

**UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO**

Escola de Engenharia de São Carlos

Influência da Correlação de Medidas no Processo de Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência

Lais Cristina de Oliveira



**Lais Cristina de Oliveira**

**Influência da Correlação de Medidas no Processo de  
Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Escola de Engenharia de São Carlos, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestra em Ciências.

Área de Concentração: Sistemas Elétricos de Potência

Orientador: Prof. Dr. João Bosco Augusto London Junior

São Carlos – SP

2024

**Trata-se da versão corrigida da dissertação. 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.

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Prof. Dr. Sérgio Rodrigues Fontes da  
EESC/USP com os dados inseridos pelo(a) autor(a).

0048i Oliveira, Lais Cristina  
Influência da Correlação de Medidas no Processo  
de Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de  
Potência / Lais Cristina Oliveira; orientador João  
Bosco Augusto London Junior . São Carlos, 2024.

Dissertação (Mestrado) - 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, 2024.

1. Correlação de Medidas. 2. Estimação de  
Estado. 3. Erros nos Sensores. 4. Infraestrutura do  
Sistema de Medição. 5. Processamento de Erros  
Grosseiros. I. Título.

## FOLHA DE JULGAMENTO

Candidata: Bacharela **LAÍS CRISTINA DE OLIVEIRA**.

Título da dissertação: "Influência da Correlação de Medidas no Processo de Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência".

Data da defesa: 23/01/2024.

### Comissão Julgadora

**Prof. Titular Joao Bosco Augusto London Junior**  
(Orientador)

(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC-USP)

**Prof. Dr. Renan Kovalczuk Portelinha**

(INESC TEC Portugal)

**Prof. Dr. Eric Zanghi**

(Instituto Superior Politécnico Gaya/Portugal)

### Resultado

Aprovado

Aprovado

Aprovado

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica:  
Prof Associado **Marcelo Andrade da Costa Vieira**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:  
Prof. Titular **Carlos De Marqui Junior**



*Dedico este trabalho ao pesquisador Rony Aima Chaco †, a seus familiares e amigos. Seu empenho na formação profissional foi admirável, e enquanto estrangeiro, Rony cultivava um carinho especial pelo Brasil. Agradecemos por sua amizade, pelos inúmeros momentos compartilhados e pelas lembranças deixadas por onde passou.*



# AGRADECIMENTOS

---

---

À Deus por me guiar e ser o meu sustento.

Aos meus pais e familiares, cujo apoio incondicional e estímulo foram fundamentais na minha jornada em busca de conhecimento.

Ao meu orientador Prof. Dr. João Bosco Augusto London Junior pela atenção, instrução para realização deste trabalho e todo apoio nessa trajetória.

À CNPq pelo incentivo à pesquisa durante os anos iniciais do mestrado e a Elektro Redes por conceder o apoio financeiro como bolsista do programa Becas Master Neoenergia no último ano do trabalho.

Aos membros do departamento de Engenharia Elétrica da USP São Carlos-SP, em particular aos integrantes do LACOSEP (Laboratório de Análises Computacionais do Sistema Elétrico de Potência), à Camila D'Almeida e Johan Diaz, que estiveram ao meu lado compartilhando não apenas conhecimento, mas também inúmeras experiências. Vocês demonstraram cuidado e foram meu suporte nos momentos difíceis.

Aos participantes do Ministério Universidades Renovadas que sempre estiveram ao meu lado, sendo minha segunda família, se fazendo presente em diversas situações, inclusive nos momentos em que pensei em desistir.

Obrigada a todos pela amizade, por acreditarem em mim quando nem eu acreditava e sonharem junto comigo.

A todas estas pessoas, serei eternamente grata.



*“Tudo aquilo que você faz com amor e dedicação, terá com certeza um belíssimo resultado, porque ali, você depositou um pedacinho de si mesmo.” (Célia Cristina Prado)*



# RESUMO

OLIVEIRA, L. C.. **Influência da Correlação de Medidas no Processo de Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência.** 111 p. Dissertação de Mestrado – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2024.

O processo de estimação de estado é fundamental para a operação dos Sistemas Elétricos de Potência (SEPs), já que os valores estimados das variáveis de estado constituem a base para a execução das funções associadas ao monitoramento em tempo real desses sistemas. A modelagem convencional do processo de estimação de estado em SEPs parte da premissa de que as medidas disponíveis possuem erros aleatórios independentes. Entretanto, considerando que um sistema de medição utiliza vários sensores/sinais para compor uma medida, assumir a independência entre os erros de medição pode não ser uma hipótese válida. Dessa forma, tal premissa pode implicar na omissão da identificação de medidas com Erros Grosseiros (EGs) afetando, conseqüentemente, a acurácia do processo de estimação de estado em SEPs. Poucos estudos exploram a propagação e dispersão de erros de sensores e seu impacto no tratamento de EGs, considerando a dependência dos erros de medição. Por conseguinte, esta dissertação aborda o processo de estimação de estado em SEPs a partir da aquisição de sinais através do sistema SCADA, visando explorar os principais equipamentos presentes em um sistema de medição. Além disso, examina o impacto da suposição de independência dos erros de medição na precisão das estimativas e no tratamento de EGs. Considerando o exposto, são investigados vários cenários que levam em conta a presença de ruídos em diferentes etapas, bem como distintas características da rede (simétrica e assimétrica) e da carga (equilibrada e desequilibrada) de sistemas trifásicos. Os experimentos empregaram o Estimador de Estado (EE), contemplando tanto a modelagem tradicional equivalente monofásica quanto a versão trifásica. Ambas as abordagens utilizaram a técnica de mínimos quadrados ponderados, conhecida como *Weighted Least Squares* (WLS) em inglês, juntamente com o teste do maior resíduo normalizado, métodos amplamente adotados na prática e estudados no meio acadêmico. Além disso, com o objetivo de avaliar a contribuição da informação de correlação das medidas, foi analisado o estimador *Dependent Weighted Least Squares* (DWLS), assim denominado na literatura por considerar a dependência entre as medidas e aplicar a técnica de mínimos quadrados ponderados. Com base nos resultados dos estudos de caso, observou-se que a modelagem monofásica tradicional pode apresentar falhas em várias situações com erros correlacionados. Por outro lado, tanto o EE trifásico quanto o EE DWLS demonstraram um bom desempenho, embora em contextos diferentes. Assim, destaca-se a necessidade de aprofundar os estudos para desenvolver uma ferramenta mais robusta diante de cenários adversos de erros.

**Palavras-chave:** Correlação de Medidas, Estimação de Estado, Erros nos Sensores, Infraestrutura do Sistema de Medição, Processamento de Erros Grosseiros.



# ABSTRACT

OLIVEIRA, L. C.. **Influence of Measurement Correlation on the State Estimation Process.** 111 p. Master Dissertation – São Carlos School of Engineering, University of São Paulo, São Carlos, 2024.

The state estimation process is fundamental for the real-time operation of Electric Power Systems (EPSs), since the estimated values of the state variables are the basis for the execution of functions related to the real-time monitoring of EPSs. The traditional modeling of the state estimation process in EPSs assumes the hypothesis that the measurements available for estimation have independent random errors. However, considering that a metering system shares the signals from several sensors to compose the measurements to be used in the estimation process and several measurements may share signals from the same sensor, to admit the independence between measurement errors is not a always valid hypothesis. Also, attributing that the measurement errors are not correlated may imply in the omission of the identification of measurements with gross errors (GEs) affecting, cosequently, the accuracy of the state estimation process in EPSs. Few works address the propagation of sensor errors and their influence on the processing of GEs based on the dependence of measurement errors. Therefore, this dissertation approaches the state estimation process in EPSs from the acquisition of signals through the SCADA System, aiming to explore all the equipment present in a metering system. Moreover, is evaluated from the perspective of the accuracy of the estimates obtained and the handling of gross errors. Given the aforementioned, multiple scenarios will be analyzed, taking into account the presence of noise at different stages, the distinct characteristics of the network (symmetric and asymmetric) and load (balanced and unbalanced) of three-phase systems. The tests are conducted using the State Estimator (SE), considering both the traditional single-phase equivalent modeling and the three-phase version. Both approaches employ the Weighted Least Squares (WLS) technique associated with the Largest Normalized Residue Test, methodologies widely employed in practical applications and extensively studied in academic research. Furthermore, with the aim of assessing the contribution of measurement correlation information, the Dependent Weighted Least Squares (DWLS) estimator will be examined. This estimator, denominated in the literature for considering the dependence among measurements, applies the technique of weighted least squares. Based on the results of the case studies, it was observed that traditional single-phase modeling can exhibit shortcomings in various scenarios involving correlated errors. Conversely, both three-phase SE and DWLS SE showcased strong performance, albeit in different contexts. Consequently, there's a need to delve deeper into studies to craft a more resilient tool in the face of adverse error scenarios.

**Keywords:** State Estimation, Gross Errors Processing, Metering System Infrastructure, Errors on Sensors, Measurement Correlation.



# LISTA DE ILUSTRAÇÕES

---

---

Figura 1 – Distribuição normal . . . . .	33
Figura 2 – Representação de um elemento trifásico genérico por quadripolo . . . . .	37
Figura 3 – Fluxograma de processamento do EE WLS aplicando a análise de resíduos normalizados . . . . .	40
Figura 4 – Aquisição e processamento de medidas . . . . .	42
Figura 5 – Representação gráfica das componentes simétricas de a) sequência positiva, b) sequência negativa, e c) sequência zero para um sistema trifásico com sequência de fase abc . . . . .	45
Figura 6 – Fluxograma da sistemática de avaliação tradicionalmente aplicada para emulação de ruídos pós processamento de medidas . . . . .	50
Figura 7 – Fluxograma da sistemática de avaliação aplicada para emulação de ruídos em sinais de sensores no sistema de medição . . . . .	52
Figura 8 – Estimativa de dois pontos . . . . .	57
Figura 9 – Exemplo ilustrativo de decomposição ortogonal aplicado ao vetor $r$ . . . . .	61
Figura 10 – Fluxograma de processamento EE DWLS aplicando a técnica de identificação de erro . . . . .	61
Figura 11 – Diagrama multifilar contendo a distribuição de dispositivos de medição do sistema de teste de 2 barras . . . . .	62
Figura 12 – Síntese do procedimento de estimativa pontual dos sinais dos sensores conectados à barra 2 do sistema . . . . .	64
Figura 13 – Procedimento aplicado aos dados de sensores da barra 2 para amostragem pontual . . . . .	65
Figura 14 – Matriz covariância completa para o sistema de 2 barras . . . . .	65
Figura 15 – Matriz coeficiente de correlação para o sistema de 2 barras . . . . .	65
Figura 16 – Correção da matriz ponderação pós identificação de erro . . . . .	68
Figura 17 – Tratamento da matriz ponderação por eliminação de medidas suspeitas de erro . . . . .	69
Figura 18 – Plano de medição 1 - Sistema IEEE 14 barras . . . . .	74
Figura 19 – MAE das variáveis estimadas para o sistema IEEE 14 barras - Plano de medição 1 . . . . .	74
Figura 20 – Quantificação de $\sigma$ -erro em $\hat{z}$ para o sistema teste de 14 barras - Plano de medição 1 . . . . .	75
Figura 21 – Plano de medição 2 - Sistema IEEE 14 barras . . . . .	75

Figura 22 – MAE da variáveis estimadas para o sistema IEEE 14 barras - Plano de medição 2 . . . . .	76
Figura 23 – Quantificação de $\sigma$ -erro em $\hat{z}$ para o sistema teste de 14 barras - Plano de medição 2 . . . . .	76
Figura 24 – Plano de medição para um fragmento do sistema elétrico brasileiro com 27 barras . . . . .	77
Figura 25 – MAE da variáveis estimadas para o sistema 27 barras assimétrico e equilibrado - Caso 1 e 2 . . . . .	79
Figura 26 – Boxplot com as informações de erro absoluto de $\hat{x}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 2 . . . . .	80
Figura 27 – Estimativas de $P_{15}^{3\phi}$ e $P_{16}^{3\phi}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 2 . . . . .	81
Figura 28 – Número percentual de medidas tratadas como portadoras de EGs para o sistema 27 barras assimétrico e equilibrado - Caso 1 e 2 . . . . .	82
Figura 29 – MAE da variáveis estimadas para o sistema 27 barras assimétrico e equilibrado - Caso 3 ao 6 . . . . .	83
Figura 30 – Boxplot com as informações de erro absoluto de $\hat{x}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 4 . . . . .	84
Figura 31 – Estimativas de $P_{15}^{3\phi}$ e $P_{16}^{3\phi}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 4 . . . . .	85
Figura 32 – Número percentual de medidas tratadas como portadoras de EGs para o sistema 27 barras assimétrico e equilibrado - Caso 3 e 4 . . . . .	86
Figura 33 – MAE da variáveis estimadas para o sistema 27 barras assimétrico e desequilibrado - Caso 7 . . . . .	88
Figura 34 – Boxplot com as informações de erro absoluto de $\hat{x}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 7 . . . . .	88
Figura 35 – Estimativas de $P_{15}^{3\phi}$ e $P_{16}^{3\phi}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 7 . . . . .	89
Figura 36 – Número percentual de medidas tratadas como portadoras de EGs para o sistema 27 barras assimétrico e desequilibrado - Caso 7 . . . . .	90
Figura 37 – MAE da variáveis estimadas para o sistema 27 barras assimétrico e desequilibrado - Caso 8 . . . . .	91
Figura 38 – Boxplot com as informações de erro absoluto de $\hat{x}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 8 . . . . .	91
Figura 39 – Estimativas de $P_{15}^{3\phi}$ e $P_{16}^{3\phi}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 8 . . . . .	92
Figura 40 – Boxplot com o erro absoluto das estimativas de estado da barra 15 e 16 em para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 8 . . . . .	93
Figura 41 – Número percentual de medidas tratadas como portadoras de EGs para o sistema 27 barras assimétrico e desequilibrado - Caso 8 . . . . .	93

# LISTA DE TABELAS

---

---

Tabela 1	–	Parâmetros do sistema de teste de 2 barras . . . . .	62
Tabela 2	–	Valores das medidas para o sistema de teste de 2 barras . . . . .	63
Tabela 3	–	Processamento de EGs aplicando transformação ortogonal de resíduos ( $u$ ) e correção da matriz de ponderação - Sistema de 2 barras com erro de $15\sigma$ em V1-C . . . . .	68
Tabela 4	–	Processamento de EGs aplicando transformação ortogonal de resíduos ( $u$ ) com eliminação de medidas suspeitas - Sistema de 2 barras com erro de $15\sigma$ em V1-C . . . . .	69
Tabela 5	–	Média de $P_{15}^{3\phi}$ e $P_{16}^{3\phi}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 2 . . . . .	81
Tabela 6	–	Média de $P_{15}^{3\phi}$ e $P_{16}^{3\phi}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 4 . . . . .	85
Tabela 7	–	Média de $P_{15}^{3\phi}$ e $P_{16}^{3\phi}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 7 . . . . .	89
Tabela 8	–	Média de $P_{15}^{3\phi}$ e $P_{16}^{3\phi}$ para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 8 . . . . .	92



# LISTA DE SIGLAS

---

---

<b>A/D</b>	<i>Analógico/Digital</i>
<b>CI</b>	<i>Circuito Integrado</i>
<b>DWLS</b>	<i>do inglês Dependent Weighted Least Squares</i>
<b>EESEP</b>	<i>Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência</i>
<b>EE</b>	<i>Estimador de Estado</i>
<b>EG</b>	<i>Erro Grosseiro</i>
<b>FP</b>	<i>Fluxo de Potência</i>
<b>IED</b>	<i>do inglês Intelligent Electronic Devices</i>
<b>IHM</b>	<i>Interface Homem Máquina</i>
<b>MM</b>	<i>Multimedidor</i>
<b>PMU</b>	<i>do inglês Phasor Measurement Unit</i>
<b>RTU</b>	<i>do inglês Remote Terminal Unit</i>
<b>SCADA</b>	<i>do inglês Supervisory Control and Data Acquisition</i>
<b>SEP</b>	<i>Sistema Elétrico de Potência</i>
<b>SIN</b>	<i>Sistema Interligado Nacional</i>
<b>TP</b>	<i>Transformador de Potencial</i>
<b>TC</b>	<i>Transformador de Corrente</i>
<b>WLS</b>	<i>do inglês Weighted Least Squares</i>



# SUMÁRIO

---

---

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b>	<b>25</b>
1.1	Motivação	25
1.2	Objetivo	27
1.3	Estrutura do Trabalho	28
<b>2</b>	<b>ESTIMAÇÃO DE ESTADO EM SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA</b>	<b>29</b>
2.1	Tópicos Fundamentais do Processo de Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência	30
2.1.1	Modelo de Medição	31
2.1.2	Ruídos e Erros no Sistema de Medição	32
2.1.3	Classificação de Erros Grosseiros	34
2.2	Estimador de Estado WLS Monofásico	34
2.3	Estimador de Estado WLS Trifásico	36
2.3.1	Representação Matemática por Quadripolos	36
2.3.2	Estimador de Estado WLS Trifásico na Formulação Ortogonal	38
2.4	Identificação de Erros Grosseiros	39
2.5	Considerações do Capítulo	40
<b>3</b>	<b>ESTRUTURA DO SISTEMA DE MEDIÇÃO</b>	<b>41</b>
3.1	Sistema de Medição	42
3.2	Modelos Simplificados para Computação de Medidas Elétricas de Sistemas Trifásicos	44
3.2.1	Modelagem por Componentes de Sequência	45
3.2.2	Modelagem por Valores Médios	47
3.3	Sistemáticas Aplicadas para Emulação de um Sistema de Medição em Laboratório	48
3.3.1	Sistemática de Avaliação a partir da Inserção de Ruídos e EGs em Valores de Referência de Medidas	49
3.3.2	Sistemática de Avaliação a partir da Inserção de Ruídos e EGs em Valores de Referência de Sinais dos Sensores	50
3.4	Considerações do Capítulo	53
<b>4</b>	<b>ESTIMADOR DE ESTADO DWLS</b>	<b>55</b>
4.1	Correlação de Medidas no Sistema Elétrico	56
4.1.1	Estimativa Pontual de Hong	56

4.1.2	Obtenção da Variância e Covariância das Medidas . . . . .	57
4.2	Estimação de Estado e Processamento de EGs Considerando as Medidas como Variáveis Aleatórias Dependentes . . . . .	58
4.2.1	Modelagem do Estimador de Estado Ponderado por uma Matriz Não Diagonal . . . . .	59
4.2.2	Técnica de Identificação de EGs Aplicando Transformação Ortogonal nos Resíduos das Medidas . . . . .	60
4.3	Exemplo Didático das Técnicas Aplicadas ao Estimador de Estados DWLS . . . . .	62
4.3.1	Obtenção da Matriz de Correlação . . . . .	63
4.3.2	Identificação de Erros Grosseiros pela Transformação Ortogonal nos Resíduos das Medidas . . . . .	66
4.3.2.1	Aplicação da Correção da Matriz Ponderação de Medidas . . . . .	68
4.3.2.2	Efeito da Remoção de Medidas Suspeitas do Conjunto de Medição . . . . .	69
4.4	Considerações do Capítulo . . . . .	70
<b>5</b>	<b>ESTUDOS DE CASO . . . . .</b>	<b>71</b>
5.1	Testes em Redes Simétricas e Equilibradas . . . . .	72
5.1.1	Sistema IEEE 14 Barras - Plano de Medição 1 . . . . .	73
5.1.2	Sistema IEEE 14 Barras - Plano de Medição 2 . . . . .	75
5.2	Testes em Rede Assimétrica e Equilibrada . . . . .	77
5.2.1	Avaliação de Cenários com Múltiplos Ruídos e EGs Independentes . . . . .	78
5.2.2	Avaliação de Cenários com Ruídos e EGs Interativos . . . . .	82
5.3	Testes em Rede Assimétrica e Desequilibrada . . . . .	86
5.3.1	Avaliação do Cenário com Múltiplos Ruídos e EGs Independentes . . . . .	87
5.3.2	Avaliação do Cenário com Ruídos e EGs Interativos . . . . .	90
5.4	Considerações do Capítulo . . . . .	94
<b>6</b>	<b>CONCLUSÕES . . . . .</b>	<b>95</b>
6.1	Possibilidades Futuras . . . . .	96
6.2	Publicações . . . . .	97
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>99</b>
	<b>APÊNDICE A EQUAÇÕES GENERALIZADAS PARA FLUXO DE POTÊNCIA EQUIVALENTE MONOFÁSICO . . . . .</b>	<b>105</b>
A.1	Equações do Fluxo de Carga . . . . .	105
A.2	Derivadas Parciais das Equações de Fluxo em Relação aos Estados . . . . .	106
A.3	Derivadas Parciais das Equações de Injeções em Relação aos Estados . . . . .	107

<b>APÊNDICE B</b>	<b>EQUAÇÕES GENERALIZADAS DE FLUXO DE POTÊNCIA</b>	
	<b>ATRAVÉS DE QUADRIPOLOS</b>	<b>109</b>
B.1	Equações do Fluxo de Carga	109
B.2	Derivadas Parciais das Equações de Fluxo em Relação aos Estados	110



---

# INTRODUÇÃO

---

## 1.1 Motivação

O processo de Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência (EESep) vem sendo foco de inúmeras pesquisas desde o final da década de 1970 (SCHWEPPE; WILDES, 1970) e já se consolidou como uma ferramenta imprescindível para o controle em tempo real de redes elétricas (WU, 1990; BALU *et al.*, 1992; MONTICELLI, 2000; BRETAS *et al.*, 2021).

Entretanto, em função do desenvolvimento de novos equipamentos e dispositivos elétricos associados às chamadas Smart Grids, surgiram novas tecnologias de medição em tempo real com tempos de amostragem superiores aos tradicionais sistemas de aquisição de dados, do inglês *Supervisory Control and Data Acquisition* (SCADA). Com isso os paradigmas da operação de Sistemas Elétricos de Potência (SEPs) se expandem e exigem que o processo de EESep evolua para se manter em sintonia com as novas tendências.

Face ao exposto, recentemente pesquisas têm sido desenvolvidas para possibilitar a evolução do processo de EESep frente aos desenvolvimentos da área, focando no aumento da exatidão das estimativas obtidas. Nesse contexto destacam-se, por exemplo, a proposição de Estimadores de Estado (EES) com a capacidade de processar medidas com taxas de amostragem variadas, provindas de diversas fontes, como, por exemplo, o sistema SCADA, medidores inteligentes e unidades de medição fasorial, do inglês *Phasor Measurements Units* (PMUs) (ZHAO *et al.*, 2018; MASSIGNAN *et al.*, 2021).

Apesar do desenvolvimento de novos equipamentos e dispositivos elétricos, bem como da proposição de novas técnicas para EESep, a grande maioria dos EE propostos se baseiam na hipótese de os erros das medidas, inerentes ao processo de telemedição, serem variáveis aleatórias independentes. Porém, tendo em vista que um sistema de medição compartilha sensores/sinais para composição de medidas, ao admitir a independência dos erros pode haver comprometimento da acurácia do processo de EESep e da identificação de Erros Grosseiros (EGs) (CARO *et al.*,

2011; CARO; MÍNGUEZ; CONEJO, 2013; PAU; PEGORARO; SULIS, 2014). Isto ocorre independentemente do meio utilizado para aquisição de dados por SCADA ou PMUs, pois a formulação do problema é construída com base em uma hipótese não verdadeira (MUSCAS *et al.*, 2014).

Em observação a estrutura do sistema de medição, Caro, Conejo e Minguez (2009), Caro *et al.* (2010), Caro *et al.* (2011) estabeleceram a relação entre as grandezas elétricas fornecidas ao estimador e os sinais capturados pelos sensores. Esse estudo considerou a computação de uma matriz de ponderação não diagonal para refletir o fato de uma possível correlação entre os erros das medidas, devido à informação proveniente de um mesmo sensor poder ser empregada na composição de mais de uma grandeza.

Com base na contribuição do uso de uma matriz não diagonal no processo de estimação de estado e processamento de EGs, outros estudos propuseram considerar a correlação em diversos processos a fim de melhorar a acurácia e desempenho do processo de EESEP.

Isto posto, o impacto do uso da informação de dependência dos dados foi avaliado e discutido para o EE aplicando a técnica de mínimos quadrados ponderados, do inglês *Weighted Least Squares* (WLS), em sistemas de distribuição considerando relação entre pseudo-medidas, medições tradicionais e sincronizadas (MUSCAS *et al.*, 2013; MUSCAS *et al.*, 2014). No mesmo ano, o trabalho de Caro, Mínguez e Conejo (2013) aplicou a técnica de regressão de mínimos quadrados considerando o efeito das dependências e o grau de confiança de cada medida.

Já no ano de 2014, foi avaliado a correlação entre os sinais dos Transformadores de Corrente (TCs) e Transformadores de Potencial (TPs) empregados para medições (CARO; VALVERDE, 2014). Posteriormente, os estudos abrangeram os efeitos da correlação para EESEP com dados de PMUs, apresentando bons resultados para baixa redundância de medidas (PAU; PEGORARO; SULIS, 2014). À vista disso, o trabalho de Choi e Xie (2014) investigou o impacto do erros nos sensores para o mercado de energia elétrica, propondo uma matriz de sensibilidade para identificar barras mais vulneráveis a erros de medição.

Além disso, as correlações entre os erros das medições SCADA e PMU foram consideradas por Zhao *et al.* (2018) mediante a um estimador híbrido, e por Lu, Wei e Sun (2019) utilizando um estimador dinâmico. Dentro deste contexto, também foi apresentada uma proposta de formulação de uma matriz covariância de ruídos para aplicação em um EE WLS linear a partir de medidas PMUs (SARRI, 2018).

Na busca de melhorar o desempenho do processo de estimação de estado em sistemas de distribuição desbalanceados, Eghbali, Kazemzadeh e Amiri (2019) consideraram a correlação entre diferentes dispositivos de medição e pseudo-medidas.

Ademais, outras abordagens têm sido estudadas para considerar uma nova modelagem do processo de EESEP empregando diretamente as grandezas elétricas disponibilizadas pelos sensores (DOBAKSHARI *et al.*, 2019; JOVICIC; HUG, 2020; DOBAKSHARI *et al.*, 2021).

## 1.2 Objetivo

A partir de uma análise da estrutura do sistema de medição e do estudo apresentado por [Caro, Conejo e Minguez \(2009\)](#), verificou-se que os sinais de cada sensor pode portar ruídos e EGs independentes. No entanto, ao refletir o fato de as leituras dos sensores serem compartilhadas para composição de medidas, podem surgir erros aleatórios e dependentes nas medidas processadas por um EE.

Tendo em vista a existência de poucos trabalhos retratando com clareza a propagação de erro e o processamento de erros múltiplos interativos, esta dissertação tem como objetivo avaliar o processo de EESEP sob a perspectiva de erros/ruídos nos sensores e da propagação desses erros nas medidas fornecidas ao EE. À vista disso, será analisado o EE de mínimos quadrados ponderados, em razão de ser a ferramenta mais utilizada na prática e estudada na academia.

Isto posto, o presente trabalho aborda de forma sistemática o processo de EESEP, desde a aquisição de sinais através do sistema SCADA e das unidades terminais remotas, do inglês *Remote Terminal Units* (RTUs), visando explorar a infraestrutura predominante no sistema de medição, até a estimação de estado e o processamento de EGs.

Para isso, são revisitados os trabalhos acadêmicos de [Hong \(1998\)](#), [Caro, Conejo e Minguez \(2009\)](#), [Albertini \(2010\)](#), a fim de i) retratar o processo de medição e a composição de medidas a partir das informações dos sensores; ii) investigar as sistemáticas tradicionalmente aplicadas para a emulação de cenários de medição em laboratório; iii) analisar a influência do compartilhamento de sinais de sensores na computação de grandezas e a hipótese de independência de erros de medição no processo tradicional de EESEP.

A posteriori tem-se o objetivo de reaplicar a metodologia apresentada na literatura, que propõe uma matriz de covariância de medidas não diagonal no processo de EESEP. Desse modo, o EE avaliado, nomeado do inglês *Dependent Weighted Least Squares* (DWLS), emprega a técnica de mínimos quadrados ponderados assumindo uma possível dependência entre os erros.

Logo, avaliar-se-á situações não apontadas na literatura e que são importantes no contexto prático. Cita-se o estudo da ferramenta com ruídos simulados em diferentes etapas de tratamento de dados, a consideração de uma porção da rede básica de transmissão com os parâmetros de projeto de determinada empresa - concessionária de uma importante região do Sistema Interligado Nacional (SIN) - caracterizada por um pequeno desbalanço de carga e assimetria. Poto isso, um EE WLS trifásico é aplicado a rede mencionada e uma análise comparativa da performance dos EE é realizada destacando vantagens, desvantagens e novas perspectivas.

## 1.3 Estrutura do Trabalho

O presente trabalho está estruturado em 6 capítulos, sendo o primeiro capítulo constituído pela introdução da pesquisa e seus objetivos.

No capítulo 2 aborda-se os conceitos sobre medidas elétricas e erros de medição aplicados em estudos de EESEP. Além disso, apresenta-se a modelagem clássica do processo de EESEP, com base na estimação por mínimos quadrados ponderados e na técnica do maior resíduo normalizado para processamento de EGs. Tópicos essenciais para o bom entendimento deste trabalho.

O Capítulo 3 apresenta a estrutura de um sistema de medição, desde a aquisição de sinais até a disponibilização das medidas nos centros de operação. Os tópicos evidenciam que a hipótese de independência dos erros no processo de (EESEP) nem sempre se mostra válida. Adicionalmente, o capítulo introduz a sistemática de avaliação que será aplicada nos estudos de caso.

No capítulo 4 expõe-se a metodologia presente na literatura, para a estimação de estado e processamento de EGs considerando a dependência entre as medidas. Além disso, um exemplo didático é empregado.

No Capítulo 5, são expostas as análises dos EEs em cenários diversos. A avaliação abrange a acurácia das estimativas, a robustez frente a interferências de ruídos e EGs, dentre outros aspectos relevantes. Os resultados obtidos propiciam a identificação das vantagens e limitações inerentes a cada técnica, bem como a avaliação do desempenho das ferramentas em diferentes condições operacionais do SEP.

O capítulo 6 exprime as considerações finais mediante aos resultados da pesquisa e as perspectivas futuras.

---

# ESTIMAÇÃO DE ESTADO EM SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA

---

O processo de EESEP se consolidou como uma técnica primordial para intervenção, avaliação, controle, segurança, despacho econômico e demais atividades envolvendo a operação em tempo real dos SEPs (WU, 1990; BALU *et al.*, 1992; MONTICELLI, 2000).

Nesse contexto, considerando a presença de ruídos no sistema de medição provenientes de perturbações imprevisíveis, os EEs desempenham uma função de extrema importância na análise de dados, assumindo o papel de um filtro (MORRIS; LANGARI, 2011). Para isso, a ferramenta utiliza medidas redundantes e outras informações da rede para retornar uma estimativa das variáveis de estado do sistema, possibilitando, a partir delas, a determinação do estado operativo do sistema (SCHWEPPE; WILDES, 1970; BENEDITO, 2011).

O processo de EESEP considerado tradicional (ou original), amplamente divulgado tanto na academia quanto na prática, faz uso do critério dos mínimos quadrados ponderados, do inglês *Weighted Least Squares*. Por conseguinte, a adoção da hipótese de independência dos erros de medição resulta em uma matriz de covariância de medidas diagonal, cuja inversa é utilizada como matriz de ponderação no EE WLS tradicional (SCHWEPPE; WILDES, 1970). Dessa forma, os elementos da diagonal principal dessa matriz de ponderação são os inversos das variâncias das medidas.

No processo de EESEP convencional considera-se a hipótese de sistema equilibrado. Isto é, considera-se que as cargas são balanceadas e as redes simétricas, onde as grandezas elétricas nas fases apresentam a mesma magnitude, porém com defasagem angular de  $120^0$ . Dessa forma, a maioria dos estudos desenvolvidos no contexto de EESEP faz uso do modelo por-fase, ou monofásico (modelo de sequência positiva), adequado para maioria dos sistemas de transmissão, foco desta dissertação (BRETAS *et al.*, 2021).

Considerando a importância do processo de EESEP, com o objetivo de aprimorar o

processamento dos EEs e reduzir erros inerentes ao processo, diversas pesquisas e propostas têm sido desenvolvidas desde a década de 1970.

Isto posto, uma etapa de análise estatística dos resíduos foi incorporada ao processo, com o intuito de verificar a presença de erros nas medições e melhorar a acurácia das estimativas (MONTICELLI; GARCIA, 1983; ABUR; EXPOSITO, 2004).

Em geral, para sistemas assumidos como balanceados e simétricos, a modelagem tradicional tem mostrado um desempenho satisfatório. Entretanto, na prática, essa suposição não é válida (sobretudo em sistemas de distribuição).

À vista disso, uma versão trifásica do EE WLS é empregada em sistemas de distribuição. Essa abordagem melhora a resolução em redes assimétricas e desbalanceadas. Por essa razão, estão sendo conduzidas investigações para avaliar o desempenho da modelagem trifásica também nos sistemas de transmissão (MASSIGNAN, 2021; HEBLING, 2022).

Dado o contexto, este capítulo explora conceitos essenciais para a compreensão do processo EESEP e para a investigação proposta neste trabalho de pesquisa.

Na seção 2.1, são apresentados termos amplamente utilizados no contexto do processo de EESEP. A seção 2.2 traz a modelagem do EE aplicando a técnica tradicional de mínimos quadrados ponderados. Na seção 2.3, discute-se as metodologias adotadas no EE trifásico. A seção 2.4 expõe a técnica estatística utilizada para análise dos resíduos, visando detectar e identificar medidas com EGs. Por fim, a seção 2.5 apresenta as considerações finais do capítulo.

## 2.1 Tópicos Fundamentais do Processo de Estimação de Estado em Sistemas Elétricos de Potência

O processo de estimação de estado pode ser sintetizado em quatro partes principais: i) A determinação, em tempo real, da topologia atual da rede e a correspondente configuração de medidores, no modelo barra-ramo, sendo executada pelo configurador de redes. Isto se torna possível a partir do processamento de dados, armazenados em um banco de dados estático, que descrevem a conexão dos equipamentos do sistema (geradores, transformadores de corrente e de potencial, cargas, capacitores, linhas de transmissão, medidores, etc.) com as seções de barramento. Além desses dados, o configurador processa ainda as medidas lógicas, que são obtidas continuamente pelo sistema SCADA e que consistem em status de chaves e disjuntores; ii) A verificação da observabilidade do sistema, ou seja, a verificação se as medidas analógicas<sup>1</sup> e virtuais<sup>2</sup> disponíveis possibilitam a estimação das variáveis de estado em todo o SEP (usualmente essas variáveis são as tensões complexas nodais). Em caso afirmativo, o sistema é dito observável.

<sup>1</sup> São aquelas realizadas continuamente e usualmente se constituem de fluxo de potência ativa e reativa nas linhas, injeção de potência ativa e reativa e magnitudes de tensão nas barras.

<sup>2</sup> Medidas de injeção de potência nula em barras sem carga e geração, ou seja, em barras de transferência ou de passagem, cujas injeções de potência ativa e reativa são nulas.

Caso contrário, essa falta de medidas pode ser suprida, em algumas situações, por pseudo-medidas<sup>3</sup>, através das quais o sistema se torna observável como um todo. Outra alternativa, para essa situação, é determinar as partes observáveis do sistema, isto é, as suas ilhas observáveis (BRETAS *et al.*, 2021); iii) A estimação de estado propriamente dita, conforme detalhada na sequência deste capítulo; e iv) O processamento de EGs, que se faz necessária em razão de as medidas analógicas fornecidas ao EE estarem sujeitas a EGs que, conforme mencionado anteriormente, levam o processo de estimação de estado a variáveis de estado que não representam corretamente a atual situação de operação do SEP.

Neste trabalho, parte-se do pressuposto que os dados entregues ao EE não contém erros de topologia e de parâmetros e que o sistema é observável.

Na formulação clássica do processo de EESEP admite-se a hipótese de redes equilibradas. Desta forma, o EE monofásico, ou modelo por-fase, é o mais utilizado (BRETAS *et al.*, 2021). Ao trabalhar com um modelo monofásico adotam-se as seguintes premissas: i) as cargas do sistema trifásico são distribuídas de forma balanceada, ii) as redes são simétricas, e iii) as grandezas são de sequência positiva.

Entretanto, na prática, nem sempre é possível obter as grandezas de sequência positiva, uma vez que a informação de uma fase qualquer pode não ser acessível. Dessa forma, para validar uma ferramenta com aplicabilidade no contexto prático das empresas do setor elétrico brasileiro, neste estudo considerar-se-á que as medidas entregues ao EE monofásico são valores médios. Ou seja, a partir dos valores disponíveis por fase computa-se grandezas, conforme está detalhado no Capítulo 3.

Diante do cenário em que ruídos aleatórios surgem durante a aquisição e processamento de dados, deparamo-nos com medições imperfeitas. Nesse contexto, visando fornecer uma representação mais fidedigna do processo, opta-se por adotar um modelo de medição que incorpora termos de erro, os quais representam as discrepâncias entre os valores medidos e os valores verdadeiros.

### 2.1.1 Modelo de Medição

Dado que os valores medidos estão sujeitos a erros associados ao processo de medição, o valor verdadeiro das medidas não é conhecido. Diante disso, são realizadas suposições sobre o modelo de medição, e as medidas disponibilizadas podem ser expressas por meio da Equação 2.1.

$$z = z^V + e, \quad (2.1)$$

onde,  $z$  é o vetor das medidas processadas,  $z^V$  é o vetor com valores "verdadeiros" dessas medidas (valores desconhecidos) e  $e$  o vetor de erros dessas medidas.

<sup>3</sup> Dados de previsão de carga, previsão de geração, dados históricos, etc., que fazem parte dos bancos de dados dos centros de operação.

Para estimação de estado, adota-se o vetor das medidas estimadas  $\hat{z} = h(\hat{x})$  como uma aproximação de  $z^V$ . Isto posto, o resíduo de medição ( $r$ ), obtido pela diferença do valor medido para o valor estimado, é assumido como o pressuposto erro ( $e \approx r$ ). Desta forma, a computação do resíduo das medidas dentro do EE é dado pela expressão 2.2.

$$r = z - h(\hat{x}) \quad (2.2)$$

sendo  $z$  referente às medidas fornecidas ao EE.

### 2.1.2 Ruídos e Erros no Sistema de Medição

Uma das etapas fundamentais no processamento de medidas é a identificação e eliminação de erros oriundos da precisão na calibração de medidores, da conversão Analógico/Digital (A/D), dos ruídos nos sensores e canais de comunicação, das fases desequilibradas, etc. (WU, 1990; BALU *et al.*, 1992; MORAES *et al.*, 2009). Isto posto, a partir de um conjunto de dados redundantes alguns erros óbvios, também chamados de Erros Grotescos<sup>4</sup>, podem ser eliminados em uma pré filtragem.

mesmo após a eliminação dos erros grotescos, as medidas elétricas podem conter ruídos inerentes ao processo de telemedição ou ainda estar contaminadas com EGs<sup>5</sup>, cuja definição formal é apresentada a seguir (CUTSEM; RIBBENS-PAVELLA; MILI, 1984; ABUR; EXPOSITO, 2004; BRETAS *et al.*, 2021).

Os ruídos são definidos como pequenos erros aleatórios, inerentes a todo tipo de medida, cujos efeitos podem ser minimizados. No entanto, é difícil eliminar os ruídos devido a fatores imponderáveis (NARASIMHAN; JORDACHE, 1999). Logo, sua quantificação ocorre apenas em termos probabilísticos (MORRIS; LANGARI, 2011).

Estudos demonstram que quando se trabalha com um número de medidas elevado, os erros/ruídos aleatórios (elementos do vetor  $e$ ) tendem a ser minimizados, visto que as medidas possuem uma distribuição de frequência que muito se aproxima de uma distribuição normal, também chamada de Gaussiana (NARASIMHAN; JORDACHE, 1999; MORRIS; LANGARI, 2011).

Dessa forma, assumindo que os medidores utilizados não estejam polarizados, ou seja, não apresentam erros sistemáticos, supõe-se, no processo tradicional de EESEP, que o vetor de erros aleatório das medidas  $e$  apresenta distribuição Gaussiana com média zero ( $E(e) = 0$ ) e matriz de covariância diagonal ( $R_\sigma = E(e.e^T)$ ), uma vez que os erros são assumidos como não

<sup>4</sup> Os erros grotescos (ou óbvios) podem ser detectados através de uma simples checagem de plausibilidade, mesmo antes do processo de EESEP. Alguns exemplos de erros como esses são magnitudes negativas de tensão, medidas com várias ordens de magnitude maiores ou menores que o valor esperado ou medidas com grandes diferenças entre correntes de entrada e saída em um nó de uma subestação.

<sup>5</sup> EG não é Erro Grotesco, ou seja, é um valor possível de ocorrer, mas absurdo para um determinado instante da operação de um sistema elétrico.

correlacionados (ou independentes). Os elementos da matriz  $R_\sigma$  são então as variâncias dos erros de medição, ou seja, a variância das medidas realizadas.

Dado isso, a curva de distribuição de frequência de um determinado erro de medição é simétrica em relação ao valor médio ( $\mu$ ) e pode ser plotada sob a linha do zero. À vista disso, a frequência de pequenas variações dos erros aleatórios é muito maior que as de grande variações, conforme ilustra a Figura 1.

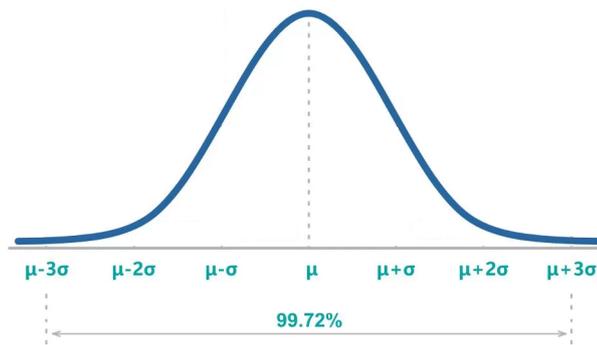


Figura 1 – Distribuição normal

Fonte: Adaptado de Estatística Fora da Normal (2022)

De acordo com a distribuição normal, define-se que 99,72% das medidas estão dentro dos limites de desvio de  $\pm 3\sigma$ , ou seja, apenas 0,28% estão fora deste intervalo. Como não dispomos de muitas medições para se obter o valor médio, adota-se o intervalo de confiança de  $\pm\sigma$ . Sendo,  $\mu \pm n\sigma$  apenas o máximo provável do desvio da média e não o valor verdadeiro (MORRIS; LANGARI, 2011).

Por conseguinte, o EG é definido como erro significativo (grande magnitude), também denominado como “outlier” por estar fora da distribuição normal de  $\pm 3\sigma$ , normalmente associado à falha nos sensores, à erro de conversão analógico-digital, erros nos canais de comunicação das telemidas, saturação de transformadores de medição, etc.

Ressalta-se que os EGs afetam significativamente a acurácia (quão próxima a medida está do valor atual da grandeza elétrica monitorada) no processamento de dados, e por isso é necessário a aplicação de análises estatísticas para serem detectados, identificados e removidos do processo de EESEP (NARASIMHAN; JORDACHE, 1999; MORRIS; LANGARI, 2011).

Com base nessas definições, consideremos que a partir de diversas medições realizadas da mesma grandeza elétrica seja obtido o valor médio de 1,00 p.u. ( $\mu = 1$ ) com um desvio padrão de 0,02 p.u. ( $\sigma = 0,02$ ). Logo, é possível aceitar, com 99,72% de confiança, valores medidos variando de 1,00 p.u. até  $1 \pm 0,06$  p.u. para essa grandeza e medidas fora desse limite serão considerados como portadoras de EGs.

### 2.1.3 Classificação de Erros Grosseiros

No processo de EESEP os EGs podem ser classificadas, de uma forma geral, como EGs simples e EGs múltiplos (CUTSEM; RIBBENS-PAVELLA; MILI, 1984; ABUR; EXPOSITO, 2004; BRETAS *et al.*, 2021).

Conforme exposto em (CUTSEM; RIBBENS-PAVELLA; MILI, 1984), o EG simples se dá quando apenas uma medida é portadora de EG, já a denominação de EGs múltiplos é dada quando mais de uma medida são portadoras de EG.

Por sua vez, os EGs múltiplos podem ser subdivididos em interativos e não interativos. Os EGs múltiplos não interativos ocorrem quando os resíduos das medidas com EGs apresentam fracas interações com os resíduos das demais medidas. Nessa situação, os EGs não afetam, ou afetam pouco, os resíduos das demais medidas disponíveis. Por outro lado, os EGs múltiplos interativos acontecem quando as medidas com EGs apresentam resíduos fortemente correlacionados com os resíduos de outras medidas, geralmente nas suas vizinhanças. Assim, os EGs em determinadas medidas influenciam muito os resíduos das demais medidas do sistema.

Dependendo ainda de como os resíduos das demais medidas são afetados por EGs múltiplos interativos, estes podem ser ainda classificados em Não-Conformativos e Conformativos, sendo:

**Não-Conformativos** - quando o efeito não é “mascarado” nos resíduos das medidas portadoras de EGs. Desta forma, as medidas com EGs irão apresentar resíduos normalizados elevados (em módulo), superiores aos resíduos normalizados das medidas que não possuem EGs; e

**Conformativos** - cujo efeito é “mascarado” nos resíduos das medidas portadoras de EGs, fazendo com que as mesmas ajam “conforme” as medidas sem EGs. Desta forma, as medidas com EGs irão apresentar resíduos normalizados pequenos (em módulo) e medidas “sadias” (sem EGs) podem ser identificadas como portadores de EGs (CUTSEM; RIBBENS-PAVELLA; MILI, 1984; ABUR; EXPOSITO, 2004).

## 2.2 Estimador de Estado WLS Monofásico

A modelagem tradicionalmente empregada para o processo de EESEPs aplica a técnica de mínimos quadrados ponderados e faz uso do modelo equivalente monofásico do sistema. Conforme apresentada por Schweppe e Wildes (1970), o método admite que a estimativa do vetor das variáveis de estado (denominado na literatura como  $\hat{x}$ ) é obtida calculando o valor de  $x$  que torna mínimo o índice  $J(x)$ , de acordo com a equação 2.3.

$$J(x) = [z - h(x)]^T \cdot R_{\sigma}^{-1} \cdot [z - h(x)], \quad (2.3)$$

onde,  $z$  refere-se ao vetor de medições realizadas,  $h(x)$  corresponde às equações do fluxo de carga que relacionam o vetor de variáveis de estado  $x$  (usualmente formado pelas tensões complexas nodais) com o vetor  $z$ , por fim,  $R_{\sigma}^{-1}$  denota a matriz de ponderação das medidas.

Em razão de  $J(x)$  ser uma função quadrática não linear, é necessário adotar um processo iterativo para obtenção do vetor de variáveis de estado estimadas, designado usualmente por  $\hat{x}$ . Logo, a atualização de  $x$  é feita a cada iteração  $k$ , conforme apresentado em 2.4.

$$x^{k+1} = x^k + \Delta x^k, \quad (2.4)$$

sendo  $\Delta x^k$  dado pela equação 2.5, conhecida como equação normal.

$$\Delta x^k = \left[ H(x^k)^T \cdot R_\sigma^{-1} \cdot H(x^k) \right]^{-1} \cdot H(x^k)^T \cdot R_\sigma^{-1} \cdot [z - h(x^k)], \quad (2.5)$$

onde  $[H(x^k)^T \cdot R_\sigma^{-1} \cdot H(x^k)]^{-1}$  é denominada de matriz ganho ( $G(x^k)$ ) e  $H(x^k)$  é a matriz jacobiana, obtida pelas primeiras derivadas das funções não lineares do vetor  $h(x^k)$  em relação às variáveis de estado  $x^k$  (apresentadas detalhadamente no Apêndice A).

O processo iterativo finaliza quando  $|\Delta x^k|$  está abaixo de uma tolerância ( $\varepsilon$ ) pré-determinada:

$$\text{Max} |\Delta x^k| \leq \varepsilon. \quad (2.6)$$

Conforme apresentado na seção 2.1.2, na formulação tradicional do processo de ESEEP admite-se que o vetor de erros aleatórios das medidas tem distribuição Gaussiana independente, com média zero ( $E(e) = 0$ ) e  $E(e \cdot e^T) = R_\sigma$ . Dessa forma, a matriz de covariância das medidas ( $R_\sigma$ ) é suposta diagonal, conforme ilustrado na equação 2.7, e a sua inversa “atribui mais confiança” às medidas com menor variância.

$$R_\sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & & & 0 \\ & \sigma_2^2 & & \\ & & \dots & \\ 0 & & & \sigma_i^2 \end{bmatrix}, \quad (2.7)$$

sendo  $\sigma_i^2$  a variância esperada da medida  $i$ .

Ao assumir uma distribuição gaussiana de média zero para os erros aleatórios de um sistema de medição, tem-se a probabilidade de 99,7% das medidas estarem presentes no intervalo de  $\pm 3\sigma$  (MORRIS; LANGARI, 2011). Por conseguinte, usualmente, para determinação da matriz de ponderação  $R_\sigma^{-1}$ , o desvio padrão esperado de uma determinada medida ( $\sigma_i$ ) é calculado através de (2.8).

$$\sigma_i = \frac{|z_i| \cdot e_{i\%}^{Max}}{3 \cdot 100}, \quad (2.8)$$

sendo  $z_i$  a leitura efetuada da medida e  $e_{i\%}^{Max}$  o erro percentual máximo da medida.

As informações sobre a exatidão, precisão ou erro percentual são fornecidas nos manuais dos equipamentos. Neste trabalho para as medidas SCADA é assumido um  $e_{\%}^{Max} = 1\%$  para as medidas de magnitude de tensão e corrente e  $e_{\%}^{Max} = 2\%$  para as medidas processadas, i.e., potências ativa e reativa.

Outra alternativa considerada na literatura, dada a grande disparidade que pode haver nos valores das medidas, é o emprego do valor de fundo de escala normalizando o valor de  $\sigma$  por intervalos delimitados.

A síntese das proposições para cálculo do  $\sigma$  fazendo uso do valor medido ou do fundo de escala pode ser consultada no trabalho de [Albertini \(2010\)](#).

No trabalho de [Schweppe e Wildes \(1970\)](#) foi relatado que não utilizar uma matriz com informação de dependência entre os erros das medidas não ocasionaria divergências expressivas ao processo e favoreceria o desempenho computacional. Em decorrência da facilidade de computação, ao longo dos anos esse procedimento tem sido amplamente utilizado. Porém, em cenários com presença de erros em sinais empregados para compor mais de uma grandeza (como tensão e corrente que também são utilizadas para computar a medida de potência), constatou-se que o desempenho do EE pode ser afetado ([OLIVEIRA et al., 2022](#)).

## 2.3 Estimador de Estado WLS Trifásico

### 2.3.1 Representação Matemática por Quadripolos

Devido ao bom desempenho do EE trifásico aplicado aos sistemas de distribuição apresentado nos trabalhos de ([MASSIGNAN, 2021](#); [HEBLING, 2022](#)), este estudo considera a aplicação do método para os sistemas de transmissão que serão aqui estudados.

Para empregar um modelo trifásico para EESEP é necessário fazer uso das informações por fase. Logo, amplia-se o vetor de variáveis de estado e aplicam-se diferentes modelos para os equipamentos da rede elétrica. Sendo que EE WLS emprega as tensões nodais em coordenadas polares como variáveis de estado, as variáveis correspondentes para redes trifásicas são as seguintes:

$$x = \{V_k^i, \theta_k^i\} \quad i \in \{a, b, c, \dots\} \quad k \in \{1, 2, \dots, N\}. \quad (2.9)$$

No qual  $V$  denota a magnitude da tensão,  $\theta$  representa o ângulo de fase da tensão, o sobrescrito  $i$  indica a fase, e o subscrito  $k$  representa a identificação do nó. No exemplo fornecido,  $N$  representa o número de nós no sistema, e os sobrescritos  $abc$  descrevem as três fases,  $a$ ,  $b$  e  $c$ .

Neste estudo, a representação da topologia da rede e dos equipamentos elétricos é feita por meio do modelo de quadripolos, expresso pela equação 2.10 e ilustrado na Figura 2. Esse modelo se destaca pela sua capacidade de abranger uma ampla variedade de conexões de rede e dispositivos, incluindo transformadores, capacitores de derivação, reguladores de tensão e outros ([LOURENÇO; JR, 2022](#)).

$$\begin{bmatrix} \dot{I}_{ps}^{\{a,b,c\}} \\ \dot{I}_{sp}^{\{a,b,c\}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{pp}^{\{a,b,c\}} & Y_{ps}^{\{a,b,c\}} \\ Y_{sp}^{\{a,b,c\}} & Y_{ss}^{\{a,b,c\}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \dot{V}_p^{\{a,b,c\}} \\ \dot{V}_s^{\{a,b,c\}} \end{bmatrix}, \quad (2.10)$$

onde,  $p$  e  $s$  são os nós,  $\hat{I}^p$  e  $\hat{I}^s$  são os fasores de corrente injetados em cada terminal do nó,  $\hat{V}^p$  e  $\hat{V}^s$  são os fasores de tensão de cada terminal, e  $Y^{pp}$ ,  $Y^{ps}$ ,  $Y^{sp}$  e  $Y^{ss}$  são as submatrizes de admitância (dimensão  $3 \times 3$ ) que representam cada equipamento e seus respectivos parâmetros.

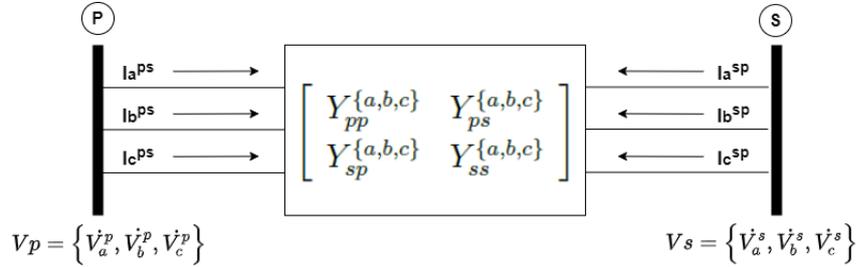


Figura 2 – Representação de um elemento trifásico genérico por quadripolo

Fonte: Elaborada pela Autora.

Utilizando essa relação a equação do Fluxo de Potência (FP) pode ser escrita por fase na forma de somatório, conforme apresentado em 2.12.

$$\begin{aligned} S_{ps}^{j*} &= \hat{V}_p^{j*} \sum_{i \in \Omega} \left( \hat{Y}_{ji}^{pp} \hat{V}_p^i + Y_{ji}^{ps} \hat{V}_s^i \right) \\ S_{sp}^{j*} &= \hat{V}_s^{j*} \sum_{i \in \Omega} \left( \hat{Y}_{ji}^{sp} \hat{V}_p^i + Y_{ji}^{ss} \hat{V}_s^i \right) \end{aligned} \quad (2.11)$$

Dado  $j$  como uma fase qualquer e  $\Omega = a, b, c$ .

Por conseguinte, os FP podem ser expressos por:

$$\begin{aligned} P_{ps}^j &= V_p^j \sum_{i \in \Omega} V_p^i \left( G_{ji}^{pp} \cos \theta_{ji}^{pp} + B_{ji}^{pp} \sin \theta_{ji}^{pp} \right) + V_p^j \sum_{i \in \Omega} V_s^i \left( G_{ji}^{ps} \cos \theta_{ji}^{ps} + B_{ji}^{ps} \sin \theta_{ji}^{ps} \right) \\ P_{sp}^j &= V_s^j \sum_{i \in \Omega} V_s^i \left( G_{ji}^{ss} \cos \theta_{ji}^{ss} + B_{ji}^{ss} \sin \theta_{ji}^{ss} \right) + V_s^j \sum_{i \in \Omega} V_p^i \left( G_{ji}^{sp} \cos \theta_{ji}^{sp} + B_{ji}^{sp} \sin \theta_{ji}^{sp} \right) \\ Q_{ps}^j &= -V_p^j \sum_{i \in \Omega} V_p^i \left( B_{ji}^{pp} \cos \theta_{ji}^{pp} - G_{ji}^{pp} \sin \theta_{ji}^{pp} \right) - V_p^j \sum_{i \in \Omega} V_s^i \left( B_{ji}^{ps} \cos \theta_{ji}^{ps} - G_{ji}^{ps} \sin \theta_{ji}^{ps} \right) \\ Q_{sp}^j &= -V_s^j \sum_{i \in \Omega} V_s^i \left( B_{ji}^{ss} \cos \theta_{ji}^{ss} - G_{ji}^{ss} \sin \theta_{ji}^{ss} \right) - V_s^j \sum_{i \in \Omega} V_p^i \left( B_{ji}^{sp} \cos \theta_{ji}^{sp} - G_{ji}^{sp} \sin \theta_{ji}^{sp} \right) \end{aligned} \quad (2.12)$$

onde  $G$  e  $B$  são a condutância e a susceptância que compõem cada uma das submatrizes admitância que formam o quadripolo ( $Y = G + jB$ ),  $\theta_{ji}^{ps}$  é a diferença angular formada pelos ângulos de cada um dos terminais  $p$  ou  $s$  do quadripolo.

Desta forma, é possível calcular a injeção de potência nas barras, pelo somatório dos fluxos que se dirige à barra.

Conhecendo estas relações é possível obter equacionamentos genéricos para as grandezas que compõe o vetor  $h(x^k)$  (usualmente injeções e FP ativa e FP reativa) e as derivadas parciais que formam a matriz Jacobiana. As equações generalizadas são apresentadas no Apêndice B e os detalhes do desenvolvimento podem ser observados em (MELO, 2022; LOURENÇO; JR, 2022).

### 2.3.2 Estimador de Estado WLS Trifásico na Formulação Ortogonal

Os procedimentos para solução do EE WLS trifásico são similares aos empregados na versão tradicional monofásica. Logo, existe a função objetivo de minimização e um processo iterativo partindo de um "flat start" para as variáveis de estado. As correções das variáveis de estado ( $\Delta x$ ) são computadas por uma equação normal e o processo finaliza quando o critério de convergência é satisfeito.

Dado que o modelo trifásico opera com um número mais elevado de variáveis e processa um maior conjunto de medidas, observa-se um ganho expressivo na resolução, especialmente em redes trifásicas assimétricas e desbalanceadas. Contudo, em virtude do considerável volume de dados, o problema de mal condicionamento é agravado, destacando-se principalmente no cálculo da matriz Ganho, o que impacta negativamente no desempenho do EE WLS trifásico (HEBLING, 2022).

Para contornar os problemas de condicionamento numérico, utilizam-se métodos ortogonais e técnicas de esparsidade para solução da equação normal (2.5) (HEBLING *et al.*, 2020).

Posto isso, são aplicadas as técnicas de fatoração  $QR$  e suas propriedades, em que  $Q$  representa uma matriz ortogonal e  $R$  uma matriz triangular superior. Assim, a equação normal pode ser reescrita sem a necessidade de computar a matriz ganho e aplicar a resolução de sua inversa. Dessa forma, ao aplicar a fatoração  $QR$ , obtemos:

$$W^{1/2}H(x^k) = Q^T R, \quad (2.13)$$

sendo  $W = R_\sigma^{-1}$  a matriz de ponderação das medidas.

Dessa forma, a equação normal pode ser reescrita como:

$$[R^T Q Q^T R] \Delta x^k = R^T Q W^{1/2} [z - h(x^k)]. \quad (2.14)$$

Sendo  $Q Q^T = I$ , onde  $I$  é uma matriz identidade, obtém-se:

$$[R^T R] \Delta x^k = R^T Q W^{1/2} [z - h(x^k)]. \quad (2.15)$$

Por fim, ainda é possível simplificar multiplicando por  $[R^T]^{-1}$  e trabalhar com a resolução do sistema da nova equação normal, expressa por (2.16), sem a necessidade de computar a matriz Ganho e sua inversão.

$$R \Delta x^k = Q W^{1/2} [z - h(x^k)] \quad (2.16)$$

onde  $Q$  é uma matriz ortogonal e  $R$  representa a matriz triangular superior, ambos obtidos no processo de fatoração ortogonal. O vetor  $z$  representa as medições realizadas e  $h(x)$  corresponde a computação das grandezas estimadas considerando os valores atualizados de  $x$ .

Dessa forma, a matriz  $W^{1/2}$  é diagonal e dada por 2.17.

$$W^{1/2} = \begin{bmatrix} \sigma_1 & & & 0 \\ & \sigma_2 & & \\ & & \dots & \\ 0 & & & \sigma_i \end{bmatrix}, \quad (2.17)$$

sendo  $\sigma_i$  o desvio padrão esperado para a medida  $i$ . Logo,  $\sigma$  pode ser computado pela equação 2.8, ou ainda pela estratégia que utiliza o fundo de escala.

## 2.4 Identificação de Erros Grosseiros

Nesta etapa é comum realizar uma análise estatística nos resíduos de medição para detectar medidas suscetíveis a EG (MONTICELLI; GARCIA, 1983; ABUR; EXPOSITO, 2004). A técnica mais usual e conhecida na literatura para este fim é o teste do Maior Resíduo Normalizado ( $r^{nMAX}$ ), e por esse motivo será avaliada neste estudo.

Destaca-se que a etapa de identificação e tratamento de EG pode ser incorporada tanto na ferramenta que utiliza uma modelagem monofásica quanto trifásica.

Posto isso, os resíduos normalizados são obtidos mediante a aplicação da equação 2.18.

$$r_i^n = \frac{r_i}{\sqrt{\Omega_{ii}(\hat{x})}}, \quad (2.18)$$

sendo  $r_i$  o resíduo da medida  $i$  e  $\Omega_{ii}(\hat{x})$  é o  $i$ -ésimo elemento da diagonal da matriz de covariância dos resíduos de estimação ( $\Omega(\hat{x}) = R_\sigma^{-1} - H(\hat{x}) \cdot G_n^{-1}(\hat{x}) \cdot H^T(\hat{x})$ ).

Na aplicação do EE trifásico, em sua formulação ortogonal, a matriz covariância de resíduos é computada por:  $\Omega(\hat{x}) = R_\sigma^{-1} - H(\hat{x}) (R^{-1}) (R^T)^{-1} H(\hat{x})^T$ . A partir desta formulação, não é necessário calcular e inverter a matriz Ganho, que é naturalmente mal condicionada. Além disso, a matriz  $\Omega(\hat{x})$  pode ser calculada a partir de substituições progressivas e regressivas.

Após a obtenção do vetor dos resíduos normalizados, seleciona-se o maior elemento desse vetor em módulo ( $|r_i^{nMAX}|$ ) e aplica-se o seguinte teste:

$$|r_i^{nMAX}| > \alpha. \quad (2.19)$$

O limiar  $\alpha$  usualmente considerado no teste é igual a 3.

Se  $|r_i^{nMAX}| > 3$  a medida  $i$  é suspeita de possuir EG e deve ser eliminada do conjunto de medidas para que uma nova estimativa seja realizada sem a sua influência, e por conseguinte remove-se da matriz de ponderação a coluna e linha correspondente à medição suspeita de EG. Caso contrário, não há suspeita de existência de EG.

A Figura 3 sintetiza o processo de detecção e tratamento de EGs.

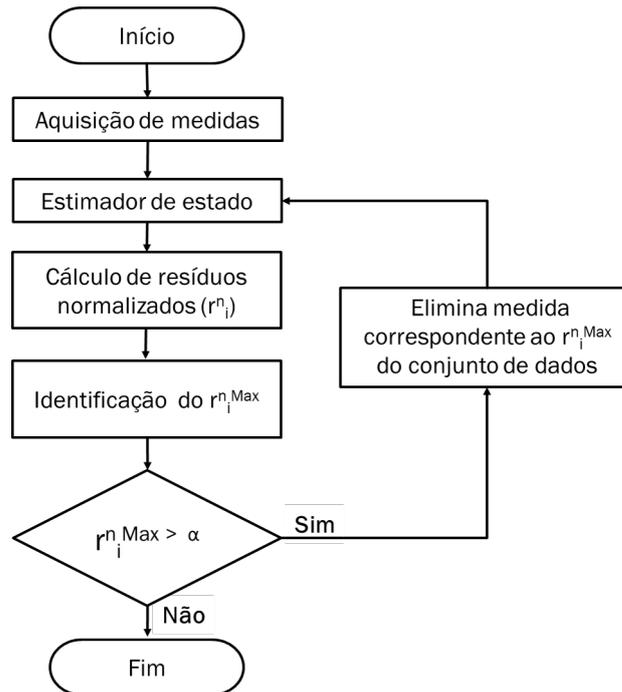


Figura 3 – Fluxograma de processamento do EE WLS aplicando a análise de resíduos normalizados

Fonte: Elaborada pela Autora

## 2.5 Considerações do Capítulo

O capítulo abordou os princípios básicos do processo de EESEP tradicional, discutindo erros e incertezas, e detalhou a classificação de ruídos e EGs. Com base nisso, destaca-se a importância dos EEs para filtrar e tratar estatisticamente medidas durante a operação em tempo real do SEP.

Infere-se que a modelagem monofásica para EESEP é amplamente empregada em sistemas de transmissão, em conjunto com a técnica de processamento de EGs por resíduos normalizados. A adoção desses modelos é justificada pela sua boa característica de convergência, eficiência computacional razoável e facilidade de implementação.

Além disso, foi considerada a extensão do EE WLS, utilizando uma representação por quadripolos, para a aplicação de uma modelagem trifásica na rede de transmissão.

Destacou-se ainda que o EE WLS utiliza uma matriz de ponderação diagonal, que não incorpora informações de correlação entre os erros de medição. Essa modelagem pressupõe que as medidas e os erros de medição não são correlacionados, uma hipótese nem sempre válida. Portanto, ao longo deste trabalho é avaliado o impacto dessa suposição.

Nesse contexto, o capítulo subsequente aborda a estrutura do sistema de medição, com o propósito de compreender as etapas de aquisição e processamento necessárias para obter os valores das grandezas elétricas. Este conhecimento viabiliza a aplicação de simulações e modelagens mais precisas e alinhadas com a realidade.

---

## ESTRUTURA DO SISTEMA DE MEDIÇÃO

---

De acordo com as informações já apresentadas nos capítulos anteriores, o processo de EESEP faz uso dos seguintes tipos de medidas:

- Medidas lógicas: realizadas continuamente pelo sistema SCADA consistindo em status de chaves e disjuntores (aberto e fechado). São processadas pelo configurador de redes para obtenção da topologia da rede no modelo barra-ramo;
- Medidas analógicas: assim como as medidas lógicas são realizadas continuamente, pelo sistema SCADA, usualmente constituídas de fluxo de potência ativa e reativa nos ramos, injeção de potência ativa e reativa, e magnitudes de tensão nas barras;
- Medidas virtuais: são medidas de injeção zero de potência em barras sem geração e carga. Destaca-se aqui que as medidas virtuais merecem tratamento especial no processo de EESEP, já que fornecem valores precisos de medidas de injeção de potência nula. Neste trabalho, este tipo de medida é modelado como medidas de injeção de potência de alta precisão, atribuindo-lhes ponderações elevadas ([BENEDITO, 2011](#));
- Pseudo-medidas: dados de previsão de carga, previsão de geração, dados históricos etc., que fazem parte do banco de dados dos centros de operação. São utilizadas para a restauração da observabilidade dos SEP. Por sua vez, as pseudo-medidas possuem alto grau de incerteza e por isso lhe são atribuídas baixa precisão dentro da EESEP ([BRETAS et al., 2021](#)).

Dentre os tipos de medidas, destacam-se as medidas analógicas, sendo as grandezas elétricas obtidas e disponibilizadas nos centros de operação através dos sistemas de telemedição.

No contexto do EESEP, conforme visto no capítulo 2, o modelo de medição é construído com base em suposições sobre os ruídos presentes nas medidas. Esses ruídos são inerentes ao processo de telemedição, decorrentes, por exemplo, das diferentes exatidões dos transformadores dos instrumentos de medição, do circuito secundário destes transformadores (fiação e carregamento) e dos diversos dispositivos de medição (sensores, transdutores, conversores etc.). Dessa forma, compreender a estrutura do sistema de medição convencional e os métodos de obtenção das medidas elétricas analógicas é crucial para abordar os desafios e propor soluções no processo de EESEP.

Face ao exposto, este capítulo está organizado da seguinte forma: na seção 3.1 apresenta-se a estrutura de um sistema de medição, até a disponibilização das medidas analógicas nos centros de operação. A seção 3.2 traz os fundamentos aplicados na modelagem e computação de medidas elétricas de sistemas polifásicos, reduzidos a modelos equivalentes. Na seção 3.3 apresenta-se duas técnicas usualmente empregadas para emulação de um sistema de medição em laboratório para validação de EE. Por fim, na seção 3.4 são expostas as conclusões do capítulo.

### 3.1 Sistema de Medição

Nesta pesquisa foi considerado o monitoramento via o sistema SCADA, tecnologia predominante na grande maioria dos SEP para viabilizar a disponibilização de medições em tempo real nos centros de monitoramento e controle. Desta maneira, a Figura 4 apresenta o processo de medição, destacando os componentes eletrônicos responsáveis pela aquisição e tratamento de sinais de tensão/corrente, obtenção e envio de medidas para os centros de operação.

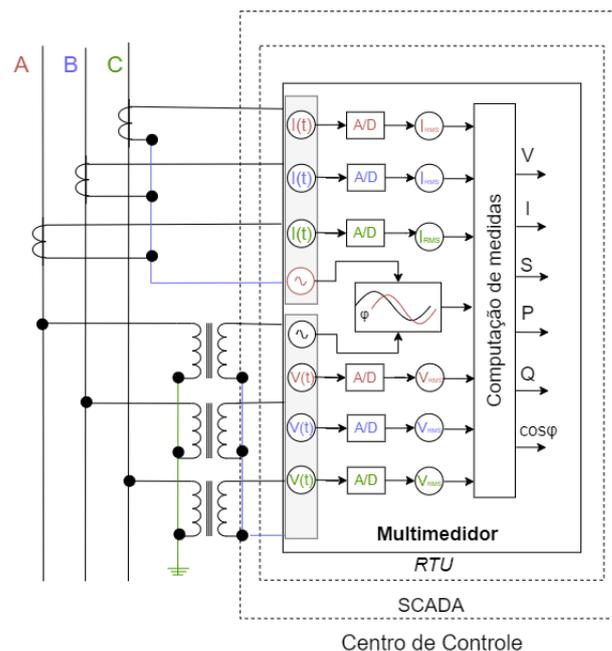


Figura 4 – Aquisição e processamento de medidas

Fonte: Elaborada pela Autora

Destaca-se que a Figura 4 ilustra as etapas apresentadas nos trabalhos de (CARO; CONEJO; MINGUEZ, 2009; CARO *et al.*, 2011), os quais consideram que o cálculo das grandezas elétricas (posteriormente disponibilizadas aos centros de operação via protocolos de comunicação) ocorre por meio de Multimeditores (MMs).

Sendo assim, devido ao elevado valor de corrente e tensão nas redes, faz-se necessário o uso dos TPs e TCs para adequar de forma proporcional os valores do seu secundário aos equipamentos de proteção, controle e medição.

A etapa seguinte consiste na entrega das grandezas analógicas, i.e, dos sinais senoidais aos MMs. Os MMs são constituídos por um Circuito Integrado (CI), que emprega um conversor A/D para o condicionamento dos sinais de tensão/corrente, e um canal de tratamento da defasagem angular (através do "delay" entre os sinais de tensão e corrente) usado para computar o fator de potência de cada fase. Ressalta-se que a metodologia sigma-delta, aplicada aos conversores A/D, é a mais popular na arquitetura de CIs. Ademais, os MMs são dotados de filtros, para redução de ruídos, de microcontroladores, para processamento de medidas, e de interfaces/protocolos de comunicação, que permitem uma impressionante taxa de processamento, transmissão e armazenamento de dados (MORRIS; LANGARI, 2011; WERANGA; KUMARAWADU; CHANDIMA, 2014; Analog Devices, Accessed: April 5, 2023).

Por conseguinte, conforme detalhado por Weranga, Kumarawadu e Chandima (2014), é possível computar os valores eficazes dos sinais de corrente ( $I_{RMS}$ ) e tensão ( $V_{RMS}$ ), por fase, bem como determinar a potência ativa ( $P$ ), potência reativa ( $Q$ ), potência aparente ( $S$ ) e fator de potência ( $\cos \phi$ ). Isto posto, as grandezas podem ser expressas pelo conjunto de equações 3.1.

$$\begin{aligned}
 V^f &= V_{RMS}^f \\
 I^f &= I_{RMS}^f \\
 P^f &= V^f \cdot I^f \cdot \cos(\phi^f) \\
 Q^f &= V^f \cdot I^f \cdot \sin(\phi^f) \quad \forall f \in \{A, B, C\}, \\
 S^f &= I^f \cdot V^f \\
 \cos \phi^f &= \text{sign}(Q^f) \left( \frac{P^f}{S^f} \right)
 \end{aligned} \tag{3.1}$$

onde:  $V^f$ ,  $I^f$  e  $\phi^f$  correspondem, respectivamente, aos sinais de magnitude de tensão em valor eficaz, magnitude de corrente em valor eficaz e ângulo de defasagem entre tensão e corrente, por fase ( $f$ ).

O sinal de  $P$  é definido pelo cosseno da defasagem angular dos sinais de tensão e corrente. Se o ângulo é maior que  $90^\circ$  a potência média tem sinal negativo, o que significa que a potência está sendo consumida. Já o sinal de  $Q$  é obtido pelo seno da defasagem angular dos sinais de tensão e corrente. Assim, para ângulos entre  $0^\circ$  e  $180^\circ$  o sinal da potência reativa é positivo, caso contrário é negativo ou zero (Analog Devices, Accessed: April 5, 2023).

Desta forma, as medições processadas chegam às RTUs, localizadas na subestação, e são encaminhadas via protocolo do SCADA ao centro de controle. Por sua vez, estes reúnem uma grande quantidade de dados, que são armazenados em servidores locais/remotos e usados para inúmeros fins (KEZUNOVI; DJOKI; KOSTI, 2005; ARGHIRA *et al.*, 2011). Posto isso, as informações digitais são apresentadas em uma Interface Homem Máquina (IHM) adotadas na maioria dos centros de operação para monitoramento e intervenção em tempo real.

No entanto, é importante ressaltar que este estudo constatou que os sistemas de medição das subestações de energia não adotam MMs para o cálculo das grandezas elétricas. Após a obtenção dos sinais analógicos pelos TCs e TPs, estes são direcionados a um módulo conversor A/D, e.g. os modernos "Merging Unit". Posteriormente, os dados digitalizados de tensão e corrente são transmitidos via protocolos de comunicação para os Dispositivos Eletrônicos Inteligentes, do inglês *Intelligent Electronic Devices* (IEDs) (GURBIEL *et al.*, 2009).

Os IEDs concentram dados em unidades multifuncionais distintas, abrangendo proteção, controle, automação, medição e monitoramento do SEP. Logo, são fundamentais para a automação e operação em tempo real das subestações (ZANGHI; FILHO; SOUZA, 2011).

Por conseguinte, os IEDs estabelecem comunicação com o sistema supervisor de gerenciamento de energia, responsável por computar as medições e apresentá-las em uma IHM. O Sistema Aberto de Gerenciamento de Energia (SAGE) é o gerenciador mais empregado pelas empresas de energia brasileiras e pelo Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), sendo ele desenvolvido e continuamente atualizado pelo Centro de Pesquisas de Energia Elétrica (CEPEL) (FEITOSA, 2023).

Mediante ao exposto, salienta-se que apesar de existir diferentes métodos para processamento e transferência de dados (a depender do contexto e local de medição envolvido) a computação das grandezas elétricas são expressas pelo mesmo conjunto de equações 3.1 (fazendo uso do mesmo sinal de tensão e/ou corrente para compor mais de uma medida).

Apesar das medidas serem processadas por fase (conforme evidenciado nos "*datasheet*", e.g., WEG (2018), SEL (2017)), devido ao grande volume de informações, normalmente, os dados por fase não são apresentados. Sendo assim, o modelo equivalente monofásico é adotado por convenção e o sistema é representado por um diagrama unifilar.

## 3.2 Modelos Simplificados para Computação de Medidas Elétricas de Sistemas Trifásicos

Conforme mencionado anteriormente, no Capítulo 2, usualmente o monitoramento de sistemas de transmissão realiza-se assumindo a hipótese de redes equilibradas, empregando, dessa forma, o modelo de sequência positiva, conhecido também como modelo monofásico. Entretanto, na prática, nem sempre é possível obter as grandezas de sequência positiva, uma vez

que a informação de uma fase qualquer pode não ser acessível. Essa é a razão de as medidas utilizadas na prática, para execução de estimadores de estado monofásicos, resultarem de valores médios calculados a partir das medidas disponíveis por fase.

Posto isso, a computação das grandezas para utilização de estimadores de estado monofásicos será brevemente descrita nas subseções a seguir.

### 3.2.1 Modelagem por Componentes de Sequência

O teorema de Fortescue (1918) apresenta a possibilidade de aplicar a decomposição de um sistema trifásico desequilibrado em três sistemas equilibrados de fasores (correntes ou tensão) em três componentes (STEVENSON, 1974):

- Componentes de sequência positiva (+): Três fasores iguais em módulo, defasados de  $120^\circ$  entre si, e tendo a mesma sequência de fase que os fasores originais.

- Componentes de Sequência negativa (-): Três fasores iguais em módulo, defasados de  $120^\circ$  entre si, porém, com a sequência de fase oposta à dos fasores originais.

Componentes de sequência zero (0): Três fasores iguais em módulo, com defasagem nula entre si.

A Figura 5 ilustra graficamente as componentes simétricas considerando um sistema trifásico com sequência de fase abc.

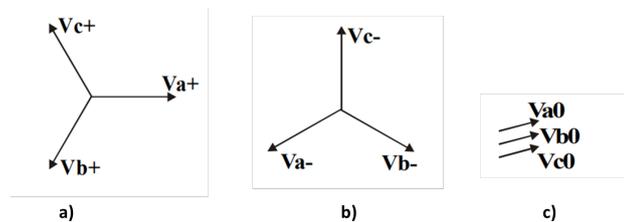


Figura 5 – Representação gráfica das componentes simétricas de a) sequência positiva, b) sequência negativa, e c) sequência zero para um sistema trifásico com sequência de fase abc

Fonte: Elaborada pela Autora

Sendo assim, quaisquer três fasores de tensão ou de corrente de um sistema trifásico desequilibrado podem ser expressos pela soma dos respectivos componentes simétricos de sequência +, - e 0.

$$\begin{aligned} V_a &= V_{a+} + V_{a-} + V_{a0} \\ V_b &= V_{b+} + V_{b-} + V_{b0} \\ V_c &= V_{c+} + V_{c-} + V_{c0} \end{aligned} \quad (3.2)$$

Nos sistemas equilibrados, as componentes de sequência negativa e zero são inexistentes. Portanto, em estudos teóricos, geralmente, apenas os valores de sequência positiva são considerados.

Aplicando a chamada matriz de transformação (T) de componentes simétricos, expressa por 3.3, é possível reescrever a equação 3.2 apenas com três variáveis de componentes simétricas, conforme apresentado na equação 3.4.

$$[T] = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a^2 & a \\ 1 & a & a^2 \end{bmatrix}, \quad (3.3)$$

sendo,  $a$  é igual a  $1 \angle 120^\circ$ .

$$\begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a^2 & a \\ 1 & a & a^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{a_0} \\ V_{a_-} \\ V_{a_+} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

Por conseguinte, a obtenção das componentes simétricas é dada por:

$$\begin{bmatrix} V_{a_0} \\ V_{a_-} \\ V_{a_+} \end{bmatrix} = 1/3 \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a & a^2 \\ 1 & a^2 & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_a \\ V_b \\ V_c \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Destaca-se que os termos  $V_a$ ,  $V_b$  e  $V_c$ , representam a leitura de tensão efetuada, respectivamente, nas fases  $a$ ,  $b$  e  $c$ . Os demais valores de  $V_{b_0}$ ,  $V_{c_0}$ ,  $V_{b_+}$ ,  $V_{c_+}$ ,  $V_{b_-}$  e  $V_{c_-}$  são obtidos pela mesma análise.

A representação das componentes simétricas de correntes é equivalente ao apresentado para os sinais de tensão.

Por conseguinte, a potência total no sistema pode ser calculada como a soma de potências dos componentes simétricos. Como resultado, a potência trifásica em termos de componentes simétricos é dada por 3.6.

$$S_{3\phi} = P + jQ = 3V_+I_+^* + 3V_-I_-^* + 3V_0I_0^* \quad (3.6)$$

Sendo o valor resultante da expressão 3.6, correspondente ao valor da potência total em sistemas trifásicos (seja ele balanceado ou desbalanceado) expresso por 3.7.

$$S_{3\phi} = P + jQ = V_a I_a^* + V_b I_b^* + V_c I_c^* \quad (3.7)$$

Destaca-se a infactibilidade do modelo em um contexto prático. Pois em situações em que não há disponibilidade de dados das três fases do sistema, torna-se impossível obter as componentes de sequência de corrente e/ou tensão.

Ainda dentro do contexto de componentes simétricas é importante considerar às equações de elementos passivos presentes na rede elétrica. Dado isso, um elemento passivo, e.g, como

uma linha de transmissão, operando em condições desequilibradas ou equilibradas, pode ser descrito por meio de uma equação matricial:

$$[Z_s] = [T]^{-1}[Z][T], \quad (3.8)$$

onde,  $[Z_s]$  é a representação da matriz de impedância transformada em termos de componentes simétricos,  $[T]$  é a matriz de transformação aplicada, apresentada em 3.3, e  $[Z]$  é a matriz impedância das linhas do sistema avaliado. Abrindo a equação 3.8 temos o seguinte sistema:

$$\begin{bmatrix} Z_0 \\ Z_- \\ Z_+ \end{bmatrix} = 1/3 \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a & a^2 \\ 1 & a^2 & a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Z_{aa} & M_{ab} & M_{ac} \\ M_{ba} & Z_{bb} & M_{bc} \\ M_{ca} & M_{cb} & Z_{cc} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & a^2 & a \\ 1 & a & a^2 \end{bmatrix}, \quad (3.9)$$

sendo  $M$  a representação das respectivas impedâncias mútuas entre as linhas e  $Z_{aa}$ ,  $Z_{bb}$  e  $Z_{cc}$  as impedâncias próprias da linha.

Convenientemente, assume-se as linhas simétricas e transpostas, logo  $Z_{aa} = Z_{bb} = Z_{cc}$  e  $Z_{ab} = Z_{ac} = Z_{bc}$ .

### 3.2.2 Modelagem por Valores Médios

Essa representação propõe o cálculo dos valores médios das grandezas elétricas do sistema trifásico, sendo o resultado disponibilizado aos EEs monofásicos. Nesse contexto, assume-se que as grandezas de fase são aproximadamente iguais e que o valor médio não terá grandes desvios em relação aos valores "reais".

Sendo assim, após a aquisição dos sinais dos sensores, obtém-se os valores médios, conforme as expressões 3.10, que constituirão as medidas equivalentes monofásicas.

$$\begin{aligned} V_i &= \frac{1}{n_i^f} \sum_{f \in \{A,B,C\}} V_i^f \\ P_i &= \frac{1}{n_i^f} \sum_{f \in \{A,B,C\}} V_i^f I_i^f \cos(\varphi_i^f) \\ Q_i &= \frac{1}{n_i^f} \sum_{f \in \{A,B,C\}} V_i^f I_i^f \sin(\varphi_i^f) \quad \forall f \in \{A,B,C\}, \\ P_{ij} &= \frac{1}{n_i^f} \sum_{f \in \{A,B,C\}} V_i^f I_{ij}^f \cos(\varphi_{ij}^f) \\ Q_{ij} &= \frac{1}{n_i^f} \sum_{f \in \{A,B,C\}} V_i^f I_{ij}^f \sin(\varphi_{ij}^f) \end{aligned} \quad (3.10)$$

onde:  $V_i, P_i, Q_i$  são, respectivamente, as medidas disponíveis de amplitude de tensão, potência ativa e potência reativa na barra  $i$ ;  $P_{ij}$  e  $Q_{ij}$  são as medidas disponíveis de potência ativa e reativa, respectivamente, no ramo entre as barras  $i$  e  $j$  (da barra  $i$  para barra  $j$ );  $V^f, I^f$  e  $\varphi^f$  correspondem, em sequência, aos sinais de tensão, corrente e a defasagem angular entre eles, por fase ( $f$ ). Já o

termo  $n_i^f$  representa o número de fases ( $f$ ) assumidas no processamento em cada barramento ( $i$ ), posto isso, mesmo na falta de informação de uma fase é possível obter um valor médio.

Ressalta-se que para modelos que adotam potências trifásicas (somatório das potências nas três fases), basta multiplicar as potências por três assumindo assim a potência trifásica como o triplo da potência média.

Por conseguinte, para a computação da impedância equivalente da linha, uma vez que o sistema é admitido razoavelmente equilibrado e simétrico, emprega-se o valor da impedância de sequência positiva ( $Z^+$ ) equivalente a impedância média do sistema ( $Z^\mu$ ). Considerando que os parâmetros da rede estão armazenados em uma base de dados e são obtidos de forma "offline", a utilização da impedância de sequência positiva é factível e amplamente empregada nesses modelos no contexto prático.

### 3.3 Sistemáticas Aplicadas para Emulação de um Sistema de Medição em Laboratório

Para validar o processo de EESEP, por meio de simulação computacional em laboratório, são utilizados parâmetros de sistemas de teste documentados na literatura. Especificamente, este estudo emprega os sistemas do IEEE.

Além das informações da rede, a validação do processo de EESEP requer valores correspondentes ao plano de medição, ou seja, grandezas que serão processadas pelo EE.

Por conseguinte, a sistemática de avaliação adiciona ruídos e EGs nas medidas já processadas de forma independente, entregues ao sistema de análises de rede, ou ainda nos sinais obtidos pelos sensores.

Isto posto, para validação do processo de EESEP, através de simulações computacionais, foi empregado um algoritmo gerador de grandezas trifásicas a partir da solução do FP de sistemas testes disponíveis na literatura.

Os sistemas de transmissão descritos na literatura representam a rede utilizando modelos monofásicos. Utilizando esse modelo simplificado, o cálculo do FP é realizado pela ferramenta Matpower e os resultados são expressos como grandezas equivalentes por fase. Durante as análises, assume-se um sistema balanceado e simétrico, no qual os componentes de tensão e corrente das fases A, B e C são representados por três vetores de igual magnitude, defasados entre si em  $120^\circ$ .

Para avaliar os sistemas trifásicos assimétricos e desbalanceados aplicou-se uma ferramenta de simulação computacional, desenvolvida pelo grupo de pesquisa LACOSEP (Laboratório de Análise Computacional de Sistemas Elétricos de Potência), a qual permite rodar um FP trifásico desequilibrado.

Posto isso, para todos os sistemas avaliados, os dados obtidos no FP são assumidos como valores de referência. Através das grandezas de referência obtidas é possível a simulação de valores de medidas adicionando ruídos ou EGs, para que seja posteriormente avaliado a performance de um EE. Sendo assim, os seguintes subtópicos apresentam as sistemáticas de avaliação tradicionalmente empregadas e consideradas neste estudo.

Ademais, neste trabalho, assume-se a observabilidade dos sistemas e a inexistência de erros de topologia e de parâmetros.

### 3.3.1 Sistemática de Avaliação a partir da Inserção de Ruídos e EGs em Valores de Referência de Medidas

Mediante a difusão desta formulação e sua aplicação em diversos trabalhos da academia, demonstra-se a sistemática usualmente aplicada para simulação computacional de medidas, objetivando emulação de ruídos e EG nas grandezas processadas (CASTILLO; LONDON; BRETAS, 2008; SINGH; PAL; VINTER, 2009; CASTILLO *et al.*, 2011; FANTIN *et al.*, 2014; BRETAS; CASTILLO; LONDON, 2012; BRETAS *et al.*, 2013).

A metodologia de emulação de erros no pós-processamento admite os ruídos e/ou EGs como eventos aleatórios e independentes a cada grandeza já processada. Apesar de não ser evidenciado na literatura, esta sistemática é mais indicada para testes de falhas eventuais e independentes, e.g., falha na taxa de amostragem, EG por um MM na transmissão de dados, ou ainda ruídos no canal de comunicação.

Posto isso, a partir de valores de referência para magnitude de tensão, potência ativa e potência reativa, obtidas pelo FP, simulam-se cenários de medição com a presença de ruídos aleatórios gaussianos e independentes a cada grandeza entregue à ferramenta de análise da rede, conforme a expressão 3.11.

$$\begin{aligned} V^f &= V_{\text{Ref}}^f + N(0, \sigma_V) \\ P^f &= P_{\text{Ref}}^f + N(0, \sigma_P) \quad \forall f \in \{A, B, C\}, \\ Q^f &= Q_{\text{Ref}}^f + N(0, \sigma_Q) \end{aligned} \quad (3.11)$$

onde:  $V^f$ ,  $P^f$  e  $Q^f$  correspondem, respectivamente, aos valores emulados para as medidas, por fase, de magnitude de tensão (valor eficaz), potência ativa e potência reativa. As variáveis  $V_{\text{Ref}}^f$ ,  $P_{\text{Ref}}^f$  e  $Q_{\text{Ref}}^f$  são os respectivos valores obtidos no FP e tomados como referência de cada fase ( $f$ ), por fim,  $\sigma_V$ ,  $\sigma_P$ , e  $\sigma_Q$  são os desvios padrão de uma determinada medida  $i$ , suposto com distribuição gaussiana, calculados de acordo com a equação 3.12.

$$\sigma_i = \frac{|Z_{\text{Ref}}| \cdot e_i\%}{3 \cdot 100}, \quad (3.12)$$

sendo:  $Z_{Ref}$  o valor de referência da medida e  $e_i\%$  o erro percentual máximo da grandeza, normalmente fornecido nos manuais dos medidores. Destaca-se que na literatura é usual adotar um erro máximo de 1% para as medidas de tensão e 2% para as medidas de potência. Este percentual representa o erro máximo aceitável, levando em conta todos os elementos envolvidos no processo de medição.

É importante mencionar que existem outros parâmetros que usualmente são aplicados para se obter o desvio padrão da medição, e.g., adotando a precisão do medidor e o fundo de escala (ALBERTINI, 2010).

Por conseguinte, a Figura 6 ilustra a metodologia referida para emulação de um cenário de aquisição de medidas.

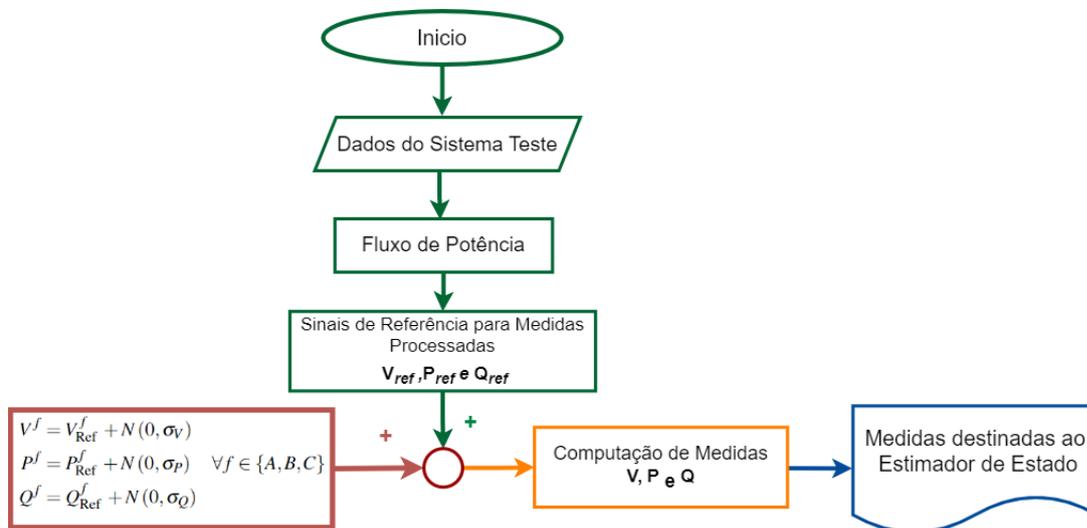


Figura 6 – Fluxograma da sistemática de avaliação tradicionalmente aplicada para emulação de ruídos pós processamento de medidas

Fonte: Elaborada pela Autora

Os blocos destacados em verde sinalizam as etapas relacionadas à aquisição dos dados adotados como referência, na cor vermelha destaca-se a inserção de ruídos ou EGs, e na cor azul são destacadas as etapas de processamento das informações por um EE.

### 3.3.2 Sistemática de Avaliação a partir da Inserção de Ruídos e EGs em Valores de Referência de Sinais dos Sensores

Sabe-se que os transdutores do sistema elétrico podem ser vítimas de diversos eventos aleatórios e, conseqüentemente, propagar erros ou incertezas para outras etapas de processamento de dados. Posto isso, analisando a estrutura do sistema de medição, Caro, Conejo e Minguez (2009), Caro et al. (2010), Caro et al. (2011) relacionaram as medidas fornecidas ao EE com os sensores responsáveis pela aquisição de grandezas elétricas básicas (tensão, corrente e defasagem

angular). Dessa forma, é possível avaliar o efeito da propagação de erros nos sinais dos sensores em todo o processo, visto que, o sinal de um único sensor pode compor mais de uma medida.

A partir deste ponto de vista, pode-se constatar que os erros de medidas no SEP se comportam como variáveis aleatórias dependentes quando existe o compartilhamento de informações de um mesmo sensor para compor mais de uma grandeza elétrica. Sendo assim, reflete-se a necessidade de emular um cenário de medição a partir de ruídos e/ou EGs nos sensores.

Por conseguinte, outra sistemática de avaliação é adotada. Esta consiste em um algoritmo gerador de grandezas trifásicas que serão processadas a partir dos sinais adquiridos pelos sensores. Para isso, assume-se como referência, para os dados computados pelos MMs, o resultado do FP do sistema.

Como a solução de FP é normalmente expressa em termos de magnitude de tensão ( $V$ ), potência ativa ( $P$ ) e potência reativa ( $Q$ ), aplica-se o conjunto de equações 3.13 para obter os valores correspondentes aos sensores (CARO; CONEJO; MINGUEZ, 2009).

$$\begin{aligned}
 V_i^f &= V_i \\
 I_i^f &= \frac{(P_i + Q_i)}{V_i} \\
 \varphi_i^f &= \text{sign}(Q_i) \cos^{-1} \left( \frac{P_i}{\sqrt{P_i^2 + Q_i^2}} \right) \quad \forall f \in \{A, B, C\} \\
 I_{ij}^f &= \frac{(P_{ij} + Q_{ij})}{V_i} \\
 \varphi_{ij}^f &= \text{sign}(Q_{ij}) \cos^{-1} \left( \frac{P_{ij}}{\sqrt{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}} \right)
 \end{aligned} \tag{3.13}$$

onde  $V_i^f$ ,  $I_i^f$  e  $\varphi_i^f$  são, respectivamente, tensão, corrente e defasagem angular entre tensão e corrente por fase nos barramentos. Os elementos  $P$  e  $Q$  são, respectivamente, a potencia ativa e reativa referente à fase  $f$  considerada.

A partir das grandezas de referência fundamentais (tensão, corrente, e correspondente defasagem angular) monitoradas pelos sensores, é possível simular cenários de medição com a presença de ruídos aleatórios gaussianos e independentes a cada sinal de entrada dos MMs, conforme a expressão 3.14.

$$\begin{aligned}
 V^f &= V_{\text{Ref}}^f + N(0, \sigma_V) \\
 I^f &= I_{\text{Ref}}^f + N(0, \sigma_I) \quad \forall f \in \{A, B, C\}, \\
 \varphi^f &= \varphi_{\text{Ref}}^f + N(0, \sigma_\varphi)
 \end{aligned} \tag{3.14}$$

onde:  $V^f$ ,  $I^f$  e  $\varphi^f$  são, respectivamente, os valores da magnitude de tensão, magnitude corrente e ângulo de defasagem entre tensão e corrente obtidos pelo conjunto de equações 3.13. As

variáveis  $V_{Ref}^f$ ,  $I_{Ref}^f$  e  $\varphi_{Ref}^f$  são os respectivos valores de referência. Por fim,  $\sigma_V$ ,  $\sigma_I$ , e  $\sigma_\varphi$  são os desvios padrão dos sinais monitorador pelos sensores calculados de acordo com a equação 3.15.

$$\sigma_s = \frac{|s_s| \cdot e_s\%}{3 \cdot 100}, \quad (3.15)$$

sendo,  $s_s$  a leitura efetuada pelo sensor  $s$  e  $e_s\%$  o erro percentual máximo da informação obtida pelo sensor, normalmente fornecido nos manuais dos medidores.

Para as simulações realizadas neste estudo adotou-se o  $e_s\%$  igual a 1% para os módulos de corrente e tensão obtido pelos sensores. Para as componentes angulares foi atribuído um valor fixo para o desvio padrão, sendo:  $\sigma_{\theta_V} = 0.005$  radianos e  $\sigma_{\theta_I} = 0.005$  radianos, por fase.

É importante ressaltar que os ruídos associados a  $\varphi^f$  partem da suposição de que as componentes angulares dos sinais de  $V^f$  e  $I^f$  são independentes de sua magnitude. Destaca-se aqui a necessidade de realizar investigações adicionais sobre este tópico, visando validar futuras pesquisas.

Por conseguinte, a Figura 7 expõe a sistemática empregada para simulação e computação de medidas considerando ruídos com distribuição gaussiana nos sensores.

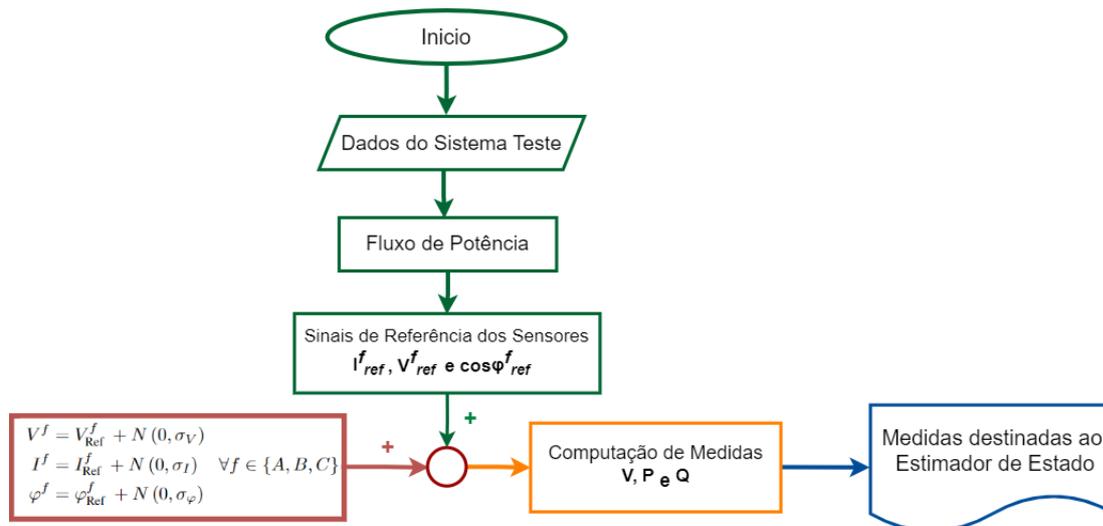


Figura 7 – Fluxograma da sistemática de avaliação aplicada para emulação de ruídos em sinais de sensores no sistema de medição

Fonte: Elaborada pela Autora

Os blocos destacados em verde sinalizam as etapas relacionadas à aquisição dos dados adotados como referência, na cor vermelha destaca-se a inserção de ruídos aleatórios ou EGs nos sensores, e na cor azul são destacadas as etapas de processamento das informações por um EE.

## 3.4 Considerações do Capítulo

Este capítulo proporcionou uma visão abrangente do sistema de medição no SEP, destacando sua relevância no contexto de monitoramento em tempo real.

O estudo apresentado possibilitou a visualização das diversas etapas envolvidas na aquisição e processamento de dados, evidenciando a vulnerabilidade à ruídos e EGs nos sinais utilizados para obtenção de grandezas elétricas (medidas analógicas). Ademais, destaca-se que os ruídos e EGs podem estar embutidos, com uma magnitude menor, nos valores médios.

No contexto mencionado, é importante ressaltar a possibilidade de erros correlacionados surgirem nas medidas devido a ruídos nos sinais captados pelos sensores, o que desafia a premissa da independência dos erros nas medições.

A partir disso, confirma-se a necessidade de empregar um EE, com um modelo matemático mais próximo à realidade, para realizar o tratamento estatístico e a filtragem das diversas classificações de ruído.

Ademais, esta pesquisa constatou que a sistemática de avaliação mais utilizada na academia, emula ruídos/EGs independentes nas medidas já processadas, desconsiderando a hipótese de perturbações nos dados de entrada do medidor.

Assim, com o propósito de considerar a presença de erros nos sinais monitorados por sensores, foi estabelecido um método para simulação de cenários considerando erros nos dados de corrente, tensão e suas componentes angulares.

Mediante ao exposto, o próximo capítulo retrata a modelagem de um EE considerando a dependência entre as medidas, bem como a técnica estatística utilizada para obtenção de uma matriz de ponderação não diagonal.



---

## ESTIMADOR DE ESTADO DWLS

---

As técnicas empregadas no processo de EESEP fazem uso de medidas obtidas, usualmente, através do processamento e compartilhamento de sinais obtidos em uma subestação. Entretanto, conforme apresentado no Capítulo 2, a modelagem tradicional do EE WLS adota uma matriz de ponderação diagonal (decorrente da variância) desprezando a possibilidade de correlação entre as medidas (ou entre os erros).

Por meio dos estudos e considerações realizadas nos capítulos precedentes, verifica-se que a hipótese de independência de erros não é sempre válida, dado a existência de compartilhamento das grandezas de tensão, corrente e defasagem angular provindas dos sensores. Posto isso, admitir a independência entre os erros de medidas pode comprometer a acurácia do processo de EESEP e afetar os procedimentos para detecção e identificação de medidas contaminadas com EGs (CARO *et al.*, 2011).

Estatisticamente, duas (ou mais) variáveis aleatórias são ditas independentes quando a ocorrência de uma não é influenciada pela ocorrência da outra (ou outras). Fundamentalmente, para que as variáveis aleatórias  $X$  e  $Y$  sejam independentes a probabilidade de ocorrência simultânea de  $X$  e  $Y$  deve ser igual ao produto das probabilidades individuais. Sendo assim,  $X$  e  $Y$  são independentes se, e somente se:

$$F(x,y) = F_1(x)F_2(y) \quad \forall (x,y) \in \mathbb{R}_2, \quad (4.1)$$

sendo:  $F(x,y)$  a função de probabilidade conjunta. Por conseguinte, a referida independência reflete-se no valor da sua covariância ( $cov(X,Y) = 0$ ).

Para se obter as correlações entre as medidas de uma subestação foram reaplicadas técnicas apresentadas por Caro, Conejo e Minguez (2009), as quais também serão expostas neste capítulo.

À vista disso, neste capítulo apresenta-se a modelagem do EE denominado DWLS, que faz uso de uma matriz de ponderação não diagonal. Logo, a seção 4.1 expõe as técnicas aplicadas

para a obtenção da variância e da covariância das medidas; a seção 4.2 apresenta a modelagem do EE DWLS; já a seção 4.3 detalha a técnica empregada para tratamento de EGs considerando a correlação entre as medições; a seção 4.4 detalha as etapas do estimador DWLS por intermédio de um estudo de caso didático. Por fim, a seção 4.5 encerra o capítulo com as conclusões obtidas.

## 4.1 Correlação de Medidas no Sistema Elétrico

Mediante a análise dos procedimentos para aquisição e processamento de sinais, constata-se uma relação entre medidas que fazem uso dos mesmos sinais de tensão, corrente e/ou defasagem angular entre essas grandezas. Posto isso, é possível quantificar a dependência entre medidas através do cálculo de correlação entre duas variáveis aleatórias, sendo o valor obtido referente ao "grau de associação" das mesmas (MEYER, 1978).

Para isso, é necessário empregar técnicas estatísticas e conhecer o cenário de medição para cada subestação. Desse modo, a matriz variância-covariância ( $C_Z$ ) admite uma forma de matriz simétrica e não diagonal, composta pela dispersão e correlações das variáveis aleatórias.

Uma estratégia estatística empregada para avaliar o comportamento de medidas, bem conhecida na literatura por sua simplicidade e bons resultados, é a estimativa pontual. Por conseguinte, a técnica de estimação de dois pontos, já adotada em estudos probabilísticos de fluxo de potência e para análises estatísticas de medidas, será avaliada nesta pesquisa (HONG, 1998; CARO; CONEJO; MINGUEZ, 2009; MORALES; PEREZ-RUIZ, 2007).

### 4.1.1 Estimativa Pontual de Hong

A estimativa pontual de Hong é conhecida na literatura por sua relativa simplicidade e eficácia em análises de dados amostrais. Nesse contexto, a estimativa de dois pontos, apresentada por (HONG, 1998), foi adotada em EESEP no trabalho de (CARO; CONEJO; MINGUEZ, 2009) para refletir a correlação das grandezas elétricas, posto isso, será reaplicada neste estudo.

A estratégia consiste na avaliação de um conjunto de medidas processadas, dentro de um intervalo de confiança. Sendo, os sinais dos sensores, que compõe o processo de medição de uma subestação, admitidos como variáveis aleatórias.

Assim, são calculados os valores médios para cada variável de entrada  $s_l$ , que compreende tensão, corrente e correspondente defasagem angular. Em seguida, realiza-se a estimativa de dois pontos ( $s_{l,1}$  e  $s_{l,2}$ ), conforme as equações 4.2, como mostrado na Figura 8.

$$s_{l,1} = \mu_{s_l} + \sqrt{\eta} \sigma_{s_l} \quad s_{l,2} = \mu_{s_l} - \sqrt{\eta} \sigma_{s_l}, \quad (4.2)$$

onde:  $\mu_{s_l}$  o valor médio das variáveis de entrada,  $\eta$  o número de variáveis consideradas na subestação  $i$ , i.e,  $V_i^f$ ,  $I_i^f$ ,  $\varphi_i^f$ ,  $I_{ij}^f$  e  $\varphi_{ij}^f$ , e por fim o termo  $\sigma_{s_l}$  é o desvio padrão da variável de entrada em questão, obtido pela equação 3.15. Ressalta-se que os valores médios atribuídos são obtidos por meio da pré-estimativa adotando o EE WLS.

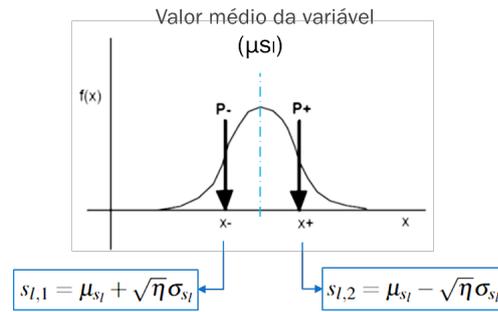


Figura 8 – Estimativa de dois pontos

Fonte: Elaborada pela Autora.

Sendo assim, cada avaliação possui uma ponderação dada por 4.3,

$$w_{l,1} = \frac{1}{2\eta} \quad w_{l,2} = \frac{1}{2\eta}. \quad (4.3)$$

Para cada valor pontual obtido, realiza-se a computação das variáveis ( $z_n$ ), dada as expressões 3.10. Logo, avalia-se um conjunto amostral com grandezas geradas a partir de valores pontuais e médios dos sensores da subestação:

$$z_n(l, p) = F_n(\mu_{s_1}, \dots, \mu_{s_{l-1}}, s_{l,p}, \mu_{s_{l+1}}, \dots, \mu_{s_\eta}). \quad (4.4)$$

Considerando a estimativa de 2 pontos para cada sensor, são necessárias  $2\eta$  avaliações (HONG, 1998; CARO; CONEJO; MINGUEZ, 2009). A partir dos resultados, obtém-se um conjunto amostral de medidas processadas que devem ser avaliadas estatisticamente.

#### 4.1.2 Obtenção da Variância e Covariância das Medidas

A matriz  $C_Z$  é constituída pela variância das medidas (termos diagonais) e suas respectivas covariâncias (termos não diagonais).

É importante destacar que a matriz  $C_Z$  de um sistema de medição será estruturada em blocos. Cada bloco  $C_Z^i$  contém as dispersões e correlações das medidas de uma subestação específica  $i$ , com sua dimensão determinada pela quantidade de medições consideradas.

A estrutura  $C_Z$  é exemplificada em 4.5.

$$C_Z = \begin{bmatrix} C_Z^1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & C_Z^{n_{SE}} \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

onde  $n_{SE}$  é o número total de subestação do sistema em análise.

A partir dos dados amostrais obtidos pela estimativa pontual, avalia-se o conjunto de medidas processadas. Em seguida, recorre-se ao conceito de momentos estatísticos nos dados computados para determinar os termos da matriz  $C_Z^i$ .

Desse modo, os termos diagonais e os não diagonais podem ser expressos, respectivamente, por 4.6 e 4.7.

$$\sigma_{z_x}^2 = E[z_x^2] - E[z_x]^2, \quad (4.6)$$

onde  $\sigma_{z_x}^2$  é a variância da medida  $z_x$  processada e  $E[z_x]$  é a sua respectiva esperança matemática.

$$c_{z_x z_y} = E[z_x z_y] - E[z_x] E[z_y]. \quad (4.7)$$

A esperança matemática ( $E[z_x]$ ), dada pelo primeiro momento estatístico de uma variável aleatória, pode ser definida pela expressão 4.8:

$$E[z_x^j] \approx \sum_{l=1}^{\eta} \sum_{p=1}^2 w_{l,p} (z_x(l,p))^j. \quad (4.8)$$

sendo,  $w_{l,p}$  o peso atribuído a medida  $z_x(l,p)$ .

Por conseguinte, a esperança do produto ( $E[z_x z_y]$ ) é dada por:

$$E[z_x z_y] \approx \sum_{l=1}^{\eta} \sum_{p=1}^2 w_{l,p} (z_x(l,p) z_y(l,p)). \quad (4.9)$$

O cálculo da matriz  $C_z$  é robusto e os valores obtidos não variam significativamente para o sistema com ou sem a presença de EGs. Entretanto, se esta for erroneamente estimada o EE pode ser afetado drasticamente (CARO *et al.*, 2011).

## 4.2 Estimação de Estado e Processamento de EGs Considerando as Medidas como Variáveis Aleatórias Dependentes

Sabendo que erros aleatórios nas medidas podem surgir de falhas em sensores durante o processo de medição ou transferência de dados, oriundos de perturbações imprevisíveis (MORRIS; LANGARI, 2011), assumir a hipótese de independência dos erros das medidas pode comprometer o funcionamento de um EE.

Isto posto, em Caro, Conejo e Minguez (2009) foi proposta uma pequena mudança na formulação do EE WLS tradicional para levar em conta a relação entre as medições. Esta proposição passou a ser denominada na literatura como estimação DWLS, por considerar a dependência e aplicar a técnica de mínimos quadrados ponderados (WLS).

### 4.2.1 Modelagem do Estimador de Estado Ponderado por uma Matriz No Diagonal

A modelagem do EE DWLS admite que a estimativa do vetor das variveis de estado   obtida calculando o valor de  $x$  que torna m nimo o  ndice  $J(x)$ , de acordo com a equaco 4.10.

$$J(x) = [z - h(x)]^T \cdot C_z^{-1} \cdot [z - h(x)], \quad (4.10)$$

onde,  $z$  refere-se ao vetor de medies realizadas,  $h(x)$  corresponde  s equaces relacionando as variveis de estado com as medidas realizadas e, por fim,  $C_z^{-1}$  denota uma matriz no diagonal para ponderaco das medidas.

Aplicando a fatoraco Cholesky aos blocos da matriz  $C_z^i$ , a funo objetivo ( $J$ ) pode ser reescrita pela expresso 4.11.

$$\begin{aligned} J(x) &= r(x)^T \cdot [C_z]^{-1} \cdot r(x) \\ J(x) &= [L_z^{-1} \cdot r(x)]^T [L_z^{-1} \cdot r(x)], \end{aligned} \quad (4.11)$$

em que,  $L_z$    o fator Cholesky triangular inferior referente a matriz  $C_z$ , e  $r(x)$  o vetor de res duos de estimaco das medidas.

Em razo de  $J(x)$  ser uma funo quadrtica no linear,   necessrio adotar um processo iterativo para estimaco das variveis de estado  $\hat{x}$ . Logo, a atualizaco de  $x$    feita a cada iterao  $k$ , conforme apresentado em 4.12.

$$x^{k+1} = x^k + \Delta x^k, \quad (4.12)$$

sendo  $\Delta x^k$  dado pela equaco 4.13, conhecida como equaco normal.

$$\Delta x^k = [H(x^k)^T C_z^{-1} H(x^k)]^{-1} H(x^k)^T C_z^{-1} [z - h(x^k)], \quad (4.13)$$

onde  $[H(x^k)^T C_z^{-1} H(x^k)]^{-1}$    denominada de matriz ganho ( $G_n$ ) e  $H(x^k)$    a matriz jacobiana, obtida pelas primeiras derivadas das funes no lineares do vetor  $h(x^k)$  em relao  s variveis de estado.

O processo iterativo finaliza quando o erro de uma iterao a outra est abaixo de uma tolerncia ( $\epsilon$ ) pr -determinada:

$$\text{Max} \left| \Delta x^k \right| \leq \epsilon. \quad (4.14)$$

Este m todo visa aprimorar o EE WLS tradicional ao empregar uma matriz no diagonal ( $C_z$ ), fazendo uso tamb m da informao da covarincia entre as medidas. Para isso, este estimador parte de uma pr -estimaco realizada pelo EE WLS para obter uma matriz  $C_z$  mais condizente com a amostragem real, e tamb m aplicar um "flat start" com valores mais pr ximos aos admitidos como "verdadeiros" (CARO; CONEJO; MINGUEZ, 2009).

Ressalta-se que a aplicação do estimador tradicional ponderado por uma matriz diagonal acontece uma única vez (nesta etapa não se aplica o processamento de erros), visto que, ao fazer uso de valores próximos à referência, a matriz  $C_z$  não varia significativamente de uma iteração a outra (não é necessário recalcular  $C_z$ ) e o processo DWLS converge em poucas iterações.

Para identificar medidas com EGs e assegurar a eficiência do EE DWLS é crucial incluir etapas de análise estatística dos resíduos. Portanto, na próxima seção será descrita a técnica empregada neste trabalho para lidar com erros, levando em conta a correlação entre as medidas.

#### 4.2.2 Técnica de Identificação de EGs Aplicando Transformação Ortogonal nos Resíduos das Medidas

No estudo de (CARO *et al.*, 2011) demonstrou-se que os erros das medições também se comportam como variáveis aleatórias dependentes. Mediante, então, a aplicação de uma matriz de transformação linear ( $A$ ) é possível prever componentes dos erros representadas por um vetor de variáveis aleatórias independentes. Logo, a nova asserção foi aplicada no tratamento de EGs correlacionados. A transformação mencionada é expressa por 4.15.

$$u = A \cdot r, \quad (4.15)$$

sendo  $r$  é vetor dos resíduos e  $u$  um vetor de variáveis aleatórias independentes.

Sendo  $u$  uma variável aleatória independente, a seguinte condição deve ser satisfeita:

$$C_u = AC_zA^T = (AL_z)(A^T L_z^T). \quad (4.16)$$

na qual  $C_u$  representa a matriz correlação entre os elementos do vetor  $u$ .

Dada a condição, se for atribuído  $A = L_z^{-1}$ , obtém-se uma matriz  $C_u$  igual a uma matriz identidade ( $I$ ), satisfazendo o requisito de independência de  $u$ .

Logo,  $u$  é obtido por aplicação da equação 4.17.

$$u = I^* \cdot L_z^{-1} \cdot r, \quad (4.17)$$

onde  $I^*$  é uma matriz identidade cujas linhas, que se referem às medidas (pós apontamento de EG), são removidas. E o termo  $L_z^{-1}$  corresponde ao inverso do fator de Cholesky triangular inferior da matriz  $C_z$ .

A Figura 9 trás um diagrama ilustrativo exemplificando uma decomposição ortogonal, onde  $r$  é o vetor de resíduo formado pelas componentes independentes de  $u$ .

Sendo o vetor  $u$  admitido como o vetor de desvio padrão das variáveis aleatórias independentes, o teste de EG aplica a seguinte avaliação:

$$|u_{i_{DWLS}}^{MAX}| > \alpha. \quad (4.18)$$

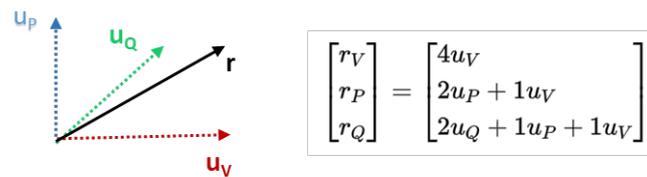


Figura 9 – Exemplo ilustrativo de decomposio ortogonal aplicado ao vetor  $r$

Fonte: Elaborada pela Autora

Mediante ao limiar de  $3\sigma$  adotado para indicar medidas com EG, se  $|u^{MAX}| > 3$  a medida  $i$   suspeita de possuir EG e uma nova estimativa deve ser realizada aps a correo da matriz ponderao. A Figura 10 ilustra as principais etapas do processo.

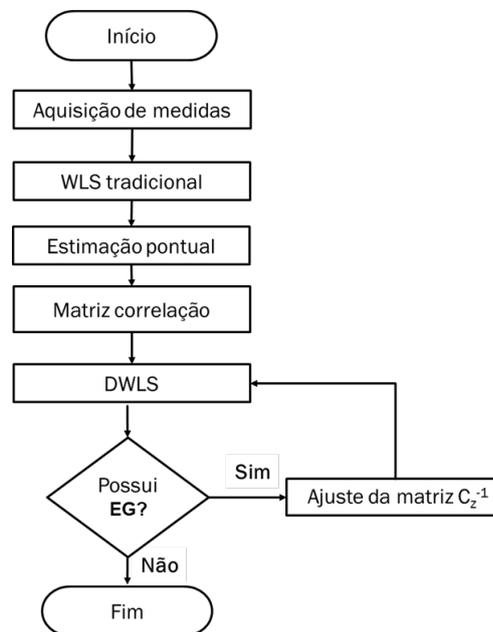


Figura 10 – Fluxograma de processamento EE DWLS aplicando a tcnica de identificao de erro

Fonte: Elaborada pela Autora

Ademais, aps a identificao de uma medida suspeita de EG, deve ser realizada a correo da matriz  $C_z^{-1}$  dada pela expresso 4.19:

$$C_z^{-1*} = [I^*L_z^{-1}]^T [I^*L_z^{-1}]. \quad (4.19)$$

Posteriormente as correes realizadas ( $C_z^{-1*}$ ), o efeito da componente de erro identificado no afeta mais a prxima estimativa.

Mediante ao exposto, a expresso 4.11 pode ser reescrita por:

$$J(x) = u^T \cdot u. \quad (4.20)$$

Logo, temos a funo objetivo  $J(x)$  com uma distribuio  $\chi^2$  sendo  $u_i \sim N(0, 1^2)$ . Sendo assim, pode ser resolvida como um problema de mnimos quadrados (CARO *et al.*, 2011).

### 4.3 Exemplo Didático das Técnicas Aplicadas ao Estimador de Estados DWLS

O estudo didático considera o sistema de 2 barras e a sistemática de avaliação apresentada pela Figura 7. O plano de medição é exposto na Figura 11 e os parâmetros da rede dados na Tabela 1.

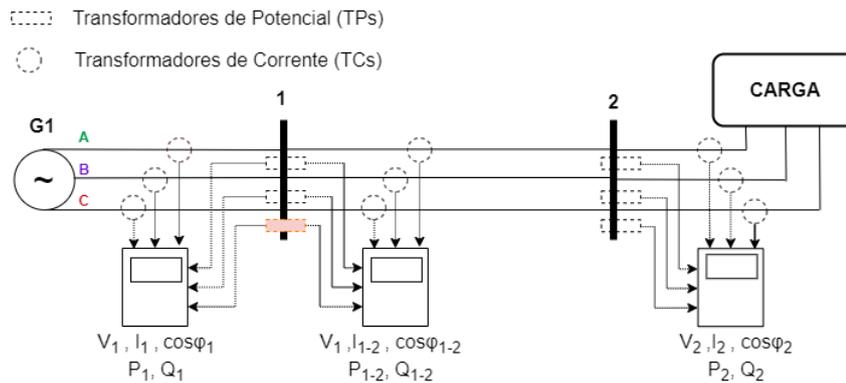


Figura 11 – Diagrama multifilar contendo a distribuição de dispositivos de medição do sistema de teste de 2 barras

Fonte: Elaborada pela Autora.

Ressalta-se que os dados da magnitude de tensão ( $|V|$ ) e componestes da impedância ( $r$  e  $x$ ) nas linhas são expressas em pu, e a componente angular da tensão ( $\theta$ ) é dada em graus. Assumindo o sistema equilibrado e simétrico, os componentes das fases A, B e C são três fasores de módulos iguais e defasados entre si de  $120^\circ$ .

Tabela 1 – Parâmetros do sistema de teste de 2 barras

<i>Barra</i>	$ V $	$\theta$
1	1,0000	0
2	0,9024	-4.0388
<i>Linha</i>	$r^{A,B,C}$	$x^{A,B,C}$
1 – 2	0,0495	0,0946

A Tabela 2 traz os valores de referência das medidas ( $Z^{ref}$ ), obtidos sem considerar ruído ou EG nos sensores. Adicionalmente, na Tabela 2, na terceira coluna, são exibidas as grandezas computadas considerando um EG de  $15\sigma$  ( $Z^{15\sigma}$ ) unicamente no TP da barra 1 fase C, conforme o conjunto de equações 3.10. Os dados estão apresentados em pu.

Em observação aos dados da Tabela 2, evidencia-se o efeito de disseminação do erro presente no valor de magnitude de tensão na barra 1, fase C. Nota-se que o erro atinge todas as medidas que fazem uso desta informação errônea (destacadas na cor vermelha). Dessa forma, demonstra-se que os ruídos/erros em medidas (compostas pelo mesmo sinal de referência) não podem ser considerados como variáveis aleatórias independentes.

Tabela 2 – Valores das medidas para o sistema de teste de 2 barras

Medida	$Z^{Ref}$	$Z^{15\sigma}$
$V_1$	1,0000	1,0167
$P_1$	0,9608	0,9768
$Q_1$	0,5521	0,5613
$P_{12}$	0,9608	0,9768
$Q_{12}$	0,5521	0,5613
$V_2$	0,9024	0,9024
$P_2$	-0,9000	-0,9000
$Q_2$	-0,4359	-0,4359

### 4.3.1 Obtenção da Matriz de Correlação

Para análise das etapas de computação da matriz  $C_z$  tomemos como exemplo o sistema didático de 2 barras, apresentado na subseção precedente.

Dado que as medições computadas pelos MMs são disponibilizadas ao EE, o processo para obtenção da Matriz  $C_z$  se inicia com a estimação prévia das variáveis de estado ( $\hat{x}$ ). Logo, aplica-se o estimador WLS tradicional conforme modelagem apresentada no capítulo 2.

O critério de convergência utilizado neste trabalho foi de  $10^{-6}$ .

Deste modo, a partir das grandezas pré-estimadas ( $h(\hat{x})$ ), aplica-se o conjunto de equações 4.21 para se obter uma estimativa dos valores correspondentes aos sinais dos sensores.

$$\begin{aligned}
 V_i^f &= V_i \\
 I_i^f &= \frac{(P_i + Q_i)}{V_i} \\
 \varphi_i^f &= \text{sign}(Q_i) \cos^{-1} \left( \frac{P_i}{\sqrt{P_i^2 + Q_i^2}} \right) \quad \forall f \in \{A, B, C\} \\
 I_{ij}^f &= \frac{(P_{ij} + Q_{ij})}{V_i} \\
 \varphi_{ij}^f &= \text{sign}(Q_{ij}) \cos^{-1} \left( \frac{P_{ij}}{\sqrt{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}} \right)
 \end{aligned} \tag{4.21}$$

onde  $V_i^f$ ,  $I_i^f$  e  $\varphi_i^f$  são tensão, corrente e defasagem angular por fase nos barramentos, respectivamente. E os elementos  $P$  e  $Q$  denotam a potência ativa e reativa, correspondente à  $h(\hat{x})$ .

Posteriormente é aplicada a técnica de estimativa de dois pontos, dada as expressões em 4.2, sendo:  $\mu_{s_i}$  valores pré-estimados dos sensores,  $\eta$  o número de variáveis consideradas na subestação  $i$ , e por fim o termo  $\sigma_{s_i}$  é o desvio padrão da variável de entrada em questão, obtido pela equação 4.22.

$$\sigma_{s_l} = \frac{|s_{s_l}| \cdot e_{s_l} \%}{3 \cdot 100}, \quad (4.22)$$

sendo  $s_{s_l}$  a leitura efetuada pelo sensor  $s_l$  e  $e_{s_l} \%$  o erro percentual máximo da informação obtida pelo sensor, normalmente fornecido nos manuais dos medidores.

	V			I			Φ		
	A	B	C	A	B	C	A	B	C
①	<b>0,89926</b>	0,90834	0,90834	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914
②	<b>0,91742</b>	0,90834	0,90834	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914

$$z_n(l, p) = F_n(\mu_{s_1}, \dots, \mu_{s_{l-1}}, s_{l,p}, \mu_{s_{l+1}}, \dots, \mu_{s_n})$$
  

$$P_i = \frac{1}{3} \sum_{f=\{A,B,C\}} V_i^f I_i^f \cos(\phi_i^f)$$
  

$$\textcircled{1} \quad P_i = \frac{0,89962 \cdot 1,1149 \cdot \cos(-2,6914) + 0,90834 \cdot 1,1149 \cdot \cos(-2,6914) + 0,90834 \cdot 1,1149 \cdot \cos(-2,6914)}{3}$$
  

$$\textcircled{2} \quad P_i = \frac{0,91742 \cdot 1,1149 \cdot \cos(-2,6914) + 0,90834 \cdot 1,1149 \cdot \cos(-2,6914) + 0,90834 \cdot 1,1149 \cdot \cos(-2,6914)}{3}$$

Figura 12 – Síntese do procedimento de estimativa pontual dos sinais dos sensores conectados à barra 2 do sistema

Fonte: Elaborada pela Autora.

A Figura 12 exemplifica o procedimento de computação das medidas que compõem o conjunto amostral, sendo neste caso aplicada a estimativa pontual nos dados de tensão da subestação 2, fase A, para a computação de  $P_i$ . Os valores em negrito da linha 3 e 4 da tabela apresentam a estimativa pontual (pontos 1 e 2). Posteriormente, o mesmo procedimento é reaplicado para outras localidades, ou seja, para as demais variáveis consideradas na subestação 2.

Ressalta-se que, ao empregar o modelo monofásico do EE, os valores médios dos sensores (pós a estimativa prévia) são atribuídos iguais para ambas as fases.

A partir da estimativa de dois pontos, obtém-se um conjunto de medidas processadas, demonstrado pela expressão 4.4. Em outras palavras, é obtido um conjunto amostral determinístico para cada linha da tabela (Figura 13), originando 2 amostras para cada informação de sensor. Neste trabalho o conjunto de dados computados é denominado amostragem pontual.

Com os valores obtidos pela amostragem pontual, aplica-se as equações 4.6 e 4.7 para se obter a matriz de correlação completa. Sendo a matriz  $C_z$  uma matriz em blocos, a Figura 14 apresenta a matriz variância-covariância do sistema teste de 2 barras. O bloco destacado em vermelho refere-se a matriz  $C_z$  da subestação 1 e em azul a matriz  $C_z$  da subestação 2.

O “grau de associação” entre as variáveis aleatórias pode ser avaliado por um parâmetro estatístico denominado coeficiente de correlação ( $\rho$ ). Numericamente,  $\rho$  indica a correlação entre as medidas, i.e., se  $\rho$  for próximo de zero significa que as correspondentes medidas são fracamente correlacionadas, porém, se o módulo de  $\rho$  for próximo de 1, existe uma forte correlação entre as medidas (MEYER, 1978).

	V			I			φ			P	Q	V
	A	B	C	A	B	C	A	B	C			
1	<b>0,8993</b>	0,9083	0,9083	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-1	Q-1	V-1
2	<b>0,9174</b>	0,9083	0,9083	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-2	Q-2	V-2
3	0,9083	<b>0,8993</b>	0,9083	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-3	Q-3	V-3
4	0,9083	<b>0,9174</b>	0,9083	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-4	Q-4	V-4
5	0,9083	0,9083	<b>0,8993</b>	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-5	Q-5	V-5
6	0,9083	0,9083	<b>0,9174</b>	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-6	Q-6	V-6
7	0,9083	0,9083	0,9083	<b>1,1038</b>	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-7	Q-7	V-7
8	0,9083	0,9083	0,9083	<b>1,1260</b>	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-8	Q-8	V-8
9	0,9083	0,9083	0,9083	1,1149	<b>1,1038</b>	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-9	Q-9	V-9
10	0,9083	0,9083	0,9083	1,1149	<b>1,1260</b>	1,1149	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-10	Q-10	V-10
11	0,9083	0,9083	0,9083	1,1149	1,1149	<b>1,1038</b>	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-11	Q-11	V-11
12	0,9083	0,9083	0,9083	1,1149	1,1149	<b>1,1260</b>	-2,6914	-2,6914	-2,6914	P-12	Q-12	V-12
13	0,9083	0,9083	0,9083	1,1149	1,1149	1,1149	<b>-2,7183</b>	-2,6914	-2,6914	P-13	Q-13	V-13
14	0,9083	0,9083	0,9083	1,1149	1,1149	1,1149	<b>-2,6645</b>	-2,6914	-2,6914	P-14	Q-14	V-14
15	0,9083	0,9083	0,9083	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	<b>-2,7183</b>	-2,6914	P-15	Q-15	V-15
16	0,9083	0,9083	0,9083	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	<b>-2,6645</b>	-2,6914	P-16	Q-16	V-16
17	0,9083	0,9083	0,9083	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	<b>-2,7183</b>	P-17	Q-17	V-17
18	0,9083	0,9083	0,9083	1,1149	1,1149	1,1149	-2,6914	-2,6914	<b>-2,6645</b>	P-18	Q-18	V-18

Figura 13 – Procedimento aplicado aos dados de sensores da barra 2 para amostragem pontual

Fonte: Elaborada pela Autora.

	V1	Pi 1	Qi 1	fP 1-2	fQ 1-2	V2	Pi 2	Qi 2	
Cz=	3,88	3,75	2,15	3,75	2,15	0	0	0	V1
	3,75	7,58	3,6	3,63	2,08	0	0	0	Pi 1
	2,15	3,6	3,37	2,08	1,19	0	0	0	Qi 1
	3,75	3,63	2,08	7,58	3,6	0	0	0	.10 <sup>-6</sup> fP 1-2
	2,15	2,08	1,19	3,6	3,37	0	0	0	fQ 1-2
	0	0	0	0	0	3,23	-3,24	-1,56	V2
	0	0	0	0	0	-3,24	12,00	-8,26	Pi 2
	0	0	0	0	0	-1,56	-8,26	25,10	Qi 2

Figura 14 – Matriz covariância completa para o sistema de 2 barras

Fonte: Elaborada pela Autora.

Assim sendo, a expressão 4.23 denota o cálculo do coeficiente de correlação e a Figura 15 apresenta os resultados obtidos para o exemplo adotado.

$$\rho_{z_n z_m} = c_{z_n z_m} / \sqrt{\sigma^2 z_n \sigma^2 z_m}, \tag{4.23}$$

onde  $c_{z_n z_m}$  é o covariância entre a medida  $z_n$  e  $z_m$  e  $\sigma^2 z_n$  e  $\sigma^2 z_m$  suas respectivas variâncias.

	V1	Pi 1	Qi 1	fP 1-2	fQ 1-2	V2	Pi 2	Qi 2	
ρ =	1	0.692	0.595	0.692	0.595	0	0	0	V1
	0.69207	1	0.712	0.479	0.412	0	0	0	Pi 1
	0.59542	0.712	1	0.412	0.355	0	0	0	Qi 1
	0.69207	0.479	0.412	1	0.712	0	0	0	fP 1-2
	0.59542	0.412	0.355	0.712	1	0	0	0	fQ 1-2
	0	0	0	0	0	1	-0.52	-0.174	V2
	0	0	0	0	0	-0.52	1	-0.474	Pi 2
	0	0	0	0	0	-0.174	-0.474	1.00	Qi 2

Figura 15 – Matriz coeficiente de correlação para o sistema de 2 barras

Fonte: Elaborada pela Autora.

Em observação aos valores dos coeficientes de correlação, foi constatado índices significativos entre os elementos, reforçando mais uma vez o fato de que desprezar a dependência entre medições pode comprometer o processo de EESEP.

### 4.3.2 Identificação de Erros Grosseiros pela Transformação Ortogonal nos Resíduos das Medidas

Conforme apresentado na seção 4.3, após se obter a matriz variância-covariância das medidas, computa-se as matrizes triangulares inferiores ( $L_z^i$ ), por subestação ( $i$ ), exposta por (4.24).

$$L_z = \begin{pmatrix} 2,0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1,9 & 2,0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1,1 & 0,75 & 1,2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1,9 & 0,00 & 0,00 & 2,0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1,1 & 0,00 & 0,00 & 0,75 & 1,2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1,80 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1,8 & 2,9 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0,86 & -3,3 & 3,6 \end{pmatrix} \cdot 10^{-3} \quad (4.24)$$

Manipulando as equações do modelo de medição, podemos aproximar a modelagem pela transformação linear 4.25.

$$z = \hat{z} + r = \hat{z} + L_z \cdot u, \quad (4.25)$$

sendo  $z$  o vetor correspondente as medições,  $\hat{z}$  o vetor de medidas estimadas,  $r$  o vetor dos resíduos da estimação,  $L_z$  a correspondente matriz triangular de  $C_z$ , e  $u$  o vetor de variáveis aleatórias independentes obtidos pela transformação ortogonal dos resíduos.

Caso surja um erro na medida de tensão da barra 1, conforme destacado em vermelho nas equações a seguir, o erro se espalhará por diversas medidas dependentes.

$$\begin{pmatrix} z_{V_1} \\ z_{P_1} \\ z_{Q_1} \\ z_{P_{1-2}} \\ z_{Q_{1-2}} \\ z_{V_2} \\ z_{P_2} \\ z_{Q_2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} z_{V_1}^V \\ z_{P_1}^V \\ z_{Q_1}^V \\ z_{P_{1-2}}^V \\ z_{Q_{1-2}}^V \\ z_{V_2}^V \\ z_{P_2}^V \\ z_{Q_2}^V \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 2,0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1,9 & 2,0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1,1 & 0,76 & 1,3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1,9 & 0,00 & 0,00 & 2,0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1,1 & 0,00 & 0,00 & 0,76 & 1,3 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1,80 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1,8 & 3,0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -0,87 & -3,3 & 3,6 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} u_{V_1} \\ u_{P_1} \\ u_{Q_1} \\ u_{P_{1-2}} \\ u_{Q_{1-2}} \\ u_{V_2} \\ u_{P_2} \\ u_{Q_2} \end{pmatrix} \cdot 10^{-3} = \quad (4.26)$$

$$\begin{array}{c}
z_{V_1} \\
z_{P_1} \\
z_{Q_1} \\
z_{P_{1-2}} \\
z_{Q_{1-2}} \\
z_{V_2} \\
z_{P_2} \\
z_{Q_2}
\end{array}
=
\begin{array}{c}
z_{V_1}^V \\
z_{P_1}^V \\
z_{Q_1}^V \\
z_{P_{1-2}}^V \\
z_{Q_{1-2}}^V \\
z_{V_2}^V \\
z_{P_2}^V \\
z_{Q_2}^V
\end{array}
+
\begin{array}{c}
2,0 u_{V_1} \\
1,9 u_{V_1} + 2,0 u_{P_1} \\
1,1 u_{V_1} + 0,76 u_{P_1} + 1,3 u_{Q_1} \\
1,9 u_{V_1} + 2,0 u_{P_{1-2}} \\
1,1 u_{V_1} + 0,76 u_{P_{1-2}} + 1,3 u_{Q_{1-2}} \\
1,80 u_{V_2} \\
-1,8 u_{V_2} + 3,0 u_{P_2} \\
-0,87 u_{V_2} + -3,3 u_{P_2} + 3,6 u_{Q_2}
\end{array}
\cdot 10^{-3} \quad (4.27)$$

Se a componente  $u_{V_1}$  apresentar valor maior que 3, a medida é computada como portadora de EG. Logo, para realizar o processo de detecção, identificação e tratamento do EG, desenvolve-se a expressão 4.17 :

$$\begin{array}{c}
u_1 \\
u_2 \\
u_3 \\
u_4 \\
u_5 \\
u_6 \\
u_7 \\
u_8
\end{array}
=
\begin{array}{cccccccc}
1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\
0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1
\end{array}
\cdot
\begin{array}{c}
r_{V_1} \\
r_{P_1} \\
r_{Q_1} \\
r_{P_{1-2}} \\
r_{Q_{1-2}} \\
r_{V_2} \\
r_{P_2} \\
r_{Q_2}
\end{array} \quad (4.28)$$

A Tabela 3 apresenta o apontamento e tratamento de EGs pela componente  $u$  no processo iterativo.

Nota-se que a medida  $V_1$  foi identificada como portadora de EG por ter uma componente  $u$  acima de 3. Subsequentemente, após a identificação e eliminação da componente de erro e correção de  $C_z$ , o vetor  $u$  é normalizado sem a distorção de  $u_1$ , sendo este o único elemento associado à medida  $z_{V_1}$ . Na segunda rodada para tratamento de EG, aplicando a correção na matriz ponderação, não há identificação de componentes  $u$  acima do liminar.

Tabela 3 – Processamento de EGs aplicando transformação ortogonal de resíduos ( $u$ ) e correção da matriz de ponderação - Sistema de 2 barras com erro de  $15\sigma$  em V1-C

Medida	$ u^1 $	$ u^2 $
$V_1$	4,61	–
$P_1$	0,15	0,03
$Q_1$	0,12	0,01
$P_{12}$	0,15	0,03
$Q_{12}$	0,12	0,01
$V_2$	4,22	0,00
$P_2$	0,05	0,05
$Q_2$	0,16	0,03

#### 4.3.2.1 Aplicação da Correção da Matriz Ponderação de Medidas

No intuito de evidenciar o tratamento da matriz ponderação e aplicação da transformação ortogonal dos resíduos, proposto por [Caro et al. \(2011\)](#), os resultados ilustrados na Tabela 3 retratam a aplicação das metodologias e evidencia a eliminação do efeito do erro múltiplo disperso nas próximas estimativas. Posto isso, a Figura 16 apresenta as sucessivas computações da matriz ponderação, dada a expressão de correção 4.19.

$Cz^{-1}_{(0)}$	$V1$	$Pi\ 1$	$Qi\ 1$	$fP\ 1-2$	$fQ\ 1-2$	$V2$	$Pi\ 2$	$Qi\ 2$	$\cdot 10^5$	$V1$
	7,72	-2,00	-1,15	-2,00	-1,15	0	0	0		$Pi\ 1$
	-2,00	3,45	-2,41	0,00	0,00	0	0	0		$Qi\ 1$
	-1,15	-2,41	6,27	0,00	0,00	0	0	0		$fP\ 1-2$
	-2,00	0,00	0,00	3,45	-2,41	0	0	0		$fQ\ 1-2$
	-1,15	0,00	0,00	-2,41	6,27	0	0	0		$V2$
	0	0	0	0	0	6,21	2,52	1,22		$Pi\ 2$
	0	0	0	0	0	2,52	2,1	0,85		$Qi\ 2$
	0	0	0	0	0	1,22	0,84	0,75		
$Cz^{-1}_{(1)}$	$V1$	$Pi\ 1$	$Qi\ 1$	$fP\ 1-2$	$fQ\ 1-2$	$V2$	$Pi\ 2$	$Qi\ 2$	$\cdot 10^5$	$V1$
	5,15	-2,00	-1,15	-2,00	-1,15	0	0	0		$Pi\ 1$
	-2,00	3,45	-2,41	0	0	0	0	0		$Qi\ 1$
	-1,15	-2,41	6,27	0	0	0	0	0		$fP\ 1-2$
	-2,00	0	0	3,45	-2,41	0	0	0		$fQ\ 1-2$
	-1,15	0	0	-2,41	6,27	0	0	0		$V2$
	0	0	0	0	0	6,21	2,52	1,22		$Pi\ 2$
	0	0	0	0	0	2,52	2,10	0,85		$Qi\ 2$
	0	0	0	0	0	1,22	0,85	0,75		

Figura 16 – Correção da matriz ponderação pós identificação de erro

Fonte: Elaborada pela Autora.

Ao analisar o tratamentos da matriz ponderação, verifica-se que os ajustes acontecem sem alterar a dimensão de  $C_z^{-1}$ , com o objetivo de apenas corrigir o peso das medidas e não acarretar na perda de informações de correlação.

4.3.2.2 Efeito da Remoção de Medidas Suspeitas do Conjunto de Medição

Com o objetivo de eliminar a influência de medições identificadas como portadoras de EGs no processo de ESEEP, convencionalmente aplica-se a exclusão dessa medida do conjunto de medição. No entanto, esta ação prejudica o desempenho do EE DWLS, visto que, o critério também elimina a informação da relação entre as variáveis. A Tabela 4 apresenta o processo iterativo com tratamento de EGs.

Tabela 4 – Processamento de EGs aplicando transformação ortogonal de resíduos ( $u$ ) com eliminação de medidas suspeitas - Sistema de 2 barras com erro de  $15\sigma$  em V1-C

Medida	$ u^1 $	$ u^2 $	$ u^3 $
$V_1$	4,61	–	
$P_1$	0,15	1,86	0,38
$Q_1$	0,12	0,12	0,21
$P_{12}$	0,15	1,86	0,38
$Q_{12}$	0,12	0,12	0,21
$V_2$	4,22	4,26	–
$P_2$	0,05	2,19	2,60
$Q_2$	0,16	1,62	0,82

$Cz^{-1}_{(0)}$	$V1$	$Pi\ 1$	$Qi\ 1$	$fP\ 1-2$	$fQ\ 1-2$	$V2$	$Pi\ 2$	$Qi\ 2$	$\cdot 10^5$	$V1$ $Pi\ 1$ $Qi\ 1$ $fP\ 1-2$ $fQ\ 1-2$ $V2$ $Pi\ 2$ $Qi\ 2$
	7,72	-2,00	-1,15	-2,00	-1,15	0	0	0		
	-2,00	3,45	-2,41	0,00	0,00	0	0	0		
	-1,15	-2,41	6,27	0,00	0,00	0	0	0		
	-2,00	0,00	0,00	3,45	-2,41	0	0	0		
	-1,15	0,00	0,00	-2,41	6,27	0	0	0		
	0	0	0	0	0	6,21	2,52	1,22		
	0	0	0	0	0	2,52	2,1	0,85		
0	0	0	0	0	1,22	0,84	0,75			
$Cz^{-1}_{(1)}$	$Pi\ 1$	$Qi\ 1$	$fP\ 1-2$	$fQ\ 1-2$	$V2$	$Pi\ 2$	$Qi\ 2$	$\cdot 10^5$	$Pi\ 1$ $Qi\ 1$ $fP\ 1-2$ $fQ\ 1-2$ $V2$ $Pi\ 2$ $Qi\ 2$	
	3,45	-2,41	0,00	0,00	0	0	0			
	-2,41	6,27	0,00	0,00	0	0	0			
	0,00	0,00	3,45	-2,41	0	0	0			
	0,00	0,00	-2,41	6,27	0	0	0			
	0	0	0	0	6,21	2,52	1,22			
	0	0	0	0	2,52	2,1	0,85			
	0	0	0	0	1,22	0,84	0,75			
$Cz^{-1}_{(2)}$	$Pi\ 1$	$Qi\ 1$	$fP\ 1-2$	$fQ\ 1-2$	$Pi\ 2$	$Qi\ 2$	$\cdot 10^5$	$Pi\ 1$ $Qi\ 1$ $fP\ 1-2$ $fQ\ 1-2$ $Pi\ 2$ $Qi\ 2$		
	3,45	-2,41	0,00	0,00	0	0				
	-2,41	6,27	0,00	0,00	0	0				
	0,000	0,0	3,45	-2,41	0	0				
	0,0	0,0	-2,41	6,27	0	0				
	0	0	0	0	2,1	0,85				
	0	0	0	0	0,84	0,75				

Figura 17 – Tratamento da matriz ponderação por eliminação de medidas suspeitas de erro

Fonte: Elaborada pela Autora.

Por conseguinte, a Figura 17 ilustra o tratamento da matriz ponderação mediante a remoção de medidas suspeitas de serem portadoras de EGs. Sendo os termos  $C_z^{-1}(1)$  e  $C_z^{-1}(2)$  as sucessivas correções da matriz ponderação proveniente da eliminação das linhas e colunas de  $C_z^{-1}(0)$ , correspondentes às medidas identificadas como portadoras de EGs.

Em observação à Tabela 4 e à Figura 17, verifica-se um funcionamento inadequado do EE DWLS, eliminando a medida  $V_2$  erroneamente, já que a mesma não possui erro e nem ruídos. Logo, fica claro que tratar a matriz ponderação mediante a computação da correção dos pesos é completamente divergente de eliminar medidas e as respectivas linhas e colunas das matrizes dependentes.

## 4.4 Considerações do Capítulo

Através das técnicas, conceitos e exemplo didático apresentados neste capítulo, verifica-se que a hipótese de erros/ruídos das medidas serem variáveis aleatórias independentes não é sempre válida. À vista disso, nota-se que o EG em um único sensor se comporta como um EG múltiplo interativo e conformativo de medidas.

Por conseguinte, técnicas matemáticas e estatísticas foram apresentadas para aplicação de um EE considerando a dependência das medições por subestação. Na aplicação de uma matriz ponderação não diagonal no processo de EESEP, a transformação ortogonal dos resíduos e a correção da matriz de ponderação são empregadas com intuito de eliminar efeito de um EG múltiplo interativo oriundo do sensor.

No entanto, pelo exemplo didático, constatou-se que se a correção for realizada de forma errada haverá comprometimento da resposta do EE. Sendo que, a técnica tradicional de remoção de medidas suspeitas de portar EG, bem como a correção por eliminação de informação da matriz ponderação não são indicadas para o EE DWLS.

Ademais, depreende-se que o correto tratamento, a modelagem de dados, bem como a informação de correlação das medidas pode contribuir para um melhor desempenho dos EEs.

À vista disso, o capítulo seguinte apresentará um estudo comparativo das técnicas de EESEP abordadas até o momento. Sendo o objetivo avaliar os potenciais impactos de modelos que adotam uma matriz de ponderação diagonal, além de analisar a relevância da informação de correlação para o EE. Por conseguinte, o estudo visa oferecer uma compreensão mais ampla sobre as metodologias utilizadas, destacando suas diferenças e possíveis contribuições.

---

## ESTUDOS DE CASO

---

Nos capítulos anteriores discutimos conceitos e técnicas empregadas no processo de EESEP. Uma das observações relevantes foi a constatação de que ruídos e EGs provenientes do sensor podem se manifestar como erros múltiplos interativos, afetando todas as medições que utilizam a informação de um sensor com falha. Diante disso, foi detalhado a técnica que leva em consideração a correlação de erros no processo de EESEP.

Este capítulo visa avaliar a acurácia dos EEs, considerando o tratamento de medidas que podem conter EGs. Além disso, pretende-se examinar o impacto do uso de premissas inadequadas na modelagem dos EEs, especialmente na presença de ruídos e diferentes classificações de erros.

Com esse objetivo, serão examinados sistemas de teste da literatura e também uma porção da rede de transmissão do Sistema Interligado Nacional (SIN). A análise de diferentes cenários e sistemas possibilitará uma compreensão mais aprofundada das capacidades e limitações das técnicas de estimação em diversos contextos.

As técnicas de EESEP avaliadas são nomeadas da seguinte forma:

- WLS(T): A técnica aplicada neste contexto é o EE WLS tradicional (modelo monofásico) somada à metodologia de processamento de EGs a partir do teste do maior resíduo normalizado. Por conseguinte, os termos da matriz de ponderação diagonal ( $R_{\sigma}^{-1}$ ) são computados utilizando o valor médio computado e o erro percentual.
- WLS(T-FE): A técnica WLS(T-FE) diferencia-se da anterior apenas pela aplicação do fundo de escala para determinar os termos da matriz de ponderação ( $R_{\sigma}^{-1}$ ).
- WLS(E.P): Este método utiliza o EE WLS (modelo monofásico), ponderado pelo inverso da variância (termos diagonais de  $C_z^{-1}$ ) obtida por estimativa pontual, apresentada na seção 4.1.2, juntamente com a técnica do maior resíduo normalizado.

- DWLS(U): Neste caso, a técnica empregada é o EE DWLS (modelo monofásico), que utiliza a matriz completa  $C_z$  obtida por estimação pontual, em conjunto com a transformação ortogonal dos resíduos para o processamento de EGs.
- WLS(3O): Aqui, o EE WLS trifásico é empregado, sendo ponderado pelo inverso da variância, aplicando o método ortogonal para aumentar a robustez numérica do processo de solução. Além disso, na etapa de processamento de EGs, é adotado o teste do maior resíduo normalizado.
- WLS(3O-FE): A metodologia faz uso do EE WLS trifásico com os valores da diagonal principal da matriz ponderação determinados a partir dos valores de fundo de escala. Além disso, o teste do maior resíduo normalizado é utilizado para o tratamento de EGs.

Por conseguinte, para quantificar a dispersão da estimativa das variáveis de estado ( $\hat{x}$ ) foi empregada a métrica de erro médio absoluto, MAE (da sigla em inglês *Mean Absolute Error*), equacionada em (5.1).

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| x_i^{ref} - \hat{x}_i \right|, \quad (5.1)$$

sendo:  $n$  a quantidade de variáveis avaliadas;  $x_i^{ref}$  os valores de referência da medida  $i$ ; e  $\hat{x}_i$  a estimativa retornada pelo EE.

Além disso, para comparar o desempenho das ferramentas na detecção de EGs, considera-se o número de medidas tratadas como portadoras de erro. Os resultados serão expressos em termos percentuais, conforme mostrado na equação 5.2:

$$N_{EG}\% = \frac{N_{EG}}{N_z} \cdot 100, \quad (5.2)$$

na qual,  $N_{EG}$  representa a quantidade de medidas identificadas como portadoras de EG, enquanto  $N_z$  corresponde ao total de medidas entregues ao EE.

Conforme mencionado anteriormente, nos estudos de caso analisados, assume-se a premissa de observabilidade do sistema, juntamente com a inexistência de erros de topologia ou parâmetros.

## 5.1 Testes em Redes Simétricas e Equilibradas

Com o intuito de avaliar as técnicas de EESEP em redes ideais - isto é, redes com cargas perfeitamente equilibradas e redes simétricas - esta seção investiga a ocorrência de ruídos e EGs para o sistema teste IEEE 14 barras, com a implementação de dois planos de medição.

Como os dados do sistema e os parâmetros fornecidos na literatura não incluem informações trifásicas, presume-se que os valores são referentes a cada fase e que os parâmetros podem ser tratados como valores de sequência positiva.

Mesmo mediante a estas considerações, a ausência de detalhes na literatura, admitidos para obtenção do modelo reduzido do sistema IEEE 14 barras, impossibilitou o emprego dos EEs trifásicos para este caso. Logo, serão analisadas formulações clássicas dos EE, utilizando a modelagem por valores médios.

A sistemática de avaliação descrita no Capítulo 3 foi então aplicada, levando em consideração a presença de ruídos independentes em cada sensor. Com o intuito de alcançar conclusões estatisticamente mais robustas, os resultados são apresentados considerando 100 simulações de Monte Carlo.

Por conseguinte, os valores de referência adotados para este sistema de teste são baseados nos resultados do FP monofásico. Além da métrica de MAE (5.1), que é usada para avaliar a dispersão das estimativas das variáveis de estado ( $\hat{x}$ ), estima-se a quantidade de  $\sigma$ -erro remanescente das grandezas retornadas pelo EE ( $z^{estimado}$ ) conforme a equação 5.3:

$$\sigma_{erro} = \frac{|z^{ref} - z^{estimado}|}{\sigma^{cal}}, \quad (5.3)$$

onde  $z^{ref}$  representa os valores de referência das medidas e  $\sigma^{cal}$  o desvio padrão calculado utilizado para compor as matrizes de ponderação ( $R_\sigma$  e  $C_z$ ).

Destaca-se que a os resultados apresentados nessa seção deram origem a duas publicações: [Oliveira \*et al.\* \(2022\)](#) e [Oliveira, Melo e London \(2023\)](#).

### 5.1.1 Sistema IEEE 14 Barras - Plano de Medição 1

Para avaliar as ferramentas de EE no sistema teste IEEE 14 barras, quatro casos serão considerados fazendo uso do plano de medição redundante ilustrado na Figura 18 e denominado "Plano de medição 1". Ressalta-se que as medidas  $P_7, P_8, Q_7$  e  $P_{7-8}$  são medidas virtuais.

No caso 1 são analisadas as técnicas de EESEP na presença apenas de ruídos limitados em  $\pm 3\sigma$ . No caso 2, além de cenários compostos por ruídos nos sinais dos sensores, acrescenta-se um EG no TP da barra 1, fase A, quantificado em  $15\sigma$ .

Com o objetivo de avaliar os métodos considerando um EG pós-processamento das medidas (EG simples), dado um cenário com a presença de ruídos nos sensores limitados em  $\pm 3\sigma$ , o caso 3 avalia o comportamento dos EEs, imputando também um EG mensurado em  $10\sigma$  na medida de injeção de potência ativa da barra 1 ( $P_{i1}$ ).

Por fim, no caso 4, simula-se um EG de  $20\sigma$  no TC da barra 1 fase A, somados a ruídos aleatórios limitados em  $\pm 3\sigma$  nos sensores.

A Figura 19 exhibe a informação do MAE através do "boxplot" considerando os 100 eventos, de cada estudo de caso, agrupado por tipo de variável de estado. As unidades de medida das variáveis  $\hat{V}$  estão em pu e de  $\hat{\theta}$  em graus.

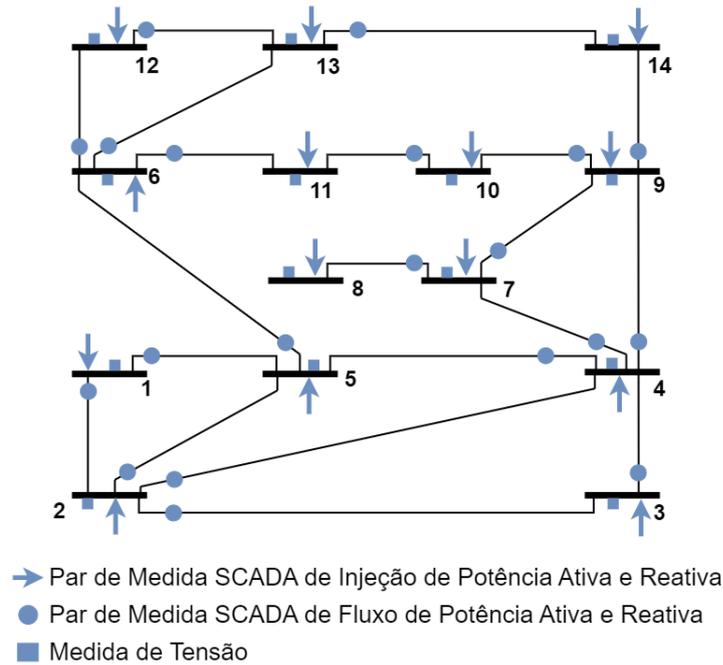


Figura 18 – Plano de medição 1 - Sistema IEEE 14 barras

Fonte: Elaborada pela Autora.

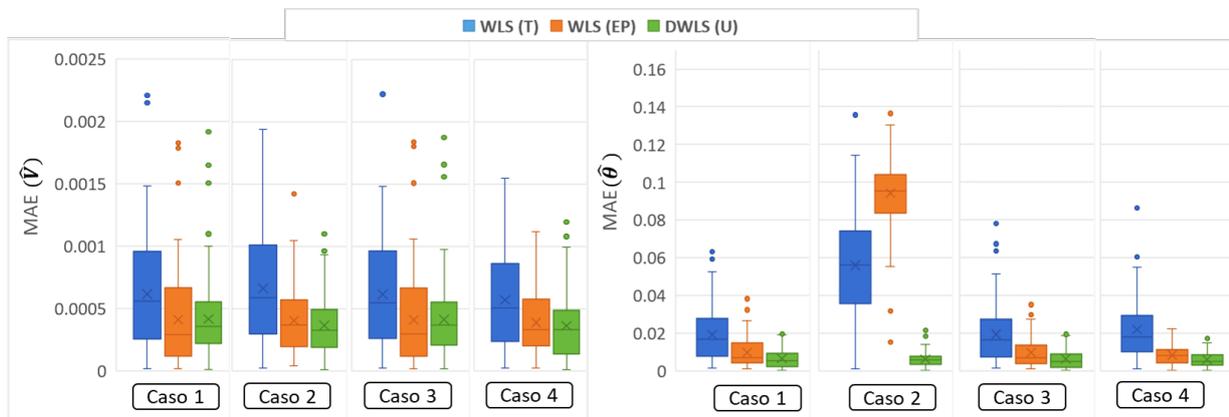


Figura 19 – MAE das variáveis estimadas para o sistema IEEE 14 barras - Plano de medição 1

Fonte: Elaborada pela Autora.

Em observação a Figura 19, nota-se que o EE DWLS apresenta um MAE menor que os métodos que fazem uso de uma matriz de ponderação diagonal, mesmo para o caso 3 (EG independente na medida processada). Consta-se também que a diferença de MAE entre os métodos é mais significativa nas componentes angulares.

Com base no conjunto de medidas computadas pós-estimação ( $\hat{z}$ ) nota-se que a acurácia da estimativa está diretamente ligada ao processamento dos EGs. Posto isso, a Figura 20 trás uma análise quantitativa de  $\sigma$ -erro remanescente nas grandezas estimadas, utilizando a expressão (5.3) para cada medida ( $z$ ).

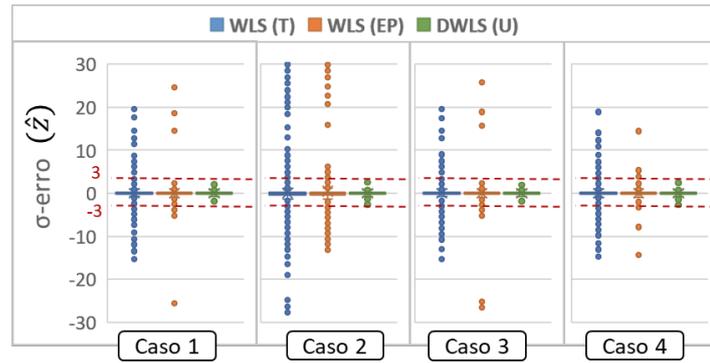


Figura 20 – Quantificação de  $\sigma$ -erro em  $\hat{z}$  para o sistema teste de 14 barras - Plano de medição 1

Fonte: Elaborada pela Autora.

É notável a eficácia do EE DWLS(U) na detecção de EGs dentro da faixa de  $\pm 3\sigma$ , justificando o MAE reduzido. Entretanto, em relação aos falsos positivos, o EE DWLS(U) no caso 3 indicou repetidamente a medida  $Q_{i1}$  como portadora de EG de forma incorreta, devido à alta correlação entre as medidas.

### 5.1.2 Sistema IEEE 14 Barras - Plano de Medição 2

Para avaliar o desempenho das ferramentas em situações diante de um número limitado de medidas no sistema, um plano de medição similar ao apresentado no trabalho de (MASSIGNAN; MELO; LONDON, 2020) foi considerado.

Sendo assim, o segundo plano de medição para o sistema teste IEEE 14 barras é exposto na Figura 21.

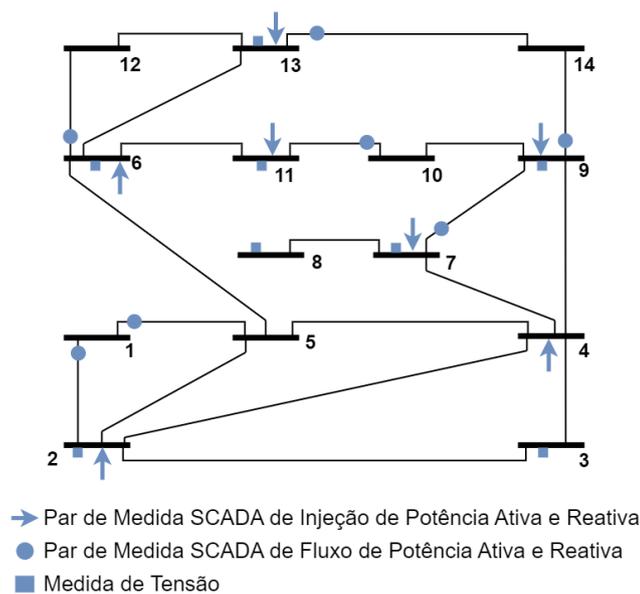


Figura 21 – Plano de medição 2 - Sistema IEEE 14 barras

Fonte: Elaborada pela Autora.

À vista disso, foram avaliados dois casos neste cenário. Para o caso 5, foi considerada a presença de ruídos nos sensores limitados a  $\pm 3\sigma$ , juntamente com um EG de  $15\sigma$  no TP da barra 9 fase A. Enquanto no caso 6, também admitiu-se os ruídos nos sensores e um EG simples de  $10\sigma$  na medida de injeção de potência ativa da barra 11 ( $P_{11}$ ).

Para fins comparativos, os resultados são apresentados e analisados sob a perspectiva do MAE das variáveis de estado (Figura 22) e da quantificação do  $\sigma$ -erro em  $\hat{z}$  para as medidas fornecidas pelo sistema (Figura 23).

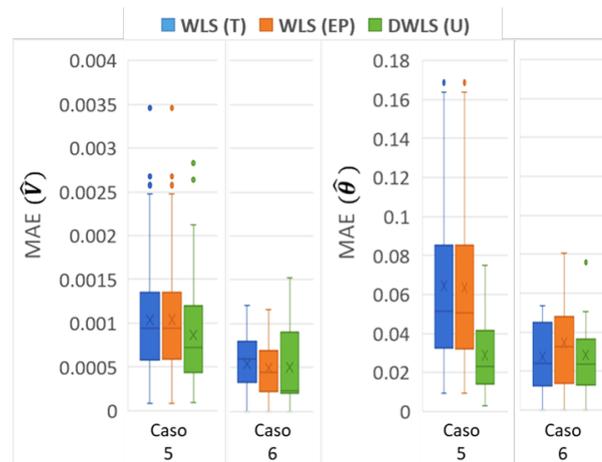


Figura 22 – MAE da variáveis estimadas para o sistema IEEE 14 barras - Plano de medição 2

Fonte: Elaborada pela Autora.

Os resultados demonstram uma redução na acurácia dos EEs, se comparado aos testes utilizando o plano de medição 1, inclusive do EE DWLS que faz uso da informação de correlação.

Posto isso, a Figura 23 exhibe as medidas computadas pós-estimação ( $\hat{z}$ ), confirmando a perda da acurácia da estimativa pelo resquício de EG dentro do processo para todas as técnicas.

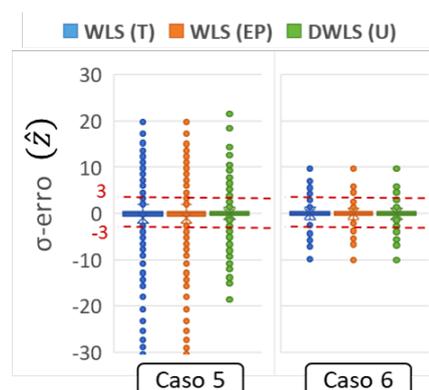


Figura 23 – Quantificação de  $\sigma$ -erro em  $\hat{z}$  para o sistema teste de 14 barras - Plano de medição 2

Fonte: Elaborada pela Autora.

Destaca-se que apesar de o método DWLS não ter apresentado um aumento significativo na acurácia das estimativas na disponibilização de um número menor de medidas, houve uma melhora na resposta do número do condicionamento numérico da matriz ganho quando se faz uso da informação de correlação. A melhoria computada está na ordem de  $10^2$  para o sistema de 14 barras (sendo a ordem calculada  $\kappa = 10^5$  ao empregar  $C_z$ ). Posto isso, o progresso foi constatado comparando com o resultado do trabalho de (MASSIGNAN; MELO; LONDON, 2020) com  $\kappa = 10^7$ , o qual adota um plano de medição similar.

## 5.2 Testes em Rede Assimétrica e Equilibrada

Nesta sessão, as ferramentas aplicadas na EESEP são avaliadas considerando uma parte importante do SIN. A porção considerada é composta por 27 barramentos, linhas razoavelmente assimétricas e cargas equilibradas (as cargas foram consideradas equilibradas para fins de análise e não representam a situação real).

A Figura 24 ilustra a topologia do sistema, em que cada ramificação no diagrama unifilar representa três fases (A, B e C). Devido à política de privacidade da empresa envolvida, descrições e parâmetros detalhados da rede não podem ser divulgados.

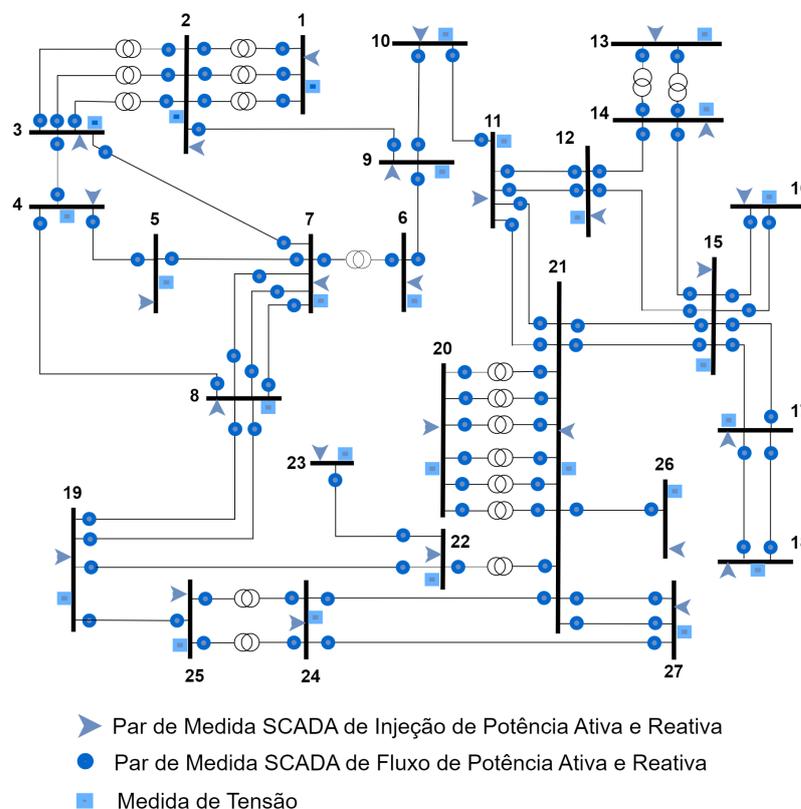


Figura 24 – Plano de medição para um fragmento do sistema elétrico brasileiro com 27 barras

Fonte: Elaborada pela Autora.

O sistema apresentado na Figura 24 foi validado mediante a solução do FP trifásico. Posto isso, o resultado do FP foi admitido como referência para avaliar a performance dos EEs.

Nesse contexto, no qual há informações e parâmetros por fase, as seis técnicas mencionadas no início do capítulo serão aplicadas e comparadas.

Ao comparar ferramentas monofásicas e trifásicas, é considerado que as estimativas das técnicas monofásicas - WLS(T), WLS(T-FE), WLS(EP), DWLS(U) - estão associadas à fase A. Portanto, é necessário assumir que as variáveis de estado das fases B e C possuem a mesma magnitude e uma componente angular defasada de  $120^\circ$ . Com isso, os resultados das variáveis serão julgados por fase.

Semelhante à sessão anterior, foram realizadas 100 simulações de Monte Carlo para calcular o MAE das variáveis de estado. Além disso, uma análise quantitativa de medidas identificadas como portadoras de EGs no processo é fornecida, expressando os resultados em termos percentuais em relação ao número total de medidas do sistema.

Os testes no sistema de 27 barras, representado na Figura 24, consideraram ruídos limitados a  $\pm 2\sigma$  na avaliação. Houve uma redução da faixa de ruídos em relação ao sistema teste IEEE 14 barras, que empregava  $\pm 3\sigma$ , com o intuito de diminuir a taxa de tratamento de medidas suspeitas de EG. Posto isso, é essencial destacar que a soma de ruídos, especialmente dos sensores, pode resultar em medições com erros significativos, mesmo com desvios inferiores ao limiar definido como EG.

Os estudos de caso são divididos em duas subseções. Na seção 5.2.1 apresentam-se os resultados obtidos considerando ruídos e EGs pós-computação das grandezas, i.e, simulando erros não correlacionados. Por vez, na seção 5.2.2, avalia-se cenários com ruídos e EGs oriundos dos sensores, resultando assim em erros múltiplos interativos nas medidas.

### ***5.2.1 Avaliação de Cenários com Múltiplos Ruídos e EGs Independentes***

Dois casos são considerados para avaliar o desempenho dos EEs, no contexto de ruídos e EGs não correlacionados, também conhecidos na literatura como EGs simples.

No primeiro caso, são emulados apenas ruídos nas medidas fornecidas ao EE, limitados a  $\pm 2\sigma$ . No segundo caso, além de ruídos aleatórios e independentes limitados a  $\pm 2\sigma$ , é adicionado um EG simples de  $10\sigma$  na medida de injeção de potência da barra 10, fase A.

A Figura 25 apresenta o valor de MAE assumindo os valores por fase das variáveis de estado, considerando os 100 eventos.



Figura 25 – MAE da variáveis estimadas para o sistema 27 barras assimétrico e equilibrado - Caso 1 e 2

Fonte: Elaborada pela Autora.

Nos modelos monofásicos e em ambos os casos, observa-se um desempenho semelhante entre os quatro estimadores avaliados. Destaca-se também a discrepância no MAE por fase, em que as estimativas da fase C apresentam menor erro absoluto. Essa disparidade pode ser explicada pelo fato de que os EEs, que utilizam uma abordagem simplificada, consideram a mesma magnitude de tensão para ambas as fases e pressupõem componentes angulares com uma diferença de fase de  $120^\circ$  entre elas. Contudo, essa representação não é totalmente precisa em sistemas assimétricos ou desbalanceados.

O melhor desempenho dos EEs trifásicos é atribuído à maior completude do modelo, resultando em uma boa consistência estatística das estimativas quando os erros são independentes.

Com o intuito de ampliar a avaliação do cenário 2, além da análise dos valores médios do erro das variáveis de estado, examina-se graficamente a dispersão das estimativas ( $\hat{x}$ ), por meio do "boxplot" da Figura 26 registrando os erros absolutos, e do gráfico de tendência exposto pela Figura 27 com as grandezas estimadas ( $\hat{z}$ ) de potência líquida (somatório das potências injetadas) nas barras 15 e 16.

Considerando os resultados apresentados na Figura 26, confirma-se que para os cenários onde os ruídos não estão correlacionados, os EEs que se baseiam em informações trifásicas apresentam menor dispersão nas estimativa por fase.

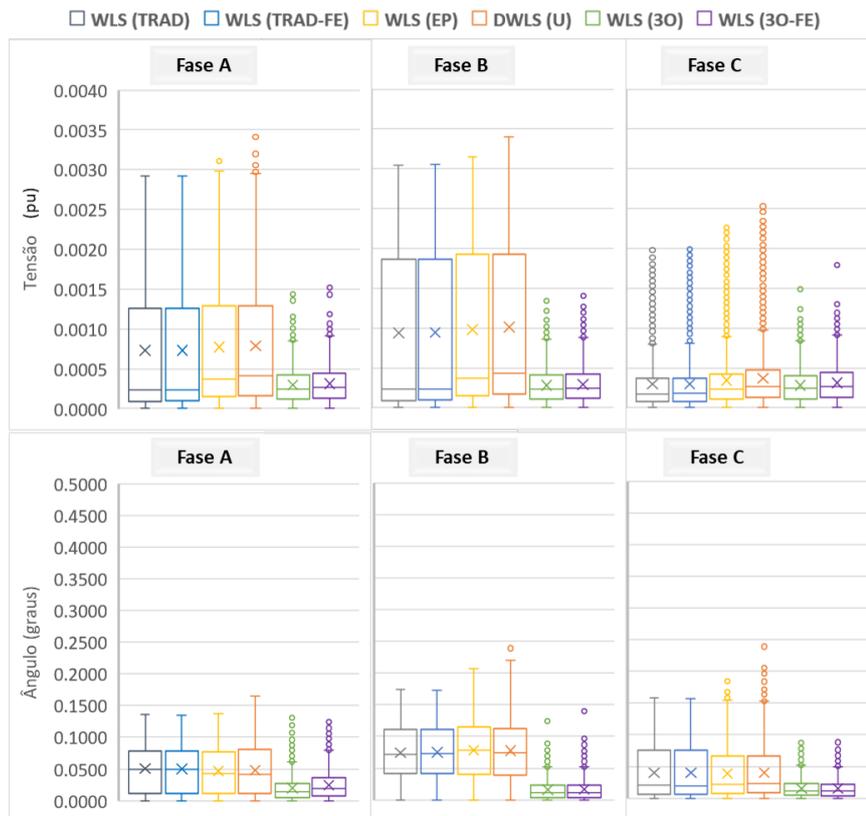


Figura 26 – Boxplot com as informações de erro absoluto de  $\hat{x}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 2

Fonte: Elaborada pela Autora.

Na Figura 27, as estimativas de injeção de potência ativa para duas barras relevantes no sistema são apresentadas, operando em um nível de tensão de 345kV, ao longo de 100 cenários simulados. Vale ressaltar que a barra 15 está associada a uma unidade geradora de 1221MW, enquanto a barra 16 atende a uma demanda de 687,50MW (os valores apresentados são resultados do FP e, conseqüentemente, foram considerados como referência).

Em complemento a Figura 27, a Tabela 5, trás o valor médio das estimativas de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  ao longo dos 100 eventos analisados para o caso 2.

Ao analisar os resultados da EESEP, no caso 2, observa-se que, embora os erros na magnitude da tensão (em pu) e na componente angular (em graus) sejam pequenos, a divergência nas estimativas das medidas de potências trifásicas ( $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$ ), expressa em MW, é mais significativa. Apesar de os valores médios das estimativas de  $\hat{z}$  estarem próximos à referência (conforme constatado pela Tabela 5), ao longo das 100 simulações, as grandezas estimadas apresentaram uma grande variabilidade. Esse fenômeno é mais evidente para as ferramentas monofásicas WLS(EP) e DWLS(U).

Com base no exposto, é pertinente realizar um estudo adicional para avaliar o impacto da imprecisão das estimativas na confiabilidade do sistema e custos adicionais, uma vez que uma barra pode apresentar um consumo aparente de energia diferente do seu consumo efetivo.

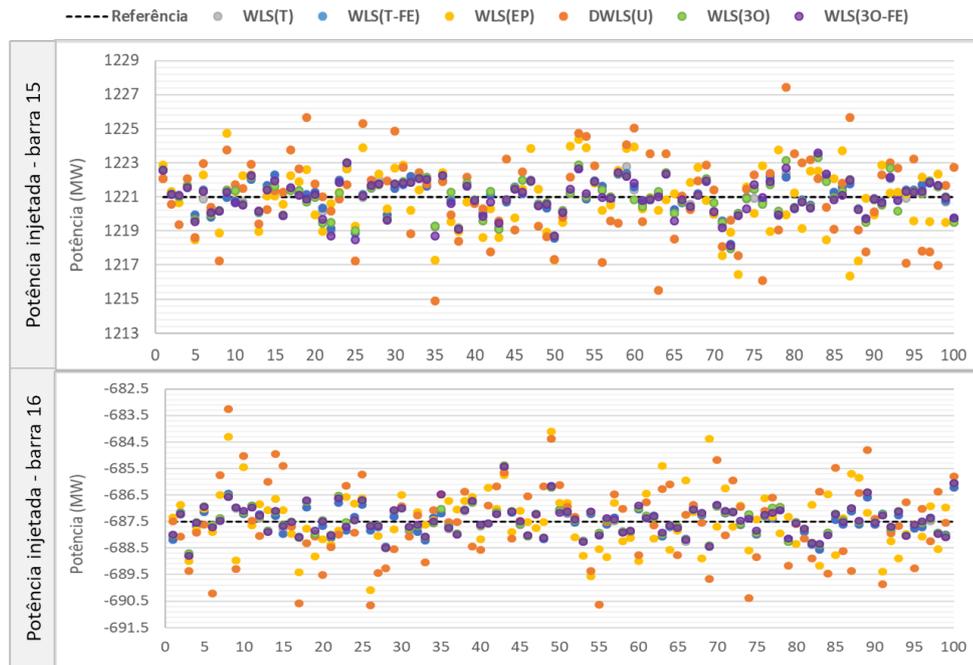


Figura 27 – Estimativas de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 2

Fonte: Elaborada pela Autora.

Tabela 5 – Média de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 2

Estimador	$P_{15}^{3\phi}$ (MW)	$P_{16}^{3\phi}$ (MW)
WLS(T)	1221.00	-687.51
WLS(T-FE)	1221.01	-687.51
WLS(EP)	1220.95	-687.45
DWLS(U)	1221.01	-687.53
WLS(3O)	1221.00	-687.45
WLS(3O-FE)	1220.97	-687.45

Em relação ao número de medidas identificadas na etapa de processamento de EGs, a Figura 28 apresenta a taxa percentual de medições tratadas como portadoras de EGs (eixo Y), ao longo das 100 simulações realizadas (eixo X).

Observando as taxas de tratamento indicadas por cada ferramenta, ressalta-se que mesmo ao restringir os ruídos dentro de  $\pm 2\sigma$ , algumas medições são identificadas com EGs. Nesses cenários em que são emulados ruídos e erros simples e independentes, os apontamentos são explicados pelo fato de as ferramentas utilizarem valores de leitura (que incluem os ruídos) para estimar o desvio padrão, uma vez que, na prática, os valores verdadeiros não são conhecidos.

Para a estratégia de aplicar o fundo de escala para o cálculo da matriz de ponderação, não foi observada uma melhoria nos casos onde há presença apenas de ruídos não correlacionados. No entanto, destaca-se que o processo aprimora o condicionamento numérico da matriz de ganho.

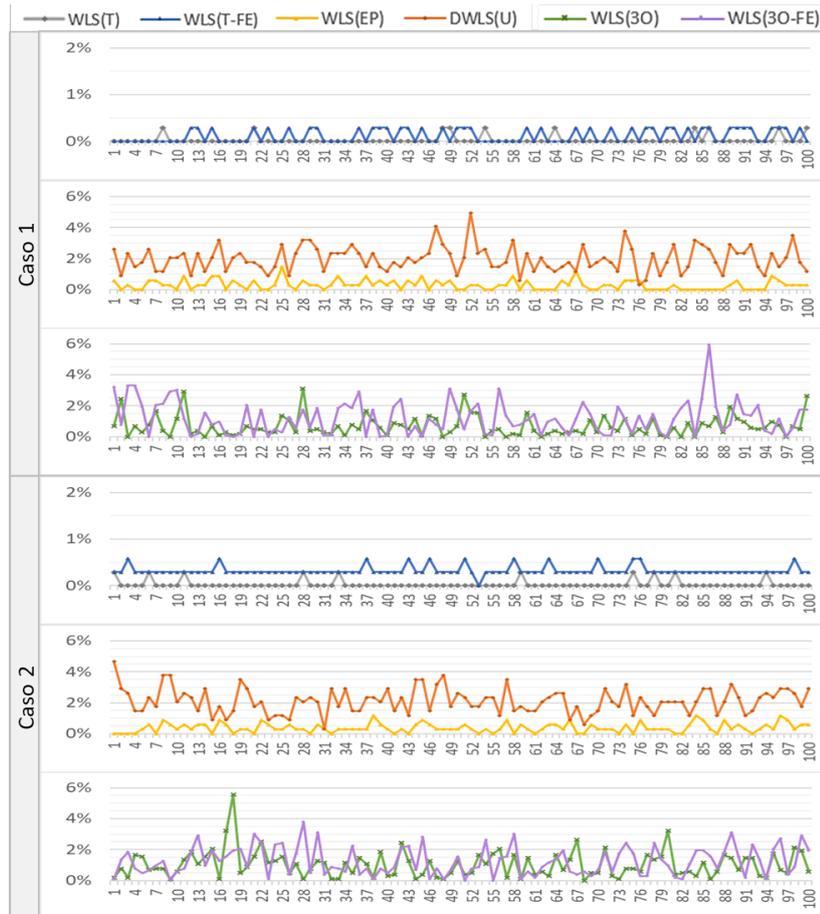


Figura 28 – Número percentual de medidas tratadas como portadoras de EGs para o sistema 27 barras assimétrico e equilibrado - Caso 1 e 2

Fonte: Elaborada pela Autora.

Além disso, quando os ruídos e erros são independentes, os resultados revelaram uma menor taxa de tratamento de medidas suspeitas de EGs nos modelos monofásicos tradicionais, ou seja, nos EEs que empregam as técnicas WLS, WLS(FE), e WLS(EP).

Por conseguinte, o próximo tópico deste trabalho avalia a resposta das ferramentas de EESEP para cenários em que os ruídos são interativos e os erros dependentes.

### 5.2.2 Avaliação de Cenários com Ruídos e EGs Interativos

Nesta seção, são considerados quatro cenários, sendo estes numerados em conformidade com a sequência da seção 5.2.1.

Logo, no caso 3, foram considerados ruídos limitados a  $\pm 2\sigma$  nos sinais de corrente, tensão e em suas componentes angulares. No caso 4, além dos ruídos aleatórios na faixa de  $\pm 2\sigma$ , foi incluído um EG com magnitude de  $20\sigma$  no TP da barra 4, fase A. No caso 5, mantendo o mesmo cenário de ruído, foi adicionado um EG de  $20\sigma$  ao sinal de corrente na fase A do barramento 9. Por fim, no caso 6, há presença de ruídos nos sensores e um EG simples, com magnitude de  $10\sigma$ , na medida de potência ativa injetada na barra 11 fase A.

O MAE das estimativas para cada uma das técnicas é apresentado na Figura 29.

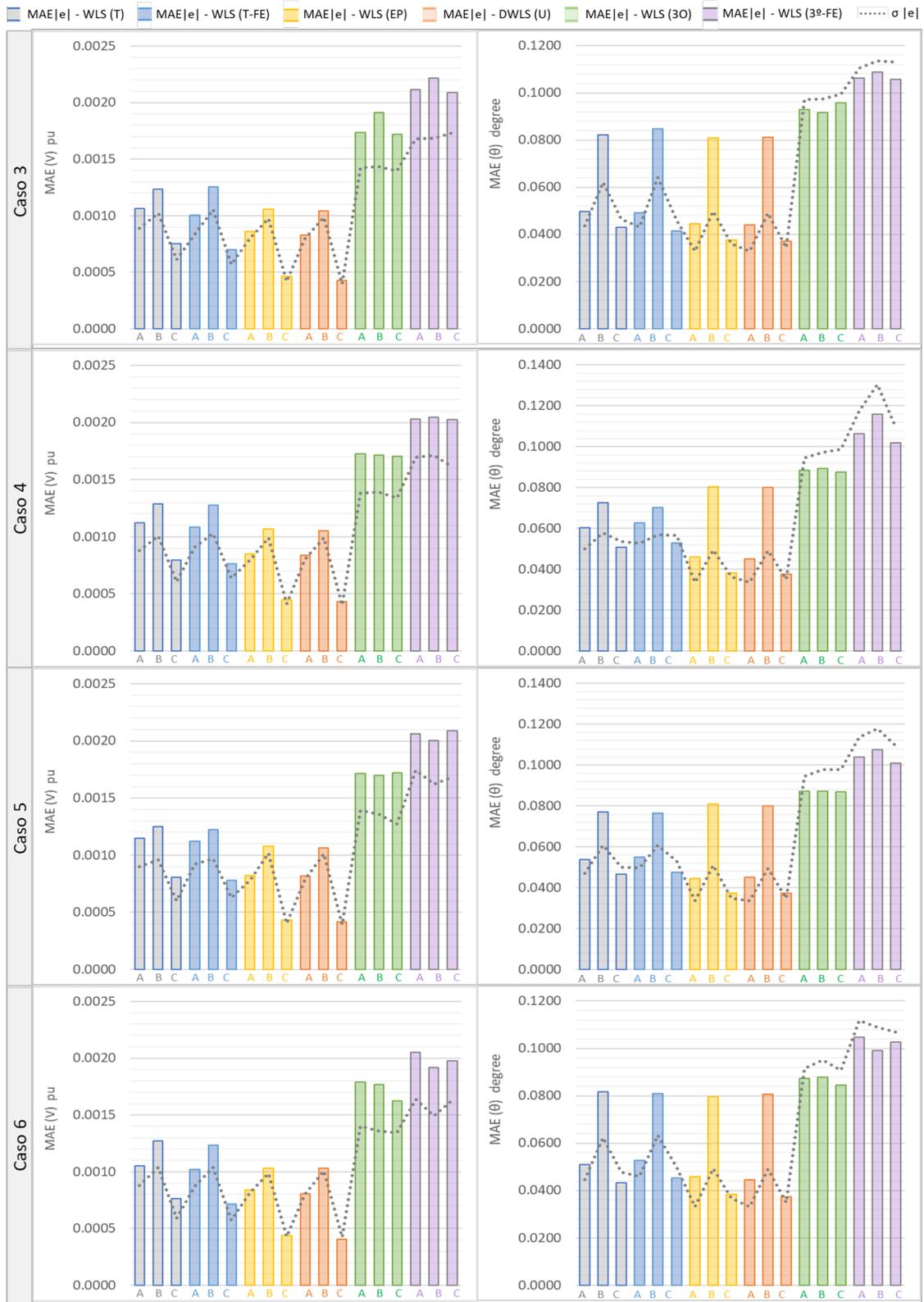


Figura 29 – MAE da variáveis estimadas para o sistema 27 barras assimétrico e equilibrado - Caso 3 ao 6

Em complemento a avaliação do MAE para as variáveis de estado considera-se também o erro absoluto das estimativas dos 100 casos, reunidas no "boxplot" da Figura 30.

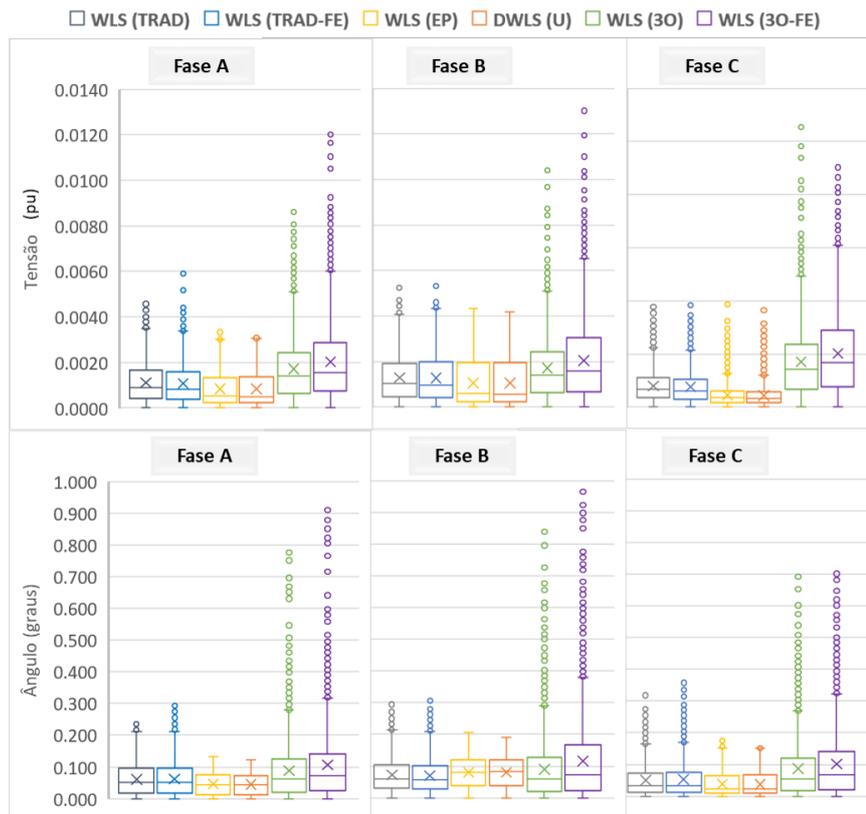


Figura 30 – Boxplot com as informações de erro absoluto de  $\hat{x}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 4

Fonte: Elaborada pela Autora.

As Figuras 29 e 30 ilustram a redução da precisão do EE trifásico devido à presença de ruídos nos sensores e EGs interativos. Esse padrão se repete nos modelos monofásicos, porém com erros de magnitude inferior. Por outro lado, foi possível observar que os EEs que empregam o recurso estatístico no cálculo da matriz  $C_z$  mantiveram seu desempenho.

Em sequência, para o estudo de caso 4, avalia-se as estimativas de injeção líquida de potência ativa da barra 15 e 16. A Figura 31 apresenta o resultado obtidos em 100 simulações. Em complemento, a Tabela 6, trás o valor médio da estimativa  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  ao longo dos 100 eventos mapeados, os valores de referência são, respectivamente, 1221MW e -687,50MW.

Nesse contexto, graficamente, confirma-se a perda de acurácia também nas estimativas de  $(P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi})$  para as ferramentas que utilizam a técnica WLS tradicional. Em contrapartida, observa-se um bom desempenho do EE DWLS(U). Além disso, os valores médios das estimativas de  $\hat{z}$  para todas as ferramentas monofásicas estão mais próximos à referência (conforme constatado pela Tabela 6), ao longo das 100 simulações. Contudo, as modelagens trifásicas apresentam uma grande variabilidade nas estimativas.

Para comparar o desempenho das ferramentas no tratamento de EGs, avalia-se a Figura 32, a qual apresenta a taxa de medidas processadas por serem suspeitas de portar EG (eixo Y) ao longo dos 100 eventos simulados (eixo X).

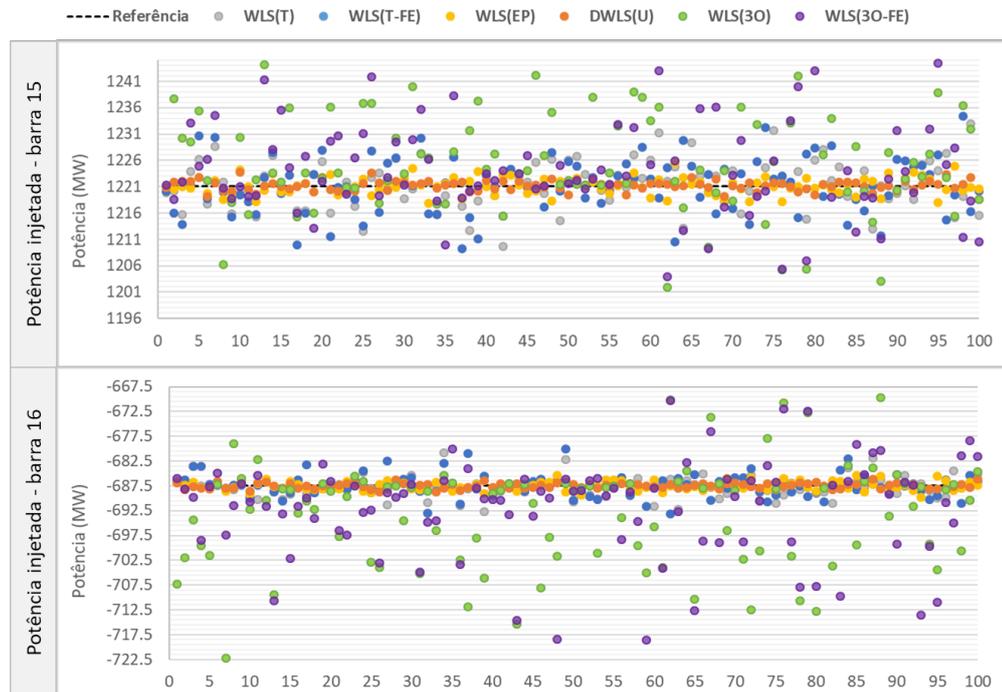


Figura 31 – Estimativas de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 4

Fonte: Elaborada pela Autora.

Tabela 6 – Média de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 4

Estimador	$P_{15}^{3\phi}$ (MW)	$P_{16}^{3\phi}$ (MW)
WLS(T)	1221.46	-687.85
WLS(T-FE)	1221.12	-687.40
WLS(EP)	1221.14	-687.52
DWLS(U)	1221.20	-687.50
WLS(3O)	1227.21	-693.39
WLS(3O-FE)	1226.10	-692.15

Os gráficos demonstram a alta taxa de apontamento de medições quando se emprega as técnicas WLS tradicionais. Destaca-se que o caso 5 e o caso 6 não foram apresentados, pois seu desempenho é similar ao gráfico do caso 3, demonstrando mais uma vez que os ruídos oriundos dos sensores têm um grande impacto no processo de EESEP (caso a aplicação de modelagens incorretas).

Ademais, quando comparado aos casos com ruídos e erros não correlacionados, percebe-se um aumento considerável de medidas identificadas como portadoras de EGs para os estimadores WLS monofásico e trifásico.

No que se refere ao emprego do fundo de escala para computação da matriz de ponderação, para os EE WLS(T) e WLS(3O), observou-se que a estratégia reduz a taxa de processamento de EGs, i.e, dado o ruído nos sensores há mais disparidade entre os valores, assim trabalhando com faixas de fundo de escala se reduz a sensibilidade no tratamento de EGs.

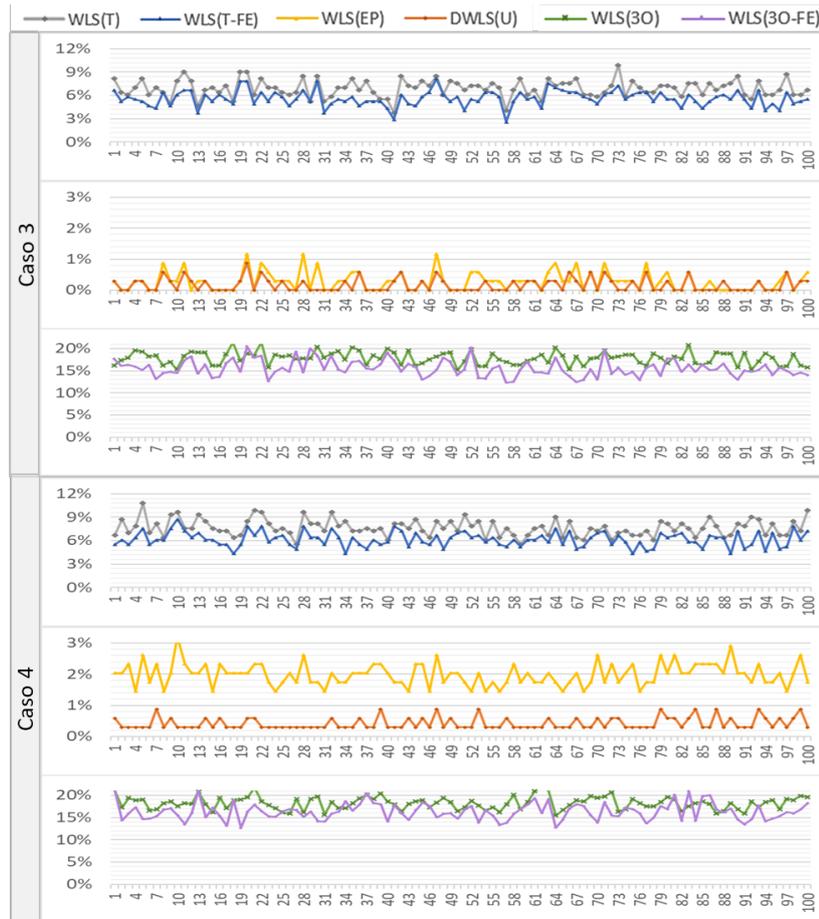


Figura 32 – Número percentual de medidas tratadas como portadoras de EGs para o sistema 27 barras assimétrico e equilibrado - Caso 3 e 4

Fonte: Elaborada pela Autora.

### 5.3 Testes em Rede Assimétrica e Desequilibrada

Com o intuito de avaliar o desempenho das técnicas de EESEP em redes assimétricas desequilibradas, são analisados eventos com a presença simultânea de ruídos e EGs no sistema de 27 barras apresentado na Figura 24, admitindo um desbalanço entre as cargas.

Por conseguinte, para uma representação mais realista do desequilíbrio no sistema, avaliou-se a distribuição estatística dos dados fornecidos pela empresa em um período de 30 dias. Logo, foi obtido desvio padrão percentual das cargas em relação ao valor médio, para cada fase. E uma variável  $u$  assume valor aleatório (mediante ao desvio padrão relativo) limitado em  $\pm 2\sigma$ , para simular um desbalanço.

Posto isso, as cargas são associadas à configuração de equilíbrio utilizada na seção 5.2. Considerando  $P_k^f$  e  $Q_k^f$  como medidas de injeção de potência ativa e reativa, respectivamente, por fase  $f$  na barra  $k$ , o fator de desequilíbrio é introduzido através da variável computacional  $u$  (distinta para cada fase e barramento). As equações a seguir expressam o procedimento:

$$\begin{aligned} P_{\theta_k}^f &= P_k^f(1+u) \\ Q_{\theta_k}^f &= Q_k^f(1+u) \end{aligned} \quad (5.4)$$

Diante do desequilíbrio assumido, foi utilizada a solução do FP trifásico. Consequentemente, esse resultado foi adotado como referência para avaliar o desempenho dos EEs.

Os estudos de caso considerados para assimetria e desequilíbrio são dois: i) com ruídos independentes inseridos pós processamento das grandezas, limitados em  $\pm 2\sigma$ , e a inclusão de um EG de  $10\sigma$  na medida  $P_{10}$ ; ii) com a presença de ruídos nos sinais de corrente, tensão e em suas componentes angulares, somados a um EG de  $20\sigma$  no sinal de tensão da barra 4 fase A. Os casos são numerados, respectivamente, como 7 e 8, dando continuidade à avaliação realizada no sistema de 27 barras.

Para efeitos comparativos, as análises são conduzidas utilizando os mesmos critérios da seção anterior, e as considerações são feitas com base em 100 simulações de Monte Carlo.

### 5.3.1 Avaliação do Cenário com Múltiplos Ruídos e EGs Independentes

No contexto de redes assimétricas com cargas desequilibradas, considerou-se ruídos no conjunto de grandezas elétricas identificadas no plano de medição, sendo os ruídos independentes e limitados em  $\pm 2\sigma$ . Somado a isso um EG de  $10\sigma$  é incluído na medida  $P_{10}$ .

Com isso, avalia-se o desempenho dos EEs sob a óptica do MAE, dado pela Figura 33, e do erro absoluto das estimativas de  $\hat{x}$  considerando 100 simulações, exposto na Figura 34.

Os resultados evidenciam uma degradação nas estimativas ao se empregar modelos monofásicos em situações de desequilíbrio de carga. Além disso, em comparação com os resultados do caso 2, no caso 7 observa-se um aumento do MAE, aproximadamente 5 vezes maior, nas variáveis de estado estimadas para o sistema. Esse fenômeno é justificado pelo cenário de desequilíbrio de cargas, que impacta diretamente os modelos que assumem a hipótese de assimetria e equilíbrio.

Por outro lado, os EEs que empregam a modelagem trifásica mantiveram seu desempenho no contexto de ruídos e erros independentes, pois são considerados modelos mais completos e capazes de mapear melhor o desbalanço do sistema.

As estimativas de injeção líquida de potência ativa das barras 15 e 16, ao longo dos 100 eventos do caso 7, são comparadas na Figura 35.

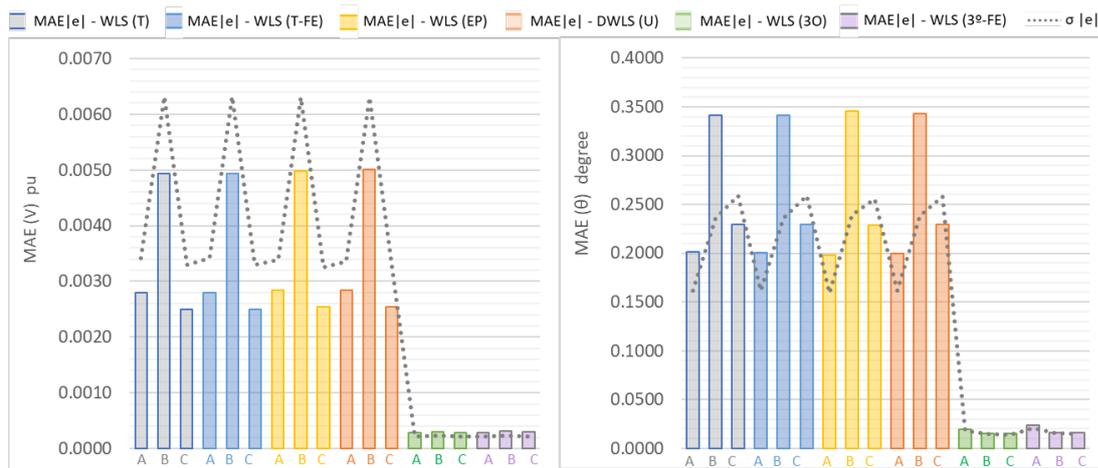


Figura 33 – MAE da variáveis estimadas para o sistema 27 barras assimétrico e desequilibrado - Caso 7

Fonte: Elaborada pela Autora.

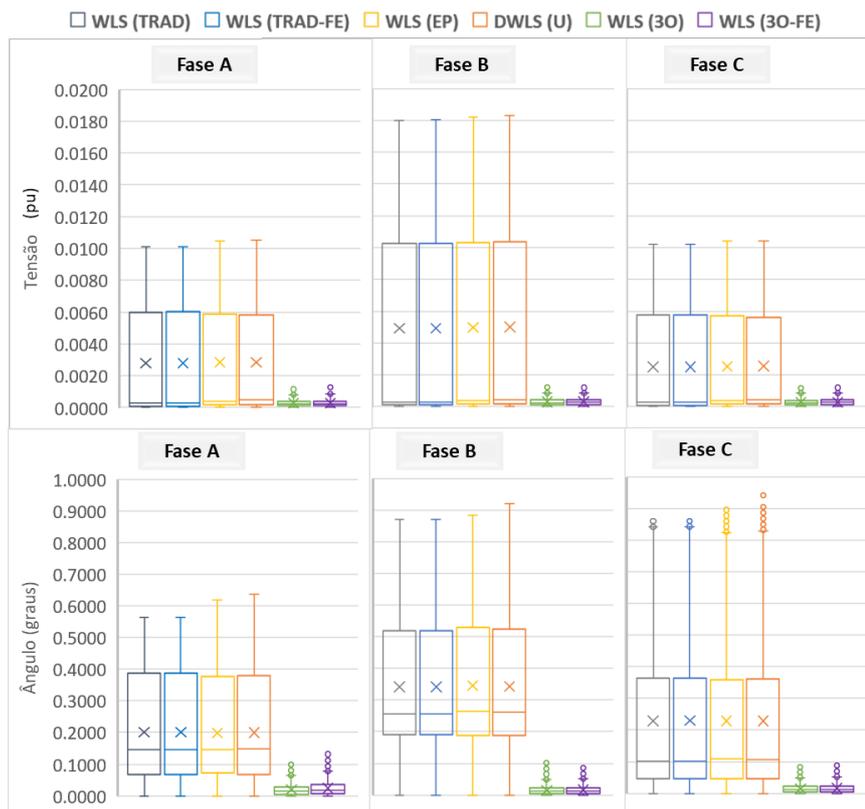


Figura 34 – Boxplot com as informações de erro absoluto de  $\hat{x}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 7

Fonte: Elaborada pela Autora.

Destaca-se que, para o sistema desequilibrado, as potências trifásicas líquidas nas barras 15 e 16 são, respectivamente, 1215 MW e -689,5 MW. Em observação aos gráficos de tendência apresentados na Figura 35, nota-se uma menor dispersão (dado os valores de referência) das estimativas referentes aos modelos trifásicos.

Em complemento a Figura 35, a Tabela 7, trás o valor médio das estimativas de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  ao longo dos 100 eventos analisados para o caso 7.

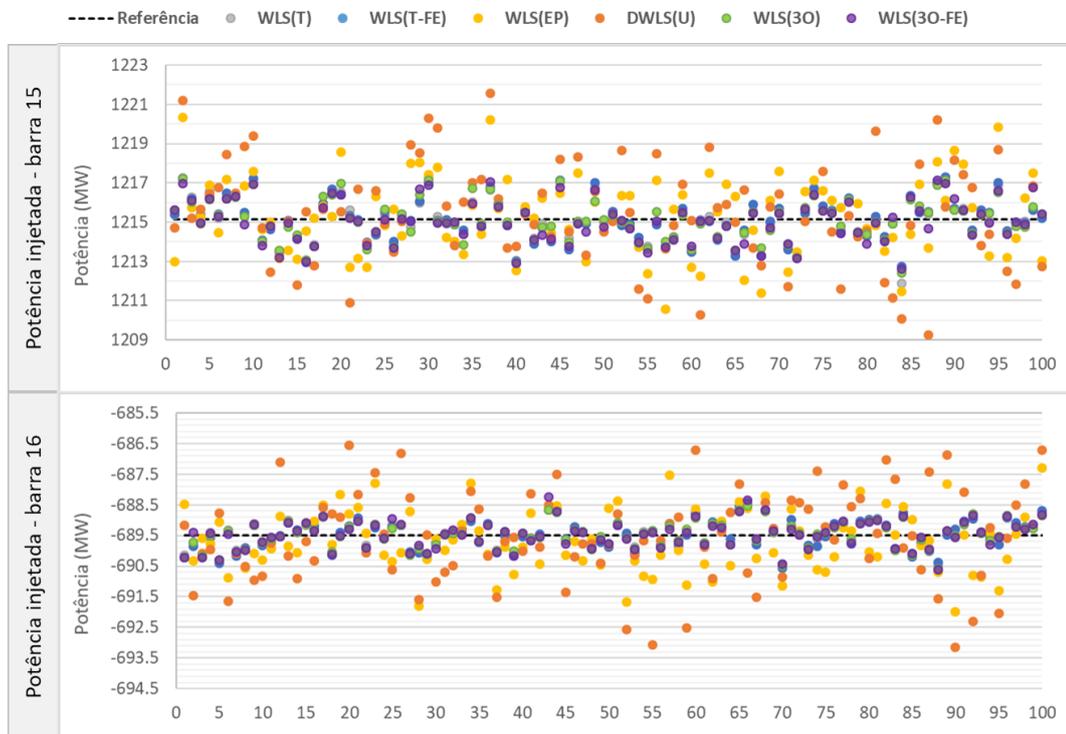


Figura 35 – Estimativas de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 7

Fonte: Elaborada pela Autora.

Tabela 7 – Média de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 7

Estimador	$P_{15}^{3\phi}$ (MW)	$P_{16}^{3\phi}$ (MW)
WLS(T)	1215.10	-689.45
WLS(T-FE)	1215.12	-689.46
WLS(EP)	1215.38	-689.70
DWLS(U)	1215.42	-689.54
WLS(3O)	1215.09	-689.47
WLS(3O-FE)	1215.03	-689.46

Por fim, é realizada a análise quantitativa das medidas tratadas como indicativas de EGs para o estudo de caso 7. A Figura 36 apresenta a taxa percentual de medições processadas como portadoras de EGs (eixo Y), ao longo das 100 simulações realizadas (eixo X).

Ao analisar as informações da Figura 36, evidencia-se, mais uma vez, um número percentual reduzido de medidas identificadas como portadoras de EGs, com valor médio igual ou inferior a 2% para todas as ferramentas. Isso reforça a eficácia do modelo quando se aplicam as sistemáticas de avaliação, admitindo erros independentes.

Para a estratégia de aplicar o fundo de escala para o cálculo da matriz de ponderação, não foi observada uma melhoria nos casos onde há presença apenas de ruídos não correlacionados.

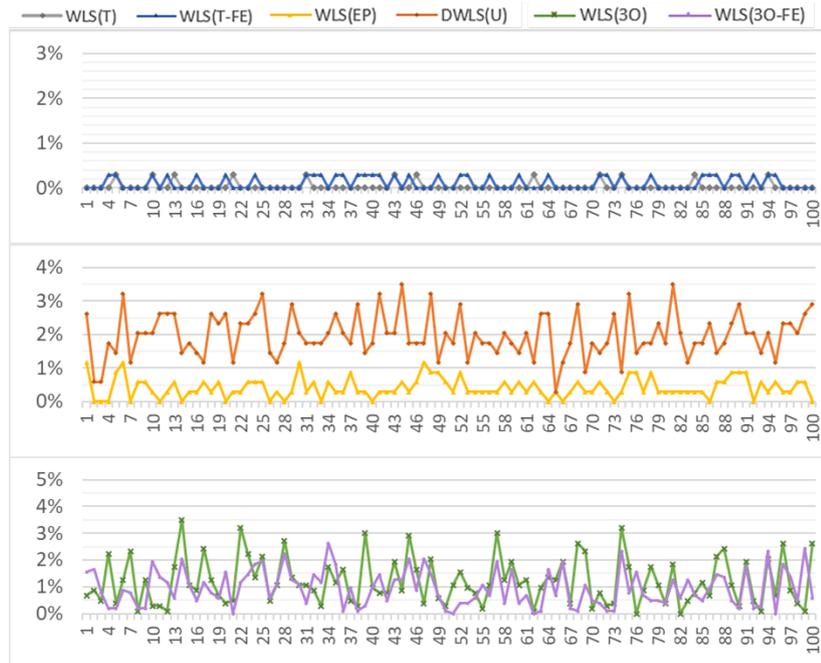


Figura 36 – Número percentual de medidas tratadas como portadoras de EGs para o sistema 27 barras assimétrico e desequilibrado - Caso 7

Fonte: Elaborada pela Autora.

Posto isso, o próximo tópico deste trabalho avalia a resposta das ferramentas EESEP para o sistema assimétrico e desequilibrado, onde existem ruídos interativos.

### 5.3.2 Avaliação do Cenário com Ruídos e EGs Interativos

Este estudo de caso avaliará o comportamento dos EEs em uma rede assimétrica e desequilibrada, considerando ruídos e EGs oriundos de sensores (ocasionando erros múltiplos interativos nas medidas).

O cenário se destaca por sua representação mais próxima a um contexto prático. Contudo, a consideração conjunta de desequilíbrio, assimetria e erros dependentes, geralmente não é encontrada na literatura devido às convenções tradicionalmente assumidas.

Dado isso, a Figura 37 trás a informação do MAE para as variáveis de estado estimadas por fase. A dispersão dos erros absolutos de  $\hat{x}$ , considerando as 100 simulações, pode ser visualizada pela Figura 38.

Os resultados apresentados na Figura 37 evidenciam o aumento do MAE, em comparação com o caso 7, no qual existiam apenas erros aleatórios e independentes, nas estimativas de estado realizadas no sistema. O acréscimo é mais evidente para as ferramentas trifásicas, o que pode ser justificado pelas dispersões apontadas no "boxplot" da Figura 38.

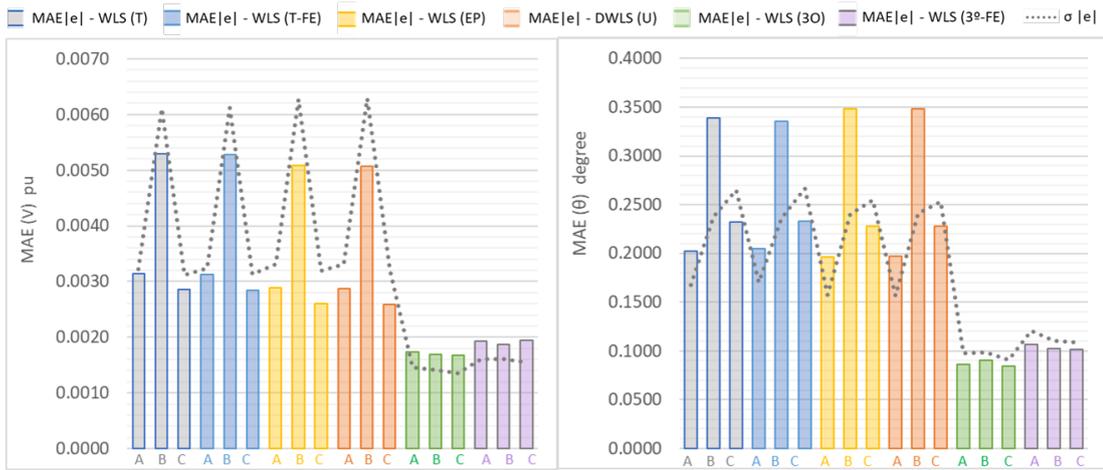


Figura 37 – MAE da variáveis estimadas para o sistema 27 barras assimétrico e desequilibrado - Caso 8

Fonte: Elaborada pela Autora.

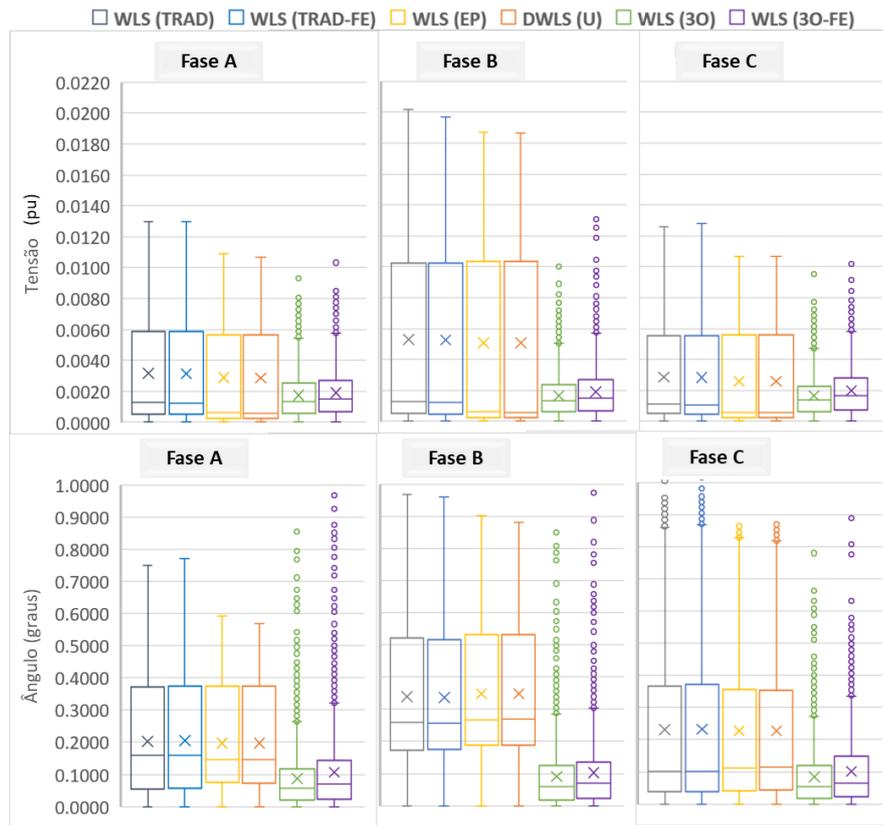


Figura 38 – Boxplot com as informações de erro absoluto de  $\hat{x}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 8

Fonte: Elaborada pela Autora.

Logo, a partir das estimativas obtidas com o conjunto de medidas fornecido aos EEs, é possível avaliar as grandezas estimadas para o estado operativo do sistema. A Figura 39 trás o registro da informação da potência líquida injetada nas barras 15 e 16, para os 100 eventos simulados.

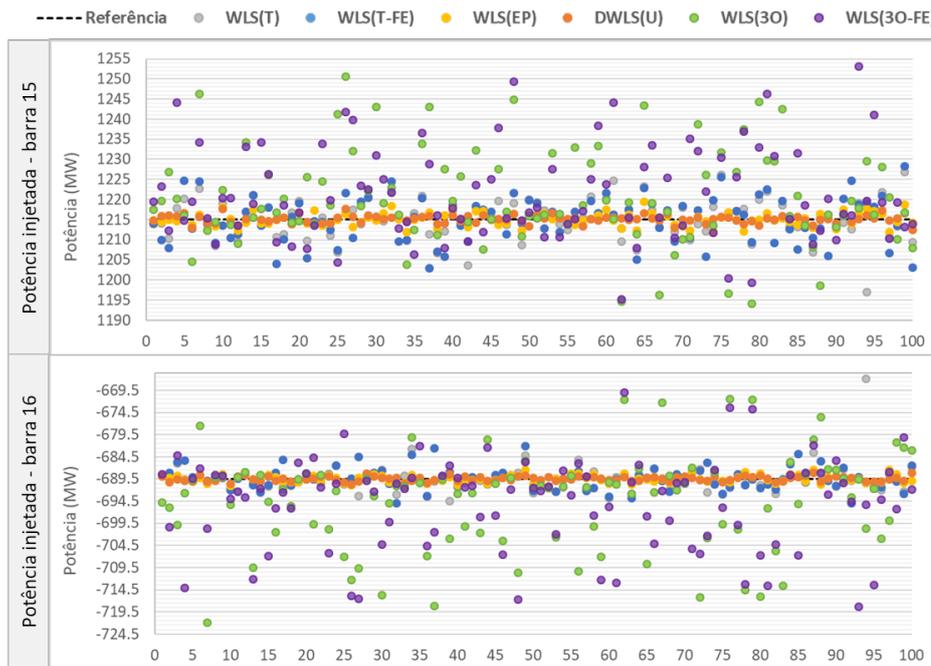


Figura 39 – Estimativas de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 8

Fonte: Elaborada pela Autora.

A Tabela 8 apresenta os valores médios das estimativas de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  ao longo dos 100 eventos analisados para o caso 8.

Tabela 8 – Média de  $P_{15}^{3\phi}$  e  $P_{16}^{3\phi}$  para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 8

Estimador	$P_{15}^{3\phi}$ (MW)	$P_{16}^{3\phi}$ (MW)
WLS(T)	1215.17	-689.54
WLS(T-FE)	1214.91	-689.39
WLS(EP)	1215.09	-689.50
DWLS(U)	1215.12	-689.47
WLS(30)	1220.43	-694.45
WLS(30-FE)	1221.59	-695.38

Os resultados indicam que, embora o MAE geral do sistema (dado na Figura 37) seja menor nos EEs trifásicos, quando olhamos de forma individualizada para algumas barras, as ferramentas trifásicas não mantiveram a acurácia para todos os barramentos (notado na Figura 39 para a potência líquida injetada e na Figura 40 para as variáveis de estado). Logo, para as barras 15 e 16, constatou-se uma menor acurácia para o EE WLS(30) e EE WLS(30-FE), seguidos do EE WLS(T) e do EE WLS(T-FE), onde ambos adotam uma matriz de ponderação diagonal.

Avaliando o desempenho das ferramentas, sob a ótica da taxa de medidas tratadas como portadoras de EGs, a Figura 41 trás os resultados das 6 ferramentas para o estudo de caso 8. Sendo assim, os gráficos amostram o percentual de medições processadas como portadoras de EGs (eixo Y), ao longo das 100 simulações realizadas (eixo X).

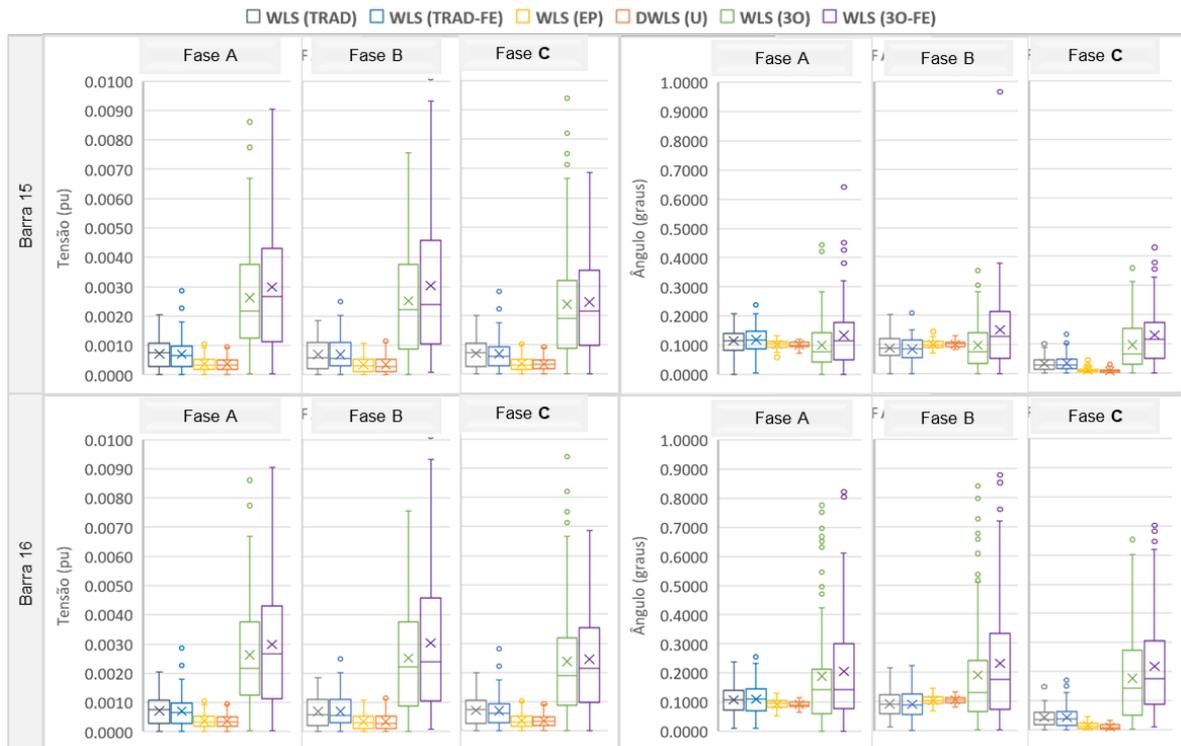


Figura 40 – Boxplot com o erro absoluto das estimativas de estado da barra 15 e 16 em para 100 simulações de Monte Carlo - Caso 8

Fonte: Elaborada pela Autora.

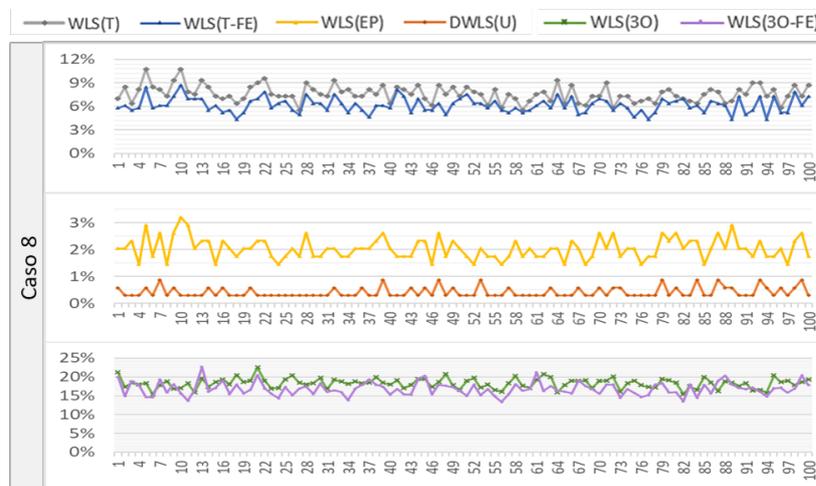


Figura 41 – Número percentual de medidas tratadas como portadoras de EGs para o sistema 27 barras assimétrico e desequilibrado - Caso 8

Fonte: Elaborada pela Autora.

Logo, observam-se taxas percentuais de processamento de EGs mais elevadas para as ferramentas que utilizam a técnica WLS, assumindo a hipótese de independência dos erros por aplicar uma matriz de ponderação diagonal. E destaca-se mais uma vez o EE DWLS(U), por apresentar taxas reduzidas no tratamento de medidas suspeitas de portar EGs, em cenários que envolvem EGs múltiplos interativos.

## 5.4 Considerações do Capítulo

Os resultados apresentados neste capítulo demonstraram que as técnicas de processamento de EGs podem falhar dependendo da natureza do erro (se é no sensor ou na medida). Ademais, a partir dos estudos de caso observou-se que a inclusão de ruídos, ainda que limitados a  $\pm 2\sigma$  nos sinais monitorados por sensores, tem um impacto significativo no processo de EESEP, especialmente nos EEs que empregam a matriz de ponderação diagonal.

Por conseguinte foi possível constatar que o erro de um único sensor pode prejudicar a acurácia das ferramentas de EESEP tradicionalmente utilizadas, o que indica que a hipótese de os ruídos das medidas serem considerados como variáveis aleatórias independentes não é sempre válida.

Dentre as ferramentas avaliadas, duas se destacaram: o EE DWLS(U) e o EE WLS(3O). O EE DWLS(U), ao empregar uma modelagem monofásica, demonstrou uma resposta eficaz na identificação e/ou eliminação do efeito de erros múltiplos interativos. Isso resultou em uma melhoria na estimativa das variáveis de estado quando comparado aos métodos tradicionais no mesmo cenário. Além disso, essa ferramenta apresentou uma baixa taxa de identificação de medidas como indicativas de EGs, o que contribui para um tempo de resposta mais eficiente.

Por outro lado, o EE WLS(3O) se destacou pelo desempenho em situações onde há ruídos não correlacionados e EGs simples. Em relação à precisão das estimativas das variáveis de estado, a ferramenta apresentou melhor desempenho nos casos 1, 2 e 7 (em redes assimétricas e equilibradas/desequilibradas com ruídos e erros não correlacionados).

Ademais, notou-se que a modelagem trifásica contorna melhor os problemas de assimetria e desbalanço de cargas, devido a não simplificação da rede.

No que se refere a estimativa de potências líquidas dos barramentos, o emprego dos EEs tradicionais apresentaram variações significativas (em Mega Watts) tanto em barras de geração como de carga, devido a inexatidão das estimativas. O caso se agrava a medida que ruídos são considerados nos sensores, a rede é assimétrica e desequilibrada.

Por fim, com relação a aplicação da técnica fundo de escala para computar a matriz de ponderação dos EEs WLS e contornar o problema numéricos de disparidade de medidas, quando comparado com a técnica usual observou-se uma redução de acurácia das estimativas. Contudo, a aplicação do fundo de escala tende a melhorar o condicionamento numérico da matriz ganho e reduzir a taxa de apontamento de medidas como suspeitas de portar EG.

---

## CONCLUSÕES

---

A automação e monitoramento do SEP têm como principal objetivo o suprimento de energia elétrica, em obediência à trilogia de continuidade, qualidade e economia de serviço. Para alcançar tal objetivo, é crucial ter acesso a informações em tempo real sobre o estado de operação do SEP que se aproximem ao máximo do estado de operação "verdadeiro", reduzindo assim a possibilidade de tomadas de ações equivocadas.

Nesse contexto, o EE desempenha um papel fundamental na operação em tempo real e no desenvolvimento de estratégias operacionais. Neste trabalho, exploramos diversos cenários para avaliar a modelagem tradicionalmente aplicada na EESEP e revisitamos estudos relevantes, como o de (CARO; CONEJO; MINGUEZ, 2009), que traz considerações importantes sobre a dependência entre erros de medição.

A revisão bibliográfica revelou que as metodologias de avaliação dos estimadores geralmente incorporam usualmente ruídos e EGs nas medidas já processadas, em vez de considerar esses elementos nos sinais que constituem essas medidas. Isso justificaria o desempenho eficaz na avaliação em laboratório de EEs ao empregar uma matriz diagonal para ponderação, assumindo a hipótese de independência entre as medidas.

Para validação das técnicas consideradas, desenvolveu-se um programa computacional capaz de criar cenários de medição variados, incorporando ruídos aleatórios de diversas fontes. Essa abordagem busca simular eventos imprevisíveis no contexto prático, com o objetivo de identificar a ferramenta com mais acurácia nas estimativas.

Além disso, este trabalho se destaca por considerar uma porção do SIN, utilizando dados e parâmetros reais. Dado o contexto, a aplicação de um EE trifásico foi avaliada em um cenário com assimetria nas linhas e desequilíbrio nas cargas, uma área pouco explorada na literatura.

Ante o exposto, os estimadores avaliados empregam a técnica de mínimos quadrados ponderados, tanto para modelagens monofásicas quanto trifásicas. Ademais, as abordagens se diferem na estratégia adotada para computação da matriz de ponderação.

Ao considerar os estudos de caso e diversos contextos, foi constatado que a suposição de independência dos erros de medição nem sempre se mantém válida. Essa suposição compromete não apenas a precisão das estimativas, mas também afeta a etapa de tratamento dos EGs. Diante disso, identificou-se a necessidade crucial de realizar um tratamento apropriado na correção da matriz de ponderação durante o processo de estimação de estado.

É importante destacar os casos nos quais, apesar da ausência de EGs nos sensores, a presença de ruídos gaussianos aleatórios nos sinais de entrada, mesmo que controlados, quando somados, podem resultar em um ruído mais significativo. Isso pode levar à identificação de uma medida sem EG como portadora de EG.

Nesse contexto, o EE denominado DWLS, que leva em consideração a correlação das medidas dentro de uma mesma subestação, aliado à técnica de transformação ortogonal dos resíduos, se destacou em situações com erros provenientes dos sensores. Isso permitiu uma melhoria significativa no tratamento de erros múltiplos iterativos em medidas dentro do processo de EESEP.

Por sua vez, os EEs trifásicos se destacaram pelo excelente desempenho em cenários desafiadores de assimetria e desequilíbrio na rede. Esse destaque se deve à sua modelagem matemática por fase, que não se baseia em suposições de equilíbrio ou simplificações da rede. Além disso, esses EEs confirmaram sua eficiência no tratamento de ruídos e erros não correlacionados nos sistemas avaliados.

## 6.1 Possibilidades Futuras

Considerando os resultados pelo EE trifásico e pelo EE DWLS em diferentes contextos, sugere-se para pesquisas futuras a integração desses dois métodos. Essa abordagem pode resultar em uma ferramenta robusta capaz de lidar com uma variedade de erros, independentemente de suas origens e tipos, contribuindo assim para o avanço das técnicas de EESEP.

Além disso, é relevante realizar uma avaliação do desempenho computacional desses métodos, a fim de julgar sua aplicabilidade em tempo real. Neste contexto, pode-se explorar outras metodologias para obter uma matriz variância-covariância de medidas, buscando alcançar maior precisão com redução dos custos computacionais.

Uma alternativa adicional, para contornar o problema de erros múltiplos iterativos, seria investigar a construção de um estimador de estado diretamente a partir dos sinais dos sensores.

Posto isso, seria pertinente considerar um estudo para avaliar o nível de robustez dos EEs, investigando a relação entre a variabilidade das estimativas e os impactos operacionais do sistema, os quais podem acarretar custos adicionais.

Para o contexto de observabilidade, acredita-se que o uso de uma matriz de ponderação não diagonal não afete as técnicas de observabilidade presentes na literatura, dado que a correlação está restrita às medições da mesma subestação. No entanto, é sugerido uma avaliação mais aprofundada nesse sentido.

Considera-se ainda interessante explorar possíveis relações entre os tópicos do índice de não detecção de erro (índice *UI*), apresentado por [Benedito \*et al.\* \(2014\)](#), considerando informações de correlação. Acredita-se que o estudo permitirá contribuir na análise de erros múltiplos interativos conformativos e não conformativos.

## 6.2 Publicações

Oliveira, L. C.; Melo, V. H.; Oliveira, R.; London, J. B. J. Impacto da hipótese de independência dos erros no processo de estimação de estado. In: SBA. XI Congresso Brasileiro de Automática. Fortaleza, CE, 2022.

Oliveira, L. C.; Melo, V. H.; London, J. B. J. Análise comparativa de estimadores de estado em função da procedência do erro grosseiro. In: SBAI. XVI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente. Manaus, AM, 2023.



## REFERÊNCIAS

---

---

ABUR, A.; EXPOSITO, A. G. **Power system state estimation: theory and implementation**. [S.l.]: CRC press, 2004. Citado 4 vezes nas páginas 30, 32, 34 e 39.

ALBERTINI, M. R. M. C. **Metodologia para depuração off-line de parâmetros série e shunt de linhas de transmissão através de diversas amostras de medidas**. Tese (Tese de Doutorado) — Universidade de São Paulo, São Carlos, 2010. Acesso em: 11 nov. 2023. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18154/tde-20102010-105622/?&lang=pt-br>>. Citado 3 vezes nas páginas 27, 36 e 50.

Analog Devices. **ADE7978 Polyphase Multifunction Energy Metering IC with Per Phase Information**. Accessed: April 5, 2023. <<https://www.analog.com/en/products/ade7978.html#product-overview>>. Citado na página 43.

ARGHIRA, N.; HOSSU, D.; FAGARASAN, I.; ILIESCU, S. S.; COSTIANU, D. R. Modern scada philosophy in power system operation-a survey. **University "Politehnica" of Bucharest Scientific Bulletin, Series C: Electrical Engineering**, Politehnica University of Bucharest, v. 73, n. 2, p. 153–166, 2011. Citado na página 44.

BALU, N.; BERTRAM, T.; BOSE, A.; BRANDWAJN, V.; CAULEY, G.; CURTICE, D.; FOUAD, A.; FINK, L.; LAUBY, M. G.; WOLLENBERG, B. F. *et al.* On-line power system security analysis. **Proceedings of the IEEE**, IEEE, v. 80, n. 2, p. 262–282, 1992. Citado 3 vezes nas páginas 25, 29 e 32.

BENEDITO, R. A.; ALBERTO, L. F. C.; BRETAS, N. G.; JR, J. B. A. L. Power system state estimation: Undetectable bad data. **International Transactions on Electrical Energy Systems**, Wiley Online Library, v. 24, n. 1, p. 91–107, 2014. Citado na página 97.

BENEDITO, R. A. d. S. **Índice de não-detecção de erros grosseiros no processo de estimação de estado em sistemas elétricos de potência**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 29 e 41.

BRETAS, A.; BRETAS, N.; JR, J. B. L.; CARVALHO, B. **Cyber-Physical Power Systems State Estimation**. [S.l.]: Elsevier, 2021. Citado 6 vezes nas páginas 25, 29, 31, 32, 34 e 41.

BRETAS, N. G.; CASTILLO, M. R. M.; LONDON, J. B. A. The innovation concept for parameter error identification and correction using the composed measurements errors in power system state estimation. In: **2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 1–7. Citado na página 49.

BRETAS, N. G.; PIERETI, S. A.; BRETAS, A. S.; MARTINS, A. C. A geometrical view for multiple gross errors detection, identification, and correction in power system state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 28, n. 3, p. 2128–2135, 2013. Citado na página 49.

CARO, E.; CONEJO, A. J.; MINGUEZ, R. Power system state estimation considering measurement dependencies. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 24, n. 4, p. 1875–1885, 2009. Citado 11 vezes nas páginas 26, 27, 43, 50, 51, 55, 56, 57, 58, 59 e 95.

CARO, E.; CONEJO, A. J.; MÍNGUEZ, R.; ZIMA, M.; ANDERSSON, G. Multiple bad data identification considering measurement dependencies. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 26, n. 4, p. 1953–1961, 2011. Citado 8 vezes nas páginas 26, 43, 50, 55, 58, 60, 61 e 68.

CARO, E.; MÍNGUEZ, R.; CONEJO, A. J. Robust wls estimator using reweighting techniques for electric energy systems. **Electric power systems research**, Elsevier, v. 104, p. 9–17, 2013. Citado na página 26.

CARO, E.; MORALES, J. M.; CONEJO, A. J.; MINGUEZ, R. Calculation of measurement correlations using point estimate. **IEEE transactions on power delivery**, IEEE, v. 25, n. 4, p. 2095–2103, 2010. Citado 2 vezes nas páginas 26 e 50.

CARO, E.; VALVERDE, G. Impact of transformer correlations in state estimation using the unscented transformation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 29, n. 1, p. 368–376, 2014. Citado na página 26.

CASTILLO, M. R. M.; LONDON, J. B. A.; BRETAS, N. G. An approach to power system branch parameter estimation. In: **2008 IEEE Canada Electric Power Conference**. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–5. Citado na página 49.

CASTILLO, M. R. M.; LONDON, J. B. A.; BRETAS, N. G.; LEFEBVRE, S.; PRÉVOST, J.; LAMBERT, B. Offline detection, identification, and correction of branch parameter errors based on several measurement snapshots. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 26, n. 2, p. 870–877, 2011. Citado na página 49.

CHOI, D.-H.; XIE, L. Sensitivity analysis of real-time locational marginal price to scada sensor data corruption. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 29, n. 3, p. 1110–1120, 2014. Citado na página 26.

CUTSEM, T. V.; RIBBENS-PAVELLA, M.; MILI, L. Hypothesis testing identification: A new method for bad data analysis in power system state estimation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, IEEE, n. 11, p. 3239–3252, 1984. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 34.

DOBAKHSHARI, A. S.; ABDOLMALEKI, M.; TERZIJA, V.; AZIZI, S. Robust hybrid linear state estimator utilizing scada and pmu measurements. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 36, n. 2, p. 1264–1273, 2021. Citado na página 26.

DOBAKHSHARI, A. S.; AZIZI, S.; PAOLONE, M.; TERZIJA, V. Ultra fast linear state estimation utilizing scada measurements. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 34, n. 4, p. 2622–2631, 2019. Citado na página 26.

EGHBALI, O.; KAZEMZADEH, R.; AMIRI, K. State estimation in multi-area unbalanced distribution networks based on location on real measurements by considering correlation. In: **2019 27th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE)**. [S.l.: s.n.], 2019. p. 559–564. Citado na página 26.

FANTIN, C.; CASTILLO, M.; CARVALHO, B. de; LONDON, J. Using pseudo and virtual measurements in distribution system state estimation. In: **2014 IEEE PES Transmission Distribution Conference and Exposition - Latin America (PES TD-LA)**. [S.l.: s.n.], 2014. p. 1–6. Citado na página 49.

FEITOSA, J. E. **Desenvolvimento de um sistema supervisorio para monitoramento de subestações de energia elétrica**. Dissertação (B.S. thesis) — Universidade Federal do Rio Grande do Norte, 2023. Citado na página 44.

FORTESCUE, C. L. Method of symmetrical co-ordinates applied to the solution of polyphase networks. **Transactions of the American Institute of Electrical Engineers**, IEEE, v. 37, n. 2, p. 1027–1140, 1918. Citado na página 45.

GURBIEL, M.; KOMARNICKI, P.; STYCZYNSKI, Z. A.; GATZEN, F. W.; DZIENIS, C. Merging unit accuracy testing. In: **2009 IEEE Power Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–6. Citado na página 44.

HEBLING, G. M. **A sparse and numerically stable implementation of a distribution system state estimator**. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, São Carlos, 2022. Acesso em: 08 nov. 2023. Disponível em: <<https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18154/tde-27052022-094451/>>. Citado 3 vezes nas páginas 30, 36 e 38.

HEBLING, G. M.; MASSIGNAN, J. A.; JUNIOR, J. B. L.; CAMILLO, M. H. Sparse and numerically stable implementation of a distribution system state estimation based on multifrontal qr factorization. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 189, p. 106734, 2020. Citado na página 38.

HONG, H. An efficient point estimate method for probabilistic analysis. **Reliability Engineering & System Safety**, Elsevier, v. 59, n. 3, p. 261–267, 1998. Citado 3 vezes nas páginas 27, 56 e 57.

JOVICIC, A.; HUG, G. Linear state estimation and bad data detection for power systems with rtu and pmu measurements. **IET Generation, Transmission & Distribution**, IET, v. 14, n. 23, p. 5675–5684, 2020. Citado na página 26.

KEZUNOVI, M.; DJOKI, T.; KOSTI, T. Automated monitoring and control using new data integration paradigm. In: IEEE. **Proceedings of the 38th Annual Hawaii International Conference on System Sciences**. [S.l.], 2005. p. 66a–66a. Citado na página 44.

LOURENÇO, E. M.; JR, J. B. A. L. **Power Distribution System State Estimation**. [S.l.]: IET, 2022. v. 183. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 37.

LU, Z.; WEI, Z.; SUN, Y. Power system dynamic state estimation considering correlation of measurement error from pmu and scada. **Concurrency and Computation: Practice and Experience**, Wiley Online Library, v. 31, n. 10, p. e4726, 2019. Citado na página 26.

MASSIGNAN, J.; MELO, V.; LONDON, J. B. J. Efeitos não-lineares na redundância e observabilidade em estimadores de estado para sistemas elétricos de potência. **Congresso Brasileiro de Automação-CBA**, v. 2, n. 1, 2020. Citado 2 vezes nas páginas 75 e 77.

MASSIGNAN, J. A.; LONDON, J. B.; BESSANI, M.; MACIEL, C. D.; FANNUCCHI, R. Z.; MIRANDA, V. Bayesian inference approach for information fusion in distribution system state estimation. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, v. 13, n. 1, p. 526–540, 2021. Citado na página 25.

- MASSIGNAN, J. A. D. **A Bayesian perspective for distribution system state estimation: theoretical and practical considerations**. Tese (Doutorado) — Universidade de São Paulo, São Carlos, 2021. Acesso em: 08 nov. 2023. Disponível em: <<https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18154/tde-25012023-094926/>>. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 36.
- MELO, V. H. P. de. **Tratamento da referência angular no processo de estimação de estado trifásica em sistemas de distribuição**. Dissertação (Dissertação de Mestrado) — Universidade de São Paulo, São Carlos, 2022. Acesso em: 10 nov. 2023. Disponível em: <<https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18154/tde-19072022-113431/>>. Citado na página 37.
- MEYER, P. **Probabilidade; aplicacoes a estatistica**. [S.l.]: Livros Tecnicos e Cientificos, 1978. Citado 2 vezes nas páginas 56 e 64.
- MONTICELLI, A. Electric power system state estimation. **Proceedings of the IEEE**, v. 88, n. 2, p. 262–282, 2000. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 29.
- MONTICELLI, A.; GARCIA, A. Reliable bad data processing for real-time state estimation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, PAS-102, n. 5, p. 1126–1139, 1983. Citado 2 vezes nas páginas 30 e 39.
- MORAES, R. M. d. *et al.* Cyber-physical power systems state estimation. Programa de Pós-Graduação em Computação, 2009. Citado na página 32.
- MORALES, J. M.; PEREZ-RUIZ, J. Point estimate schemes to solve the probabilistic power flow. **IEEE Transactions on power systems**, IEEE, v. 22, n. 4, p. 1594–1601, 2007. Citado na página 56.
- MORRIS, A. S.; LANGARI, R. **Measurement and instrumentation: theory and application**. [S.l.]: Academic Press, 2011. Citado 6 vezes nas páginas 29, 32, 33, 35, 43 e 58.
- MUSCAS, C.; PAU, M.; PEGORARO, P. A.; SULIS, S. Impact of input data correlation on distribution system state estimation. In: **2013 IEEE International Workshop on Applied Measurements for Power Systems (AMPS)**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 114–119. Citado na página 26.
- MUSCAS, C.; PAU, M.; PEGORARO, P. A.; SULIS, S. a. Effects of measurements and pseudomeasurements correlation in distribution system state estimation. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 63, n. 12, p. 2813–2823, 2014. Citado na página 26.
- NARASIMHAN, S.; JORDACHE, C. **Data reconciliation and gross error detection: An intelligent use of process data**. [S.l.]: Elsevier, 1999. Citado 2 vezes nas páginas 32 e 33.
- OLIVEIRA, L. C.; MELO, V. H.; LONDON, J. B. J. Análise comparativa de estimadores de estado em função da procedência do erro grosseiro. In: SBAI. **XVI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente**. Manaus, AM, 2023. Citado na página 73.
- OLIVEIRA, L. C.; MELO, V. H.; OLIVEIRA, R.; LONDON, J. B. J. Impacto da hipótese de independência dos erros no processo de estimação de estado. In: SBA. **XI Congresso Brasileiro de Automática**. Fortaleza, CE, 2022. Citado 2 vezes nas páginas 36 e 73.
- PAU, M.; PEGORARO, P. A.; SULIS, S. Effects of pmu measurements correlation on state estimation results. In: **2014 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)**. [S.l.: s.n.], 2014. p. 420–425. Citado na página 26.

- SARRI, S. Formulation of the measurement noise covariance matrix in linear state estimation. In: **2018 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)**. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–6. Citado na página 26.
- SCHWEPPE, F. C.; WILDES, J. Power system static-state estimation, part i: Exact model. **IEEE Transactions on Power Apparatus and systems**, IEEE, n. 1, p. 120–125, 1970. Citado 4 vezes nas páginas 25, 29, 34 e 36.
- SEL. **SEL-401 Protection, Automation, and Control Merging Unit**. 2017. Acessado em 04 de fevereiro de 2024. Disponível em: <<https://selinc.com/pt/products/401/docs/>>. Citado na página 44.
- SINGH, R.; PAL, B. C.; VINTER, R. B. Measurement placement in distribution system state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 24, n. 2, p. 668–675, 2009. Citado na página 49.
- STEVENSON, W. D. **Elementos de análise de sistemas de potência**. [S.l.]: McGraw-Hill do Brasil, 1974. Citado na página 45.
- WEG. **Multimedidor de Grandezas Elétricas MMW02**. 2018. Acessado em 22 de agosto de 2022. Disponível em: <<https://www.weg.net/catalog/weg/BR>>. Citado na página 44.
- WERANGA, K.; KUMARAWADU, S.; CHANDIMA, D. **Smart metering design and applications**. [S.l.]: Springer, 2014. Citado na página 43.
- WU, F. F. Power system state estimation: a survey. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 12, n. 2, p. 80–87, 1990. Citado 3 vezes nas páginas 25, 29 e 32.
- ZANGHI, E.; FILHO, M. B. C.; SOUZA, J. C. S. Tratamento trifásico da estimação de estado em subestações. In: SIMPASE. **IX Simpósio de Automação de Sistemas Elétricos**. Curitiba, PA, 2011. Citado na página 44.
- ZHAO, J.; WANG, S.; MILI, L.; AMIDAN, B.; HUANG, R.; HUANG, Z. A robust state estimation framework considering measurement correlations and imperfect synchronization. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 33, n. 4, p. 4604–4613, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 26.



# EQUAÇÕES GENERALIZADAS PARA FLUXO DE POTÊNCIA EQUIVALENTE MONOFÁSICO

## A.1 Equações do Fluxo de Carga

- Fluxos ativos:

$$P_{km} = a_{km}^2 \cdot V_k^2 \cdot g_{km} - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \sin(\theta_{km} + \varphi)$$

$$P_{mk} = V_m^2 \cdot g_{km} - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \cos(\theta_{mk} - \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \sin(\theta_{mk} - \varphi)$$

- Fluxos reativos:

$$Q_{km} = -a_{km}^2 \cdot V_k^2 \cdot (b_{km} + b_{km}^{sh}) + a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \sin(\theta_{km} + \varphi)$$

$$Q_{mk} = -V_m^2 \cdot (b_{km} + b_{km}^{sh}) + a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \cos(\theta_{mk} - \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \sin(\theta_{mk} - \varphi)$$

- Injeção ativos:

$$P_k = \sum_{m \in \Omega_k} V_k^2 \cdot a_{km}^2 \cdot g_{km} - \sum_{m \in \Omega_k} a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi) +$$

$$- \sum_{m \in \Omega_k} a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \sin(\theta_{km} + \varphi)$$

- Injeção reativos:

$$Q_k = -V_k^2 \cdot b_k^{sh} - \sum_{m \in \Omega_k} V_k^2 \cdot (a_{km}^2 \cdot b_{km} + b_{km}^{sh}) + \sum_{m \in \Omega_k} a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi) +$$

$$- \sum_{m \in \Omega_k} a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \sin(\theta_{km} + \varphi)$$

## A.2 Derivadas Parciais das Equações de Fluxo em Relação aos Estados

- Fluxos ativos:

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial \theta_k} = a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{km} + \varphi)$$

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial \theta_m} = -a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi) + a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{km} + \varphi)$$

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial V_k} = 2 \cdot a_{km}^2 \cdot V_k \cdot g_{km} - a_{km} \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi)$$

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial V_m} = -a_{km} \cdot V_k \cdot g_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi)$$

$$\frac{\partial P_{mk}}{\partial \theta_k} = -a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{mk} - \varphi) + a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{mk} - \varphi)$$

$$\frac{\partial P_{mk}}{\partial \theta_m} = a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{mk} - \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{mk} - \varphi)$$

$$\frac{\partial P_{mk}}{\partial V_k} = -a_{km} \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{mk} - \varphi) - a_{km} \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{mk} - \varphi)$$

$$\frac{\partial P_{mk}}{\partial V_m} = 2 \cdot V_m \cdot g_{km} - a_{km} \cdot V_k \cdot g_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{mk} - \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{mk} - \varphi)$$

- Fluxos reativos:

$$\frac{\partial Q_{km}}{\partial \theta_k} = -a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{km} + \varphi)$$

$$\frac{\partial Q_{km}}{\partial \theta_m} = a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi) + a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{km} + \varphi)$$

$$\frac{\partial Q_{km}}{\partial V_k} = -2 \cdot a_{km}^2 \cdot V_k \cdot \left( b_{km} + b_{km}^{sh} \right) + a_{km} \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi)$$

$$\frac{\partial Q_{km}}{\partial V_m} = a_{km} \cdot V_k \cdot b_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi)$$

$$\frac{\partial Q_{mk}}{\partial \theta_k} = a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{mk} - \varphi) + a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{mk} - \varphi)$$

$$\frac{\partial Q_{mk}}{\partial \theta_m} = -a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{mk} - \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{mk} - \varphi)$$

$$\frac{\partial Q_{mk}}{\partial V_k} = a_{km} \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{mk} - \varphi) - a_{km} \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{mk} - \varphi)$$

$$\frac{\partial Q_{mk}}{\partial V_m} = -2 \cdot V_m \cdot \left( b_{km} + b_{km}^{sh} \right) + a_{km} \cdot V_k \cdot b_{km} \cdot \text{cos}(\theta_{mk} - \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{mk} - \varphi)$$

## A.3 Derivadas Parciais das Equações de Injeções em Relação aos Estados

- Injeções ativas:

$$\frac{\partial P_k}{\partial \theta_k} = \sum_{m \in \Omega_k} V_k \cdot V_m \cdot [a_{km} \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot b_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi)]$$

$$\frac{\partial P_k}{\partial \theta_m} = V_k \cdot V_m \cdot [-a_{km} \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi) + a_{km} \cdot b_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi)]$$

$$\frac{\partial P_k}{\partial V_k} = \sum_{m \in \Omega_k} 2 \cdot a_{km}^2 \cdot V_k \cdot g_{km} + V_m \cdot [-a_{km} \cdot g_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi)]$$

$$\frac{\partial P_k}{\partial V_m} = V_k \cdot [-a_{km} \cdot g_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi)]$$

- Injeções reativas:

$$\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_k} = \sum_{m \in \Omega_k} [-a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi)]$$

$$\frac{\partial Q_k}{\partial \theta_m} = a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot b_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi) + a_{km} \cdot V_k \cdot V_m \cdot g_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi)$$

$$\frac{\partial Q_k}{\partial V_k} = -2 \cdot V_k \cdot b_k^{sh} + \sum_{m \in \Omega_k} 2 \cdot a_{km} \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi)$$

$$\frac{\partial Q_k}{\partial V_m} = a_{km} \cdot V_k \cdot b_{km} \cdot \cos(\theta_{km} + \varphi) - a_{km} \cdot V_k \cdot g_{km} \cdot \text{sen}(\theta_{km} + \varphi)$$



## EQUAÇÕES GENERALIZADAS DE FLUXO DE POTÊNCIA ATRAVÉS DE QUADRIPOLOS

### B.1 Equações do Fluxo de Carga

- Fluxos ativos:

$$P_{ps}^j = V_p^j \sum_{i \in \Omega} V_p^i \left( G_{ji}^{pp} \cos \theta_{ji}^{pp} + B_{ji}^{pp} \sin \theta_{ji}^{pp} \right) + V_p^j \sum_{i \in \Omega} V_s^i \left( G_{ji}^{ps} \cos \theta_{ji}^{ps} + B_{ji}^{ps} \sin \theta_{ji}^{ps} \right)$$

$$P_{sp}^j = V_s^j \sum_{i \in \Omega} V_s^i \left( G_{ji}^{ss} \cos \theta_{ji}^{ss} + B_{ji}^{ss} \sin \theta_{ji}^{ss} \right) + V_s^j \sum_{i \in \Omega} V_p^i \left( G_{ji}^{sp} \cos \theta_{ji}^{sp} + B_{ji}^{sp} \sin \theta_{ji}^{sp} \right)$$

- Fluxos reativos:

$$Q_{ps}^j = -V_p^j \sum_{i \in \Omega} V_p^i \left( B_{ji}^{pp} \cos \theta_{ji}^{pp} - G_{ji}^{pp} \sin \theta_{ji}^{pp} \right) - V_p^j \sum_{i \in \Omega} V_s^i \left( B_{ji}^{ps} \cos \theta_{ji}^{ps} - G_{ji}^{ps} \sin \theta_{ji}^{ps} \right)$$

$$Q_{sp}^j = -V_s^j \sum_{i \in \Omega} V_s^i \left( B_{ji}^{ss} \cos \theta_{ji}^{ss} - G_{ji}^{ss} \sin \theta_{ji}^{ss} \right) - V_s^j \sum_{i \in \Omega} V_p^i \left( B_{ji}^{sp} \cos \theta_{ji}^{sp} - G_{ji}^{sp} \sin \theta_{ji}^{sp} \right)$$

## B.2 Derivadas Parciais das Equações de Fluxo em Relação aos Estados

- Fluxos ativos em relação a variável de estado da barra e da mesma fase do fluxo:

$$\frac{\partial P_{ps}^i}{\partial \theta_p^i} = -V_p^i \sum_{\substack{j \in \Omega \\ j \neq i}} V_p^j \left( G_{ij}^{pp} \sin \theta_{ij}^{pp} - B_{ij}^{pp} \cos \theta_{ij}^{pp} \right) - V_p^i \sum_{j \in \Omega} V_s^j \left( G_{ij}^{ps} \sin \theta_{ij}^{ps} - B_{ij}^{ps} \cos \theta_{ij}^{ps} \right)$$

$$\frac{\partial P_{ps}^i}{\partial V_p^i} = 2V_p^i G_{ii}^{pp} + \sum_{\substack{j \in \Omega \\ j \neq i}} V_p^j \left( G_{ij}^{pp} \cos \theta_{ij}^{pp} + B_{ij}^{pp} \sin \theta_{ij}^{pp} \right) + \sum_{j \in \Omega} V_s^j \left( G_{ij}^{ps} \cos \theta_{ij}^{ps} + B_{ij}^{ps} \sin \theta_{ij}^{ps} \right)$$

$$\frac{\partial P_{sp}^i}{\partial \theta_s^i} = -V_s^i \sum_{\substack{j \in \Omega \\ j \neq i}} V_s^j \left( G_{ij}^{ss} \sin \theta_{ij}^{ss} - B_{ij}^{ss} \cos \theta_{ij}^{ss} \right) - V_s^i \sum_{j \in \Omega} V_p^j \left( G_{ij}^{sp} \sin \theta_{ij}^{sp} - B_{ij}^{sp} \cos \theta_{ij}^{sp} \right)$$

$$\frac{\partial P_{sp}^i}{\partial V_s^i} = 2V_s^i G_{ii}^{ss} + \sum_{\substack{j \in \Omega \\ j \neq i}} V_s^j \left( G_{ij}^{ss} \cos \theta_{ij}^{ss} + B_{ij}^{ss} \sin \theta_{ij}^{ss} \right) + \sum_{j \in \Omega} V_p^j \left( G_{ij}^{sp} \cos \theta_{ij}^{sp} + B_{ij}^{sp} \sin \theta_{ij}^{sp} \right)$$

- Fluxos reativos em relação a variável de estado da barra e da mesma fase do fluxo:

$$\frac{\partial Q_{ps}^i}{\partial \theta_p^i} = V_p^i \sum_{\substack{j \in \Omega \\ j \neq i}} V_p^j \left( B_{ij}^{pp} \sin \theta_{ij}^{pp} + G_{ij}^{pp} \cos \theta_{ij}^{pp} \right) + V_p^i \sum_{j \in \Omega} V_s^j \left( B_{ij}^{ps} \sin \theta_{ij}^{ps} + G_{ij}^{ps} \cos \theta_{ij}^{ps} \right)$$

$$\frac{\partial Q_{ps}^i}{\partial V_p^i} = -2V_p^i B_{ii}^{pp} - \sum_{\substack{j \in \Omega \\ j \neq i}} V_p^j \left( B_{ij}^{pp} \cos \theta_{ij}^{pp} - G_{ij}^{pp} \sin \theta_{ij}^{pp} \right) - \sum_{j \in \Omega} V_s^j \left( B_{ij}^{ps} \cos \theta_{ij}^{ps} - G_{ij}^{ps} \sin \theta_{ij}^{ps} \right)$$

$$\frac{\partial Q_{sp}^i}{\partial \theta_s^i} = V_s^i \sum_{\substack{j \in \Omega \\ j \neq i}} V_s^j \left( B_{ij}^{ss} \sin \theta_{ij}^{ss} + G_{ij}^{ss} \cos \theta_{ij}^{ss} \right) + V_s^i \sum_{j \in \Omega} V_p^j \left( B_{ij}^{sp} \sin \theta_{ij}^{sp} + G_{ij}^{sp} \cos \theta_{ij}^{sp} \right)$$

$$\frac{\partial Q_{sp}^i}{\partial V_s^i} = -2V_s^i B_{ii}^{ss} - \sum_{\substack{j \in \Omega \\ j \neq i}} V_s^j \left( B_{ij}^{ss} \cos \theta_{ij}^{ss} - G_{ij}^{ss} \sin \theta_{ij}^{ss} \right) - \sum_{j \in \Omega} V_p^j \left( B_{ij}^{sp} \cos \theta_{ij}^{sp} - G_{ij}^{sp} \sin \theta_{ij}^{sp} \right)$$

- Fluxos ativos em relação a variável de estado da barra e da fase diferente do fluxo:

$$\frac{\partial P_{ps}^i}{\partial \theta_p^j} = V_p^i V_p^j \left( G_{ij}^{pp} \sin \theta_{ij}^{pp} - B_{ij}^{pp} \cos \theta_{ij}^{pp} \right)$$

$$\frac{\partial P_{ps}^i}{\partial V_p^j} = V_p^i \left( G_{ij}^{pp} \cos \theta_{ij}^{pp} + B_{ij}^{pp} \sin \theta_{ij}^{pp} \right)$$

$$\frac{\partial P_{sp}^i}{\partial \theta_s^j} = V_s^i V_s^j \left( G_{ij}^{ss} \sin \theta_{ij}^{ss} - B_{ij}^{ss} \cos \theta_{ij}^{ss} \right)$$

$$\frac{\partial P_{sp}^i}{\partial V_s^j} = V_s^i \left( G_{ij}^{ss} \cos \theta_{ij}^{ss} + B_{ij}^{ss} \sin \theta_{ij}^{ss} \right)$$

- Fluxos reativos em relação a variável de estado da barra e da fase diferente do fluxo:

$$\frac{\partial Q_{ps}^i}{\partial \theta_p^j} = -V_p^i V_p^j \left( B_{ij}^{pp} \sin \theta_{ij}^{pp} + G_{ij}^{pp} \cos \theta_{ij}^{pp} \right)$$

$$\frac{\partial Q_{ps}^i}{\partial V_p^j} = -V_p^i \left( B_{ij}^{pp} \cos \theta_{ij}^{pp} - G_{ij}^{pp} \sin \theta_{ij}^{pp} \right)$$

$$\frac{\partial Q_{sp}^i}{\partial \theta_s^j} = -V_s^i V_s^j \left( B_{ij}^{ss} \sin \theta_{ij}^{ss} + B_{ij}^{ss} \cos \theta_{ij}^{ss} \right)$$

$$\frac{\partial Q_{sp}^i}{\partial V_s^j} = -V_s^i \left( B_{ij}^{ss} \cos \theta_{ij}^{ss} - G_{ij}^{ss} \sin \theta_{ij}^{ss} \right)$$

- Fluxos ativos em relação a variável de estado da barra adjacente:

$$\frac{\partial P_{ps}^i}{\partial \theta_s^j} = V_p^i V_s^j \left( G_{ij}^{ps} \sin \theta_{ij}^{ps} - B_{ij}^{ps} \cos \theta_{ij}^{ps} \right)$$

$$\frac{\partial P_{ps}^i}{\partial V_s^j} = V_p^i \left( G_{ij}^{ps} \cos \theta_{ij}^{ps} - B_{ij}^{ps} \sin \theta_{ij}^{ps} \right)$$

$$\frac{\partial P_{sp}^i}{\partial \theta_p^j} = V_s^i V_p^j \left( G_{ij}^{sp} \sin \theta_{ij}^{sp} - B_{ij}^{sp} \cos \theta_{ij}^{sp} \right)$$

$$\frac{\partial P_{sp}^i}{\partial V_p^j} = V_s^i \left( G_{ij}^{sp} \cos \theta_{ij}^{sp} + B_{ij}^{sp} \sin \theta_{ij}^{sp} \right)$$

- Fluxos reativos em relação a variável de estado da barra adjacente:

$$\frac{\partial Q_{ps}^i}{\partial \theta_s^j} = -V_p^i V_s^j \left( B_{ij}^{ps} \sin \theta_{ij}^{ps} + G_{ij}^{ps} \cos \theta_{ij}^{ps} \right)$$

$$\frac{\partial Q_{ps}^i}{\partial V_s^j} = -V_p^i \left( B_{ij}^{ps} \cos \theta_{ij}^{ps} - G_{ij}^{ps} \sin \theta_{ij}^{ps} \right)$$

$$\frac{\partial Q_{sp}^i}{\partial \theta_p^j} = -V_s^i V_p^j \left( B_{ij}^{sp} \sin \theta_{ij}^{sp} + G_{ij}^{sp} \cos \theta_{ij}^{sp} \right)$$

$$\frac{\partial Q_{sp}^i}{\partial V_p^j} = V_s^i \left( B_{ij}^{sp} \cos \theta_{ij}^{sp} - G_{ij}^{sp} \sin \theta_{ij}^{sp} \right)$$



***EESC • USP***