas para mostrar a eficácia da técnica em estimar a velocidade angular do gerador 1;
- Neste sistema de ordem reduzida, verifica-se a capacidade da técnica em estimar de forma precisa a velocidade de outros geradores conectados neste sistema, além do gerador 1.

□ Sistema 68 barras

- Por ser um sistema com ordem elevada, exibe-se o procedimento necessário para isolar a equação do gerador em análise a partir dos dados mensurados;
- Avalia-se o impacto na eficiência do método quando o modelo linear isolado é empregado no sistema auxiliar.

4.4.1 Sistema Kundur 2 Áreas

Considerando ainda a máquina 1, com intuito de verificar o comportamento da técnica quando o valor inicial dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 são alterados, a condição de

Tabela 6 – Erro na estimativa dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 com relação à máquina 1 quando o coeficiente K_5 é modificado.

Caso	$K_5(\%)$	$\Delta K_1(\%)$	$\Delta K_2(\%)$	$\Delta K_3(\%)$	$\Delta K_4(\%)$	$E_\omega(\cdot 10^{-10})$	Iterações
1	95	-1,698	-0,011	-0,425	-0,036	1,839	9
	100	1,743	0,050	-0,815	1,222	1,817	9
	105	5,182	0,110	-1,205	2,478	1,795	10
2	95	-1,721	-0,010	-0,433	-0,046	1,839	7
	100	1,750	0,050	-0,812	1,226	1,817	18
	105	5,171	0,111	-1,212	2,470	1,795	16
3	95	-1,715	-0,010	-0,434	-0,049	1,839	9
	100	1,722	0,051	-0,825	1,207	1,817	8
	105	5,162	0,112	-1,216	2,464	1,795	9
4	95	-1,716	-0,010	-0,434	-0,049	1,839	9
	100	1,747	0,0496	-0,813	1,225	1,817	13
	105	5,166	0,111	-1,214	2,467	1,795	10

simulação apresentada na Tabela 2 é retomada, ou seja, os valores iniciais dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 são sorteados numa faixa de valores entre 50% e 150% do valor nominal de cada coeficiente. Contudo nestes testes, o valor de K_5 é mantido em seu valor nominal.

Novos casos são simulados, cujos resultados são apresentados na Tabela 5, sendo que a última coluna dessa tabela fornece o número de iterações que foram necessárias para que o método atingisse o critério de parada definido. Note que independente do valor inicial dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 , K_4 , a técnica possui uma boa convergência, apresentando uma redução significativa da discrepância entre as curvas de velocidade, fornecida pelo modelo e a medida, com relação ao valor de discrepância calculado no início do processo.

Tabela 5 – Influência dos valores iniciais dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 no processo de estimação com relação a máquina 1

Caso	$K_{1ini}(\%)$	$K_{2ini}(\%)$	$K_{3ini}(\%)$	$K_{4ini}(\%)$	$E_{\omega inicial}(\cdot 10^{-7})$	$E_{\omega final}(\cdot 10^{-10})$	Iter
1	115,5	66,2	61,9	99,8	1,542	1,817	9
2	146,0	84,0	108,5	72,4	2,691	1,817	18
3	125,1	75,5	100,0	120,0	0,753	1,817	8
4	139,1	145,9	104,7	63,9	6,514	1,817	13

Assim como feito no caso exemplo, a influência do coeficiente K_5 no processo de estimação é avaliada de forma separada e apenas pequenas variações sobre o valor desse coeficiente são consideradas. Os resultados são apresentados na Tabela 6, na qual é possível observar que o maior erro de estimativa é com relação ao coeficiente K_1 , quando K_5 é mantido em 105% do seu valor nominal.

Considerando a mesma perturbação sobre o sistema teste, ou seja, uma falta trifásica com duração de 5 ms na barra 10, resultados semelhantes em precisão são encontrados

para as máquinas 2 e 3 conectadas a esse sistema. A título de ilustração, os resultados obtidos com a máquina 2 são apresentados.

Inicialmente, as funções de sensibilidade com relação aos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 , K_4 e K_5 da equação diferencial da velocidade da máquina 2 são calculadas. Considerando uma janela de dados com o mesmo intervalo de tempo analisado anteriormente, o gráfico exibido na Figura 38 mostra as curvas de sensibilidade da corrente terminal na máquina 2 com relação a cada um desses coeficientes.

Figura 38 – Curvas de sensibilidade da corrente terminal na barra 2 com relação aos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 , K_4 e K_5 da equação diferencial de velocidade da máquina 2.

Note, novamente, a proximidade entre as curvas de sensibilidade da corrente I_{t2} com relação aos coeficientes K_1 e K_5 . Assim, como já realizado para máquina 1, o coeficiente K_5 não será estimado nos resultados das simulações realizadas, sendo mantido em seu valor nominal.

Na Tabela 7, são apresentados os resultados obtidos quando os coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 relativos a máquina 2 são inicializado com valores sorteados no intervalo entre 50% e 150% do valor nominal relativo ao coeficiente. Observe nas colunas 6 e 7 dessa tabela, a redução da discrepância entre as curvas de velocidade do modelo linear e a obtida pelo modelo não linear de referência com a aplicação da técnica, apresentando um erro entre as curvas de aproximadamente $2,95 \cdot 10^{-10}$.

Tabela 7 – Influência dos valores iniciais de K_1 , K_2 , K_3 e K_4 no processo de estimação com relação à máquina 2

Casos	$K_{1ini}(\%)$	$K_{2ini}(\%)$	$K_{3ini}(\%)$	$K_{4ini}(\%)$	$E_{\omega inicial}(.10^{-7})$	$E_{\omega final}(.10^{-10})$	Iter
1	72,9	141,3	65,2	132,6	0,422	2,951	10
2	103,8	149,0	57,8	94,2	2,190	2,951	10
3	60,6	146,2	50,4	127,5	0,622	2,950	10
4	131,7	136,9	58,4	89,9	3,426	2,950	13
5	76,0	130,0	93,1	141,1	0,554	2,951	8

Com intuito de ilustrar o bom desempenho do método, na Figura 39 é possível verificar a diferença entre as curvas de velocidade no início do procedimento, enquanto as curvas de velocidade obtidas no final do processo são exibidas na Figura 40. Na geração desses gráficos, os valores iniciais dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 referentes ao caso 2 da Tabela 7 e o valores desses mesmos coeficientes após a aplicação da técnica foram utilizados.

Figura 39 – Comparação da resposta velocidade angular do rotor obtida por meio do modelo linear e o adquirido pelas simulações não lineares no primeiro passo da técnica

Figura 40 – Comparação da resposta velocidade angular do rotor obtida por meio do modelo linear já calibrado e o adquirido pelas simulações não lineares após aplicação do método.

Já na Tabela 8, é possível verificar a discrepância obtida com relação a cada um dos coeficientes no final da estimação quando o valor do coeficiente K_5 é alterado. Note que mesmo com o valor de K_5 diferente do seu valor nominal, a discrepância E_ω obtida no final do procedimento é pequena, apresentando um valor muito próximo do fornecido quando o valor de K_5 é mantido em seu valor nominal.

Com relação à máquina 4, a presença de comportamentos não lineares na resposta dessa máquina torna-se mais evidente devido à proximidade desse gerador do local em que a falta é aplicada (barra 10), dificultando um bom desempenho do método. Dessa forma, para que a técnica seja aplicada, o sistema é submetido a uma nova perturbação: uma falta trifásica franca com duração de 5 ms na barra 6.

Na Tabela 9, é possível verificar os resultados obtidos com a técnica quando a influência do valor inicial dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 é avaliada. Já na Tabela 10, o impacto

Tabela 8 – Erro na estimativa dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 com relação ao gerador 2 quando o coeficiente K_5 é modificado.

Caso	$K_5(\%)$	$\Delta K_1(\%)$	$\Delta K_2(\%)$	$\Delta K_3(\%)$	$\Delta K_4(\%)$	$E_\omega(\times 10^{-10})$	Iterações
1	95	2,578	-1,079	-5,163	-0,062	2,922	10
	100	0,936	-1,237	-5,459	0,958	2,950	10
	105	-0,705	-1,395	-5,755	-0,061	2,978	9
2	95	2,578	-1,078	-5,163	0,067	2,921	11
	100	0,936	-1,237	-5,459	0,958	2,950	10
	105	-0,705	-1,395	-5,755	1,848	2,978	10
3	95	2,578	-1,078	-5,163	0,068	2,922	10
	100	0,936	-1,237	-5,459	0,958	2,950	10
	105	-0,705	-1,395	-5,755	1,848	2,979	10
4	95	2,578	-1,078	-5,163	0,068	2,922	13
	100	0,936	-1,237	-5,459	0,958	2,950	13
	105	-0,705	-1,395	-5,755	1,848	2,978	13
5	95	2,578	-1,078	-5,163	0,068	2,922	13
	100	0,936	-1,237	-5,459	0,958	2,950	13
	105	-0,705	-1,395	-5,755	1,848	2,978	13

do valor do coeficiente K_5 na estimação, quando os coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 são inicializados com os valores do caso 1 da Tabela 9 é apresentado. Note que a precisão na estimação do coeficiente K_1 é a mais afetada com essa alteração.

Tabela 9 – Influência dos valores iniciais de K_1 , K_2 , K_3 e K_4 no processo de estimação com relação a máquina 4

Nº	$K_{1ini}(\%)$	$K_{2ini}(\%)$	$K_{3ini}(\%)$	$K_{4ini}(\%)$	$E_{\omega inicial}(.10^{-8})$	$E_{\omega final}(.10^{-11})$	Iter
1	59,9	76,2	83,5	117,9	13,888	6,947	6
2	102,1	73,2	98,3	112,4	0,650	6,832	4
3	117,9	89,5	86,7	148,8	9,921	6,880	6
4	53,7	138,5	141,3	129,6	2,072	6,992	6
5	63,6	122,1	60,7	115,3	4,332	6,888	4

Tabela 10 – Erro na estimativa dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 relativos à máquina 4 devido a variações no valor do coeficiente K_5

Caso	$K_5(\%)$	$\Delta K_1(\%)$	$\Delta K_2(\%)$	$\Delta K_3(\%)$	$\Delta K_4(\%)$	$E_\omega(.10^{-11})$	Iterações
1	95	5,094	1,067	-2,851	5,196	6,758	6
	100	1,743	0,049	-0,815	1,222	6,776	9
	105	-7,562	1,892	-0,970	-1,881	1,795	8

Para validar os coeficientes estimados pela técnica com relação a máquina 4, uma nova perturbação é aplicada sobre o sistema, um pulso na tensão de referência do AVR

com amplitude de 0,01 p.u. e duração de 10 ms. Utilizando os coeficientes estimados pela técnica, quando caso 1 da Tabela 9 é simulado, na Figura 41 é possível comparar a resposta fornecida pelo modelo linear já refinado com a obtida no modelo não linear de referência. Observe a proximidade obtida entre as curvas do modelo linear e não linear, resultando em uma discrepância total de apenas $E_w = 1,2337.10^{-11}$.

Figura 41 – Comparação entre a curva de saída do modelo linear refinado e a do modelo não linear de referência na etapa de validação com relação a máquina 4.

4.4.2 Sistema 68 barras

O sistema 68 barras é composto por 16 gerados, sendo formado por 5 regiões geográficas, as quais estão ilustradas na Figura 42. As regiões 1 e 2 são equivalentes reduzidos do sistema New England (NETS) e New York (NYPS), cujas representações envolvem vários geradores. Já as regiões vizinhas a estas duas áreas, 3, 4 e 5, são representadas por modelos equivalentes a partir de um único gerador.

Figura 42 – Diagrama unifilar do Sistema *New England - New York*.

Todos os geradores presentes neste sistema são representados por um modelo de 6ª ordem. Com relação aos controladores, os geradores conectados nas barras 1 a 12 estão equipados com um regulador de tensão e um controlador de amortecimento do tipo PSS. Todos os geradores possuem um sistema de excitação DC (modelo DC4B(IEEE..., 2016)), excetuando-se o gerador 9, o qual é equipado com um sistema de excitação estático (modelo ST1A(IEEE..., 2016)). Tais modelos de regulador de tensão estão representados nas Figuras 43 e 44, respectivamente. O modelo adotado para o PSS corresponde ao PSS1A(IEEE..., 2016)), sendo composto por três blocos de avanço-atraso, o qual é representado na Figura 45. Os dados do sistema e os parâmetros de cada controlador são apresentados no Apêndice B.

Figura 43 – Diagrama de blocos do regulador de tensão do tipo DC4B.

Figura 44 – Diagrama de blocos do regulador de tensão do tipo STA1.

Figura 45 – Diagrama de blocos do PSS.

Os 15 modos eletromecânicos associados a este sistema são apresentados na Tabela 11, juntamente com a variável de estado em que possuem maior participação. Note que mesmo com a presença do PSS na maior parte dos geradores que compõem o sistema, o mesmo ainda apresenta dois modos interáreas mal amortecidos, os quais têm elevada participação nas variáveis de estados mecânicos dos geradores 15 e 16, ou seja, nas áreas 5 e 6 respectivamente.

Tabela 11 – Modos Eletromecânicos do Sistema Teste

Modo	Freq(Hz)	$\zeta(\%)$	F. Part(%)	Modo	Freq(Hz)	$\zeta(\%)$	F. Part.(%)
1	0,7785	3,3851	ω_{15}	9	0,9721	27,134	ω_3
2	0,5199	3,6236	ω_{16}	10	1,1365	28,304	ω_2
3	0,5906	9,6230	ω_{13}	11	1,0776	30,111	ω_5
4	1,2781	13,425	ω_1	12	1,2925	32,064	ω_8
5	1,0791	18,581	ω_{12}	13	1,3674	33,119	ω_7
6	1,1883	18,826	ω_{10}	14	0,3137	33,543	ω_{15}
7	0,9391	23,607	ω_9	15	8,8122	39,543	ω_4
8	5,0745	23,874	ω_{11}				

Diferente do sistema Kundur 2 áreas, o qual é um sistema equivalente de ordem reduzida, o modelo linear completo do sistema 68 barras apresenta uma ordem elevada, levando a resultados inconsistentes quando a técnica é aplicada sobre o modelo completo (sistema auxiliar). Nessa situação, para que a velocidade do gerador em análise possa ser estimada, é necessário que as equações algébrico-diferenciais que descrevem o gerador em estudo sejam isoladas do restante do sistema.

Uma das formas de isolar as equações, é por meio das medidas da magnitude e do ângulo da tensão na barra do lado de alta tensão do transformador que interfaceia aquela determinada máquina com o restante do sistema. Tal procedimento permite que medições realizadas na barra de alta tensão sejam utilizadas, não restringindo a aplicação do método para situações em que exista um medidor conectado diretamente na saída do gerador. Além disso, como consequência desse procedimento, a ordem do modelo linear em que a técnica de sensibilidade de trajetória será aplicada é inferior a do modelo completo, uma vez que apenas as equações dos geradores e controladores daquele gerador em análise serão necessárias, possibilitando um melhor desempenho do método.

Para que esse procedimento fique mais claro, considere que se deseje estimar a velocidade angular do gerador 16, o qual é um equivalente reduzido de uma das áreas vizinhas ao sistema NYPS. Este gerador é representado por um modelo de 6ª ordem, o qual é descrito pelas seguintes equações já linearizadas:⁴

⁴Tais equações são semelhantes a apresentada no apêndice C para o gerador conectado no sistema Kundur 2 áreas. A diferença principal, reside no fato de que nesta máquina a curva de saturação não é considerada. Além disso, é importante enfatizar que os parâmetros e variáveis utilizadas correspondem as empregadas pelo programa PacDyn.

a) Variáveis de Estado (74)

$$\Delta \dot{E}_{q16}'' = \left[\frac{-1}{T_{d0}''} \right] \Delta E_{q16}'' + \left[\frac{1}{T_{d0}''} \right] \Delta E_{q16}' - \left[\frac{(x_d' - x_d'')}{T_{d0}''} \right] \Delta I_{d16} + \left[\frac{(x_d'' - x_l)}{(x_d' - x_l)T_{d0}''} \right] \Delta \dot{E}_{q16}' \quad (75)$$

$$\Delta \dot{E}_{q16}' = \left[\frac{1}{T_{d0}'} \right] \Delta E_{fd16} + \left[\frac{(x_d - x_d')}{(x_d' - x_l)T_{d0}'} \right] \Delta E_{q16}'' - \left[\frac{(x_d - x_l)}{(x_d' - x_l)T_{d0}'} \right] \Delta E_{q16}' - \left[\frac{(x_d - x_d')(x_d'' - x_l)}{(x_d' - x_l)T_{d0}'} \right] \Delta I_{d16} \quad (76)$$

$$\Delta \dot{E}_{d16}'' = \left[\frac{1}{T_{q0}''} \right] \Delta E_{fd16} + \left[\frac{(x_d - x_d')}{(x_d' - x_l)T_{q0}''} \right] \Delta E_{q16}'' \quad (77)$$

$$\Delta \dot{E}_{d16}' = \left[\frac{(x_q - x_q')}{(x_q' - x_l)T_{q0}'} \right] \Delta E_{d16}'' - \left[\frac{(x_q - x_l)}{(x_q' - x_l)T_{q0}'} \right] \Delta E_{d16}' + \left[\frac{(x_q - x_q')(x_q'' - x_l)}{(x_q' - x_l)T_{q0}'} \right] \Delta I_{q16} \quad (78)$$

$$\Delta \dot{\omega}_{16} = K_1 \Delta \delta_{16} + K_2 \Delta I_{d16} + K_3 \Delta I_{q16} + K_4 \Delta V_{r16} + K_5 \Delta V_{m16} + K_6 \Delta P_{mec16} \quad (79)$$

$$\Delta \dot{\delta}_{16} = \omega_s \Delta \omega \quad (80)$$

b) Variáveis Algébricas

$$\Delta I_{d16} = \left[\frac{1}{R_a} \right] \Delta E_{d16}'' + \left[\frac{x_q''}{R_a} \right] \Delta I_{q16} - \Delta V_{d16} \quad (81)$$

$$\Delta I_{q16} = \left[\frac{1}{R_a} \right] \Delta E_{q16}'' - \left[\frac{x_d''}{R_a} \right] \Delta I_{d16} - \Delta V_{q16} \quad (82)$$

$$\Delta V_{d16} = \left[\frac{V_{ro}}{V_{to}} \text{sen}(\delta_o - \theta_o) + \frac{V_{mo}V_{to}}{V_{ro}^2(1 + (V_{mo}/V_{ro}))^2} \cos(\delta_o - \theta_o) \right] \Delta V_{r16} + \left[\frac{V_{mo}}{V_{to}} \text{sen}(\delta_o - \theta_o) - \frac{V_{to}}{V_{ro}(1 + (V_{mo}/V_{ro}))^2} \cos(\delta_o - \theta_o) \right] \Delta V_{m16} + [V_{to} \cos(\delta_o - \theta_o)] \Delta \delta_{16} \quad (83)$$

$$\Delta V_{q16} = \left[\frac{V_{ro}}{V_{to}} \cos(\delta_o - \theta_o) - \frac{V_{mo}V_{to}}{V_{ro}^2(1 + (V_{mo}/V_{ro}))^2} \text{sen}(\delta_o - \theta_o) \right] \Delta V_{r16} + \left[\frac{V_{mo}}{V_{to}} \cos(\delta_o - \theta_o) + \frac{V_{to}}{V_{ro}(1 + (V_{mo}/V_{ro}))^2} \text{sen}(\delta_o - \theta_o) \right] \Delta V_{m16} + [-V_{to} \text{sen}(\delta_o - \theta_o)] \Delta \delta_{16} \quad (84)$$

$$\Delta V_{r16} = \frac{1}{B_{16-18}} \left[\frac{I_{do}}{I_{to}} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) - \frac{I_{to}}{I_{qo}(1 + (I_{do}/I_{qo}))^2} \cos(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{d16} + \frac{1}{B_{16-18}} \left[\frac{I_{qo}}{I_{to}} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) + \frac{I_{to}I_{do}}{I_{qo}^2(1 + (I_{do}/I_{qo}))^2} \cos(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{q16} + \frac{1}{B_{16-18}} [I_{to} \cos(\delta_o - \alpha_o)] \Delta \delta_{16} - \left[\frac{G_{16-18}}{B_{16-18}} \right] \Delta V_{m16} + \left[\frac{G_{16-18}}{B_{16-18}} \right] \Delta V_{m18} + \Delta V_{r18} \quad (85)$$

$$\Delta V_{m16} = \frac{-1}{B_{16-18}} \left[\frac{I_{do}}{I_{to}} \cos(\delta_o - \alpha_o) + \frac{I_{to}}{I_{qo}(1 + (I_{do}/I_{qo}))^2} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{d16} + \frac{-1}{B_{16-18}} \left[\frac{I_{qo}}{I_{to}} \cos(\delta_o - \alpha_o) + \frac{I_{to}I_{do}}{I_{qo}^2(1 + (I_{do}/I_{qo}))^2} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{q16} + \frac{1}{B_{16-18}} [I_{to} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o)] \Delta \delta_{16} + \left[\frac{G_{16-18}}{B_{16-18}} \right] \Delta V_{r16} + \left[-\frac{G_{16-18}}{B_{16-18}} \right] \Delta V_{r18} + \Delta V_{m18} \quad (86)$$

$$(87)$$

Nas equações acima, o subscrito o corresponde ao valor em regime permanente da referida variável. Na expressão (79), os termos envolvidos na definição dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 , K_4 e K_5 são os mesmos já apresentados na seção 4.3, contudo agora são compostos pelo ponto de operação e os parâmetros relativos ao sistema 68 barras e ao gerador 16. Nas equações (138) e (86), a variável α_o representa o ângulo entre a corrente da barra terminal do gerador e o eixo em quadratura, enquanto as variáveis V_{r18} e V_{m18} correspondem à parte real e à parte imaginária da tensão na barra 18, ou seja, da barra do lado de alta tensão do transformador que conecta o gerador em análise à rede. Na Figura 46, é possível verificar a posição de cada uma das barras no sistema. Já os parâmetros G_{16-18} e B_{16-18} correspondem, respectivamente, à condutância e à susceptância na linha 16-18, ou seja, a admitância da linha é dada por $Y_{16-18} = G_{16-18} + jB_{16-18}$.

Figura 46 – Conexão do gerador 16 à rede por meio do transformador.

As expressões (138) e (86), que descrevem a parte real e a parte imaginária da tensão terminal, respectivamente, no eixo de referência da rede, são responsáveis por realizar a interface das variáveis do gerador com a rede. Tal equação é oriunda da expressão para o cálculo da corrente líquida injetada pelo gerador 16 na barra 18⁵:

$$i_{16} = Y_{16-18}(\bar{V}_{16} - \bar{V}_{18}) \quad (88)$$

em que $\bar{V}_{16}$ é a tensão complexa da barra 16 na referência da rede enquanto, $\bar{V}_{18}$ corresponde à tensão complexa da barra 18 na referência da rede. Note que nesta expressão a corrente complexa injetada na barra 16, i_{16} deve também estar na referência da rede. Por meio da equação (88), é fácil observar que as equações do gerador 16 podem ser isoladas do restante do sistema, desde que as medidas da magnitude e do ângulo da tensão na barra 18 sejam fornecidas. Tal procedimento é adotado neste trabalho e os resultados obtidos por meio dessa simulação são apresentados em sequência.

Para estimular a resposta transitória no sistema, um degrau com amplitude de 0,02 p.u. e duração de 530 ms é aplicado na tensão de referência do gerador 9. Tal perturbação é aplicada sobre esse gerador, pois o mesmo possui o maior índice de controlabilidade com relação aos modos 1 e 2 da Tabela 11, os quais são modos mal amortecidos. Além disso, o modo 2 tem um alto fator de participação nas variáveis mecânicas do gerador 16, que está sendo analisado.

⁵Nesta expressão, o termo relativo à admitância *shunt* foi ignorado, pois para tais barras este termo é nulo.

A resposta do sistema a essa perturbação é verificada. As medidas da magnitude e ângulo da tensão na barra 18 assim como da magnitude da corrente na linha 16-18 são obtidas nas simulações realizadas no ANATEM. Nas Figuras 47 e 48, é possível observar o comportamento dessas duas variáveis em resposta à perturbação aplicada.

Figura 47 – Resposta da velocidade angular do rotor referente ao gerador 16 à perturbação aplicada. Figura 48 – Resposta da corrente na linha 16-18 à perturbação aplicada.

Os dados amostrados da magnitude e do ângulo da tensão na barra 18 são utilizados para isolar as equações do gerador 16 e, portanto, também auxiliam na solução das equações algébrico-diferenciais do sistema auxiliar, enquanto a corrente na linha 16-18 é adotada como saída para aplicação do método de sensibilidade de trajetória. As curvas fornecidas a partir do modelo linear isolado, ou seja, apenas considerando as equações que descrevem a dinâmica do gerador 16 e a sua equação de interface com a rede, são bastante próximas às obtidas por meio da simulação não linear. Tal análise pode ser verificada nas Figuras 49 e 50, em que a primeira compara os sinais de velocidade adquiridos a partir da simulação não linear com a fornecida pelo modelo linear isolado, enquanto na segunda os sinais de corrente na linha 16-18 podem ser comparados. Ambas exibem o período pós-falta da resposta dos sinais, sendo que o intervalo de 1,030s-5s é considerado.

Figura 49 – Resposta da velocidade angular do rotor referente ao gerador 16 à perturbação aplicada.

Figura 50 – Resposta da corrente na linha 16-18 à perturbação aplicada.

A partir das variáveis medidas e do conhecimento do modelo, para aplicação da técnica de sensibilidade de trajetória, inicialmente, verifica-se a sensibilidade de cada um dos coeficientes da equação algébrico-diferencial da velocidade angular do gerador $\dot{\omega}_{16}$ com relação a variável de saída, a corrente na linha 16-18, i_{16-18} . Na Figura 51 é possível verificar a curva de sensibilidade da variável de saída com relação a cada um dos coeficientes. Observe que o mesmo comportamento já verificado nos casos simulados anteriormente é novamente identificado, as curvas de sensibilidade dos coeficientes K_1 e K_5 estão aproximadamente sobrepostas.

Figura 51 – Sensibilidade da corrente na linha 16-18 com relação aos coeficientes K_1, K_2, K_3, K_4 e K_5 .

Para verificar a eficiência do método, os coeficientes K_1, K_2, K_3 e K_4 são intencionalmente modificados com relação aos seus respectivos valores no modelo de referência com o objetivo de avaliar se a técnica é capaz de estimá-los e, conseqüentemente, obter a resposta da velocidade do gerador 16. Os testes são realizados, inicializando o modelo de referência com os valores de tais coeficientes sendo sorteados aleatoriamente dentro de uma faixa entre 40 e 140% dos seus respectivos valores nominais. Os resultados obtidos para os 5 casos testados são exibidos na Tabela 12. Nesta Tabela são apresentados os valores sorteados no início do processo para os coeficientes K_1, K_2, K_3 e K_4 , e fornece em suas duas últimas colunas a discrepância obtida com relação às curvas de velocidade no início e no final do processo. Note que há uma redução no valor do erro obtido entre as curvas do início e do final do processo. Em todos os casos simulados, o coeficiente K_5 é mantido em seu valor nominal.

Nas Figuras 52 e 53 é possível comparar a resposta de ω_{16} e i_{16-18} , respectivamente, obtidas nas simulações não lineares com as curvas fornecidas pelo modelo linear modificado, quando os coeficientes são inicializados com os valores descritos no caso 1 da Tabela 12. Após 8 iterações, o método converge de forma monotônica, reduzindo a discrepância entre as curvas de ω_{16} para $E_{\omega final} = 2,191.10^{-11}$. A curva da corrente obtida por meio do modelo linear calibrado em comparação com a obtida por meio do modelo não linear

de referência é exibido na Figura 54. Enquanto, a Figura 55 mostra o sinal de velocidade adquirido por meio do modelo linear calibrado e a curva de velocidade obtida na simulação não linear. As curvas estão aproximadamente sobrepostas, confirmando a eficiência do método.

Tabela 12 – Influência dos valores iniciais de K_1 , K_2 , K_3 e K_4 no processo de estimação com relação ao gerador 16

Nº	$K_{1ini}(\%)$	$K_{2ini}(\%)$	$K_{3ini}(\%)$	$K_{4ini}(\%)$	$E_{\omega inicial}(.10^{-7})$	$E_{\omega final}(.10^{-11})$	Iter
1	52,3	54,4	58,5	147,1	1,570	2,190	8
2	80,2	47,6	64,0	52,3	1,063	2,190	8
3	97,5	45,9	63,5	75,3	1,227	2,190	8
4	115,1	65,5	90,6	109,9	13,95	2,190	7
5	50,6	136,2	40,5	117,5	14,16	2,190	8

Figura 52 – Comparação da resposta de it_{16-18} obtida por meio do modelo linear e o adquirido pelas simulações não lineares no primeiro passo da técnica.

Figura 53 – Comparação da resposta de ω_1 obtida por meio do modelo linear e o adquirido pelas simulações não lineares no primeiro passo da técnica.

Figura 54 – Comparação da resposta i_{16-18} obtida por meio do modelo linear já calibrado e o adquirido pelas simulações não lineares após aplicação do método.

Figura 55 – Comparação da resposta ω_{16} obtida por meio do modelo linear já calibrado e a adquirida pelas simulações não lineares após aplicação do método.

Novas simulações são realizadas em que o valor do parâmetro K_5 é fixado em dois valores distintos: 5% acima do seu valor nominal e 5% abaixo do seu valor nominal, com objetivo de verificar a eficácia da técnica caso houvesse incertezas também sobre tal coeficiente. Na Tabela 13, é possível verificar os resultados obtidos, quando os coeficientes são inicializados com os mesmos valores iniciais já exibidos na Tabela 12. Nas colunas da Tabela 13, a discrepância (obtida após o processo de estimação) entre cada coeficiente estimado pelo método com relação ao seu valor nominal em porcentagem é apresentada.

Inicialmente, note que em todos casos simulados, o erro associado à estimativa de cada coeficiente é aproximadamente o mesmo nos 5 casos testados, apresentando um comportamento semelhante quando o coeficiente K_5 é alterado. Além disso, note que a precisão na estimativa do coeficiente K_1 é a mais prejudicada com as alterações no valor nominal do coeficiente K_5 , sugerindo que K_1 é ajustado para compensar os efeitos contrários do coeficiente K_5 .

Assim como já realizado nos casos anteriores, os coeficientes estimados pelo método são validados, a partir da análise do comportamento do modelo já refinado quando peque-

Tabela 13 – Erro na estimativa dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 com relação ao gerador 16 quando o coeficiente K_5 é modificado.

Caso	$K_5(\%)$	$\Delta K_1(\%)$	$\Delta K_2(\%)$	$\Delta K_3(\%)$	$\Delta K_4(\%)$	$E_\omega(\times 10^{-11})$	Iterações
1	95	4,984	0,051	-0,417	-0,931	2,177	8
	100	-0,013	0,064	-0,402	-0,971	2,190	8
	105	5,009	0,084	-0,386	-1,022	2,205	8
2	95	4,984	0,050	-0,4167	-0,930	2,176	8
	100	-0,013	0,067	-0,402	-0,971	2,191	8
	105	-5,009	0,084	-0,386	-1,012	2,205	8
3	95	4,984	0,050	-0,4167	-0,930	2,176	8
	100	-0,012	0,067	-0,402	-0,971	2,191	8
	105	-5,009	0,084	-0,386	-1,012	2,205	8
4	95	4,984	0,051	-0,417	-2,056	2,762	8
	100	-0,013	0,064	-0,402	-0,971	2,190	8
	105	5,009	0,084	-0,386	-1,022	2,205	8
5	95	4,984	0,051	-0,417	-2,056	2,762	8
	100	-0,013	0,064	-0,402	-0,971	2,190	8
	105	5,009	0,084	-0,386	-1,022	2,205	8

Tabela 14 – Erro na estimativa dos coeficientes K_1 , K_2 , K_3 e K_4 quando o coeficiente K_5 é fixado em valores distintos da condição de referência.

Caso	$K_5(\%)$	$\Delta K_1(\%)$	$\Delta K_2(\%)$	$\Delta K_3(\%)$	$\Delta K_4(\%)$	$E_\omega(\times 10^{-10})$	Iterações
1	90	9,791	-0,166	-0,557	-1,950	1,251	8
	100	-2,216	-1,175	-1,529	-3,217	1,261	8
	110	-10,181	-0,159	-0,477	-2,376	1,269	8

nas perturbações distintas são aplicadas sobre o mesmo. A título de ilustração, utilizando os coeficientes estimados pela técnica para o caso 1, a Figura 56 exhibe o comportamento dinâmico da velocidade do gerador 16 quando uma falta trifásica com 5 ms de duração é aplicada na barra 33. Nesta Figura, é possível comparar a curva de saída obtida por meio das simulações não lineares, considerado como sistema real, com a fornecida pelo modelo linear refinado. Note que ambas as curvas apresentam um comportamento bastante similar, evidenciando a eficácia do método nos casos analisados.

4.5 Considerações Finais

Neste capítulo foram descritas em detalhes as etapas para aplicação da técnica proposta no método 1. A partir dos resultados obtidos fica bastante evidente que no método 1, uma representação correta da velocidade angular do rotor é resultante, na verdade, de um processo de ajuste dos coeficientes da equação diferencial da velocidade angular referente à máquina em análise. Neste método, tal sintonia é realizada a partir da aplicação da técnica de sensibilidade de trajetória e do sinal de erro entre a saída do modelo

Figura 56 – Comparação entre a curva de saída do modelo linear refinado e a do sistema real na etapa de validação com relação ao gerador 16.

linear (a ser aprimorado) e a resposta mensurada no sistema real. A partir de uma análise sobre os testes realizados também fica claro que, além de permitir o ajuste dos coeficientes, as funções de sensibilidade contribuem de forma significativa para identificar quais coeficientes de interesse podem ser estimados a partir dos sinais de medidas disponíveis.

Nos testes realizados em um sistema de ordem reduzida, verificou-se que é possível obter uma precisa curva de saída da velocidade angular do rotor mesmo quando o modelo completo desse sistema é adotado. Com relação aos testes realizados no sistema Kundur 2 áreas, ainda foi possível obter uma boa estimativa da curva de velocidade de mais de um gerador conectado a esse sistema, quando apenas uma única pequena perturbação foi aplicada no sistema.

Nos resultados é também apresentada uma solução para que o método proposto seja aplicado a um sistema, cujo modelo matemático tenha uma ordem elevada: a utilização de apenas as equações do gerador em análise para a aplicação do algoritmo da técnica. Os resultados no sistema 68 barras exibem essa situação, fornecendo uma resposta adequada para a velocidade angular de um dos geradores conectados a esse sistema, o qual por sua vez corresponde a um equivalente de área.

Procedimento Proposto no Método 2 para a Estimação da Velocidade

A abordagem proposta nesta tese também permite obter a velocidade do gerador síncrono em análise para aplicações em tempo real. Com este fim, um segundo método é fornecido dentro dessa estrutura, o qual se fundamenta em uma das extensões desenvolvidas do filtro de Kalman (FK) para estimar as variáveis de estados do sistema em estudo: O Filtro de Kalman *Unscented* (FKU). Ao longo deste capítulo, os passos necessários para aplicação dessa técnica de forma algorítmica são abordados e o procedimento proposto para estimar a velocidade angular do gerador síncrono a partir do FKU é descrito.

Como é evidenciado ao longo do capítulo, o método proposto para estimar a velocidade nessa segunda vertente, proporciona a estimação da velocidade em tempo real. O mesmo é também indicado para situações em que o modelo linear conhecido do sistema em estudo apresenta incertezas com relação a diversos parâmetros adotados nas equações matemáticas que o representam. Portanto, a técnica permite a estimação da velocidade angular do gerador em análise mesmo quando elevadas discrepâncias são obtidas na comparação entre a resposta do sistema real e a do modelo matemático conhecido *a priori* deste sistema. Contudo, diferente do método 1 proposto (o qual se fundamenta na técnica de sensibilidade da trajetória a variação de parâmetros), nesta vertente a estimação da velocidade não está relacionada com a calibração do modelo linear.

5.1 Uma Visão Geral sobre a Estimação dos Estados Dinâmicos a partir da Aplicação de uma Técnica de Filtragem

A estimação dos estados dinâmicos de um sistema envolve, basicamente, o modelo dinâmico e as medidas observáveis (ou seja, as saídas mensuradas) desse sistema. Para estimar os estados dinâmicos, uma ferramenta de filtragem pode ser utilizada, uma vez

que este tipo de técnica permite estimar os estados de um sistema, quando o mesmo é indiretamente observado por meio de um conjunto de medidas ruidosas¹.

Uma vez definido o modelo dinâmico representativo do sistema em análise, o problema da estimação dos estados dinâmicos pode ser resolvido pela técnica de filtragem a partir de uma formulação que envolve duas etapas principais: a predição e a correção (HUANG et al., 2015).

Para se ter uma ideia sobre o procedimento envolvido nestas etapas, considere que se deseje estimar os estados dinâmicos de um determinado SEP. Suponha que o seu comportamento dinâmico possa ser representado por conjunto de equações diferenciais, as quais já discretizadas podem ser descritas por (JULIER; UHLMANN, 2004; SCARDUA; CRUZ, 2016):

$$x_k = f(x_{k-1}, u_k) + w_{k-1} \quad (89)$$

$$y_k = h(x_k, u_k) + v_k \quad (90)$$

em que o subscrito k indica os valores no instante de tempo t_k . O vetor de estados é representado por x_k , u_k é vetor das entradas, enquanto y_k é o vetor das saídas medidas do modelo. Os vetores de funções não lineares f e h representam a dinâmica do sistema e o processo de medição realizado, respectivamente. Já w_{k-1} corresponde ao vetor do ruído de processo, com média zero e matriz de covariância Q_{k-1} e v_k é o ruído de medidas também com média zero e matriz de covariância R .

De um modo geral, para que a estrutura de uma técnica de filtragem possa ser aplicada, a evolução temporal do sistema em estudo é modelada como um sistema dinâmico perturbado por um ruído de processo. Desta forma, o modelo utilizado pelo filtro para a estimação dos estados incorpora um ruído estocástico como mecanismo para lidar com fato de que as equações e os parâmetros envolvidos na descrição do comportamento dinâmico daquele sistema não são completamente conhecidos. Com relação as saídas medidas, o mesmo artifício é utilizado, resultando na existência do denominado ruído de medidas (SCARDUA, 2015).

Supondo que o valor inicial do vetor de estados no instante $k - 1$ é conhecido, o objetivo do filtro consiste em estimar qual será o valor para esse vetor de estados para o instante k . As etapas de predição e correção, que envolvem essa formulação, podem ser compreendidas, de maneira bastante simplificada, da seguinte forma². Na etapa de predição, a partir do valor do vetor de estados no instante $k - 1$ e com o auxílio da

¹A afirmação de que as medidas são ruidosas significa que elas são incertas, ou seja, as medidas não são obtidas a partir de funções determinísticas dos estados do sistema (SCARDUA, 2015).

²É importante mencionar que apenas a ideia central que envolve a etapas de predição e correção são apresentadas nesta seção. Para cada tipo de filtro um procedimento específico é aplicado com base nas equações do modelo e na matriz de covariância associada ao vetor de estados para predizer o vetor de estados x_k e também na atualização desse vetor.

equação (89), o filtro permite prever um valor para o vetor de estados para o instante k , denominado como vetor de estados predito x_k^- . Já na etapa de correção, o modelo utilizado pelo filtro calcula um vetor de saídas predito y_k^- por meio da equação (90) e do vetor de estados preditos x_k^- . O valor do vetor de saída predito é, então, comparado com os valores das saídas mensuradas no sistema para aquele instante k . A discrepância resultante dessa comparação é utilizada para atualizar o vetor de estados predito na etapa anterior, resultando num valor estimado para o vetor de estados x_k . A abordagem é recursiva, de forma que esse valor estimado de x_k é utilizado na próxima etapa de predição, para a obtenção do novo valor do vetor de estados no instante $k + 1$. O processo se repete para toda janela de dados de interesse. Tais etapas são ilustradas na Figura 57.

Figura 57 – Formulação Geral das etapas de predição e correção na estimação de estados de um sistema dinâmico (figura adaptada de (HUANG et al., 2015)).

Dentre as técnicas de filtragem existentes, o filtro de Kalman se destaca, sendo eficientemente implementado em aplicações de diversas áreas, tais como, engenharia elétrica, estatística e economia. Tal método foi proposto por (KALMAN, 1960), em um artigo que descreve um processo recursivo para solucionar problemas lineares relacionados à filtragem de dados discretos. Considerando um sistema linear e assumindo que o ruído tenha comportamento similar a de uma função gaussiana, o filtro de Kalman irá permitir estimar os estados dinâmicos de um sistema a partir das informações medidas e por meio de uma abordagem recursiva, utilizando as etapas de predição e correção mencionadas acima (ZHOU et al., 2015).

Nesta tese optou-se pela aplicação de uma das extensões desenvolvidas do FK, o Filtro de Kalman, o Filtro de Kalman *Unscented*. A escolha foi motivada, principalmente, pelo fato de que tal extensão pode ser aplicado a qualquer tipo de transformação, desde de que esta seja bem definida, fornecendo um mecanismo direto para o cálculo da média e covariância de uma variável aleatória transformada. As características dessa vertente do FK são explicitadas em sequência.

5.2 Filtro de Kalman *Unscented*

O Filtro de Kalman *Unscented* (FKU) é uma das extensões do método de Kalman aplicado a sistema não lineares. Proposto por (JULIER; UHLMANN, 2004), no FKU, o procedimento básico introduzido na seção anterior é adotado: a predição dos valores dos estados x no instante de tempo k a partir de informações do instante de tempo $k - 1$, seguido pela etapa de correção, a qual utiliza os dados observáveis do sistema. A principal diferença desta extensão com relação a outras existentes e ao próprio FK reside na abordagem adotada para o cálculo do valor médio e da covariância dos estados dinâmicos, quando tais valores são propagados em funções não lineares, ou seja, no cálculo do valor médio e da covariância de uma variável transformada.

Por exemplo, o Filtro de Kalman Estendido (FKE), o qual é um dos algoritmos mais amplamente utilizados em sistemas não lineares, as transformações não lineares do modelo empregado são linearizadas a partir da expansão em série de Taylor de primeira ordem, substituindo as transformações lineares do FK pelas matrizes jacobianas resultantes desse processo. Assim a partir das equações linearizadas, os valores médio e da covariância da variável transformada são calculados (JULIER; UHLMANN, 2004).

Diferente do FKE, o FKU irá fornecer um mecanismo mais direto para o cálculo da média e covariância de uma variável transformada. O método utiliza a denominada Transformação *Unscented* (TU). A TU baseia-se na escolha determinística pontos no espaço de estados do sistema dinâmico que capturam a média e a covariância da distribuição desses estados. Tais pontos são denominados pontos *sigma*. Os pontos *sigma* são então propagados pelas não linearidades da função, e a média e a covariância da variável transformada são estimadas a partir dos pontos *sigma* propagados (JULIER; UHLMANN, 2004; SCARDUA, 2015).

Inicialmente, nesta seção é apresentada a ideia principal que envolve a Transformação *Unscented*. Em sequência, as equações de um modelo em espaço de estados, no qual se aplica o filtro, são exibidas. Por fim, os principais passos necessários para aplicação do FKU são descritos: predição e correção.

5.2.1 Transformação *Unscented*

A transformação *Unscented* pode ser definida como um método utilizado para calcular as informações estatísticas de uma variável aleatória sujeita a uma transformação não linear (WAN; MERWE, 2000). Nesta transformação, inicialmente, um conjunto de pontos é formado por uma pequena quantidade de pontos fixos, escolhidos de forma determinística, os quais são denominados de pontos *sigma*.

Para melhor ilustrar o procedimento com relação à apresentação da técnica, suponha que $\bar{x}$ seja o valor médio desse conjunto e Σ_x seja o valor da sua covariância. Para cada um desses pontos aplica-se a função não linear que descreve o comportamento dinâmico do

sistema em análise, resultando em um conjunto de pontos transformados. As informações estatísticas desses pontos transformados, agora com média $\bar{m}$ e covariância Σ_m propagadas, podem ser calculadas pela transformação *Unscented*. Portanto, a TU irá fornecer um procedimento para estimar a média e covariância de uma variável transformada. (JULIER; UHLMANN, 2004).

O conjunto de pontos *sigma* $\mathcal{S}$ é formado por $n_s + 1$ vetores e seus respectivos pesos, podendo ser representado por $\mathcal{S} = \{x^{(i)}, W^{(i)}, i = 0, 1, \dots, n_s\}$. Os pesos podem ser positivos ou negativos, entretanto, para que a estimativa seja imparcial, tais pesos devem obedecer a seguinte normalização (JULIER; UHLMANN, 2004):

$$\sum_{i=0}^{n_s} W^{(i)} = 1 \quad (91)$$

Uma vez que o conjunto de pontos *sigma* seja fornecido, a média $\bar{m}$ e covariância Σ_m dos pontos transformados são calculados pelos seguintes passos:

- (a) Cada ponto do conjunto *sigma* é transformado, com a aplicação de uma função não linear, a qual será denominada h_m . Esta função pode ser relativa a equação de evolução não linear do sistema (ou seja, as equações dinâmicas que descrevem o comportamento dos estados), assim como a equação de observação não linear (da saída do sistema):

$$m^{(i)} = h_m(x^{(i)}) \quad (92)$$

- (b) A média dos pontos *sigma* é calculada pela soma ponderada dos pontos transformados:

$$\bar{m} = \sum_{i=0}^{n_s} W^{(i)} m^{(i)} \quad (93)$$

- (c) A matriz de covariância é descrita pelo seguinte produto ponderado:

$$\Sigma_m = \sum_{i=0}^{n_s} W^{(i)} \{m^{(i)} - \bar{m}\} \{m^{(i)} - \bar{m}\} \quad (94)$$

Analisando o procedimento e as equações envolvidas na transformação TU, note que esta pode ser utilizada como uma caixa preta, uma vez que dado um conjunto formado por uma pequena quantidade de pontos e um modelo bem definido (com suas equações, com suas entradas e saídas determinadas), uma rotina padrão pode ser aplicada para obter as quantidades previstas para qualquer transformação. Esta possibilidade de poder ser aplicada a qualquer forma de transformação, sem a adição de um custo computacional significativo, é uma importante propriedade desta técnica para esse trabalho. Outras propriedades resultantes desta transformação são detalhadas em (JULIER; UHLMANN, 2004).

Em sequência o algoritmo para aplicação do Filtro de Kalman *Unscented* a um modelo representativo de um SEP é apresentado. Nesta descrição, durante a etapa da predição, o procedimento para o cálculo dos pontos *sigma* é descrito com detalhes. Além disso, é

importante salientar que neste trabalho apenas será apresentado o algoritmo para aplicação do filtro, mais detalhes sobre a formulação matemática do mesmo é fornecida em (JULIER; UHLMANN, 2004; SIMON, 2001; JULIER; UHLMANN, 1997)

5.2.2 Algoritmo para Aplicação do Filtro de Kalman *Unscented*

Inicialmente, considere que o modelo matemático de um SEP possa ser descrito no domínio do tempo pelo seguinte conjunto de equações algébrico-diferenciais:

$$\dot{\mathbf{x}}(\mathbf{t}) = \mathbf{f}(\mathbf{x}(\mathbf{t}), \mathbf{u}(\mathbf{t})) \quad (95)$$

$$\mathbf{y}(\mathbf{t}) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(\mathbf{t}), \mathbf{u}(\mathbf{t})) \quad (96)$$

em que de forma semelhante a definição realizada na subseção anterior 5.1, os vetores $\mathbf{x}$ e $\mathbf{u}$ correspondem às variáveis de estado e de entrada do sistema, respectivamente. O vetor de funções $\mathbf{f}$ representam as equações dinâmicas do sistema, ou seja, corresponde ao conjunto de equações que determina a evolução dos estados dinâmicos. Já o vetor de funções $\mathbf{h}$ representa as equações de observação (saídas mensuradas) do sistema.

Para que o FKU possa ser aplicado no sistema representado pelo conjunto de equações (95)-(96), é necessário convertê-lo para a sua forma discreta. Com esse objetivo, este conjunto de equações pode ser aproximado pela sua forma discreta a partir de um método de integração numérica, como o método de Euler. Adicionando os termos necessários para a incorporação do filtro às equações já discretizadas, obtém-se o seguinte modelo (SARKKA, 2007):

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{q}_{k-1} \quad (97)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{r}_k \quad (98)$$

em que o subscrito k indica os valores no instante de tempo $\mathbf{k}$. O vetor de estados $\mathbf{x}_k$ agora é tratado como um vetor composto por variáveis aleatórias, o qual possui uma matriz de covariância associada dada por $\mathbf{P}$. Os vetores $\mathbf{q}_k$ e $\mathbf{r}_k$ representam ruídos gaussianos do próprio sistema e das medidas, respectivamente, com média zero e matrizes de covariância $\mathbf{Q}$ e $\mathbf{R}$ não correlacionadas.

A partir do conjunto de equações (97)-(98), dos sinais de saída e entrada do modelo e dado um valor inicial do vetor de estados $\mathbf{x}_0$ e da matriz de covariância $\mathbf{P}_0$, o algoritmo do FKU pode ser aplicado por meio dos passos descritos na sequência (JULIER; UHLMANN, 2004; VALVERDE et al., 2011):

Etapa de Predição

- **Passo 1 (Cálculo do conjunto de pontos *sigma*):** O primeiro passo da etapa de predição consiste em determinar o conjunto de pontos *sigma*. Para um dado

valor inicial do vetor de estados com dimensão $n_x \times 1$ e uma matriz de covariância com dimensão de $n_x \times n_x$, um conjunto de pontos *sigma* composto por $2n_x + 1$ vetores pode ser obtido da seguinte forma (VALVERDE et al., 2011; WANG; GAO; MELIOPOULOS, 2012):

$$\chi_{k-1}^0 = \mathbf{x}_{k-1}; \quad (99)$$

$$\chi_{k-1}^i = \mathbf{x}_{k-1} + (\sqrt{(\mathbf{n}_x + \lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_i, \quad i = 1, \dots, n_x; \quad (100)$$

$$\chi_{k-1}^{n_x+i} = \mathbf{x}_{k-1} - (\sqrt{(\mathbf{n}_x + \lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_i, \quad i = 1, \dots, n_x; \quad (101)$$

$$(102)$$

em que $(\sqrt{(\mathbf{n}_x + \lambda)\mathbf{P}_{k-1}})_i$ corresponde a i -ésima coluna da matriz $\sqrt{(\mathbf{n}_x + \lambda)\mathbf{P}_{k-1}}$. Já a constante λ é um parâmetro escalar obtido por meio da equação $\lambda = \alpha^2(\mathbf{n}_x + v) - \mathbf{n}_x$, o qual por sua vez é composto pelos parâmetros α e v .

O valor do parâmetro α irá determinar o espalhamento dos pontos *sigma*, sendo ajustado, usualmente, para valores entre 0,0001 e 1. A atribuição de um valor pequeno para α leva a seleção de pontos mais próximos um dos outros para formação do conjunto de pontos *sigma*, enquanto a utilização de um valor de α elevado resulta em conjunto que pode ser formado por pontos mais distantes (RHUDY; GU, 2013). Com relação ao parâmetro v recomenda-se que seja ajustado em zero ou por $v = 3 - \mathbf{n}_x$, quando se deseja reduzir erros de ordem elevada na aproximação da média e da matriz de covariância dos estados (VALVERDE et al., 2011).

Para facilitar a análise, o conjunto de equações (100)-(101) utilizados para cálculo dos pontos *sigma*, pode ser descrito na sua forma matricial como:

$$\mathbf{X}_{k-1} = [\mathbf{x}_{k-1} \quad \cdots \quad \mathbf{x}_{k-1}] + \sqrt{c} \begin{bmatrix} 0 & \sqrt{\mathbf{P}_{k-1}} & -\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}} \end{bmatrix} \quad (103)$$

em que a $\mathbf{X}_{k-1}$ é uma matriz com dimensão $\mathbf{n}_x \times (2\mathbf{n}_x + 1)$ contendo $(2\mathbf{n}_x + 1)$ pontos sigma, ou seja, cada coluna dessa matriz representa um ponto *sigma*. A constante c é definida como $\mathbf{n}_x + \lambda$, (VALVERDE et al., 2011; JULIER; UHLMANN, 2004). Tal matriz pode ser reescrita no seguinte formato:

$$\mathbf{X}_{k-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{k-1} & \mathbf{x}_{k-1} + \sqrt{c}\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}} & \mathbf{x}_{k-1} - \sqrt{c}\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}} \end{bmatrix} \quad (104)$$

sendo que nesta equação, a soma de um vetor a uma matriz deve ser vista como a adição do vetor em cada uma das colunas dessa matriz, ou seja, o termo $\mathbf{x}_{k-1} + \sqrt{c}\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}$ é calculado a partir da soma do vetor de estados $\mathbf{x}_{k-1}$ a cada uma das colunas da matriz $\sqrt{c}\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}$. A mesma análise deve ser feita com relação ao termo $\mathbf{x}_{k-1} - \sqrt{c}\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}}$.

Observe na equação (104) que para a determinação do conjunto de pontos *sigma* é necessário calcular a raiz quadrada da matriz de covariância do instante de tempo anterior $\mathbf{P}_{k-1}$. Existem diferentes formas para cálculo da raiz quadrada dessa matriz (RHUDY et al., 2011), entretanto uma das formas recomendadas e mais utilizadas nas publicações para o cálculo dessa raiz no filtro FKU é utilizando o método de Cholesky (SAFONOV; CHIANG, 1989). Basicamente, a fatorização de Cholesky permite decompor uma dada matriz χ , definida positiva, como $\chi = \mathbf{L}\mathbf{L}^T$, em que $\mathbf{L}$ é uma matriz triangular com elementos positivos em sua diagonal. Nesta decomposição, $\mathbf{L}$ é denominada como fator de Cholesky de χ e pode ser interpretada como a raiz quadrada de χ . Neste problema, a decomposição permite, então, obter uma matriz triangular inferior, a qual pode ser utilizada para representar a raiz quadrada da matriz $\mathbf{P}_{k-1}$ (RHUDY; GU, 2013):

$$\mathbf{P}_{k-1} = (\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}})(\sqrt{\mathbf{P}_{k-1}})^T \quad (105)$$

Contudo para que essa decomposição de Cholesky possa ser aplicada, a matriz $\mathbf{P}_{k-1}$ deve ser definida positiva.

□ **Passo 2:** Após o cálculo dos pontos *sigma*, os mesmos são avaliados, sendo propagados, um por um, pela função f , conforme a equação:

$$\hat{\mathbf{X}}_k^i = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}^i, \mathbf{u}_k) \quad (106)$$

em que $\mathbf{X}_{k-1}^i$ é a i -ésima coluna da matriz de pontos *sigma* $\mathbf{X}_{k-1}$ e $\hat{\mathbf{X}}_k^i$ corresponde a i -ésima coluna da matriz $\hat{\mathbf{X}}_k$, a qual é composta pelos pontos *sigma* transformados.

□ **Passo 3:** No terceiro passo da predição, o valor médio do vetor de estados predito $\mathbf{x}_k^-$ e da matriz de covariância associada aos estados preditos $\mathbf{P}_k^-$ são calculados pelas seguintes equações:

$$\mathbf{x}_k^- = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i^a \hat{\mathbf{X}}_k^i \quad (107)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i^c \left[(\hat{\mathbf{X}}_k^i - \mathbf{x}_k^-) (\hat{\mathbf{X}}_k^i - \mathbf{x}_k^-)^T \right] + \mathbf{Q} \quad (108)$$

em que os pesos $\mathbf{W}_i^a$ e $\mathbf{W}_i^c$ são fornecidos pelas expressões (SARKKA, 2007; VALVERDE et al., 2011):

$$\mathbf{W}_0^a = \frac{\lambda}{\mathbf{n}_x + \lambda}, \quad i = 0; \quad (109)$$

$$\mathbf{W}_0^c = \frac{\lambda}{(\mathbf{n}_x + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta)}, \quad i = 0; \quad (110)$$

$$\mathbf{W}_i^a = \frac{1}{2(\mathbf{n}_x + \lambda)}, \quad i = 1, \dots, 2n_x; \quad (111)$$

$$\mathbf{W}_i^c = \frac{1}{2(\mathbf{n}_x + \lambda)}, \quad i = 1, \dots, 2n_x. \quad (112)$$

em que β é um parâmetro a ser definido pelo usuário, o qual permite incorporar informações sobre a distribuição da variável de estado em análise.

Etapa de Correção

□ **Passo 1:** O primeiro passo da correção consiste em calcular o novo conjunto de pontos *sigma*, a partir do valor médio predito para o vetor de estados $\mathbf{x}_k^-$ e da matriz de covariância $\mathbf{P}_k^-$ predita. Na forma matricial esse novo conjunto é descrito por:

$$X_k^- = [\mathbf{x}_k^- \quad \cdots \quad \mathbf{x}_k^-] + \sqrt{c} \begin{bmatrix} 0 & \sqrt{\mathbf{P}_k^-} & -\sqrt{\mathbf{P}_k^-} \end{bmatrix} \quad (113)$$

□ **Passo 2:** Cada um dos pontos *sigma* desse novo conjunto é propagado pela função de saída $\mathbf{h}$, definida em (98), resultando em:

$$\mathbf{Y}_k^{-i} = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k^{i-}, u_k) \quad (114)$$

□ **Passo 3:** Neste passo a média μ_k dos pontos *sigma* transformados pela função $\mathbf{h}$ é calculado. Após a obtenção dessa média μ_k , a matriz de covariância das medidas $\mathbf{S}_k$ e a matriz de covariância entre os estados e as medidas $\mathbf{C}_k$ podem ser obtidos. As equações para computar o valor de cada uma dessas variáveis são apresentadas abaixo:

$$\mu_k = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i^a \mathbf{Y}_k^{-i} \quad (115)$$

$$\mathbf{S}_k = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i^c \left[(\mathbf{Y}_k^{-i} - \mu_k) (\mathbf{Y}_k^{-i} - \mu_k)^T \right] + \mathbf{R} \quad (116)$$

$$\mathbf{C}_k = \sum_{i=0}^{2n_x} W_i^c \left[(\mathbf{X}_k^- - \mathbf{x}_k^-) (\mathbf{Y}_k^{-i} - \mu_k)^T \right] \quad (117)$$

- **Passo 4:** No último passo da correção, o ganho do filtro $\mathbf{K}_k$ é calculado. A partir do valor do ganho $\mathbf{K}_k$ e da discrepância obtida na comparação entre a saída predita pelo filtro e aquela medida no sistema, o vetor de estados é atualizado. A matriz de covariância $\mathbf{P}_k$ também é corrigida. As equações necessárias para obtenção de cada uma dessas variáveis são apresentadas abaixo:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{C}_k \mathbf{S}_k^{-1} \quad (118)$$

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mu_k) \quad (119)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^- - \mathbf{K}_k \mathbf{S}_k \mathbf{K}_k^T \quad (120)$$

em que $\mathbf{y}_k$ corresponde ao vetor de medidas fornecido por uma fonte independente do sistema (por exemplo, adquirido do sistema real a partir de equipamentos de medição). O termo $(\mathbf{y}_k - \mu_k)$, denominado como resíduo, reflete a discrepância entre a medida predita μ_k e a medida atual $\mathbf{y}_k$.

Na próxima iteração do método, o vetor de estados $\mathbf{x}_k$ e da matriz $\mathbf{P}_k$ obtidos neste último passo da correção são utilizados para obtenção do novo conjunto de pontos *sigma*, ou seja, na próxima etapa de predição para cálculo dos estados no instante $k + 1$. O algoritmo, descrito pelos passos acima, é repetido iterativamente a medida que uma novo dado amostrado é enviada ao filtro. Na Figura 58, o algoritmo para aplicação do Filtro FKU é apresentado.

Etapas Necessárias antes da Aplicação do Filtro	
Inicialização	
1:	Determinar os valores dos parâmetros α, β, v ;
2:	Calcular o valor do escalar $\lambda = (\alpha^2(n_x + v)) + n_x$;
3:	Calcular os pesos: $W_o^a, W_o^c, W_i^a = W_i^c, \quad i = 1, \dots, n_x$;
4:	Definir os valores das matrizes de covariância de processo Q e de medida R
5:	Inicializar o vetor de estados x_0 e da matriz de covariância de estados P_0
Etapas a Serem Executadas de Forma Recursiva	
Predição	
1:	Calcular o conjunto de pontos <i>sigma</i> : X_{k-1} ;
2:	Propagar cada ponto <i>sigma</i> pela função f : $\hat{X}_k$;
3:	Calcular o valor médio e a matriz de covariância dos estados preditos: x_k^- e P_k^- ;
Correção	
4:	Calcular o novo conjunto de pontos <i>sigma</i> : X_k^- ;
5:	Calcular μ_k, S_k e C_k ;
6:	Atualização do ganho do filtro K_k ;
7:	Atualização do vetor de estados preditos x_k e da matriz covariância de estados P_k ;

Figura 58 – Algoritmo para aplicação do Filtro de Kalman *Unscented* (Adaptado de (RHUDY; GU, 2013)).

5.3 Descrição e Implementação do Método 2

Diferente do método 1, o qual realiza um procedimento de calibração dos coeficientes do modelo linear em análise, no método 2, o filtro fornece uma estimativa da velocidade para cada instante de tempo k . Contudo para que esta estimativa seja precisa, a sintonia de alguns parâmetros do filtro torna-se um importante passo, para que uma melhor resposta do filtro seja obtida.

Com relação a esse ajuste, existem algumas recomendações práticas para a escolha e sintonia dos parâmetros da TU, as quais serão mencionadas na próxima seção. Também existem métodos para sintonia automática dos parâmetros do FKU, incluindo o ajuste das matrizes de covariância do ruído de processo e de medida (TURNER; RASMUSSEN, 2012; SAKAI; KURODA, 2010; ABBEEL et al., 2005). Segundo evidenciado em (SCARDUA, 2015), no qual o desempenho de alguns algoritmos propostos na literatura para sintonização do FKU são comparados, o estudo de técnicas para automatização da sintonia dos parâmetros do FKU é uma área ativa de pesquisa, com uma lista de trabalhos não muito longa explorando alguns métodos para esse ajuste.

No trabalho proposto nesta tese, para alguns casos estudados, a sintonia das matrizes de alguns parâmetros do FKU por meio de um método de otimização irá melhorar a qualidade da estimativa dos estados obtidos pelo FKU. Dessa forma, apesar de algumas etapas semelhantes ao método 1 serem também necessárias para aplicação do método 2, uma etapa para a sintonia dos parâmetros do filtro é necessária para que bons resultados possam ser obtidos por este método proposto, mediante as incertezas paramétricas do modelo.

Em sequência são apresentadas as etapas necessárias para obtenção da estimativa da velocidade a partir do método 2.

5.3.1 Etapas para Aplicação do Método 2

A estrutura desenvolvida para aplicar o método 2 e verificar a eficácia da estimativa da velocidade angular do rotor fornecida por esse método é apresentada em detalhes nesta seção. Vale ressaltar, que a estimação da velocidade por meio de um modelo linear e de informações do sistema mensuradas na subestação em que o gerador (em estudo) está conectado, são alguns dos diferenciais desse procedimento.

De modo semelhante às considerações já apresentadas para o método 1, admite-se que o modelo linear do sistema para o ponto de operação em análise é conhecido. Além disso, supõe-se que todos sinais que devem ser mensurados no sistema real para o funcionamento da técnica estejam disponíveis. As duas primeiras etapas do algoritmo devem ser realizadas antes da aplicação do método iterativo do filtro.

1. *Obtenção do Modelo Linear para Utilização do Filtro:* O primeiro passo desse procedimento reside na obtenção do modelo linear do sistema em estudo para a condição

de operação em análise. Neste trabalho, o modelo linear é obtido pelo programa PacDyn, o qual fornece as equações do sistema completo. Contudo, para aplicação do FKU, apenas as equações do modelo do gerador em análise, incluindo os controladores conectados nele, e a equação de interface desse gerador com o restante do sistema são fundamentais. Dessa forma, o objetivo principal desta etapa é isolar as equações necessárias para aplicação do FKU do modelo completo. Para cada instante de tempo k , as medidas dessa tensão para esse determinado instante são enviadas ao filtro, o qual as utiliza para solucionar as equações do modelo.

Nesta etapa, portanto, o modelo linear utilizado pelo FKU para realizar as estimativas, denominado de forma simplificada de modelo de estimação, é preparado. As equações que o compõem irão ficar dependentes de duas variáveis, a parte real e a parte imaginária da tensão mensurada no sistema real (as quais serão mencionadas na etapa 2).

2. *Aquisição dos Dados Amostrados no Sistema Real:* O principal objetivo dessa etapa consiste em registrar a resposta transitória do sistema em análise frente a uma perturbação. Tais medições devem conter o período pós-falta das variáveis observadas e podem ser adquiridas, por exemplo, por uma PMU ou um registrador de perturbação, desde que o equipamento utilizado forneça uma taxa de amostragem adequada.

Nos resultados apresentados nesta tese, do mesmo modo que para o método 1, os dados mensurados no sistema real são obtidos a partir de simulações não lineares realizadas no *software* ANATEM, os quais são considerados como os valores amostrados em um sistema real. As medidas necessárias para aplicação da técnica proposta no método 2 são: o fluxo de potência ativa na linha que conecta o gerador em análise a rede P_{ij} ou a corrente na linha $i - j$ e a magnitude V_j e o ângulo θ_j da tensão na barra de alta tensão do transformador, que interfaceia o gerador em estudo com a rede. Na Figura 59, a posição de cada barra e a localização do medidor são exibidas.

Figura 59 – Diagrama Unifilar ilustrando a conexão do i -ésimo gerador em análise à rede.

Na tentativa de representar um cenário mais realístico, algumas incertezas paramétricas são intencionalmente inseridas no modelo de simulação do programa ANATEM. Tal passo é realizado com o intuito de criar certas diferenças entre o modelo

linear obtido na etapa 1, no qual será aplicado o filtro, com as informações geradas pelo sistema real. Buscou-se, desta forma, representar as situações em que um determinado modelo do sistema é conhecido mas, por diversas razões como a variação de certos parâmetros devido ao envelhecimento e desgaste de equipamentos, o reajuste do ganho de alguma malha de controle não documentado, entre outros, o modelo conhecido não é capaz de representar de forma suficientemente adequada o que é observado na prática.

3. *Sintonia dos Parâmetros do Filtro*: Antes da aplicação do FKU, alguns parâmetros do mesmo devem ser sintonizados. Com relação a transformação *Unscented* propriamente dita, o valor de três parâmetros escalares devem ser ajustados: α , ν e β . As recomendações para o ajuste dos mesmos são reportadas de forma simplificada abaixo. Um estudo mais completo pode ser visto em (SCARDUA; CRUZ, 2016):

- ❑ Como o controle do espalhamento dos pontos sigma é definido pelo valor de α , recomenda-se que seja atribuído um valor pequeno para esse parâmetro, entre $0.0001 \leq \alpha \leq 1$.
- ❑ O parâmetro ν deve ser positivo, de modo a garantir que a matriz de covariância P seja positiva definida. De acordo com os autores em (SCARDUA; CRUZ, 2016; RHUDY; GU, 2013), normalmente, tal parâmetro é mantido em zero. Em (JULIER; UHLMANN, 1997), recomenda-se que este valor seja zero ou dado por $n_x - 3$ (caso seja atribuído o valor 1 à α e 2 à β).
- ❑ O parâmetro β é um peso não negativo, o qual pode ser utilizado para incorporar informações sobre a distribuição da variável de estado em análise. Quando assume-se uma distribuição gaussiana, atribui-se o valor 2 à β .

Uma vez definidos os valores desses parâmetros, o valor do escalar λ e dos pesos W_i^c e W_i^a são calculados, os quais são necessários tanto na etapa de predição quanto de correção do filtro.

Além dos parâmetros requeridos para TU, ainda é necessário realizar a sintonia das matrizes de covariância Q e R . Neste trabalho, assume-se que ambas matrizes são invariantes no tempo e que possuem elementos não-nulos na diagonal. Cada elemento da diagonal das matrizes, irá se referir à variância associada σ^2 a variável relativa aquela determinada linha.

O ajuste dos elementos da diagonal da matriz Q é, normalmente, realizado de forma empírica, uma vez que tal matriz caracteriza a incerteza do modelo adotado em representar o comportamento dinâmico das variáveis que se deseja estimar (o processo). Para matriz R , por ser referente ao ruído da medida, muitos autores ajustam os elementos da diagonal dessa matriz de acordo com a variância associada à preci-

são do equipamento responsável por amostrar aquela determinada variável de saída. Contudo, este também é um ajuste empírico.

Ainda com relação a matriz R , uma inspeção sobre as equações para o cálculo do ganho do filtro K_k (118) e da matriz de correlação das medidas S_k (116) para um dado instante k , indicam que quanto maior o valor dos elementos da matriz R com relação a matriz de correlação cruzada C_k para um instante k , menor será o valor do ganho K_k . Portanto, neste caso, menor será a influencia da medição no valor estimado para as variáveis de estado para aquele passo k . Em uma situação oposta, caso o valor da variância associada ao elemento da diagonal da matriz R seja relativamente pequeno, o valor do ganho K_k para um determinado instante k será maior, logo a medição terá um maior peso na atualização da variáveis de estado preditas.

Por fim, o valor inicial da matriz de covariância dos estados P_0 também deve ser sintonizado. Quando nenhuma técnica específica é adotada para o ajuste dos seus elementos, usualmente, a mesma é iniciada com a matriz identidade. É importante ressaltar que, diferente das matrizes Q e R , a matriz P é atualizada a cada iteração do algoritmo de filtragem.

Neste trabalho, para algumas situações, verificou-se a necessidade de utilizar um método de otimização para realizar a sintonia dos parâmetros envolvidos na aplicação do filtro. Com esse objetivo, um algoritmo genético similar ao desenvolvido em (NOGUEIRA, 2015) foi adotado. As estratégias e mecanismos de buscas empregados nesse algoritmo são apresentadas no Apêndice D.

4. *Aplicação do Filtro FKU*: Após os ajustes necessários o FKU pode ser aplicado. A cada nova amostra enviada ao filtro, a estimativa das variáveis de estado do gerador em análise, incluindo a velocidade angular do rotor, é efetuada para aquele determinado instante.

As medidas da magnitude V_{jk} e do ângulo θ_{jk} referentes a um determinado instante k , irão auxiliar na solução das equações do modelo de estimação, permitindo o cálculo do conjunto de variáveis algébricas preditas z_k^- . Enquanto a medida do fluxo de potência ativa ou da corrente injetada no instante k é tomado como sinal de saída, sendo utilizado na etapa de correção para o cálculo do resíduo.

Lembrando que esta é uma etapa recursiva, a qual é repetida a cada chegada de um novo conjunto de medidas, conforme ilustrado na Figura 60.

5. *Avaliação do Desempenho do Método*: Com intuito de avaliar a proximidade entre a curva estimada pelo filtro com a que seria mensurada no sistema real após um evento, o erro quadrático médio, em inglês *Mean Squared Error* (MSE), é calculado.

Figura 60 – Diagrama esquemático do FKU aplicado no problema abordado.

Tal erro é descrito pela soma da diferença entre o valor estimado x_k e o valor real $x_{k,true}$ elevado ao quadrado, ponderada pelo número total de amostras da janela em análise N_{janela} .

$$MSE = \frac{1}{N_{janela}} \sum_{k=1}^{N_{janela}} (x_k - x_{k,true})^2 \quad (121)$$

Para finalizar a descrição das etapas, é válido ressaltar que a estrutura foi desenvolvida com o objetivo principal de verificar a eficácia do algoritmo de filtragem dentro do problema abordado. Portanto, nos testes realizadas nesta tese, os dados referentes ao sistema real são obtidos a partir de simulações no programa ANATEM, levando a aquisição de uma janela de dados referentes a resposta do sistema a um evento e, consequentemente, a necessidade da etapa 2 na estrutura desenvolvida. Contudo, em aplicações envolvendo medidas reais tal aquisição irá acontecer em tempo real, de modo que o algoritmo deve ser capaz de processar o dado amostrado da resposta do sistema antes da chegada de um novo conjunto de informações.

5.4 Análise de um Caso Passo-a-Passo

Com objetivo de exemplificar o procedimento realizado no método proposto, nesta seção apresenta-se a análise de um caso passo-a-passo para obtenção da estimativa do sinal de velocidade de um gerador conectado em um sistema teste, o qual é ilustrado na Figura 61. Inicialmente, tal sistema em estudo é apresentado e, em sequência, as

etapas são detalhadas. Supõe-se que o objetivo, neste caso passo-a-passo, seja estimar a velocidade do gerador 3.

5.4.1 Sistema em Estudo

O sistema teste adotado nesse conjunto de simulações corresponde ao sistema 3 máquinas versus barramento infinito, o qual é exibido na Figura 61, sendo composto por seis barras e três geradores. Tal sistema foi proposto em (MARCO; MARTINS; FERRAZ, 2013) com o objetivo de mostrar a eficiência do PSS em contribuir com o amortecimento de modos eletromecânicos de diferente natureza: desde o modo intraplanta ao modo interárea.

Os geradores 1 e 2 são unidades idênticas de uma única planta de geração, sendo modelados como máquinas de polos salientes, enquanto o gerador 3 é descrito por modelo de máquina de polos lisos. Os três geradores estão equipados com um regulador de tensão de primeira ordem. Além disso, os geradores 1 e 2 também estão equipados com PSSs, modelo PSS1A com três blocos de avanço-atraso. Os dados desse sistema são apresentados no Apêndice B.

O fator de amortecimento para cada um dos modos eletromecânicos desse sistema, na configuração utilizada nas simulações deste trabalho, são apresentadas na Tabela 15. O modo 1 é um modo intraplanta (caracteriza a oscilação entre o gerador 1 e o gerador 2), enquanto o modo 2 corresponde a um modo local (geradores 1 e 2 oscilando contra o gerador 3). O modo interárea é dado pelo modo 3 (todas as máquinas oscilando contra o barramento infinito).

Figura 61 – Diagrama unifilar do sistema teste.

Tabela 15 – Modos Eletromecânicos do Sistema Teste - 3 Máquinas versus Barramento Infinito

Modo	$\sigma \pm j\omega$	Freq(Hz)	$\zeta(\%)$
1	-3,5796±j12,712	2,023	27,105
2	-0,7079±j7,7008	1,225	9,1538
3	-0,6634±j2,5133	0,400	25,522

Nas simulações, assume-se que o modelo linear fornecido pelo programa PacDyn e o conjunto de autovalores exibidos na Tabela 15 são os valores conhecidos para esse sistema, cujo operador tenha acesso e realize o estudo do sistema a partir dessas informações.

5.4.2 Etapa 1: Obtenção do Modelo Linear Utilizado no Filtro

De forma semelhante ao método 1, o modelo linear do sistema completo é fornecido pelo programa PacDyn. Após a obtenção desse modelo, é necessário isolar as equações referentes ao gerador 3 do restante da rede. O modelo isolado, o qual é utilizado pelo filtro na etapa de predição, é composto pelas seguintes variáveis:

□ Variáveis de estado $x_{maq3} = [\Delta E''_{qi}, \Delta E''_{di}, \Delta E'_{qi}, \Delta \omega_i, \Delta \delta_i, \Delta E_{fdi}^{avr}]^T$

□ Variáveis algébricas $z_{maq3} = [\Delta I_{di}, \Delta I_{qi}, \Delta P_{meci}, \Delta V_{ref}, \Delta V_{rj}, \Delta V_{mj}, \Delta V_{ti}^{avr}]$

em que a definição das variáveis apresentadas acima é a mesma já exibida na subseção 4.3.3. Tais variáveis são descritas pelas mesmas equações exibidas em 4.4.2.

Uma vez que se deseja que o método não fique restrito à necessidade de medições na barra terminal da máquina (de média tensão), deve-se fornecer as medidas da magnitude e do ângulo da barra de alta tensão do transformador que interfaceia o gerador em análise com a rede, para solucionar as equações relativas à parte real e a parte imaginária da tensão na barra 3, V_{r3} , V_{m3} . Apenas por conveniência de análise, as equações relativas a essas duas variáveis são repetidas nesta parte do texto.

$$\Delta V_{r3} = \frac{1}{B_{3-5}} \left[\frac{I_{do}}{I_{to}} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) - \frac{I_{to}}{I_{qo}(1 + (I_{do}/I_{qo})^2)} \cos(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{d3} + \quad (122)$$

$$\frac{1}{B_{3-5}} \left[\frac{I_{qo}}{I_{to}} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) + \frac{I_{to}I_{do}}{I_{qo}^2(1 + (I_{do}/I_{qo})^2)} \cos(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{q3} +$$

$$\frac{1}{B_{3-5}} [I_{to} \cos(\delta_o - \alpha_o)] \Delta \delta_3 - \left[\frac{G_{3-5}}{B_{3-5}} \right] \Delta V_{m3} + \left[\frac{G_{3-5}}{B_{3-5}} \right] \Delta V_{m5} + \Delta V_{r5}$$

$$\Delta V_{m3} = \frac{-1}{B_{3-5}} \left[\frac{I_{do}}{I_{to}} \cos(\delta_o - \alpha_o) + \frac{I_{to}}{I_{qo}(1 + (I_{do}/I_{qo})^2)} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{d3} + \quad (123)$$

$$\frac{-1}{B_{3-5}} \left[\frac{I_{qo}}{I_{to}} \cos(\delta_o - \alpha_o) + \frac{I_{to}I_{do}}{I_{qo}^2(1 + (I_{do}/I_{qo})^2)} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{q3} +$$

$$+ \frac{1}{B_{3-5}} [I_{to} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o)] \Delta \delta_{16} + \left[\frac{G_{3-5}}{B_{3-5}} \right] \Delta V_{r3} + \left[-\frac{G_{3-5}}{B_{3-5}} \right] \Delta V_{r5} + \Delta V_{m5}$$

$$(124)$$

No caso do gerador 3, as medidas da magnitude e do ângulo da barra 5 são requeridas para que as equações referentes a esse gerador possam ser solucionadas, de forma isolada da rede. Tais medidas são adquiridas na simulação efetuada no ANATEM e enviadas ao filtro.

Ainda com relação ao modelo linear, é importante apresentar também a equação que descreve a variável de saída no exemplo estudado. Neste exemplo, adota-se a magnitude da corrente injetada na linha 3-5, i_{3-5} , como saída a ser comparada com o valor medido. Esta é uma variável cujo valor não pode ser obtido diretamente do modelo do PacDyn. Desta forma, a mesma deve ser calculada a partir da linearização da equação não linear que a define³,

$$\bar{i}_{t3} = \sqrt{\bar{i}_{q3}^2 + \bar{i}_{d3}^2} \quad (125)$$

em que o símbolo $\bar{}$ indica que essas variáveis estão referidas à origem do espaço de estado não linear. Após a equação acima ser linearizada em torno do ponto de equilíbrio, obtêm-se:

$$i_{t3} = \left(\frac{i_{qo3}}{\sqrt{i_{qo3}^2 + i_{do3}^2}} \right) i_{q3} + \left(\frac{i_{do3}}{\sqrt{i_{qo3}^2 + i_{do3}^2}} \right) i_{d3} \quad (126)$$

sendo que i_{do3} e i_{qo3} são, respectivamente, os valores nos pontos de equilíbrio da corrente de eixo direto e em quadratura.

³No caso desse exemplo, a corrente injetada pelo gerador na barra 3 é mesma que circula pela linha 3-5.

5.4.3 Etapa 2: Aquisição dos Dados Amostrados no Sistema Real

Inicialmente, com intuito de caracterizar as diferentes alterações que um sistema pode estar sujeito ao longo do tempo, as quais podem ser, por exemplo, resultantes de modificações nas características topológicas do sistema ou em sua condição de operação, os valores de alguns parâmetros do sistema foram intencionalmente modificados⁴. Tais alterações estão descritas abaixo:

□ Alterações nos Valores das Impedâncias das Linhas

- Aumento em 4% na impedância da linha 1-4;
- Aumento em 4% na impedância da linha 2-4;
- Redução em 20% na impedância da linha 4-5;
- Redução em 30% na impedância da linha 5-6;
- Redução em 10% na impedância da linha 5-3;

□ Alterações em Alguns Parâmetros do Gerador 3

- x_d : redução em 10% no valor da impedância;
- x_q : aumento em 10% no valor da impedância;
- x_d' : aumento em 10% no valor da impedância;

□ Alterações em Alguns Parâmetros dos Controladores

- K_{pss1} e K_{pss2} : redução em 30% nos valores dos ganhos dos PSSs conectados nos geradores 1 e 2;
- K_{avr3} : redução em 20% no valor do ganho associado ao regulador de tensão conectado ao gerador 3.

Para esse sistema modificado, o qual representa o sistema real neste trabalho, os modos eletromecânicos são novamente calculados. Os valores obtidos para essa configuração são apresentados na Tabela 16. Observe que tais autovalores apresentam um fator de amortecimento menor do que o exibido na Tabela 15, sendo que o modo local, agora tem um fator de amortecimento próximo ao mínimo exigido em sistemas de transmissão.

⁴É importante enfatizar, que em situações práticas, algumas das modificações intencionalmente realizadas têm baixa probabilidade de ocorrência. Por exemplo, as variações paramétricas inseridas nos parâmetros da linha. Contudo, como intuito principal dessas simulações é verificar a eficácia do método, condições mais extremas foram avaliadas.

Figura 62 – Resposta da velocidade angular do rotor do gerador 3 ao degrau.

Tabela 16 – Modos Eletromecânicos do Sistema Teste Após a Inserção das Modificações Paramétricas.

Modo	$\sigma \pm j\omega$	Freq(Hz)	$\zeta(\%)$
1	$-3,3165 \pm j14,481$	2,3047	22,324
2	$-0,4347 \pm j8,1017$	1,2894	5,3578
3	$-0,4066 \pm j2,8838$	0,459	13,963

O sistema modificado é construído no programa ANATEM, no qual é aplicado uma pequena perturbação para estimular a oscilação eletromecânica. A perturbação aplicada corresponde a um degrau positivo com amplitude de +0.005 p.u. na tensão de referência do regulador de tensão associado à máquina 3, no instante $t_f = 1s$ com duração de 100 ms. Um passo de integração de 1 ms foi utilizado nas simulações. Na Figura 62, a resposta da velocidade angular do gerador 3 obtida pela simulação não linear é exibida.

A resposta das variáveis de magnitude e ângulo da tensão na barra 5 e da corrente na linha 3-5 são os sinais mensurados nesta etapa para serem aplicados no filtro.

5.4.4 Etapa 3: Sintonia dos Parâmetros do Filtro

Na simulação analisada neste caso, o ajuste dos parâmetros do filtro foi realizada de forma empírica. Os valores padrões foram adotados na sintonia dos escalares da transformada *Unscented*, $\alpha = 1$, $v = 0$ e $\beta = 2$. Testes também foram realizados para $v = n_x - 3$, contudo alterações significativas na qualidade do resultado obtido não foram observadas.

Com relação a matriz de covariância de processo Q , para cada variável foi associada

o mesmo valor de desvio padrão $\sigma_Q = 0,01$, resultando em:

$$Q = \begin{bmatrix} \sigma_{Q1}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{Q2}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{Q3}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_{Q4}^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{Q5}^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{Q6}^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_{Q7}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10^{-4} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10^{-4} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10^{-4} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10^{-4} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 10^{-4} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10^{-4} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 10^{-4} \end{bmatrix} \quad (127)$$

em que a dimensão da matriz, corresponde ao número de estados do modelo, $n_x = 7$.

No que diz respeito ao valor da covariância da medida R , como apenas uma variável é utilizada como saída neste caso em análise, a corrente na linha 3-5, R corresponde a um escalar. O valor da variância de R foi ajustado em $\sigma_R = 0,001$, portanto $R = \sigma_R^2 = 10^{-6}$.

Quanto ao valor inicial da matriz de covariância dos estados P_0 , em um primeiro teste a matriz identidade foi adotada. Já em relação a condição inicial das variáveis de estado x_0 , elas foram iniciadas com o valor fornecido pelo modelo linear (obtido na etapa 1) para o instante imediatamente anterior ao início do processo.

5.4.5 Etapa 4: Aplicação do Filtro FKU

Uma vez que os pesos e os parâmetros necessários para aplicação do filtro foram ajustados, o filtro pode ser utilizado. No caso desse exemplo, o filtro é aplicado no período pós-falta da resposta do sistema, em uma janela de dados de 5 segundos. Em cada instante k dessa janela, a parte real e a parte imaginária da tensão na barra 5 são calculadas por meio dos sinais mensurados: V_{5k} e θ_{5k} . Tais medidas são enviadas ao filtro para a solução das equações do modelo de estimação.

Com relação ao modelo utilizado pelo filtro para a predição, o mesmo foi obtido na etapa 1, ou seja, ele não contém as variações paramétricas efetuadas na etapa 2 e, portanto, já não consegue descrever adequadamente a resposta do sistema. Outro fator que acentua a discrepância entre as curvas do modelo linear isolado e do sinal medido resulta do fato que as equações do modelo linear isolado são resolvidas a partir dos sinais mensurados na etapa 2, os quais, por sua vez, já foram gerados considerando a nova configuração do sistema. Tal fato prejudica ainda mais a qualidade da resposta do modelo matemático utilizado pelo filtro na etapa de predição.

Para que fique claro essa discrepância, considerando a mesma perturbação aplicada na etapa 2, a diferença da resposta do sistema real (simulações não lineares no ANATEM) com a obtida pelo modelo linear isolado, pode ser observada na Figura 63, no período pós-falta. Note que a diferença entre as curvas é bastante significativa.

Figura 63 – Comparação da resposta de ω_3 obtida pelo modelo linear isolado e pelo modelo não linear.

Figura 64 – Comparação da resposta da corrente estimada pelo filtro e a fornecida pelo sinal medido (modelo não linear). O gráfico da corrente que seria obtido pelo modelo linear completo é também exibido.

Na etapa de correção, a medida da corrente na linha 3-5 para o instante k é utilizada no cálculo do resíduo. Tal sinal medido é comparado com o calculado pelo modelo linear isolado, auxiliando na atualização do valor dos estados preditos.

O sinal de saída da corrente medida e da estimada pelo filtro são exibidos na Figura 64. Note que o sinal estimado pelo filtro consegue acompanhar a resposta da corrente de forma bastante adequada. Nesta mesma figura, o sinal da corrente obtido diretamente pelo modelo linear do sistema completo é também exibido. Uma análise comparativa dos três sinais de saída permite verificar a eficácia do sinal estimado pelo filtro, já que o mesmo é capaz de acompanhar o sinal medido mesmo utilizando um modelo com valores paramétricos diferentes do sistema real.

Já na Figura 65 é possível comparar o sinal de velocidade angular mensurada no sistema real com a estimada pelo filtro de Kalman e também com a que seria fornecida diretamente pelo modelo linear do sistema completo. Note que, apesar da discrepância

Figura 65 – Comparação entre a resposta de ω_3 estimado pelo filtro com a obtida pelo modelo linear completo e com a adquirida na simulação não linear.

Figura 66 – Valor do ganho do filtro de Kalman associado à variável ω_3 nas 150 primeiras amostras do método.

do modelo linear com relação ao sinal medido, o filtro consegue estimar corretamente o sinal de velocidade, acompanhando a curva medida após 0,5s. Tal diferença nos primeiros ciclos, a qual é evidenciada na ampliação do gráfico para o intervalo de tempo de 0 a 1s, sugere que a condição inicial adotada para filtro está bastante distante da condição que seria adequada, levando mais iterações para que o filtro convirja.

Os valores calculados para o ganho do filtro de Kalman com relação a variável ω_3 para as 150 primeiras amostras da janela em análise podem ser observados na Figura 66. Note que após as 100 primeiras iterações, o valor do ganho do filtro de Kalman para essa variável tende a atingir o regime permanente.

Na tentativa de verificar o comportamento do filtro, caso o mesmo seja iniciado com um vetor de estados x_0 , com valores mais próximos da condição real, um novo teste é realizado. Para esse segundo teste, a condição inicial é obtida a partir do resultado do fluxo de carga no sistema não linear e, então, a solução das equações do modelo linear

Figura 67 – Comparação entre a resposta de ω_3 estimado pelo filtro com a obtida pelo modelo linear completo e com a adquirida na simulação não linear para o segundo teste realizado.

isolado a partir dessa informação. O resultado da estimativa de velocidade fornecida pelo filtro para esse novo valor de x_0 é exibida na Figura 67. Note a proximidade entre as curvas desde as primeiras amostras do sinal em que o filtro foi aplicado.

5.4.6 Etapa 5: Avaliação do Desempenho do Método

Na Tabela 17 são exibidos os valores do erro médio quadrático calculados para os dois sinais de velocidade estimados nos casos testados. Já na Figura 68, é possível acompanhar o comportamento da curva do erro em cada amostra da janela de dados em análise para tais situações testadas. A diferença na estimativa entre os dois casos se concentra apenas nos primeiros ciclos, como já era esperado, após essa etapa a estimativa fornecida pelo filtro em ambos casos é bastante similar.

Na Tabela 18 são apresentados os valores calculados do erro médio quadrático para a velocidade angular do rotor estimada pelo filtro, quando diferentes valores de ajuste para a matriz Q e para R são avaliados. Note que, excetuando o caso 4, a qualidade da estimativa fornecida pelo filtro não se altera de forma significativa entre os casos testados.

Tabela 17 – Erro Médio Quadrático Obtido em Cada Teste Realizado

Caso	MSE_{ω_3}
1	$1,1491 \cdot 10^{-9}$
2	$8,1693 \cdot 10^{-12}$

Figura 68 – Erro quadrático médio calculado em cada iteração para os dois casos testados.

Tabela 18 – Erro Médio Quadrático Obtido para Diferentes Ajustes de Q e R

Casos	1	2	3	4	5
σ_{Q_j} em que $j = 1, \dots, 7$	0,01	0,01	0,01	0,001	0,1
σ_R	0,0001	0,01	0,1	0,1	0,01
$MSE_{\omega_3} (.10^{-12})$	8,169329	8,19317	8,16836	10,42531	8,0693

5.5 Resultados

Uma vez que a estrutura para aplicação da técnica já foi apresentada em detalhes, em sequência novos resultados são obtidos, os quais podem ser divididos em dois conjuntos. No primeiro grupo, avalia-se o desempenho da técnica diante das incertezas paramétricas inseridas no modelo linear empregado pelo filtro. O caso analisado na seção anterior, pertence a esse grupo. No segundo conjunto de resultados, um segundo sistema teste é analisado, o sistema Kundur 2 áreas. Neste conjunto, o objetivo principal é avaliar o desempenho da técnica quando o sistema em análise é submetido a uma grande perturbação, a qual irá afetar na capacidade do modelo linear (empregado pelo filtro) em descrever tal resposta.

Os casos avaliados são descritos em sequência:

□ Avaliação da Técnica frente às Incertezas Paramétricas

- Caso I: Incertezas paramétricas são intencionalmente inseridas sobre o modelo não linear, provocando uma discrepância entre a resposta do modelo linear (já conhecido) com relação a observada no sistema real (situação semelhante a analisada na seção anterior no estudo do caso passo-a-passo);

- Caso II: Além das incertezas paramétricas simuladas no caso I, um regulador de velocidade é acrescentado ao gerador em análise e a velocidade é estimada para essa nova situação;

□ Avaliação da Técnica frente à grandes perturbações

- Caso III: O desempenho do filtro é avaliado quando aplicado a um sistema bem amortecido, o qual está sujeito a uma grande perturbação;

Caso I: Avaliação do Desempenho da Técnica frente às Incertezas dos Parâmetros do Modelo

Em uma estrutura semelhante a adotada no caso analisado passo-a-passo, neste caso avalia-se a eficiência do método quando outras variações paramétricas são intencionalmente inseridas no modelo não linear (na etapa 2). O objetivo é verificar a qualidade e a uniformidade do método desenvolvido quando novos 3 pontos de operação são testados e o mesmo sistema teste é considerado.

Para esses novos casos simulados, assume-se que o sistema é submetido à mesma perturbação utilizada no caso exemplo: um degrau positivo com amplitude de +0.005 p.u. na tensão de referência do regulador de tensão associado a máquina 3, no instante $t_f = 1$ s com duração de 100 ms. No ajuste do filtro, a mesma sintonia adotada no caso exemplo foi empregada. Apenas com relação à matriz Q e a R, os valores que retornaram uma estimativa com o menor MSE na Tabela 18 foram utilizados.

Com relação aos parâmetros que são intencionalmente modificados nas simulações no ANATEM, adotou-se o seguinte procedimento:

- Realiza-se um sorteio inicial para verificar se aquele determinado parâmetro será incrementado ou decrementado em relação ao seu valor nominal;
- A porcentagem a ser modificada de cada parâmetro é sorteada num intervalo entre 10% a 20% do valor nominal da referida variável.

É válido ressaltar, que no caso dos parâmetros do gerador, verificou-se a consistência dos novos valores, avaliando-se os mesmos respeitam as relações típicas para os parâmetros de uma máquina síncrona, as quais são especificadas em (KUNDUR, 1994) e são exibidas em sequência:

$$\begin{aligned}
 x_d &\geq x_q > x'_q \geq x'_d > x''_q \geq x''_d \\
 T'_{d0} &> T'_d > T''_{d0} > T''_d \\
 T'_{q0} &> T'_q > T''_{q0} > T''_q
 \end{aligned}$$

O valor de cada um dos parâmetros alterados adotados nas 3 novas situações simuladas são exibidos em três tabelas: Valores de Impedância das Linhas (Tabela 19), Parâmetros do Gerador 3 (Tabela 20) e Valores de Ganho dos Controladores (Tabela 21). A título de comparação, o valor nominal de cada um deles também é apresentado.

Tabela 19 – Alterações Nos Valores de Impedância das Linhas

Casos	Nominal	1	2	3
Impedância da linha 1-4 (%)	0,641	0,534	0,550	0,519
Impedância da linha 2-4 (%)	0,641	0,719	0,515	0,540
Impedância da linha 4-5 (%)	3,60	3,99	4,050	4,22
Impedância da linha 5-6 (%)	12,00	13,79	10,42	13,33
Impedância da linha 5-3 (%)	1,12	1,31	0,98	1,24

Tabela 20 – Alterações Nos Valores dos Parâmetros do Gerador 3

Casos	Nominal	1	2	3
x_d (%)	172,0	192,8	198,8	141,3
x_q (%)	167,9	149,5	144,3	137,8
x'_q (%)	80,0	92,94	65,07	71,31
x'_d (%)	48,8	57,7	43,41	56,40
x''_d (%)	33,7	37,68	27,77	31,88
x_l (%)	26,6	23,60	22,45	27,50
T'_d (s)	5,30	4,49	4,71	4,37
T'_q (s)	0,625	0,561	0,506	0,504
T''_d (s)	0,048	0,0552	0,041	0,0547
T''_q (s)	0,066	0,053	0,059	0,075
H (s)	3,859	3,202	4,261	4,304

Tabela 21 – Alterações Nos Valores dos Ganhos dos Controladores

Casos	Nominal	1	2	3
K_{pss1} (p.u.)	35	30,44	28,14	41,55
K_{pss2} (p.u.)	35	30,44	28,14	41,55
K_{avr3} (p.u.)	150	120,46	175,40	130,28

As curvas estimadas para a velocidade angular do rotor do gerador 3 em cada um dos casos simulados são exibidas nas Figuras 69, 70 e 71, respectivamente. Já o erro médio quadrático calculado em cada caso simulado é exibido na Tabela 22. Note que o filtro fornece um sinal de velocidade muito próxima à medida nas três situações avaliadas, sendo capaz de estimar adequadamente o comportamento dessa variável apesar das incertezas paramétricas do modelo.

Tabela 22 – Erro Médio Quadrático Obtido para os Diferentes Casos Simulados

Casos	1	2	3
$MSE_{\omega_3}(.10^{-11})$	1,2258	1,60832	1,4452

Figura 69 – Curva da velocidade ω_3 estimada pelo filtro no caso simulado 1

Figura 70 – Curva da velocidade ω_3 estimada pelo filtro no caso simulado 2.

Figura 71 – Curva da velocidade ω_3 estimada pelo filtro no caso simulado 3.

Caso II: Máquinas Operando com Regulador de Velocidade

Considerando ainda o gerador 3, um novo teste é realizado. Neste teste, o modelo utilizado nas simulações não lineares é equipado com um regulador de velocidade, já o modelo adotado pelo filtro não considera a presença desse controlador no sistema. Tal procedimento é efetuado, com intuito de simular um cenário mais realístico, no qual um modelo mais completo é adotado para gerar os dados de simulação do sistema real, enquanto um modelo mais simples é utilizado pelo algoritmo do filtro. Além disso, as incertezas paramétricas inseridas no caso exemplo (seção 5.4) são novamente consideradas.

O diagrama de blocos do regulador de velocidade incluído em cada uma das máquinas do sistema teste é exibido na Figura 72. Os valores do novo conjunto de modos eletromecânicos associados a esse sistema são apresentados na Tabela 23. Note que há uma melhora no amortecimento de cada modo eletromecânico com relação ao obtido na etapa 2 do caso exemplo.

Figura 72 – Regulador de velocidade inserido em cada máquina do sistema teste.

Figura 73 – Velocidade angular do gerador 3 obtida por 3 modelos diferentes.

Tabela 23 – Modos Eletromecânicos do Sistema Teste Após a Conexão do Regulador de Velocidade nas Máquinas.

Modo	$\sigma \pm j\omega$	Freq(Hz)	$\zeta(\%)$
1	$-3,3165 \pm j14,481$	2,2911	22,771
2	$-0,4842 \pm j8,2915$	1,3196	5,8294
3	$-0,4066 \pm j2,8838$	0,4905	20,130

Para estimular o sistema, uma carga de 300 MW é conectada na barra 5 (variação de 15% com relação a carga ativa já conectada nessa barra) no instante $t = 1$ s. Após 100 ms essa carga é desconectada, não levando a modificações na topologia da rede no período pós-falta.

A título de comparação, para verificar o efeito da inclusão do regulador de velocidade na curva de saída, na Figura 73 é possível comparar a resposta da velocidade da máquina 3 obtida a partir dos dois modelos: modelo não linear com regulador de velocidade e modelo não linear sem o regulador de velocidade (adotado no caso exemplo como sistema real). Nessa mesma figura, a resposta do modelo linear isolado a essa perturbação (o qual é utilizado pelo filtro para fazer a predição dos estados) é também exibida. Apenas o período pós-falta é apresentado.

Quanto ao ajuste dos parâmetros do filtro, a mesma sintonia adotada no caso exemplo foi aplicada para escolha dos valores de α, v, β, Q, R e P_0 . Para o vetor de condições iniciais, este último foi adquirido a partir das simulações no modelo não linear com regulador de velocidade (sistema real). Assim como no caso exemplo, a magnitude da corrente na linha 3-5 corresponde ao sinal de saída medida (etapa de correção), enquanto as medidas

Figura 74 – Comparação da resposta da corrente estimada pelo filtro e a fornecida pelo sinal medido (modelo não linear). O gráfico da corrente obtida pelo modelo linear isolado é também exibido.

Figura 75 – Comparação entre a resposta de ω_3 estimada pelo filtro com a obtida pelo modelo linear isolado e com a adquirida na simulação não linear.

da magnitude e do ângulo na barra 5 são os sinais de entrada, utilizados na etapa de predição.

A corrente estimada pelo filtro juntamente com o sinal de corrente mensurado no sistema real podem ser vistos na Figura 74. Como já é esperado, o filtro estima uma curva para corrente bastante similar à medida uma vez que esta é o sinal de referência para o filtro.

Na Figura 75, a velocidade estimada pelo filtro para a máquina em análise é exibida, em que é possível verificar a grande proximidade das curvas mesmo diante das incertezas paramétricas e do regulador não modelado nas equações utilizadas pelo filtro. Observe que existe uma dificuldade nos primeiros ciclos para que o filtro acompanhe a curva do sinal medido, a qual é logo superada e uma boa estimativa é obtida. O erro médio quadrático obtido para essa estimativa é de $2,0389 \cdot 10^{-9}$.

Caso III: Avaliação do Desempenho da Técnica frente a uma Grande Perturbação

O sistema teste utilizado para efetuar as simulações deste caso corresponde ao Kundur 2 áreas (já apresentado no capítulo 6). Na configuração adotada neste conjunto de resultados, cada máquina está equipada com os seguintes controladores: regulador de tensão (exibido na Figura 76), PSS (apresentado na Figura 77) e regulador de velocidade (cujo diagrama de blocos é ilustrado na Figura 78). Com relação a este último, apenas a máquina 1 não é equipada com o mesmo regulador de velocidade das outras máquinas, nesta máquina um regulador do tipo isócrona é utilizado, o qual é exibido na Figura 79.

Figura 76 – Regulador de tensão empregado nas máquinas do sistema kundur 2 Áreas.

Figura 77 – Diagrama de blocos do PSS conectado em cada uma das máquinas do sistema.

Figura 78 – Regulador de velocidade adotado nas Máquinas 2, 3 e 4.

Figura 79 – Regulador de velocidade na máquina 1.

Para esta configuração considerada, os novos valores dos modos eletromecânicos associados a esse sistema são exibidos na Tabela 24. Nesta tabela, o modo 1 corresponde ao modo interárea enquanto os modos 2 e modos 3 são os modos locais que atuam nas áreas 1 e 2, respectivamente.

Figura 80 – Resposta transitória dos geradores conectados no sistema Kundur 2 áreas.

Tabela 24 – Modos Eletromecânicos Associados ao Sistema Teste

Modo	$\sigma \pm j\omega$	Freq(Hz)	$\zeta(\%)$
1	$-0,6975 \pm j3,7865$	0,6026	13,583
2	$-2,2393 \pm j6,9026$	1,0986	30,859
3	$-2,3813 \pm j7,0902$	1,1284	31,839

Na tentativa de estimular o sistema com uma grande perturbação, para que uma discrepância significativa seja observada entre a curva de velocidade medida e a saída fornecida pelo modelo linear, o sistema teste é submetido a dois eventos distintos:

- ❑ Retirada permanente de uma das linhas que interliga a barra 8 à barra 9, ou seja, uma das linhas responsáveis pela interligação da área 1 com a área 2;
- ❑ Um curto circuito trifásico franco é aplicado na barra 7 no instante $t_f = 1s$, com duração de 100 ms.

Note que estes são eventos simultâneos não correlacionados de baixa probabilidade de ocorrência, os quais são aplicados nesse trabalho para gerar um cenário particular em que o modelo linear apresenta dificuldades em representar a curva de velocidade. O objetivo é verificar a pontecialidade do método diante dessa restrição do modelo empregado no filtro.

A resposta da velocidade dos geradores conectados no sistema frente a essa perturbação é apresentada na Figura 80. Em tal figura, a resposta é gerada a partir das simulações no ANATEM e, portanto, corresponde ao comportamento considerado como mensurado no sistema real para este trabalho.

Assumindo que se deseja estimar a velocidade da máquina 3, o método 2 é aplicado considerando que o fluxo de potência ativa entre as barras 3 e 11, P_{3-11} seja tomado como

Figura 81 – Comparação entre a resposta de ω_3 obtida pelo modelo linear isolado com a adquirida na simulação não linear.

variável de saída pelo filtro, ou seja, o sinal medido dessa grandeza é que será enviado ao filtro na etapa de correção, para atualização das variáveis de estado preditas. Já os sinais da magnitude e do ângulo da tensão na barra 11 adquiridos nas simulações não lineares, são tomados como sinais de entrada, sendo empregados na solução do modelo linear isolado.

A diferença na resposta fornecida pelo modelo linear isolado com relação à mensurada tornam evidente a dificuldade do modelo em representá-la, como era desejado. A Figura 81 permite comparar a resposta da velocidade da máquina 3 fornecida pelo modelo linear isolado com a medida (simulação não linear). Com relação à saída, o fluxo de potência ativa na linha 3-11, a diferença entre as curvas obtidas nas simulações em cada um dos modelos é exibida na Figura 82. Observe que o comportamento predominantemente não linear na resposta do sistema impede que o modelo linear consiga descrever essa resposta de forma adequada, impondo um elevado grau de dificuldade para que o filtro realize a estimação.

Esta é uma situação bastante complexa para aplicação do FKU, uma vez que as equações lineares utilizadas pelo filtro na predição descrevem de maneira diferente do modelo não linear o comportamento da velocidade a essa falta. Uma vez que está é uma grande perturbação para o sistema, a condição inicial do pós-falta está distante do ponto de equilíbrio sob o qual o modelo linear foi adquirido. Diante desse grau de dificuldade, o ajuste dos parâmetros do filtro irá interferir de forma significativa na qualidade da estimativa fornecida pelo método.

Inicialmente, os parâmetros do filtro são ajustados de forma empírica. Neste processo, para alguns valores avaliados o método não apresenta convergência, já indicando a necessidade da utilização de alguma técnica de busca para garantir que parâmetros mais apropriados sejam identificados. Após algumas tentativas e análise da qualidade da

Figura 82 – Fluxo de potência ativa linha 3-11 simulada pelo modelo linear isolado com a obtida pelo modelo não linear para o período pós-falta.

estimativa, os seguintes valores foram adotados para os parâmetros:

- ❑ Parâmetros da Transformada *Unscented*: $\alpha = 0.1$, $v = 0$ e $\beta = 2$;
- ❑ Matriz Q : Para cada elemento da diagonal da matriz Q foi sintonizado um valor de desvio padrão $\sigma_Q = 0,001$. A dimensão da matriz é 13×13 , uma vez que o modelo linear isolado é composto por 13 estados.
- ❑ Matriz R : O desvio padrão associado ao parâmetro R foi ajustado em 2,048. Lembrando que R é formado por um único valor, já que apenas uma saída é adotada: a corrente na linha 3-11;
- ❑ Matriz P_0 : A variância σ_{P_0} de cada elemento da diagonal da matriz é iniciada em $\sigma_{P_0}^2 = 0,001$.

Adotando essa configuração, os sinais estimados para o fluxo de potência ativa e para a velocidade da máquina 3 são exibidos, respectivamente, nas Figuras 83 e 84. Note que, inicialmente, o filtro tem bastante dificuldade em estimar uma curva de velocidade mais distante da que seria fornecida pelo modelo linear. Contudo em torno do instante $t_f = 1,8s$ a resposta obtida por meio do filtro é mais próxima do sinal medido do que seria obtida com base apenas no modelo linear.

Uma estimativa mais precisa pode ser obtida a partir de um ajuste adequado dos parâmetros do filtro, contudo a realização desse ajuste de forma empírica demandaria bastante tempo e esforço do usuário para que diferentes valores sejam testados e avaliados. Desta forma, optou-se pela utilização de um método de otimização e busca para identificar um ajuste mais adequado para os parâmetros do filtro. Devido à simplicidade de implementação, um procedimento heurístico foi adotado: os algoritmos genéticos (GOLDBERG, 1989).

Figura 83 – Fluxo de Potência ativa na linha 3-11 fornecida pelo modelo não linear, modelo linear isolado e estimada pelo filtro.

Figura 84 – Curva da velocidade ω_3 fornecida pelo modelo não linear, modelo linear isolado e estimada pelo filtro.

A estrutura do Algoritmo Genético (AG) empregado é semelhante à topologia adotada em (NOGUEIRA, 2015), sendo composta por dois AGs concorrentes com a possibilidade de intercâmbio de indivíduos. Tal topologia é exibida na Figura 85.

Segundo (NOGUEIRA, 2015), o primeiro AG dessa estrutura, o qual é denominado AG-binário, é desenvolvido para buscar soluções aleatórias, no sentido de encontrar a descida para um mínimo da solução, sendo este local ou global. Já o segundo AG, nomeado de AG-decimal, têm a capacidade de descer mais rapidamente ao ponto mínimo, sendo o início da descida geralmente determinada pelo AG-binário. Mais detalhes sobre cada um das estratégias adotadas em cada bloco da estrutura exibida na Figura 85 são apresentadas no Apêndice D.

Cada indivíduo da população gerada é composto por 15 genes, os quais correspondem a cada parâmetro do filtro que se deseje otimizar o valor a ser atribuído. No caso dessas simulações buscou-se otimizar: o desvio padrão σ_Q de cada elemento da diagonal da

Figura 85 – Topologia Adotada para o Algoritmo Genético (adaptado de (NOGUEIRA, 2015)).

matriz Q (13 parâmetros), o desvio padrão σ_R associado à R , o desvio padrão σ_{P_0} dos elementos da diagonal da matriz P_0 (o mesmo valor é atribuído a todos os estados), e o escalar α da transformada *Unscented*, totalizando 16 parâmetros. Portanto, na topologia do AG aplicada, cada indivíduo é definido como:

$$\eta = [\sigma_{Q1}, \sigma_{Q2}, \sigma_{Q3}, \sigma_{Q4}, \sigma_{Q5}, \sigma_{Q6}, \sigma_{Q7}, \sigma_{Q8}, \sigma_{Q9}, \sigma_{Q10}, \sigma_{Q11}, \sigma_{Q12}, \sigma_{Q13}, \sigma_R, \sigma_{P_0}, \alpha].$$

Com relação ao espaço de busca, cada elemento do indivíduo gerado pode assumir uma valor aleatório dentro de uma faixa de valores previamente definida. O universo de discurso de cada gene é apresentado na Tabela 25.

Tabela 25 – Universos de Discurso para cada atributo do indivíduo.

Gene	Valor Mínimo	Valor Máximo
σ_{Q_j} em que $j = 1, \dots, 13$	10^{-9}	10^{-2}
σ_R	10^{-4}	10^1
σ_{P_0}	10^{-4}	10^{-2}
α	10^{-4}	1

A função objetivo utilizada para verificar o potencial de cada indivíduo gerado na população de acordo com as suas características, tem como objetivo minimizar o erro entre

Figura 86 – Fluxo de Potência ativa na linha 3-11 fornecida pelo modelo não linear, modelo linear isolado e estimada pelo filtro quando os parâmetros do filtro são sintonizados com os valores definidos pelo AG.

a saída da velocidade angular medida no sistema real (considerada como a referência) e aquela obtido por meio do modelo simulado, sendo descrita por:

$$\min: \quad \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{\omega}(\eta)_i - \omega_{refi}|}{max} + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(\hat{\omega}(\eta)_i - \omega_{refi})^2}$$

$$\text{sujeito a:} \quad \eta^{min} \leq \eta \leq \eta^{max}$$

em que $\hat{\omega}(\eta)_i$ corresponde à i -ésima amostra estimada pelo FKU para a velocidade angular da máquina de interesse utilizando os parâmetros do filtro definido pelo indivíduo η em análise, enquanto ω_{refi} fornece o i -ésimo valor de referência da velocidade angular do rotor em análise. N é o número total de amostras da janela considerada. Já o termo max corresponde ao máximo valor de ω_{ref} para o intervalo de tempo em análise. Note que esse procedimento deve ser realizado em uma abordagem *offline*, para um ajuste dos parâmetros do filtro.

Os resultados obtidos a partir dos valores fornecidos pela topologia do AG utilizado são exibidos a partir dos gráficos nas Figuras 86 e 87. Na primeira figura o fluxo de potência ativa na linha 3-11 estimado pelo filtro é apresentado, enquanto na segunda a velocidade estimada pelo filtro para o gerador 3 pode ser vista. O erro médio quadrático para cada tipo de ajuste adotado para aplicação do filtro é fornecido na Tabela 26. Note que o ajuste fornecido pelo AG melhora a qualidade da resposta da velocidade estimada pelo filtro, reduzindo significativamente o MSE_{ω_3} entre os dois casos analisados. Tais valores indicam a potencialidade do método em estimar adequadamente o sinal de velocidade até mesmo em uma situação mais complexa, desde que os seus parâmetros estejam bem sintonizados.

Figura 87 – Curva da velocidade ω_3 fornecida pelo modelo não linear, modelo linear isolado e estimada pelo filtro quando os parâmetros do filtro são sintonizados com os valores definidos pelo AG.

Tabela 26 – Erro Médio Quadrático Obtido para Cada Tipo de Ajuste dos Parâmetros do Filtro.

Tipo de Ajuste	MSE_{ω_3}	$MSE_{P_{3-11}}$
Manual	$2,1113 \cdot 10^{-6}$	$3,3979 \cdot 10^{-4}$
Fornecido pelo AG	$2,2054 \cdot 10^{-8}$	$4,4404 \cdot 10^{-5}$

5.6 Considerações Finais

Neste capítulo, o método 2 desenvolvido para realizar a estimativa da velocidade angular de interesse foi apresentado, sendo descritos os passos para a sua aplicação e a técnica responsável por realizar a estimativa: o Filtro de Kalman *Unscented*. Os resultados obtidos nos casos analisados mostram a capacidade do método em estimar uma resposta adequada para a velocidade mesmo diante de determinadas dificuldades, tais como as incertezas paramétricas e certas restrições envolvidas no emprego do modelo linear na estrutura desenvolvida. Nos casos I e II, fica evidente a robustez da técnica frente às incertezas paramétricas, enquanto no caso III, o filtro proporciona uma boa estimativa para a velocidade, superando as restrições do modelo linear e a maior dimensão do modelo empregado.

Uma outra questão importante abordada é com relação à melhora na estimativa proporcionada pelo uso de uma abordagem para sintonizar os parâmetros envolvidos no ajuste do filtro. Os resultados sugerem que em situações mais complexas o uso de uma técnica para ajuste desses parâmetros beneficia a estimativa fornecida pelo filtro. Na abordagem *offline* utilizada nesse trabalho, a sintonia proporcionada pelo AG permite identificar os parâmetros mais adaptados às características do sistema envolvido. Dessa

forma, foi possível obter uma estimativa mais adequada para o sinal de velocidade nas situações avaliadas.

Conclusões e Perspectivas de Trabalhos Futuros

Ao longo dos próximos anos, o sistema elétrico de potência tende a evoluir para uma operação cada vez mais complexa, com o aumento expressivo de novos elementos no sistema: fontes alternativas de energia intermitentes, equipamentos construídos com base em eletrônica de potência, cargas inteligentes, carros elétricos (os quais para serem recarregados devem ser conectados à rede), entre outros. Tais elementos, por sua vez, introduzem novas interações e comportamentos dinâmicos a esse sistema, os quais, muitas vezes, não são considerados e avaliados nos modelos atuais. Aliado a esse cenário, ainda existe o aumento de demanda de potência com acréscimo das cargas. Tais fatores, entre outros, têm contribuído significativamente para que o SEP opere cada vez mais próximo do seu limite de estabilidade, o que torna o monitoramento contínuo do seu comportamento dinâmico essencial para um controle efetivo do sistema.

Dentre os fenômenos relacionados ao comportamento dinâmico do SEP, no que diz respeito ao estudo da estabilidade a pequenas perturbações, a investigação das oscilações eletromecânicas a partir do monitoramento da velocidade angular do rotor dos geradores em análise é de grande relevância. Uma representação adequada dessa variável permite investigar os parâmetros das interações eletromecânicas e, conseqüentemente, determinar ações de controle para mitigar esse problema quando necessário. Além disso, uma estimação precisa dessa variável a partir de dados mensurados, possibilita que tal sinal realmente estruturas de controle responsáveis por amortecer as oscilações eletromecânicas.

Com objetivo de contribuir nessa área, a abordagem proposta nesta tese utilizou dois métodos distintos para estimar de forma precisa o comportamento dinâmico da velocidade angular do rotor. Como ficou claro ao longo do texto, ambas as técnicas destinam-se a fornecer uma representação adequada da velocidade angular do rotor a partir de dados amostrados no sistema real, englobando uma ampla quantidade de situações em que a obtenção dessa variável pode facilitar o estudo da estabilidade a pequenas perturbações.

Em ambos os métodos propostos nesta abordagem, a utilização da representação do

modelo linear por meio da matriz jacobiana aumentada em vez do modelo reduzido, tornou a abordagem bastante adequada para empregar as informações amostradas no sistema real por equipamentos de medição, como os registradores de perturbação e as PMUs. Além disso, proporcionou isolar as equações de interesse do modelo completo a partir de uma pequena quantidade de sinais medidos, o que trouxe uma série de benefícios para a aplicação dos métodos, reduzindo a dimensão do problema e restringindo as incertezas paramétricas ao modelo daquele gerador em estudo.

No primeiro método, as medidas mensuradas juntamente com a técnica de sensibilidade de trajetória são utilizadas para sintonizar os coeficientes da equação *swing* relativa à máquina, que se deseja estimar a velocidade. O modelo linear é submetido a um processo de ajuste, o qual resulta em um modelo linear calibrado capaz de representar adequadamente o comportamento dinâmico da velocidade angular do rotor mesmo quando outras pequenas perturbações são aplicadas a esse sistema, possibilitando a investigação das oscilações eletromecânicas. Tal método se mostrou particularmente adequado para as situações em que se conhece em detalhes o modelo linear de um determinado sistema para uma condição de operação específica. Entretanto, devido a pequenas modificações que podem ocorrer no sistema real que este modelo representa (tais como a retirada de uma linha, uma pequena variação nas cargas conectadas, etc), a habilidade desse modelo conhecido em representar de forma precisa a resposta do sistema é comprometida. O método proposto permite, então, a partir da diferença entre as curvas dos sinais provenientes dos medidores e do modelo simulado, calibrar determinados coeficientes desse modelo linear para que esse represente adequadamente essa nova condição de operação do sistema. Uma vez que o modelo é ajustado, permite a sua utilização para a investigação das interações eletromecânicas e do comportamento dinâmico da resposta velocidade do gerador em análise mesmo quando submetido a outras pequenas perturbações.

Já o segundo método, que fornece a estimativa do sinal a partir de uma abordagem recursiva, permite estimar adequadamente a resposta da velocidade do gerador em análise mesmo quando elevadas discrepâncias são observadas entre a curva simulada no modelo linear de um determinado sistema e a mensurada no sistema real. Nos casos avaliados, a técnica de filtragem empregada supera as restrições do modelo linear adotado e das incertezas paramétricas, conseguindo fornecer uma resposta suficientemente adequada para a velocidade do gerador em análise mesmo quando condições mais extremas são avaliadas. Por ser uma técnica recursiva, permite ser empregada em tempo real, o que abre possibilidades para o uso desse método no fornecimento de um sinal que realmente estruturas de controle. Por exemplo, o sinal estimado da velocidade pode ser adotado em substituição ao sinal da frequência compensada, o qual é muitas vezes empregado em controladores do tipo PSS no lugar do sinal de velocidade mensurado por sensores conectados no eixo do gerador.

Até o presente momento, os testes e as simulações realizadas com relação à abordagem

proposta nesta tese verificam, principalmente, a eficiência e a viabilidade das técnicas empregadas na abordagem proposta em estimar a velocidade de um determinado gerador a partir de medidas que podem ser facilmente mensuradas, como as medidas de corrente e tensão. Neste ponto, houve uma certa preocupação no desenvolvimento da abordagem de que as técnicas empregadas sejam capazes de fornecer uma estimativa adequada da velocidade, contudo sem restringir o emprego da abordagem apenas para situações em que as medidas sejam necessariamente mensuradas na barra terminal do gerador em análise.

Embora os resultados obtidos nos casos analisados sejam bastante promissores nos testes realizados, até o momento, nenhuma restrição foi imposta à qualidade do sinal mensurado, como a presença de ruído em tais medidas, o qual pode ser decorrente dos equipamentos de medição e do próprio comportamento aleatório do sistema, como as variações diárias de carga. Uma vez que esse é um processo estocástico, um tratamento adequado para avaliar o impacto da presença do ruído leva a realização de um procedimento sistemático e com uma quantidade massiva de simulações. Por exemplo, em (MILANO; ZARATE-MINANO, 2013) em que uma análise apropriada do impacto do ruído é efetuada, variações estocásticas foram incluídas na modelagem de diversas variáveis do sistema e uma grande quantidade de simulações foram realizadas para verificar o comportamento médio das variáveis de interesse, como as tensões na barra.

Uma abordagem semelhante neste tese estenderia de forma significativa o conteúdo da mesma, enquanto a análise de apenas uma instância do ruído não iria permitir verificar de forma conclusiva qual a interferência do ruído no método proposto. Dessa forma, uma abordagem apropriada para avaliar a interferência do ruído faz parte das perspectivas futuras iminentes desse trabalho. Além da presença do ruído em tais medidas, outros aspectos inerentes ao processo de medição devem ser considerados, como possíveis atrasos nas medições e eventuais *outliers*.

De um modo geral, as perspectivas de trabalhos futuros para essa tese envolvem, principalmente:

- ❑ Avaliar a robustez dos métodos empregados na abordagem proposta com relação a possíveis dificuldades existentes devido a utilização de dados mensurados, tais como: o impacto da taxa de amostragem na qualidade da estimativa, a presença do ruído, a latência entre a amostragem e o envio dos dados, dentre outros;
- ❑ Verificar a capacidade das técnicas utilizadas em fornecer uma estimação precisa da velocidade angular de um determinado gerador, caso os dados medidos fossem amostrados em barras de carga, desde que tais barras estejam no mesmo grupo de coerência angular do gerador em análise.
- ❑ Com relação especificamente ao método 1:

- Realizar a estimação dos coeficientes de interesse considerando que a condição inicial do sistema não é perfeitamente conhecida;
- Avaliar o comportamento da técnica quando determinados parâmetros do gerador e da rede são intencionalmente modificados;
- Verificar o impacto no método quando o sistema sofre pequenas variações em torno do seu ponto de equilíbrio;

□ Com relação especificamente ao método 2:

- Utilizar simulações de Monte Carlo para avaliar a robustez do método 2 com relação às incertezas paramétricas do modelo. Identificar para quais intervalos de discrepância em determinados parâmetros, ainda é possível estimar as variáveis de interesse;
- Realizar testes comparativos para verificar o desempenho de um controlador do tipo PSS quando alimentado por um sinal de velocidade estimado. Fazer um estudo comparativo do desempenho com relação a outros possíveis sinais de entrada;
- Verificar o desempenho do método 2, quando o modelo linear utilizado no filtro é o fornecido pelo método 1, ou seja, já tenha sido refinado considerando o conjunto de sinais medidos.

Referências

- ABBEEL, P. et al. Discriminative Training of Kalman Filters. **Robotics: Science and Systems**, 2005. p. 289–296, 2005.
- ABOUL-ELA, M. et al. Damping controller design for power system oscillations using global signals. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 1996. v. 11, n. 2, p. 767–773, may 1996. ISSN 0885-8950.
- ALLEN, E.; KOSTEREV, D. N.; POURBEIK, P. Validation of power system models. In: **Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–7. ISSN 1944-9925.
- AMINIFAR, F. et al. Synchrophasor measurement technology in power systems: Panorama and state-of-the-art. **IEEE Access**, 2014. v. 2, p. 1607–1628, 2014. ISSN 2169-3536.
- ANDERSON, P. M.; FOUAD, A. A. **Power System Control and Stability**. [S.l.]: IEEE Press, 1993.
- ARIFF, M. A. M.; PAL, B. C.; SINGH, A. K. Estimating dynamic model parameters for adaptive protection and control in power system. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2015. v. 30, n. 2, p. 829–839, March 2015. ISSN 0885-8950.
- BAHBAH, A. G.; GIRGIS, A. A. New method for generators' angles and angular velocities prediction for transient stability assessment of multimachine power systems using recurrent artificial neural network. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2004. v. 19, n. 2, p. 1015–1022, May 2004. ISSN 0885-8950.
- BENCHLUCH, S.; CHOW, J. A trajectory sensitivity method for the identification of nonlinear excitation system models. **Energy Conversion, IEEE Transactions on**, 1993. v. 8, n. 2, p. 159–164, Jun 1993. ISSN 0885-8969.
- CANIZARES, C. et al. Benchmark models for the analysis and control of small-signal oscillatory dynamics in power systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2016. PP, n. 99, p. 1–1, 2016. ISSN 0885-8950.
- CARI, E. P. T. **Estimação dos Parâmetros da máquina síncrona e seu sistema de excitação**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo -USP, SÃO Carlos, SP, 2005.

- CARI, E. P. T. **Metodologia de Estimação de Parâmetros de Sistemas Dinâmicos Não -Lineares com Aplicação em Geradores Síncronos**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo (USP), São Carlos, SP, 2009.
- CARI, E. P. T.; ALBERTO, L. F. C.; BRETAS, N. A methodology for parameter estimation of synchronous generators based on trajectory sensitivity and synchronization technique. In: **Power Engineering Society General Meeting, 2006. IEEE**. [S.l.: s.n.], 2006. p. 6 pp.—.
- (CEPEL), C. **Análise de Transitórios Eletromecânicos (Anatem) v10.4.2/2009**. 2009.
- CHANG, J.; TARANTO, G. N.; CHOW, J. H. Dynamic state estimation in power system using a gain-scheduled nonlinear observer. In: **Control Applications, 1995., Proceedings of the 4th IEEE Conference on**. [S.l.: s.n.], 1995. p. 221–226.
- DANDENO, P. L. et al. Effect of high-speed rectifier excitation systems on generator stability limits. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, 1968. PAS-87, n. 1, p. 190–201, Jan 1968. ISSN 0018-9510.
- DEBS, A. S.; LARSON, R. E. A dynamic estimator for tracking the state of a power system. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, 1970. PAS-89, n. 7, p. 1670–1678, Sept 1970. ISSN 0018-9510.
- DECKER, I. et al. System wide model validation of the brazilian interconnected power system. In: **Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–8. ISSN 1944-9925.
- DEL ANGEL, A. et al. Estimation of rotor angles of synchronous machines using artificial neural networks and local PMU-based quantities. **Neurocomputing**, 2007. v. 70, n. 16-18, p. 2668–2678, 2007. ISSN 09252312.
- DEL ANGEL, A.; GLAVIC, M.; WEHENKEL, L. Using artificial neural networks to estimate rotor angles and speeds from phasor measurements. In: **Intelligent System Applications in Power ISAP2003**. Lemnos, Grécia: [s.n.], 2003.
- DOSIEK, L. et al. Mode shape estimation algorithms under ambient conditions: A comparative review. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2013. v. 28, n. 2, p. 779–787, May 2013. ISSN 0885-8950.
- DOTTA, D.; CHOW, J. H.; BERTAGNOLLI, D. B. A teaching tool for phasor measurement estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2014. v. 29, n. 4, p. 1981–1988, July 2014. ISSN 0885-8950.
- DOTTA, D.; SILVA, A. S. e; DECKER, I. C. Wide-area measurements-based two-level control design considering signal transmission delay. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2009. v. 24, n. 1, p. 208–216, Feb 2009. ISSN 0885-8950.
- FRANK, P. M. **Introduction to System Sensitivity Theory**. New York, USA: Unicamp, 1978.

GHAHREMANI, E.; KAMWA, I. Dynamic state estimation in power system by applying the extended kalman filter with unknown inputs to phasor measurements. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2011. v. 26, n. 4, p. 2556–2566, Nov 2011. ISSN 0885-8950.

_____. Online state estimation of a synchronous generator using unscented kalman filter from phasor measurements units. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, 2011. v. 26, n. 4, p. 1099–1108, Dec 2011. ISSN 0885-8969.

_____. Online state estimation of a synchronous generator using unscented kalman filter from phasor measurements units. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, 2011. v. 26, n. 4, p. 1099–1108, Dec 2011. ISSN 0885-8969.

_____. Local and wide-area pmu-based decentralized dynamic state estimation in multi-machine power systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2016. v. 31, n. 1, p. 547–562, Jan 2016. ISSN 0885-8950.

GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning**. Massachusetts: Addison-Wesley, 1989.

GOMES, S.; MARTINS, N.; PORTELA, C. Computing small-signal stability boundaries for large-scale power systems. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2003. v. 18, n. 2, p. 747–752, May 2003. ISSN 0885-8950.

GOMEZ-EXPOSITO, A.; CONEJO, A. J.; CANIZARES, C. **Sistemas de Energia Elétrica: Análise e Operação**. 1. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2011. 572 p. ISBN 978-85-216-1802-7.

HAUER, J.; DEMEURE, C.; SCHARF, L. Initial results in prony analysis of power system response signals. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 1990. v. 5, n. 1, p. 80–89, feb 1990. ISSN 0885-8950.

HINGORANI, N. G.; GYUGYI, L. **Understanding FACTS: concepts and technology of flexible AC transmission systems**. New York: IEEE Press, 2000.

HISKENS, I. Nonlinear dynamic model evaluation from disturbance measurements. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 2001. v. 16, n. 4, p. 702–710, Nov 2001. ISSN 0885-8950.

HISKENS, I.; PAI, M. A. Trajectory sensitivity analysis of hybrid systems. **Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, IEEE Transactions on**, 2000. v. 47, n. 2, p. 204–220, Feb 2000. ISSN 1057-7122.

HU, X.; SUN, Y.; ZHANG, J. Power system stabilizer with synthesized speed deviation signal. In: **IEEE Power Engineering Society General Meeting, 2005**. [S.l.: s.n.], 2005. p. 1579–1584 Vol. 2. ISSN 1932-5517.

HUANG, Z.; SCHNEIDER, K.; NIEPLOCHA, J. Feasibility studies of applying kalman filter techniques to power system dynamic state estimation. In: **2007 International Power Engineering Conference (IPEC 2007)**. [S.l.: s.n.], 2007. p. 376–382. ISSN 1947-1262.

- HUANG, Z. et al. Capturing real-time power system dynamics: Opportunities and challenges. In: **2015 IEEE Power Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–5. ISSN 1932-5517.
- IEEE Recommended Practice for Excitation System Models for Power System Stability Studies. **IEEE Std 421.5-2016 (Revision of IEEE Std 421.5-2005)**, 2016. p. 1–207, Aug 2016.
- IEEE Standard for Synchrophasor Data Transfer for Power Systems. **IEEE Std C37.118.2-2011 (Revision of IEEE Std C37.118-2005)**, 2011. p. 1–53, Dec 2011.
- IEEE Standard for Synchrophasor Measurements for Power Systems. **IEEE Std C37.118.1-2011 (Revision of IEEE Std C37.118-2005)**, 2011. p. 1–61, Dec 2011.
- IRAVANI, M. Coupling phenomenon of torsional modes. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 1989. v. 4, n. 3, p. 881–888, Aug 1989. ISSN 0885-8950.
- JHA, M.; CHAKRABARTI, S.; KYRIAKIDES, E. Estimation of the rotor angle of a synchronous generator by using pmu measurements. In: **PowerTech, 2015 IEEE Eindhoven**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 1–6.
- JULIER, S. J.; UHLMANN, J. K. New extension of the Kalman filter to nonlinear systems. In: KADAR, I. (Ed.). [s.n.], 1997. p. 182. Disponível em: <<http://proceedings.spiedigitallibrary.org/proceeding.aspx?doi=10.1117/12.280797>>.
- _____. Unscented filtering and nonlinear estimation. **Proceedings of the IEEE**, 2004. v. 92, n. 3, p. 401–422, Mar 2004. ISSN 0018-9219.
- KALMAN, R. E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. **Journal of Basic Engineering**, 1960. v. 82, p. 35–45, 1960.
- KHALIL, H. K. **Nonlinear Systems**. Estados Unidos da America: Prentice-Hall, 1996.
- KIMBARK, E. W. **Power System Stability**. New York, NY: Willey, 1950. 316 p.
- KOSTEREV, D. N.; TAYLOR, C.; MITTELSTADT, W. Model validation for the august 10, 1996 wscs system outage. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 1999. v. 14, n. 3, p. 967–979, Aug 1999. ISSN 0885-8950.
- KUNDUR, P. **Power System Stability and Control**. New York, NY: McGraw-Hill, 1994.
- KUNDUR, P. et al. Practical utility experience with and effective use of power system stabilizers. In: **Power Engineering Society General Meeting, 2003, IEEE**. [S.l.: s.n.], 2003. v. 3, p. 1777–1785 Vol. 3.
- KUNDUR, P.; LEE, D. c.; EL-DIN, H. m. Z. Power system stabilizers for thermal units: Analytical techniques and on-site validation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, 1981. PAS-100, n. 1, p. 81–95, Jan 1981. ISSN 0018-9510.
- KUNDUR, P. et al. Definition and classification of power system stability ieee/cigre joint task force on stability terms and definitions. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 2004. v. 19, n. 3, p. 1387 – 1401, aug. 2004. ISSN 0885-8950.

- LARSEN, E. V.; SWANN, D. A. Applying power system stabilizers part iii: Practical considerations. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, 1981. PAS-100, n. 6, p. 3034–3046, June 1981. ISSN 0018-9510.
- LISBOA, F. A.; SANTOS, R. d. C. **Ferramenta Computacional para Análise de Estabilidade a Pequenos Sinais de Sistemas Elétricos de Potência**. Brasília: [s.n.], 2010.
- MARCO, F. J. D.; MARTINS, N.; FERRAZ, J. C. R. An automatic method for power system stabilizers phase compensation design. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2013. v. 28, n. 2, p. 997–1007, May 2013. ISSN 0885-8950.
- MARTINS, N. Efficient eigenvalue and frequency response methods applied to power system small-signal stability studies. **Power Engineering Review, IEEE**, 1986. PER-6, n. 2, p. 47–47, 1986. ISSN 0272-1724.
- MELLO, F. P. de; HANNETT, L. N.; UNDRILL, J. M. Practical Approaches to Supplementary Stabilizing from Accelerating Power. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, 1978. PAS-97, n. 5, p. 1515–1522, sep 1978. ISSN 0018-9510. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper-.htm?arnumber=4181592>>.
- MILANO, F.; ZARATE-MINANO, R. A systematic method to model power systems as stochastic differential algebraic equations. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2013. v. 28, n. 4, p. 4537–4544, Nov 2013. ISSN 0885-8950.
- MONTEIRO, L. H. A. **Sistemas Dinâmicos**. São Paulo: Livraria da Física, 2011.
- _____. **Sistemas Dinâmicos**. São Paulo: Livraria da Física, 2011.
- MURDOCH, A.; VENKATARAMAN, S.; LAWSON, R. A. Integral of accelerating power type pss. ii. field testing and performance verification. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, 1999. v. 14, n. 4, p. 1664–1672, Dec 1999. ISSN 0885-8969.
- NOGUEIRA, S. L. **Sistemas Markovianos para Estimativa de Ângulos Absolutos em Exoesqueletos de Membros Inferiores**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, São Carlos, SP, 2015.
- OVERSCHEE, P. V.; De Moor, B. N4SID: Subspace Algorithms for the Identification of Combined Deterministic-Stochastic Systems. **Automation**, 1994. v. 311, p. 75–93, 1994.
- PHADKE, A. Synchronized phasor measurements-a historical overview. In: **Transmission and Distribution Conference and Exhibition 2002: Asia Pacific. IEEE/PES**. [S.l.: s.n.], 2002. v. 1, p. 476 – 479 vol.1.
- PHADKE, A. G.; THORP, J. S. **Synchronized phasor measurements and their applications**. New York: Springer Science, 2008.
- PIERRE, J.; TRUDNOWSKI, D.; DONNELLY, M. Initial results in electromechanical mode identification from ambient data. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 1997. v. 12, n. 3, p. 1245 –1251, aug 1997. ISSN 0885-8950.

POURBEIK, P. Approaches to validation of power system models for system planning studies. In: **Power and Energy Society General Meeting, 2010 IEEE**. [S.l.: s.n.], 2010. p. 1–10. ISSN 1944-9925.

PRIOSTE, F. B. **Detecção e Controle de Oscilações Eletromecânicas usando Sistemas de Medição Fasorial Sincronizada**. Tese (Doutorado) — Universidade Federal de Santa Catarina, 2011.

RAMOS, R. A.; ALBERTO, L. F. C.; BRETAS, N. G. **Modelagem de máquinas síncronas aplicada ao estudo de estabilidade de sistemas elétricos de potência**. [S.l.]: EESC/SEL, 2000.

RAMOS, R. A. et al. **Benchmark Systems for Stability Analysis and Control (Technical Report (TR-18))**. [S.l.], 2015.

RHUDY, M.; GU, Y. Understanding nonlinear kalman filters, part ii: An implementation guide. **Interactive Robotics Letters**, 2013. West Virginia University, June 2013. Disponível em: <<http://www2.statler.wvu.edu/~irl/page13.html>>.

RHUDY, M. et al. Evaluation of Matrix Square Root Operations for UKF within a UAV GPS/INS Sensor Fusion Application. **International Journal of Navigation and Observation**, 2011. v. 2011, p. 1–11, 2011. ISSN 1687-5990. Disponível em: <<http://www.hindawi.com/journals/ijno/2011/416828/>>.

ROGERS, G. Demystifying power system oscillations. **Computer Applications in Power, IEEE**, 1996. v. 9, n. 3, p. 30–35, jul 1996. ISSN 0895-0156.

_____. **Power System Oscillations**. USA: Kluwer Academic Publishers, 2000.

SAFONOV, M. G.; CHIANG, R. Y. A schur method for balanced-truncation model reduction. **IEEE Transactions on Automatic Control**, 1989. v. 34, n. 7, p. 729–733, Jul 1989. ISSN 0018-9286.

SAKAI, A.; KURODA, Y. Discriminatively trained unscented Kalman filter for mobile robot localization. **Journal of Advanced Research in Mechanical Engineering**, 2010. v. 1, p. 153–161, 2010.

SALIM, R. H. **Uma nova abordagem para a análise da estabilidade a pequenas perturbações em sistemas de distribuição de energia elétrica com geradores síncronos distribuídos**. Tese (Doutorado) — Escola de Engenharia de São Carlos - USP, São Carlos, SP, 2011.

SANCHEZ-GASCA (Ed.), J. J. **Identification of eletromechanical modes in power systems**. [S.l.]: IEEE Task Force on Identification of Eletromechanical Modes, 2012.

SANCHEZ-GASCA, J. et al. Trajectory sensitivity based identification of synchronous generator and excitation system parameters. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 1988. v. 3, n. 4, p. 1814–1822, Nov 1988. ISSN 0885-8950.

SARKKA, S. On unscented kalman filtering for state estimation of continuous-time nonlinear systems. **IEEE Transactions on Automatic Control**, 2007. v. 52, n. 9, p. 1631–1641, Sept 2007. ISSN 0018-9286.

- SAUER, P. W.; PAI, M. A. **Power System Dynamics and Stability**. New Jersey, NJ: Prentice Hall, 1998.
- SCARDUA, L. A. **Sintonia Automática do Filtro de Kalman Unscented**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2015.
- SCARDUA, L. A.; CRUZ, J. J. da. Automatic tuning of the unscented kalman filter and the blind tricyclist problem: An optimization problem. **IEEE Control Systems**, 2016. v. 36, n. 3, p. 70–85, June 2016. ISSN 1066-033X.
- SIMON, D. Kalman filtering. **Embedded Systems Programming**, 2001. v. 14, n. 6, p. 72–79, June 2001.
- SINGH, A. K.; PAL, B. C. Decentralized dynamic state estimation in power systems using unscented transformation. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2014. v. 29, n. 2, p. 794–804, March 2014. ISSN 0885-8950.
- SU, H.; MUTUKUTTI, R.; APPS, D. Impacts of variable quadrature reactance on power system stabilizer performance. In: **2013 IEEE Power Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1–5. ISSN 1932-5517.
- TANG, L.; MCCALLEY, J. Trajectory sensitivities: Applications in power systems and estimation accuracy refinement. In: **Power and Energy Society General Meeting (PES), 2013 IEEE**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1–5. ISSN 1944-9925.
- TRIPATHY, P.; SRIVASTAVA, S. C.; SINGH, S. N. A divide-by-difference-filter based algorithm for estimation of generator rotor angle utilizing synchrophasor measurements. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, 2010. v. 59, n. 6, p. 1562–1570, June 2010. ISSN 0018-9456.
- TRUDNOWSKI, D.; JOHNSON, J.; HAUER, J. Making pronny analysis more accurate using multiple signals. **Power Systems, IEEE Transactions on**, 1999. v. 14, n. 1, p. 226 –231, feb 1999. ISSN 0885-8950.
- TRUDNOWSKI, D.; PIERRE, J. Overview of algorithms for estimating swing modes from measured responses. In: **Power Energy Society General Meeting, 2009. PES '09. IEEE**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1 –8. ISSN 1944-9925.
- TURNER, R.; RASMUSSEN, C. E. Model based learning of sigma points in unscented kalman filtering. **Neurocomputing**, 2012. v. 80, p. 47 – 53, 2012. ISSN 0925-2312. Special Issue on Machine Learning for Signal Processing 2010. Disponível em: <<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231211006035>>.
- UHLEN, K. et al. Wide-area power oscillation damper implementation and testing in the norwegian transmission network. In: **2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1–7. ISSN 1932-5517.
- _____. Monitoring amplitude, frequency and damping of power system oscillations with pmu measurements. In: **Power and Energy Society General Meeting - Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, 2008 IEEE**. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–7. ISSN 1932-5517.

VALVERDE, G. et al. Nonlinear estimation of synchronous machine parameters using operating data. **Energy Conversion, IEEE Transactions on**, 2011. v. 26, n. 3, p. 831–839, Sept 2011. ISSN 0885-8969.

VITTAL, V. Consequence and impact of electric utility industry restructuring on transient stability and small-signal stability analysis. **Proceedings of the IEEE**, 2000. v. 88, n. 2, p. 196–207, Feb 2000. ISSN 0018-9219.

WAN, E.; MERWE, R. V. D. The unscented kalman filter for nonlinear estimation. In: **Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium 2000. AS-SPCC. The IEEE 2000**. [S.l.: s.n.], 2000. p. 153–158.

WANG, S.; GAO, W.; MELIOPOULOS, A. P. S. An alternative method for power system dynamic state estimation based on unscented transform. **IEEE Transactions on Power Systems**, 2012. v. 27, n. 2, p. 942–950, May 2012. ISSN 0885-8950.

YAO, W. et al. Wide-area damping controller for power system interarea oscillations: A networked predictive control approach. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, 2015. v. 23, n. 1, p. 27–36, Jan 2015. ISSN 1063-6536.

ZHOU, N. et al. Local sequential ensemble kalman filter for simultaneously tracking states and parameters. In: **North American Power Symposium (NAPS), 2012**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1–6.

_____. Dynamic state estimation of a synchronous machine using pmu data: A comparative study. **IEEE Transactions on Smart Grid**, 2015. v. 6, n. 1, p. 450–460, Jan 2015. ISSN 1949-3053.

ZHOU, N.; PIERRE, J.; TRUDNOWSKI, D. Some considerations in using prony analysis to estimate electromechanical modes. In: **Power and Energy Society General Meeting (PES), 2013 IEEE**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 1–5. ISSN 1944-9925.

Apêndices

Publicações

Neste apêndice são apresentadas as publicações que estão vinculadas a esta pesquisa, as quais foram obtidas ao longo do doutorado.

A.1 Publicações de Artigos em Periódicos

- ❑ CANIZARES, Claudio; FERNANDES, Tatiane; GERALDI Jr, Edson; LUC, Gerin-Lajoie; GIBBARD, Michael; HISKENS, Ian; KERSULIS, Jonas; KUIAVA, Roman; LIMA, Leonardo; DE MARCO, Fernando; MARTINS, Nelson; PAL, Bikash; PIARDI, Artur; RAMOS, Rodrigo; DOS SANTOS, Jhonatan; SILVA, Dinemayer; SINGH, Abhinav Kumar; TAMIMI, Behnam; VOWLES, David. Benchmark Models for the Analysis and Control of Small-Signal Oscillatory Dynamics in Power Systems. IEEE Transactions on Power Systems, 2016.

A.2 Publicações de Artigos em Congresso

- ❑ FERNANDES, Tatiane Cristina da Costa, GERALDI Jr, Edson Luis, RAMOS, Rodrigo Andrade. “Uma Abordagem para o Aprimoramento de Modelos Lineares na Análise da Estabilidade a Pequenas Perturbações em Sistemas de Potência”. In: Congresso Brasileiro de Automática, Vitória-ES. Anais do XXI Congresso Brasileiro de Automática, 2016. p. 1-5.
- ❑ FERNANDES, Tatiane Cristina da Costa, GERALDI Jr, Edson Luis, RAMOS, Rodrigo Andrade. “An Approach to Refine Linear Models used in Small Signal Stability Assessment”. In: 2015 IEEE PES General Meeting, Denver Colorado. Proceedings of IEEE PES General Meeting, 2015. p. 1-5.
- ❑ FERNANDES, Tatiane Cristina da Costa, GERALDI Jr, Edson Luis, RAMOS, Rodrigo Andrade. “Estimação de Velocidade Angular de Geradores Síncronos para o Estudo da Estabilidade a Pequenas Perturbações em Sistemas de Potência”. In:

XVII Encontro Regional Iberoamericano do Cigre, Ciudad del Leste- Paraguay.
Anais do XVII Encontro Regional Iberoamericano do Cigre, 2017. p. 1-6.

A.3 Outras Publicações

- RAMOS, Rodrigo; HISKENS, Ian; CANIZARES, Claudio; FERNANDES, Tati-
ane; GERALDI Jr, Edson; LUC, Gerin-Lajoie; GIBBARD, Michael; HISKENS,
Ian; KERSULIS, Jonas; KUIAVA, Roman; LIMA, Leonardo; DE MARCO, Fer-
nando; MARTINS, Nelson; PAL, Bikash; PIARDI, Artur; DOS SANTOS, Jhona-
tan; SILVA, Dinemayer; SINGH, Abhinav Kumar; TAMIMI, Behnam; VOWLES,
David. Benchmark Systems for Stability Analysis and Control. PES Resource
Center, 2015 (IEEE PES Technical Report (TR–18) of the PSDP Task Force on
Benchmark Models for Stability Controls).

Dados dos Sistemas Utilizados nessa Pesquisa

Neste apêndice são apresentados os detalhes dos sistemas testes utilizados ao longo deste trabalho, fornecendo os valores adotados para os parâmetros dos controladores assim como as informações da topologia da rede.

Os sistemas testes empregados: Kundur 2 áreas, 68 barras e 3 máquinas versus barramento infinito (3MIB), fazem parte de um conjunto de sistemas testes validados pela Força Tarefa *Benchmark Systems for Small-Signal Stability Analysis and Control*. Tais sistemas foram simulados em plataformas diferentes, com intuito de obter uma validação cruzada dos valores esperados em cada sistema, fornecendo, então, valores de referência. Desta forma, os dados empregados neste trabalho foram obtidos no relatório técnico dessa Força Tarefa (CANIZARES et al., 2016; RAMOS et al., 2015).

Inicialmente, são exibidos os dados do sistema máquina *versus* barramento infinito utilizado no exemplo da subseção 4.1.4. Em sequência os dados relativos aos sistemas testes adotados nas simulações para verificar a eficiência de cada método, capítulos 4 e 5, respectivamente, são descritos.

B.1 Sistema Máquina *versus* Barramento Infinito

Em sequência, os dados do sistema ilustrado na figura são apresentados:

Figura 88 – Diagrama unifilar do sistema exemplo.

a) Dados da Máquina Síncrona

□ $x_d = 1.6$ pu, $x_q = 1.55$ pu, $x_d'' = 0.32$ pu, $x_q'' = 0.32$ pu, $T_{do}' = 6$ s, $\omega_0 = 376.9911$ rad/s.

b) Dados do AVR

□ $T_e = 0.01$ s, $K_e = 100$.

c) Dados da Rede

□ $x_e = 0.4$ pu, $V_\infty = 0.01$.

B.2 Sistema Kundur 2 Áreas

O sistema Kundur 2 Áreas é um sistema simétrico composto por 11 barras e 4 geradores. Os dados desse sistema são descritos abaixo, já o diagrama unifilar é apresentado novamente na Figura 89.

Figura 89 – Diagrama unifilar do sistema teste.

a) Dados das Máquinas Síncronas

A potência base para os dados de cada uma das máquinas é de 900 MVA, já a tensão base é de 20 kV.

□ $x_d = 1.8$ pu, $x_q = 1.70$ pu, $x_d' = 0.3$ pu, $x_q' = 0.55$ pu, $x_d'' = 0.25$ pu, $x_q'' = 0.25$ pu, $R_a = 0.0025$ pu, $T_{do}' = 8$ s, $T_{qo}' = 0.4$ s, $T_{do}'' = 0.03$ s, $T_{qo}'' = 0.05$ s, $A_{sat} = 0.015$, $B_{sat} = 9.6$, $\Phi_{T1} = 0.9$, $D = 0$, $H = 6.5$ s (G_1 e G_2) e $H = 6.175$ s (G_3 e G_4)

b) Dados dos Transformadores

Considerando uma potência base de 900 MVA e uma relação de tensão de 20/230:

$$\square x_{trafo} = 0.15 \text{ pu},$$

c) Dados do AVR

$$\square K_A = 200, T_R = 0.01 \text{ s}, T_A = 1.0 \text{ s e } T_B = 10 \text{ s}$$

d) Dados do PSS

$$\square K_{pss} = 20.0; T_w = 10 \text{ s}, T_1 = 0.05 \text{ s e } T_2 = 0.02 \text{ s}, T_3 = 3.0 \text{ s}, T_4 = 5.4 \text{ s}$$

e) Dados do Regulador de Velocidade

Os dados dos reguladores de velocidade utilizados em uma parte das simulações sobre o sistema Kundur 2 áreas são descritos na tabela 27.

f) Dados da Rede

Na tabela 28 são descritos os dados de barra desse sistema, já na tabela os dados de linha 29.

Tabela 27 – Parâmetros do Regulador de Velocidade

Unid.	R	T_G	T_2	T_3
1	— — —	0,20	2,0	6,0
2	0,05	0,20	2,0	6,0
3	0,05	0,20	2,0	6,0
4	0,05	0,20	2,0	6,0

Tabela 28 – Dados de Barra do Sistema Kundur 2 Áreas

Barras	$V(pu)$	$\theta(^{\circ})$	$P_{ger}(MW)$	$Q_{ger}(MVar)$	$P_L(MW)$	$Q_L(MVar)$	$Q_{shunt}(MVar)$
1	1,03	20,2	700	185	0,0	0,0	0,0
2	1,01	10,5	700	235	0,0	0,0	0,0
3	1,02	-6,8	719	176	0,0	0,0	0,0
4	1,01	-17,0	700	202	0,0	0,0	0,0
5	1,00	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
6	1,00	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
7	1,00	0,0	0,0	0,0	967	100	200
8	1,00	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
9	1,00	0,0	0,0	0,0	1767	100	350
10	1,00	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
11	1,00	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Tabela 29 – Dados de Linha do Sistema Kundur 2 Área

Linha	$r_l(\%)$	$x_l(\%)$	$b_c(MVar)$
5 - 6	0,25	2,5	4,36
6 - 7	0,10	1,0	1,75
7 - 8	1,10	11,0	19,3
7 - 8	1,10	11,0	19,3
8 - 9	1,10	11,0	19,3
9 - 10	0,10	1,0	1,75
10 - 11	0,25	2,5	4,36

B.3 Sistema 68 Barras

O sistema 68 barras, também conhecido como New England-New York é composto por 16 geradores e 68 barras. O diagrama unifilar desse sistema é, novamente, exibido na Figura 90.

a) Dados das Máquinas Síncronas

Os 16 geradores que compõem o sistema 68 barras são representados por modelos de 6ª ordem, os valores de cada um dos parâmetros dos 16 geradores são apresentados nas Tabelas 30.

Figura 90 – Diagrama unifilar do sistema 68 barras.

b) Dados dos Reguladores de Tensão

Os valores dos parâmetros dos reguladores de tensão conectados em cada uma das máquinas são exibidos na Tabelas 31.

c) Dados dos Estabilizadores de Potência

Os dados dos controladores do tipo PSS são apresentados na Tabela 32.

d) Dados da Rede

Nas Tabelas 33 e 34 são descritos os dados de barra desse sistema, já nas Tabelas 35, 36 e 37 os dados de linha são exibidos.

Tabela 30 – Parâmetros dos Geradores do Sistema 68 Barras

Unid.	H	x''_d	x''_q	x'_d	x'_q	x_d	x_q	x_l
1	42,0	0,025	0,025	0,031	0,0417	0,10	0,069	0,0125
2	30,2	0,050	0,050	0,0697	0,0933	0,295	0,282	0,035
3	35,8	0,045	0,045	0,0531	0,0714	0,2495	0,237	0,0304
4	28,6	0,035	0,035	0,0436	0,0586	0,262	0,258	0,0295
5	26,0	0,050	0,050	0,066	0,083	0,330	0,310	0,027
6	34,8	0,040	0,040	0,050	0,0675	0,254	0,241	0,0224
7	26,4	0,040	0,040	0,049	0,0667	0,295	0,292	0,0322
8	24,3	0,045	0,045	0,057	0,0767	0,290	0,280	0,028
9	34,5	0,045	0,045	0,057	0,0767	0,2106	0,205	0,0298
10	31,0	0,040	0,040	0,0457	0,0615	0,169	0,115	0,0199
11	28,2	0,012	0,012	0,018	0,0241	0,128	0,123	0,0103
12	92,3	0,025	0,025	0,031	0,0420	0,101	0,095	0,022
13	248,0	0,004	0,004	0,0055	0,0074	0,0296	0,0286	0,003
14	300,0	0,023	0,023	0,0029	0,0038	0,018	0,0173	0,0017
15	300,0	0,023	0,023	0,0029	0,0038	0,018	0,0173	0,0017
16	225,0	0,055	0,055	0,0071	0,0095	0,0356	0,0334	0,0041
Unid.	T''_{do}	T''_{qo}	T'_{do}	T'_{qo}	R_a	D	Base(MVA)	
1	0,05	0,035	10,2	1,5	0	0	100	
2	0,05	0,035	6,56	1,5	0	0	100	
3	0,05	0,035	5,7	1,5	0	0	100	
4	0,05	0,035	5,69	1,5	0	0	100	
5	0,05	0,035	5,4	0,44	0	0	100	
6	0,05	0,035	7,3	0,4	0	0	100	
7	0,05	0,035	5,66	1,5	0	0	100	
8	0,05	0,035	6,7	0,41	0	0	100	
9	0,05	0,035	4,79	1,96	0	0	100	
10	0,05	0,035	9,37	1,5	0	0	100	
11	0,05	0,035	4,1	1,5	0	0	100	
12	0,05	0,035	7,4	1,5	0	0	100	
13	0,05	0,035	5,9	1,5	0	0	200	
14	0,05	0,035	4,1	1,5	0	0	100	
15	0,05	0,035	4,1	1,5	0	0	100	
16	0,05	0,035	7,8	1,5	0	0	200	

Tabela 31 – Parâmetros dos Reguladores de Tensão do Sistema 68 Barras

Unid.	Modelo	T_R	K_P	K_I	K_D	K_A	T_A	T_D	V_{rmin}
1	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
2	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
3	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
4	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
5	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
6	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
7	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
8	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
9	ST1A	0,01	— — —	— — —	— — —	200	— — —	— — —	-5
10	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
11	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
12	DC4B	0,01	200	50	50	1	0,02	0,01	-10
Unid.	V_{rmax}	V_{emin}	V_{emax}	K_E	T_E	K_F	T_F	Bex	Aex
1	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5
2	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5
3	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5
4	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5
5	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5
6	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5
7	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5
8	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5
9	5	— — —	— — —	— — —	— — —	— — —	— — —	— — —	— — —
10	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5
11	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5
12	10	-10	10	1	0,785	0,03	1	1,959	3,19.10-5

Tabela 32 – Parâmetros dos Reguladores de Tensão do Sistema 68 Barras

Unid.	K_{pss}	T_w	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	V_{MIN}	V_{MAX}
1	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2
2	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2
3	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2
4	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2
5	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2
6	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2
7	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2
8	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2
9	12	10	0,09	0,02	0,09	0,02	0	0	-0,05	0,2
10	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2
11	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2
12	20	15	0,15	0,04	0,15	0,04	0,15	0,04	-0,05	0,2

Tabela 33 – Dados de Barra do Sistema 68 Barras

Barras	$V(pu)$	$\theta(^{\circ})$	$P_{ger}(MW)$	$Q_{ger}(MVar)$	$P_L(MW)$	$Q_L(MVar)$
1	1,04	-8,96	250,00	196,15	0,00	0,00
2	0,98	-0,98	545,00	70,11	0,00	0,00
3	0,98	1,61	650,00	80,86	0,00	0,00
4	1,00	1,67	632,00	0,29	0,00	0,00
5	1,01	-0,63	505,00	116,59	0,00	0,00
6	1,05	3,84	700,00	254,52	0,00	0,00
7	1,06	6,03	560,00	290,85	0,00	0,00
8	1,03	-2,84	540,00	49,15	0,00	0,00
9	1,02	2,65	800,00	59,84	0,00	0,00
10	1,01	-9,65	500,00	-12,73	0,00	0,00
11	1,00	-7,23	1000,00	8,90	0,00	0,00
12	1,01	-22,62	1350,00	275,65	0,00	0,00
13	1,01	-28,66	3591,00	888,28	0,00	0,00
14	1,00	10,96	1785,00	47,61	0,00	0,00
15	1,00	0,02	1000,00	76,74	0,00	0,00
16	1,00	0,0	3379,60	93,94	0,00	0,00
17	0,95	-36,03	0,00	0,00	6000,00	300,00
18	1,00	-5,81	0,00	0,00	2470,00	123,00
19	0,93	-4,26	0,00	0,00	0,00	0,00
20	0,98	-5,88	0,00	0,00	680,00	103,00
21	0,96	-7,06	0,00	0,00	274,00	115,00
22	0,99	-1,80	0,00	0,00	0,00	0,00
23	1,00	-2,16	0,00	0,00	248,00	85,00
24	0,96	-9,88	0,00	0,00	309,00	-92,00
25	1,00	-10,00	0,00	0,00	224,00	47,00
26	0,99	-11,02	0,00	0,00	139,00	17,00
27	0,97	-12,86	0,00	0,00	281,00	76,00
28	0,99	-7,50	0,00	0,00	206,00	28,00
29	0,99	-4,55	0,00	0,00	284,00	27,00
30	0,98	-19,72	0,00	0,00	0,00	0,00
31	0,98	-17,47	0,00	0,00	0,00	0,00
32	0,97	-15,24	0,00	0,00	0,00	0,00
33	0,97	-19,76	0,00	0,00	112,00	0,00
34	0,98	-26,12	0,00	0,00	0,00	0,00
35	1,04	-27,09	0,00	0,00	0,00	0,00
36	0,96	-28,83	0,00	0,00	102,00	-19,50
37	0,96	-11,79	0,00	0,00	0,00	0,00
38	0,99	-18,77	0,00	0,00	0,00	0,00

Tabela 34 – Dados de Barra do Sistema 68 Barras

Barras	$V(pu)$	$\theta(^{\circ})$	$P_{ger}(MW)$	$Q_{ger}(MVar)$	$P_L(MW)$	$Q_L(MVar)$
39	0,99	-39,29	0,00	0,00	267,00	12,60
40	1,00	9,42	0,00	0,00	1000,00	250,00
42	1,00	-0,84	0,00	0,00	1150,00	250,00
43	0,98	-37,91	0,00	0,00	0,00	0,00
44	0,98	-37,99	0,00	0,00	267,60	4,84
45	1,05	-29,36	0,00	0,00	208,00	21,00
46	0,99	-20,54	0,00	0,00	150,70	28,50
47	1,02	-19,51	0,00	0,00	203,10	32,59
48	1,03	-18,38	0,00	0,00	241,20	2,20
49	0,99	-19,82	0,00	0,00	164,00	29,00
50	1,06	-19,05	0,00	0,00	100,00	-147,00
51	1,06	-27,29	0,00	0,00	337,00	-122,00
52	0,95	-12,84	0,00	0,00	158,00	30,00
53	0,99	-18,95	0,00	0,00	252,70	118,60
54	0,99	-11,54	0,00	0,00	0,00	0,00
55	0,96	-13,22	0,00	0,00	322,00	2,00
56	0,92	-11,96	0,00	0,00	200,00	73,60
57	0,91	-11,21	0,00	0,00	0,00	0,00
58	0,91	-10,40	0,00	0,00	0,00	0,00
59	0,90	-13,31	0,00	0,00	234,00	84,00
60	0,91	-14,03	0,00	0,00	208,80	70,80
61	0,96	-23,22	0,00	0,00	104,00	125,00
62	0,91	-7,31	0,00	0,00	0,00	0,00
63	0,91	-8,37	0,00	0,00	0,00	0,00
64	0,84	-8,38	0,00	0,00	9,00	88,00
65	0,91	-8,18	0,00	0,00	0,00	0,00
66	0,92	-10,19	0,00	0,00	0,00	0,00
67	0,93	-11,43	0,00	0,00	320,00	153,00
68	0,95	-10,07	0,00	0,00	329,00	32,00

Tabela 35 – Dados de Linha do Sistema 68 Barras

Linha	$r_l(\%)$	$x_l(\%)$	$b_c(MVar)$	$Tap(pu)$
1–54	00,00	1,81	0,000	1,025
2–58	00,00	2,50	0,000	1,070
3–62	00,00	2,00	0,000	1,070
4–19	00,07	1,42	0,000	1,070
5–20	00,09	1,80	0,000	1,009
06–22	00,00	1,43	0,000	1,025
07–23	00,05	2,72	0,000	0,000
08–25	00,06	2,32	0,000	1,025
09–29	00,08	1,56	0,000	1,025
10–31	00,00	2,60	0,000	1,040
11–32	00,00	1,30	0,000	1,040
12–36	00,00	0,75	0,000	1,040
13–17	00,00	0,33	0,000	1,040
14–41	00,00	0,15	0,000	1,000
15–42	00,00	0,15	0,000	1,000
16–18	00,00	0,30	0,000	1,000
17–36	00,05	0,45	32,00	0,000
18–49	00,76	11,41	116,0	0,000
18–50	00,12	2,88	206,0	0,000
19–68	00,16	1,95	30,40	0,000
20–19	00,07	1,38	0,000	1,060
21–68	00,08	1,35	25,48	0,000
22–21	00,08	1,40	25,65	0,000
23–22	00,06	0,96	18,46	0,000
24–23	00,22	3,50	36,10	0,000
24–68	00,03	0,59	06,80	0,000
25–54	00,70	0,86	14,60	0,000
26–25	00,32	3,23	53,10	0,000
27–37	00,13	1,73	32,16	0,000
27–26	00,14	1,47	23,96	0,000
28–26	00,43	4,74	78,02	0,000
29–26	00,57	6,25	102,9	0,000
29–28	00,14	1,51	24,90	0,000
30–53	00,08	0,74	48,00	0,000
30–61	0,095	0,91	58,00	0,000
31–30	00,13	1,87	33,30	0,000
31–53	00,16	1,63	25,00	0,000
32–30	00,24	2,88	48,80	0,000
33–32	00,08	0,99	16,80	0,000

Tabela 36 – Dados de Linha do Sistema 68 Barras

Linha	$r_l(\%)$	$x_l(\%)$	$b_c(MVar)$	$Tap(pu)$
34–33	00,11	1,57	20,20	0,000
34–35	00,01	0,74	0,000	0,946
36–34	00,33	1,11	145,0	0,000
36–61	00,11	0,98	68,00	0,000
37–68	00,07	0,89	13,42	0,000
38–31	00,11	1,47	24,70	0,000
38–33	00,36	4,44	69,30	0,000
40–41	00,60	8,40	315,0	0,000
40–48	00,20	2,20	128,0	0,000
41–42	00,40	6,00	225,0	0,000
42–18	00,40	6,00	225,0	0,000
43–17	00,05	2,76	0,000	0,000
44–39	00,00	4,11	0,000	0,000
44–43	00,01	0,11	0,000	0,000
45– 35	00,07	1,75	139,0	0,000
4–39	00,00	8,39	0,000	0,000
45–44	00,25	7,30	0,000	0,000
46–38	00,22	2,84	43,00	0,000
47–53	00,13	1,88	131,0	0,000
48–47	0,125	1,34	80,00	0,000
49–46	00,18	2,74	27,00	0,000
51–45	00,04	1,05	72,00	0,000
51–50	00,09	2,21	162,0	0,000
52–37	00,07	0,82	13,19	0,000
52–55	00,11	1,33	21,38	0,000
54–53	00,35	4,11	69,87	0,000
55–54	00,13	1,51	25,72	0,000
56–55	00,13	2,13	22,14	0,000
57–56	00,08	1,28	13,42	0,000
58–57	00,02	0,26	4,34	0,000
59–58	00,06	0,92	11,30	0,000
60–57	00,08	1,12	14,76	0,000
60–59	00,04	0,46	7,80	0,000
61–60	00,23	3,63	38,04	0,000
63–58	00,07	0,82	13,89	0,000
63–62	00,04	0,43	7,29	0,000
63–64	00,16	4,35	0,000	1,060
65–62	00,04	0,43	7,29	0,000
65–64	00,16	4,35	0,000	1,060

Tabela 37 – Dados de Linha do Sistema 68 Barras

Linha	$r_l(\%)$	$x_l(\%)$	$b_c(MVar)$	$Tap(pu)$
66–56	00,08	1,29	13,82	0,000
66–65	00,09	1,01	17,23	0,000
67–66	00,18	2,17	36,60	0,000
68–67	00,09	0,94	17,10	0,000
27–53	03,20	32,00	41,00	0,000

B.4 Sistema 3 Máquinas *versus* Barramento Infinito

O sistema 3 máquinas *versus* barramento infinito (3MIB) é composto por 3 geradores e 6 barras. Tal sistema foi proposto em (MARCO; MARTINS; FERRAZ, 2013) com o objetivo de mostrar a eficiência do PSS em contribuir com o amortecimento de modos eletromecânicos de diferente natureza: desde o modo intraplanta ao modo interárea.

O diagrama unifilar desse sistema é, novamente, descrito na Figura 91. Nesta mesma Figura também são fornecidos os dados de barra e de linha desse sistema, sendo que as impedâncias são dadas na base de 100 MVA, enquanto a potência ativa e reativa de cada barra são especificadas em MW e MVar, respectivamente.

Figura 91 – Diagrama unifilar do sistema teste.

a) Dados dos Geradores

Os dados dos três geradores conectados a esse sistema são fornecidos na Tabela 38.

Tabela 38 – Parâmetros dos Geradores do 3MIB

Unid.	H	x''_d	x''_q	x'_d	x'_q	x_d	x_q	x_l	T''_{do}	T''_{qo}
1	4,5	0,29	0,29	0,36	0,36	0,89	0,66	0,28	0,060	0,094
2	4,5	0,29	0,29	0,36	0,36	0,89	0,66	0,28	0,060	0,094
3	3,86	0,34	0,34	0,49	0,80	1,72	1,68	0,27	0,048	0,066
Unid.	T'_{do}	T'_{qo}	R_a	D	Base(MVA)					
1	5,1	0,060	0,0019	0	1560					
2	5,1	0,060	0,0019	0	1560					
3	5,3	0,048	0	0	890					

b) Dados do AVR

□ Geradores 1 e 2: $K_A = 100$ p.u. e $T_A = 0,05$ s

□ Geradores 3: $K_A = 150$ p.u. e $T_A = 0,05$ s

c) Dados dos Estabilizadores de Potência

Os dados dos controladores do tipo PSS são apresentados na Tabela 39

Tabela 39 – Parâmetros do Controlador do tipo PSS do 3MIB

Unid.	K_{pss}	T_w	T_1	T_2	T_3	T_4	T_5	T_6	V_{MIN}	V_{MAX}
1	35	3	0,142	0,014	0,142	0,014	0,158	0,641	-0,3	0,3
2	35	3	0,142	0,014	0,142	0,014	0,158	0,641	-0,3	0,3

c) Dados do Regulador de Velocidade

Os valores dos parâmetros dos reguladores de velocidade conectados em cada uma das máquinas do sistema são exibidos na Tabela 40

Tabela 40 – Parâmetros do Regulador de Velocidade

Unid.	R	T_1	T_2	T_3
1	0,05	0,20	2,0	6,0
2	0,05	0,20	2,0	6,0
3	0,05	0,20	2,0	6,0

Equações Linearizadas do Modelo do Gerador Utilizado no Sistema Kundur 2 Áreas

Neste apêndice são apresentadas as equações envolvidas no modelo linear do gerador empregado no sistema Kundur 2 áreas, utilizando as mesmas variáveis disponíveis no programa PacDyn. Nos manuais desse programa, mais detalhes sobre tais equações e a abordagem adotada para as simulações podem ser obtidas.

Com relação aos outros sistemas analisados nessa tese, é válido ressaltar que as máquinas utilizadas apresentam uma modelagem semelhante, as quais podem ser obtidas de maneira similar a apresentada neste apêndice e, portanto, não serão detalhadas.

C.1 Equações do Gerador

Cada uma das máquinas do sistema em estudo são representadas por um modelo de 6ª ordem. Supondo a i -ésima máquina, a qual é exibida na Figura 92, esta é descrita pelo seguinte conjunto de equações algébrico-diferenciais:

Figura 92 – Ilustração da conexão da i -ésima máquina no sistema Kundur 2 áreas.

$$\begin{aligned}\Delta \dot{E}''_{qi} = & \left[\frac{-1}{T''_{d0}} + \frac{(x_d - x'_d)(x''_d - x_l)}{T'_{d0}(x'_d - x_l)^2} \right] \Delta E''_{qi} + \left[\frac{1}{T''_{d0}} - \frac{(x_d - x_l)(x''_d - x_l)}{T'_{d0}(x'_d - x_l)^2} \right] \Delta E'_{qi} \\ & + \left[-\frac{(x'_d - x''_d)}{T''_{d0}} - \frac{(x''_d - x_l)(x_d - x'_d)(x''_d - x_l)}{T'_{d0}(x'_d - x_l)(x'_d - x_l)} \right] \Delta I_{di} + \left[\frac{(x''_d - x_l)}{T'_{d0}(x'_d - x_l)} \right] \Delta E_{fd} \\ & - \left[\frac{(x''_d - x_l)}{T'_{d0}(x'_d - x_l)} \right] \Delta S_{di}\end{aligned}\quad (128)$$

$$\begin{aligned}\Delta \dot{E}''_{di} = & \left[\frac{-1}{T''_{q0}} + \frac{(x_q - x'_q)(x''_q - x_l)}{T'_{q0}(x'_q - x_l)^2} \right] \Delta E''_{di} + \left[\frac{1}{T''_{q0}} - \frac{(x_q - x_l)(x''_q - x_l)}{T'_{q0}(x'_q - x_l)^2} \right] \Delta E'_{di} \\ & + \left[-\frac{(x'_q - x''_q)}{T''_{q0}} - \frac{(x''_q - x_l)(x_q - x'_q)(x''_q - x_l)}{T'_{q0}(x'_q - x_l)(x'_q - x_l)} \right] \Delta I_{qi} \\ & + \left[\frac{(x''_q - x_l)}{T'_{q0}(x'_q - x_l)} \right] \Delta S_q\end{aligned}$$

$$\Delta \dot{E}'_{qi} = \left[\frac{(x_d - x'_d)}{(x'_d - x_l)T'_{d0}} \right] \Delta E''_{qi} - \left[\frac{(x_d - x_l)}{(x'_d - x_l)T'_{d0}} \right] \Delta E'_{qi} - \left[\frac{(x_d - x'_d)(x'_d - x_l)}{(x'_d - x_l)T'_{d0}} \right] \Delta I_{di} \quad (129)$$

$$+ \left[\frac{1}{T'_{d0}} \right] \Delta E_{fdi} - \left[\frac{1}{T'_{d0}} \right] \Delta S_{di}$$

$$\begin{aligned}\Delta \dot{E}'_{di} = & \left[\frac{(x_q - x'_q)}{(x'_q - x_l)T'_{q0}} \right] \Delta E''_{di} - \left[\frac{(x_q - x_l)}{(x'_q - x_l)T'_{q0}} \right] \Delta E'_{di} + \left[\frac{(x_q - x'_q)(x'_q - x_l)}{(x'_q - x_l)T'_{q0}} \right] \Delta I_{qi} \\ & + \left[\frac{1}{T'_{d0}} \right] \Delta S_{qi}\end{aligned}\quad (130)$$

$$\Delta \dot{\omega}_i = K_1 \Delta \delta_i + K_2 \Delta I_{di} + K_3 \Delta I_{qi} + K_4 \Delta V_{ri} + K_5 \Delta V_{mi} + K_6 \Delta P_{meci} \quad (131)$$

$$\Delta \dot{\delta}_i = \omega_s \Delta \omega \quad (132)$$

$$\Delta I_{di} = \left[\frac{1}{R_a} \right] \Delta E''_{di} + \left[\frac{x''_q}{R_a} \right] \Delta I_{qi} - \Delta V_{di}$$

$$\Delta I_{qi} = \left[\frac{1}{R_a} \right] \Delta E''_{qi} - \left[\frac{x''_d}{R_a} \right] \Delta I_{di} - \Delta V_{qi} \quad (133)$$

$$\begin{aligned}\Delta S_{di} = & K_{sd} \left[\left(\frac{1}{E''_o} - \frac{E''_q{}^2}{\sqrt{(E''_q{}^2 + E''_d{}^2)^3}} \right) e^{B(E''_o)} + \frac{E''_q{}^2 B e^{B(E''_o)}}{(E''_q{}^2 + E''_d{}^2)} \right] \Delta E''_{qi} \\ & + K_{sd} \left[\left(\frac{-E''_d E''_q}{\sqrt{(E''_q{}^2 + E''_d{}^2)^3}} \right) e^{B(E''_o)} + \frac{E''_q E''_d B e^{B(E''_o)}}{(E''_q{}^2 + E''_d{}^2)} \right] \Delta E''_{di}\end{aligned}\quad (134)$$

$$\begin{aligned}\Delta S_{qi} = & K_{sq} \left[\left(\frac{-E''_d E''_q}{\sqrt{(E''_q{}^2 + E''_d{}^2)^3}} \right) e^{B(E''_o)} + \frac{E''_q E''_d B e^{B(E''_o)}}{(E''_q{}^2 + E''_d{}^2)} \right] \Delta E''_{qi} \\ & + K_{sq} \left[\left(\frac{1}{E''_o} - \frac{E''_d{}^2}{\sqrt{(E''_q{}^2 + E''_d{}^2)^3}} \right) e^{B(E''_o)} + \frac{E''_d{}^2 B e^{B(E''_o)}}{(E''_q{}^2 + E''_d{}^2)} \right] \Delta E''_{di}\end{aligned}\quad (135)$$

$$\Delta V_{di} = \left[\frac{V_{ro}}{V_{to}} \text{sen}(\delta_o - \theta_o) + \frac{V_{mo}V_{to}}{V_{ro}^2(1 + (V_{mo}/V_{ro}))^2} \cos(\delta_o - \theta_o) \right] \Delta V_{ri} \quad (136)$$

$$+ \left[\frac{V_{mo}}{V_{to}} \text{sen}(\delta_o - \theta_o) - \frac{V_{to}}{V_{ro}(1 + (V_{mo}/V_{ro}))^2} \cos(\delta_o - \theta_o) \right] \Delta V_{mi} + [V_{to} \cos(\delta_o - \theta_o)] \Delta \delta_i \quad (137)$$

$$\Delta V_{qi} = \left[\frac{V_{ro}}{V_{to}} \cos(\delta_o - \theta_o) - \frac{V_{mo}V_{to}}{V_{ro}^2(1 + (V_{mo}/V_{ro}))^2} \text{sen}(\delta_o - \theta_o) \right] \Delta V_{ri} \\ + \left[\frac{V_{mo}}{V_{to}} \cos(\delta_o - \theta_o) + \frac{V_{to}}{V_{ro}(1 + (V_{mo}/V_{ro}))^2} \text{sen}(\delta_o - \theta_o) \right] \Delta V_{mi} + [-V_{to} \text{sen}(\delta_o - \theta_o)] \Delta \delta_i$$

$$\Delta V_{ri} = \frac{1}{B_{i-j}} \left[\frac{I_{do}}{I_{to}} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) - \frac{I_{to}}{I_{qo}(1 + (I_{do}/I_{qo}))^2} \cos(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{di} + \quad (138)$$

$$\frac{1}{B_{i-j}} \left[\frac{I_{qo}}{I_{to}} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) + \frac{I_{to}I_{do}}{I_{qo}^2(1 + (I_{do}/I_{qo}))^2} \cos(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{qi} +$$

$$\frac{1}{B_{i-j}} [I_{to} \cos(\delta_o - \alpha_o)] \Delta \delta_i - \left[\frac{G_{i-j}}{B_{i-j}} \right] \Delta V_{mi} + \left[\frac{G_{i-j}}{B_{i-j}} \right] \Delta V_{mj} + \Delta V_{rj}$$

$$\Delta V_{mi} = \frac{-1}{B_{i-j}} \left[\frac{I_{do}}{I_{to}} \cos(\delta_o - \alpha_o) + \frac{I_{to}}{I_{qo}(1 + (I_{do}/I_{qo}))^2} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{di} + \quad (139)$$

$$\frac{-1}{B_{i-j}} \left[\frac{I_{qo}}{I_{to}} \cos(\delta_o - \alpha_o) + \frac{I_{to}I_{do}}{I_{qo}^2(1 + (I_{do}/I_{qo}))^2} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o) \right] \Delta I_{qi} +$$

$$+ \frac{1}{B_{i-j}} [I_{to} \text{sen}(\delta_o - \alpha_o)] \Delta \delta_i + \left[\frac{G_{i-j}}{B_{i-j}} \right] \Delta V_{ri} + \left[-\frac{G_{i-j}}{B_{i-j}} \right] \Delta V_{rj} + \Delta V_{mj}$$

$$(140)$$

em que:

□ $K_{sd} = A_s e^{-B_s C_s}$, sendo que A_s , B_s e C_s são os termos relativos a curva exponencial de saturação da máquina;

$$\square K_{sq} = -\frac{(x_q - x_l)}{(x_d - x_l)} A_s e^{-B_s C_s};$$

$$\square E_o'' = \sqrt{(E_{qo}''^2 + E_{do}''^2)}$$

C.2 Equações do Regulador de Tensão

Cada uma das máquinas do sistema teste está equipada com o regulador de tensão exibido na Figura 93. As equações algébrico-diferenciais que o descrevem esse diagrama de blocos são dadas por:

$$\Delta \dot{x}_{avr1} = \frac{1}{T_R} (\Delta V_t - \Delta x_{avr1}) \quad (141)$$

$$\Delta \dot{E}_{fd} = \frac{1}{T_B} (\Delta x_{avr2} + T_A \Delta \dot{x}_{avr2} - \Delta E_{fd}) \quad (142)$$

$$\Delta x_{avr2} = \Delta V_{ref} - \Delta x_{avr1} \quad (143)$$

em que V_t corresponde à tensão terminal na barra i , na qual o i -ésimo gerador está conectado e E_{fd} refere-se à tensão de campo. A posição das variáveis internas x_{avr1} e x_{avr2} são exibidas na Figura 93.

Figura 93 – Diagrama de blocos do regulador de tensão.

No programa PacDyn o bloco de avanço e atraso é, na verdade, modelado a partir do diagrama de blocos exibido na Figura 94, resultando nas seguintes equações para esse bloco (LISBOA; SANTOS, 2010; KUNDUR, 1994):

$$\Delta \dot{x}_{avr3} = \frac{1}{T_b} (b \Delta x_{avr2} - \Delta x_{avr3}) \quad (144)$$

$$\Delta E_{fd} = a \Delta x_{avr2} + \Delta x_{avr3} \quad (145)$$

em que $a = \frac{T_A}{T_B}$ e $b = \left(1 - \frac{T_A}{T_B}\right)$ para que as equações resultantes desse diagrama de blocos sejam compatíveis com as fornecidas pelas equações (141)-(143). A variável x_{avr3} corresponde a um estado interno auxiliar gerado na representação adotada pelo PacDyn.

Figura 94 – Implementação do bloco de avanço-atraso.

O modelo completo do regulador de tensão adotado nas simulação é descrito, então, pelo conjunto de equações abaixo:

$$\Delta \dot{x}_{avr1} = \frac{1}{T_R} (\Delta V_t - \Delta x_{avr1}) \quad (146)$$

$$\Delta \dot{x}_{avr3} = \frac{1}{T_b} (b \Delta x_{avr2} - \Delta x_{avr3}) \quad (147)$$

$$\Delta x_{avr2} = \Delta V_{ref} - \Delta x_{avr1} \quad (148)$$

$$\Delta E_{fd} = a \Delta x_{avr2} + \Delta x_{avr3} \quad (149)$$

C.3 Equações do Controlador de Amortecimento do tipo PSS

O controlador de amortecimento do tipo PSS empregado em cada uma das máquinas é exibido na Figura 95, já o diagrama de blocos equivalente ao modelo implementado pelo programa PacDyn para esse regulador é exibido na Figura 96. Esta última, já considera a representação dos blocos de avanço e atraso e *washout* contemplando as variáveis auxiliares definidas pelo PacDyn.

Figura 95 – Diagrama de blocos do PSS.

Figura 96 – Diagrama de blocos do PSS adotado no programa PacDyn.

As equações desse modelo são descritas em sequência:

$$\Delta \dot{x}_w = \frac{1}{T_{b_w}}(b_w K_{pss} \Delta \omega - \Delta x_w) \quad (150)$$

$$\Delta \dot{x}_{pss2} = \frac{1}{T_{b_{pss1}}}(b_{pss1} \Delta x_{pss1} - \Delta x_{pss2}) \quad (151)$$

$$\Delta \dot{x}_{pss4} = \frac{1}{T_{b_{pss2}}}(b_{pss2} \Delta x_{pss3} - \Delta x_{pss4}) \quad (152)$$

$$\Delta x_{pss1} = a_w K_{pss} \Delta \omega + \Delta x_w \quad (153)$$

$$\Delta x_{pss3} = a_{pss1} \Delta x_{pss1} + \Delta x_{pss2} \quad (154)$$

$$\Delta V_{pss} = a_{pss2} \Delta x_{pss3} + \Delta x_{pss4} \quad (155)$$

em que $a_w = 1$, $b_w = -1$, $a_{pss1} = \frac{T_1}{T_2}$, $b_{pss1} = \left(1 - \frac{T_1}{T_2}\right)$, $a_{pss2} = \frac{T_3}{T_4}$ e $b_{pss2} = \left(1 - \frac{T_3}{T_4}\right)$ para que exista compatibilidade entre os diagramas de blocos apresentados nas Figuras 95 e 96.

Com relação as variáveis envolvidas nessa representação, note que os estados x_w , x_{pss2} e x_{pss4} são variáveis auxiliares geradas pelo Programa Pacdyn para a implementação do bloco de avanço e atraso.

Topologia Adotada no Algoritmo Genético

Neste apêndice são apresentadas as estratégias utilizadas na topologia empregada para o ajuste dos parâmetros do filtro de Kalman *Unscented*. Tal texto é desenvolvido com base em (NOGUEIRA, 2015), o qual propõe esta topologia adotada e fornece mais detalhes da sua implementação. Para facilitar a compreensão da estrutura, por conveniência, a Figura 97 que retrata essa topologia é novamente exibida neste apêndice.

Figura 97 – Topologia do algoritmo genético (adaptado de (NOGUEIRA, 2015)).

Cada uma das estratégias adotadas em cada um dos blocos dos algoritmos genéticos que atuam de forma paralela, AG-decimal e AG-binário, são descritos nas seções em

sequência.

D.1 População

Cada um dos AGs utilizados é composto por uma população formada por 10 indivíduos. Os indivíduos, por sua vez, são compostos pelos parâmetros do filtro de Kalman que se deseja ajustar:

$$\eta = [\sigma_{Q1}, \sigma_{Q2}, \sigma_{Q3}, \sigma_{Q4}, \sigma_{Q5}, \sigma_{Q6}, \sigma_{Q7}, \sigma_{Q8}, \sigma_{Q9}, \sigma_{Q10}, \sigma_{Q11}, \sigma_{Q12}, \sigma_{Q13}, \sigma_R, \sigma_{P_0}, \alpha].$$

Tais parâmetros foram definidos em 5.5 e respeitam o espaço de discurso fornecido na Tabela 25. Dentro desse espaço de discurso, na geração da população, os valores de cada gene são sorteados seguindo uma distribuição uniforme, sendo que no AG-binário é adotada a representação binária, enquanto para o AG-decimal a representação decimal para cada parâmetro do indivíduo é considerada.

D.2 Função de Aptidão

Com intuito de verificar o potencial de cada indivíduo gerado na população de acordo com as suas características, a função de aptidão adotada tem como objetivo minimizar o erro entre a saída da velocidade angular medida no sistema real (considerada como a referência) e aquela obtida por meio do modelo simulado, sendo descrita por:

$$\min: \quad \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\hat{\omega}(\eta)_i - \omega_{refi}|}{max} + \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(\hat{\omega}(\eta)_i - \omega_{refi})^2}$$

$$\text{sujeito a:} \quad \eta^{min} \leq \eta \leq \eta^{max}$$

em que $\hat{\omega}(\eta)_i$ corresponde à i -ésima amostra estimada pelo FKU para a velocidade angular da máquina de interesse utilizando os parâmetros do filtro definido pelo indivíduo η em análise, enquanto ω_{refi} fornece o i -ésimo valor de referência da velocidade angular do rotor em análise. N é o número total de amostras da janela considerada. Já o termo max corresponde ao máximo valor de ω_{ref} para o intervalo de tempo em análise.

Portanto, adotou-se uma função objetivo composta pela soma da raiz do erro quadrático médio com o desvio absoluto normalizado.

D.3 Seleção

Na etapa de seleção são escolhidos os indivíduos mais aptos para gerar os integrantes da nova geração e, por meio destes, realizar os processos de cruzamento. A seleção adotada nos dois algoritmos concorrentes corresponde ao método da roleta.

Na seleção por roleta os indivíduos são distribuídos em um disco (ou roleta), o qual é dividido em setores, cujo tamanho é proporcional ao valor relativo da função aptidão de cada indivíduo. Essa roleta é girada, selecionando o indivíduo que participará da nova população. Nesse método, os indivíduos mais aptos possuem uma maior probabilidade de serem escolhidos, contudo sem excluir a possibilidade de um indivíduo menos apto ser selecionado.

Além desse método, para garantir que o indivíduo com maior habilidade esteja presente na próxima geração, a técnica de elitismo é empregada. Uma porcentagem dos indivíduos mais aptos são copiados, estando presentes na nova população.

Nesta estrutura empregada, também existe a possibilidade do envio do indivíduo mais apto de um AG ao outro, caso a função aptidão desse indivíduo seja maior que a de todos os indivíduos que compõe a população selecionada do AG concorrente. Nesta etapa é que esse procedimento se torna possível. Assim, após a seleção dos indivíduos, cada AG (binário ou decimal) irá disponibilizar o seu indivíduo mais apto e verificar se o indivíduo do AG concorrente tem maior aptidão. Caso seja, o mesmo é aproveitado imediatamente, substituindo o indivíduo menos apto de sua seleção pelo indivíduo mais rápido do AG concorrente (NOGUEIRA, 2015).

D.4 Cruzamento

O processo de cruzamento é realizado de forma distinta em cada um dos AGs empregados. Os métodos utilizados são descritos em sequência, de acordo com o AG utilizado.

AG-Binário

Neste AG, o processo de cruzamento é realizado a partir da utilização de máscaras e dados binários. Para que o método fique claro, considere dois indivíduos A e B (NOGUEIRA, 2015):

$$A = (0001; 0011; 0101; 1110; 0001)$$

$$B = (0010; 0110; 0001; 1101; 0010) \quad (156)$$

$$(157)$$

em que os valores máximos e mínimos que cada gene do indivíduo pode assumir são: $0000_b = 0$ e $1111_b = 15$, respectivamente (universo de discurso).

Suponha a seguinte máscara $Masc = (0011; 0011; 0011; 0011; 0011)$, o cruzamento é realizado a partir das operações abaixo:

$$C = A.Masc + B.(\sim Masc)$$

$$D = A.(\sim Masc) + B.Masc \quad (158)$$

$$(159)$$

em que $(.)$ representa a operação lógica E, $(\sim)$ a operação lógica NÃO e $(+)$ a operação lógica OU. Note que neste tipo de cruzamento, dois indivíduos são utilizados para gerar dois novos indivíduos.

AG-Decimal

A operação de cruzamento é realizada a partir do método BLX - α , também conhecido como cruzamento *blend*. Nessa técnica, cada i -ésimo gene do indivíduo a ser gerado (f_i) é obtido a partir de uma combinação entre o i -ésimo gene dos dois indivíduos pais p_{1i} e p_{2i} , responsáveis pela sua formação. Tal combinação é regida pela seguinte equação:

$$f_i = p_{1i} + \beta(p_{2i} - p_{1i}) \quad (160)$$

em que β pode assumir valores num intervalo entre $-\alpha$ e $(1 - \alpha)$.

Em cada iteração do algoritmo, sorteia-se um valor para β dentro da faixa de valores que essa variável pode assumir, os quais são regidos pela função de distribuição uniforme. O mesmo valor de β é empregado para a geração de todos os novos indivíduos da população, enquanto o escalar α é mantido em um único valor durante toda a aplicação do algoritmo, que no caso desta tese corresponde à 0,25.

D.5 Mutação

Após o processo de cruzamento, inicia-se a operação de mutação. Nesse processo, o importante é inserir pequenas modificações nos parâmetros do indivíduo, com intuito de que indivíduos com características ligeiramente diferentes sejam criados. Com esse objetivo, as seguintes alterações foram realizadas:

- **AG-Binário:** Uma porcentagem dos bits que representam um determinado elemento do indivíduo selecionado é invertida. A escolha da posição do bit a ser invertido em uma cadeia binária é realizada de forma aleatória.
- **AG-Decimal:** Os valores de alguns elementos do indivíduo sorteado são alterados, a partir da soma ou subtração de uma taxa proporcional ao seu respectivo valor.

D.6 Critério de Parada

O algoritmo genético proposto é finalizado, retornando o indivíduo mais apto, quando um dos dois critérios descritos abaixo são atingidos:

- ❑ O primeiro baseia-se no valor do erro encontrado pela função custo. Se esse erro for menor que uma determinada tolerância, finaliza-se o algoritmo.
- ❑ O segundo é relativo ao número máximo de gerações que o algoritmo irá atingir, no caso desta tese é 400 iterações. Se esse número máximo é alcançado, a busca é finalizada.