

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ELETRICIDADE

**MÉTODOS ALTERNATIVOS PARA
ESTIMAÇÃO DE ESTADO EM SISTEMAS DE
ENERGIA ELÉTRICA**

RODRIGO JOSÉ ALBUQUERQUE FRAZÃO

São Luís – MA, Brasil
2012

RODRIGO JOSÉ ALBUQUERQUE FRAZÃO

**MÉTODOS ALTERNATIVOS PARA
ESTIMAÇÃO DE ESTADO EM SISTEMAS DE
ENERGIA ELÉTRICA**

Dissertação submetida à Coordenação do Curso de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da UFMA como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração de Sistemas de Energia.

Orientador: Prof. Dr. Vicente Leonardo Paucar Casas

São Luís – MA, Brasil
2012

Frazão, Rodrigo José Albuquerque

Métodos alternativos para estimação de estado em sistemas de energia elétrica /
Rodrigo José Albuquerque Frazão. – São Luís, 2012.

128 f. il.

Impresso por computador (fotocópia).

Orientador: Prof. Dr. Vicente Leonardo Paucar Casas.

Dissertação (Pós-Graduação) – Universidade Federal do Maranhão, Curso de
Engenharia de Eletricidade, 2012.

1. Sistemas de Energia Elétrica. 2. Estimação de Estado. 3. Mínimos Quadrados
Ponderados. 4. Unidade de Medição Fasorial Sincronizada (PMU). I. Título

CDU 621.31

MÉTODOS ALTERNATIVOS PARA ESTIMAÇÃO DE ESTADO EM SISTEMAS DE ENERGIA ELÉTRICA

Rodrigo José Albuquerque Frazão

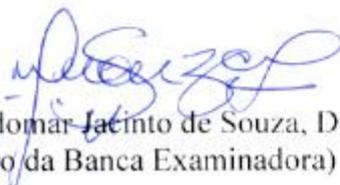
Dissertação aprovada em 23 de janeiro de 2011.



Prof. Vicente Leonardo Paucar Casas, Dr.
(Orientador)



Prof. Djalma Mosqueira Falcão, Ph. D.
(Membro da Banca Examinadora)



Prof. Lindomar Jacinto de Souza, Dr.
(Membro da Banca Examinadora)

À minha futura esposa, Dyenny Souza, com amor, admiração e gratidão por sua compreensão, encorajamentos sinceros, afeição e incansável apoio durante o período de elaboração deste trabalho.

Agradecimentos

Agradeço a Deus.

A meus pais, Venância Martins Albuquerque e José Frazão Filho, pelo amor, carinho, incentivo e sacrifício durante o tempo em que estive “ausente” do seio familiar.

A meus irmãos Roberta Maria e Rômulo José por todos os momentos de alegrias, tristezas, satisfações e vitórias, pois tudo isso serviu para nos fortalecer e nos unir ainda mais.

A meus colegas do Laboratório de Mercados Elétricos, do Instituto de Energia Elétrica e da Turma 2004.1, pela amizade e parceria.

A meus professores Vicente Leonardo Paucar, Maria da Guia da Silva e Anselmo Rodrigues pelo apoio, dedicação, incentivo, interesse e observações ao meu trabalho.

A CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) pelo apoio financeiro.

“A educação torna fácil liderar um povo, mas difícil manobrá-lo; fácil governá-lo, mas impossível escravizá-lo.”

Henry P. Brougham

Resumo

O processo de estimação de estado aplicado a sistemas elétricos de energia tem como objetivo fornecer uma imagem confiável, coerente e completa da operação do sistema, permitindo um monitoramento eficiente. A estimação de estado é uma das funções mais importantes dos sistemas de gerenciamento de energia. Neste trabalho são propostos métodos alternativos de estimação de estado para sistemas elétricos nos níveis de transmissão, subtransmissão e de distribuição. Para sistemas de transmissão são propostos dois métodos híbridos considerando a inserção das medições convencionais combinadas com medições fasoriais baseadas na unidade de medição fasorial (PMU - *Phasor Measurement Unit*). Para a estimação de estado em sistemas de subtransmissão é proposto um método alternativo que, na ocorrência de falhas nos medidores de potência ativa e/ou reativa das subestações, utiliza um modelo de previsão de carga baseado no critério de dias similares e na aplicação de redes neurais artificiais. Esse processo de previsão de carga é utilizado como gerador de pseudomedições na estimação de estado, que se dá através da propagação da medição fasorial fornecida por uma PMU alocada no barramento de fronteira. Para sistemas de distribuição o método de estimação de estado proposto consiste em aplicar o método de mínimos quadrados ponderados com restrições de igualdade, modificando-se o plano de medição e as variáveis de estado. Também é proposta uma metodologia para avaliação da disponibilidade dos canais de medições da PMU e o seu impacto na observabilidade do sistema. A aplicação dos métodos propostos a sistemas teste mostram que os resultados obtidos são satisfatórios.

Palavras-chave: Estimação de estado, Mínimos quadrados ponderados, Sistemas de energia elétrica, Unidade de medição fasorial.

Abstract

The state estimation process applied to electric power systems aims to provide a trustworthy “image”, coherent and complete of the system operation, allowing an efficient monitoring. The state estimation is one of the most important functions of energy management systems. In this work, will be proposed alternative methods of state estimation for electric power systems in the levels of transmission, subtransmission and distribution. For transmission systems are proposed two hybrid methods considering the insertion of conventional measurements combined with phasor measurements based on phasor measurement unit (PMU). To estimate the state in subtransmission systems is proposed an alternative method which, in occurrence of failures in active and/or reactive meters in the substations, uses a load forecasting model based on criteria similar days and application of artificial neural networks. This process of load forecasting is used as a generator of pseudo measurements in state estimation problem, which takes place through the propagation of phasor measurements provided by a PMU placed in the boundary busbar. For the distribution system state estimation the proposed method uses the mathematical method of weighted least squares with equality constraints by modifying the set of measurements and the state variables. It is also proposed a methodology evaluation of the PMUs measurement channel availability for observability analysis. The application of the proposed methods to test systems shows that the results are satisfactory.

Keywords: State estimation, Weighted least squares, Electrical energy systems, Phasor measurement unit.

Résumé

Le processus d'estimation d'état (EE) en systèmes de puissance vise à fournir une image fiable, cohérent et complète de l'état d'opération du système pour permettre la surveillance efficace. L'estimation d'état est l'une des plus importantes fonctions des systèmes de gestion de l'énergie. En ce rapport, tout d'abord, seront proposées des méthodes alternatives d'estimation d'état pour les systèmes électriques dans les niveaux de transport, subtransmission et la distribution. Pour les systèmes de transport sont proposés deux méthodes hybrides en considérant l'insertion des mesures conventionnelles combinées avec les mesures phaseurs basé sur l'unités de mesures de phaseur (PMU - *Phasor Measurement Unit*). Pour estimer l'état des systèmes de subtransmission est proposé une méthode alternative que, en survenue d'échecs des capteurs de puissance active et /ou reactive dans les substations, utilise un modèle de prévision de charge basé sur le critère de jours semblables et l'application des réseaux neuronaux artificiels. Ce processus de prévision de charge est utilisé comme un générateur des pseudo-mesures pour l'estimation d'état, qui a lieu à travers de la propagation des mesures phaseurs fournis par une PMU place au point de la frontière. Pour le système de distribution la méthode d'estimation d'état proposée applique la méthode mathématique des moindres carrés pondérés avec des contraintes d'égalité en modifiant les mesures et les variables d'état. Il est également proposé une méthodologie pour évaluer la disponibilité des canaux de mesures de la PMU et leur impact sur l'observabilité du système. L'application des méthodes proposées pour les systèmes de test montrent que les résultats sont satisfaisants.

Mots-clé: Estimation d'état, Moindres carrés pondérés, Systèmes électriques de puissance, Unité de mesure de phaseur.

Lista de Figuras

	Página
Figura 2.1 Configuração do sistema EMS/SCADA.	7
Figura 2.2 Diagrama de estados da operação do sistema de energia.	10
Figura 2.3 Análise gráfica das normas.	13
Figura 2.4 Observabilidade através das medições de PMUs.	26
Figura 2.5 Redundância através das medições de PMUs.	27
Figura 3.1 Representação fasorial da senoide.	32
Figura 3.2 Plano complexo do fasor $e^{j\phi}$	33
Figura 3.3 Senoide observada com períodos de tempo constante.	34
Figura 3.4 Canal de medição da PMU.	40
Figura 3.5 Diagramas de blocos da PMU.	43
Figura 3.6 Curva da probabilidade de falha de um típico componente eletrônico em relação ao tempo.	44
Figura 3.7 Curva da probabilidade de falha de um típico componente mecânico em relação ao tempo.	44
Figura 3.8 Diagrama de espaço de estado do canal de medição.	45
Figura 3.9 Diagrama de espaço de estado ilustrativo para 3 canais de medição.	46
Figura 4.1 Fluxograma do algoritmo desenvolvido – Método 01.	58
Figura 4.2 Modelo π -equivalente da linha de transmissão.	59
Figura 4.3 Ilustração de um neurônio biológico.	69
Figura 4.4 Ilustração de um neurônio artificial.	70
Figura 4.5 Diagrama esquemático do modelo de previsão proposto.	72
Figura 4.6 Topologia clássica de um sistema de subtransmissão.	76
Figura 4.7 Fluxograma do algoritmo desenvolvido para sistemas de subtransmissão.	79
Figura 4.8 fluxograma do algoritmo desenvolvido para sistemas de distribuição.	83
Figura 5.1 Sistema teste IEEE de 14 barras.	88
Figura 5.2 Sistema teste IEEE de 30 barras.	90
Figura 5.3 Derivada parcial $\frac{\partial I_{12REAL2}}{\partial V1}$	94
Figura 5.4 Derivada parcial $\frac{\partial I_{12REAL2}}{\partial \theta1}$	94
Figura 5.5 Derivada parcial $\frac{\partial I_{12IMAG2}}{\partial V1}$	94

Figura 5.6 Derivada parcial $\partial I_{12IMAG2} / \partial \theta_1$	94
Figura 5.7 Derivada parcial $\partial I_{42REAL2} / \partial V_2$	95
Figura 5.8 Derivada parcial $\partial I_{42REAL2} / \partial \theta_2$	95
Figura 5.9 Derivada parcial $\partial I_{42IMAG2} / \partial V_2$	95
Figura 5.10 Derivada parcial $\partial I_{42IMAG2} / \partial \theta_2$	95
Figura 5.11 Diagrama unifilar do sistema de subtransmissão da Regional de São Luís.....	97
Figura 5.12 Similaridade da potência ativa, dias úteis.	98
Figura 5.13 Similaridade da potência reativa, dias úteis.	98
Figura 5.14 Similaridade da potência ativa, sábados.....	98
Figura 5.15 Similaridade da potência reativa, sábados.	98
Figura 5.16 Similaridade da potência ativa, domingos.	98
Figura 5.17 Similaridade da potência reativa, domingos.	98
Figura 5.18 Correlação inadequada da potência ativa em feriados e pontos facultativos.	99
Figura 5.19 Correlação inadequada da potência reativa em feriados e pontos facultativos.	99
Figura 5.20 Previsão da potência ativa para o dia no qual ocorreu a falha no medidor.....	100
Figura 5.21 Previsão da potência reativa para o dia no qual ocorreu a falha no medidor.....	100
Figura 5.22 Sistema a ser determinado as variáveis de estado.....	102
Figura 5.23 RNAs aplicadas para a completa observabilidade do sistema.	103
Figura 5.24 Sistema teste de 5 barras.	105
Figura 5.25 Disposição da alocação ótima das PMUs.	110
Figura 5.26 Evolução da disponibilidade considerando canais sobressalentes.	112
Figura 5.27 Formação de ilhas observáveis devido a perda de canais.	115

Lista de Tabelas

	Página
Tabela 4.1 Variáveis de entrada e saída da RNA.	74
Tabela 5.1 Resultados para a proposição 1 do sistema IEEE-14.....	88
Tabela 5.2 Resultados para a proposição 2 do sistema IEEE-14.....	89
Tabela 5.3 Resultados para a proposição 1 do sistema IEEE-30.....	91
Tabela 5.4 Resultados para a proposição 2 do sistema IEEE-30.....	92
Tabela 5.5 Medições fasoriais fictícias da PMU alocada no barramento de fronteira.	101
Tabela 5.6 Comparativo entre as medições e os valores estimados.	102
Tabela 5.7 Comparativo entre o método MQP clássico e o método alternativo proposto.	107
Tabela 5.8 Comparativo entre o número de iterações.	108
Tabela 5.9 Comparativo entre o método MQP de [9] e o método alternativo proposto.	109
Tabela 5.10 Resultado do problema de alocação ótima das PMUs.....	110
Tabela 5.11 Dados históricos do filtro antirrecobrimento e do conversor A/D.	111
Tabela 5.12 Criticidade dos canais.	113
Tabela 5.13 Combinações de canais não críticos.	114

Abreviaturas e Símbolos

σ	- Desvio padrão
σ^2	- Variância
μ	- Média
λ	- Taxa de falha
μ	- Taxa de reparo
A/D	- Conversor analógico/digital
At	- Atenuador
$c(x)$	- Equação de restrição
$C(x)$	- Matriz Jacobiana da equação de restrição
CI	- Cabo de instrumentação
CEMAR	- Companhia Energética do Maranhão
$E(z_i)$	- Valor esperado da medição z_i
EE	- Estimação de estado
EMS	- <i>Energy Management Systems</i>
$f(x,y)$	- Função densidade de probabilidade
$f_m(z)$	- Função de probabilidade em relação à z
FPO	- Fluxo de Potência Ótimo
$G(x,u)$	- Restrição de carga
$G(x)$	- Matriz de ganhos
GOES	- <i>Geostationary Operational Environmental Satellite</i>
GPS	- <i>Global Positioning System</i>
$H(x)$	- Matriz jacobiana
$H(x,u)$	- Restrição operativa
$h_i(x)$	- Função não linear de medição
IEEE	- <i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
IA	- Impedância de acoplamento
$J(x)$	- Função objetivo
L_2	- Norma L_2
MEDFASEE	- Sistema de Medição Fasorial Sincronizada com Aplicações em Sistemas de Energia Elétrica

MQP	- Mínimos Quadrados Ponderados
MLE	- <i>Maximum Likelihood Estimation</i>
MTBF	- Tempo médio entre falhas (<i>Mean Time Between Failures</i>)
MTTR	- Tempo médio para reparo (<i>Mean Time To Recovery</i>)
NAVSTAR-GPS	- <i>Navigation Satellite with Time and Ranging - Global Positioning System</i>
N_{PMU}	- Número de PMUs
PCH	- Pequenas Centrais Hidrelétricas
P_k	- Potência ativa injetada no barramento k
P_{km}	- Fluxo de potência ativa no ramo que liga os barramentos k e m
PDC	- <i>Phasor Data Concentrator</i>
PMU	- <i>Phasor Measurement Unit</i>
PPS	- Pulso Por Segundo
Q_k	- Potência reativa injetada no barramento k
Q_{km}	- Fluxo de potência reativa no ramo que liga os barramentos k e m
R	- Matriz de variância
r_i	- Resíduo da medição i
RNA	- Rede Neural Artificial
SCADA	- <i>Supervisory Control and Data Acquisition</i>
SEE	- Sistema de Energia Elétrica
SMFS	- Sistema de Medição Fasorial Sincronizada
$S(x,u)$	- Restrições de segurança
TC	- Transformador de corrente
TDF	- Transformada Discreta de Fourier
TDFR	- Transformada Discreta de Fourier Recursiva
TP	- Transformador de potencial
TPC	- Transformador de potencial capacitivo
TVE	- <i>Total Vector Error</i>
UFSC	- Universidade Federal de Santa Catarina
UTC	- <i>Universal Time Coordinated</i>
w	- Ponderações
W	- Matriz de covariância
WAMS	- <i>Wide Area Measurement System</i>
WLS	- <i>Weighted Least Squares</i>

Sumário

	Página
Lista de Figuras	x
Lista de Tabelas	xii
Abreviaturas e Símbolos.....	xiii
1. Introdução.....	1
1.1 Generalidades.....	1
1.2 Formulação do problema	2
1.3 Objetivos.....	4
1.4 Justificativa	4
1.5 Metodologia.....	5
1.6 Estrutura do trabalho.....	6
2. Estimação de estado	7
2.1 Introdução	7
2.2 Métodos numéricos clássicos.....	11
2.3 Mínimos quadrados ponderados (MQP).....	12
2.3.1 Norma L_2	13
2.3.2 MQP via função de probabilidade.....	15
2.3.3 Modelo das medições e hipóteses.....	16
2.4 Modelo matemático MQP com restrições de igualdade	19
2.5 Estimação de estado usando medições fasoriais sincronizadas	22
2.5.1 Estimação de estado com medições fornecidas somente por PMUs.....	22
2.5.2 Observabilidade e redundância utilizando PMUs	26
2.5.3 Estimador de estado híbrido	27
3. Unidade de Medição Fasorial Sincronizada (PMU).....	29
3.1 Introdução	29
3.2 Definição de fasores e sincrofasores.....	31
3.2.1 Transformada discreta de Fourier e representação fasorial.....	34
3.3 Fontes de sincronização	36

3.3.1	Sistema de posicionamento global (GPS)	37
3.4	Concentrador de dados.....	38
3.5	Canal de medição da PMU	39
3.6	Metodologia de avaliação da disponibilidade dos canais de medição	41
3.6.1	Função de probabilidade do canal de medição	43
3.6.2	Estratégia de disponibilidade do canal de medição	44
3.6.3	Estratégia de disponibilidade do sistema de medição	46
3.7	Modelo de alocação ótima de PMUs	49
3.8	Conclusão.....	51
4.	Métodos alternativos para estimação de estado.....	53
4.1	Introdução	53
4.2	Métodos alternativos de estimação de estado para sistemas de transmissão	55
4.2.1	Método 01: Medição da PMU usada como referência angular	55
4.2.2	Método 02: Partes real e imaginária quadrática da medição de corrente	59
4.3	Método alternativo de estimação de estado para sistemas de subtransmissão.....	61
4.3.1	Tipos de previsão de carga	61
4.3.2	Variáveis relacionadas com previsão de curto prazo.....	63
4.3.3	Modelos de previsão de carga de curto prazo utilizados	66
4.3.4	Breve introdução sobre redes neurais artificiais.....	68
4.3.5	Modelo da RNA para previsão de carga.....	71
4.3.6	Processo de estimação de estado	75
4.4	Método alternativo de estimação de estado para sistemas de distribuição	79
4.4.1	Método de resolução.....	81
4.5	Conclusão.....	83
5.	Simulações e Resultados	85
5.1	Simulações	85
5.1.1	Métodos alternativos de estimação de estado para sistemas de transmissão.....	85
5.1.2	Método alternativo de estimação de estado para sistemas de subtransmissão ..	96
5.1.3	Método alternativo de estimação de estado para sistemas de distribuição.....	104
5.1.4	Modelo de avaliação da disponibilidade dos canais de medição da PMU	109
6.	Conclusão	116
6.1	Conclusões	116
6.2	Trabalhos futuros	117

Apêndices	118
Apêndice A Derivadas parciais correspondentes às medições da PMU	119
Apêndice B Derivadas parciais no método alternativo para sistemas de distribuição	120
Referências	122

Capítulo 1

Introdução

1.1 Generalidades

A operação do sistema de energia elétrica (SEE) é realizada em modernos centros de controle do sistema elétrico, os quais contam com equipamentos computacionais de última geração e avançados sistemas de software (EMS – *Energy Management System*), visando manter o funcionamento do sistema em estado normal e com altos índices de segurança e confiabilidade.

As funções de segurança, sob a forma de programas executáveis em tempo real, são destinadas a assistir o operador do centro de controle a manter o sistema em estado normal, quaisquer que sejam os eventos imprevisíveis ou variações de carga. Nesse contexto, é necessário dispor de intervalos regulares de alguns minutos para se determinar a situação completa da rede elétrica, a partir das medições realizadas dentro da própria rede.

A estimação de estado é um dos processos mais importantes de um sistema de gerenciamento de energia, visto que, ela está inclusa em um conjunto de funções, que busca modelar a rede elétrica em tempo real para garantir a operação segura do SEE. Existem muitos fatores que influenciam nas características da estimação de estado, dentre os quais, pode-se citar a imprecisão na aquisição/transmissão das medições feitas na rede elétrica que pode tornar-se muito significativa e, conseqüentemente, afetar a análise de segurança do sistema em virtude dos erros associados. Outros fatores que influenciam na estimação de estado estão ligados ao plano de medição confiável, ou seja, um plano de medição que possa garantir a observabilidade do sistema e a determinação das medições críticas ou dos conjuntos críticos de medições. O problema da observabilidade em sistemas de energia consiste, essencialmente, em se determinar se as medidas que compõem um determinado plano de medição fornecem as informações suficientes para a realização do processo de estimação de estado.

Com o advento da tecnologia da unidade de medição fasorial (PMU – *Phasor Measurement Unit*), que utiliza sinais de sincronização a partir do sistema de posicionamento global (GPS – *Global Positioning System*), o processo de estimação de estado teve avanços significativos, visto que, pela primeira vez, existe a possibilidade de aquisição das medições efetivamente em tempo real. Utilizando a PMU tornou-se possível medir o que antes era imensurável, a diferença de fase entre subestações localizadas em pontos geográficos distantes [1]-[2]. Do ponto de vista prático, as PMUs medem a sequência positiva da tensão e correntes complexas, relacionadas ao barramento no qual são instaladas [3]. As PMUs surgiram como uma poderosa ferramenta de monitoração e controle dos sistemas de medição de áreas distantes (WAMS – *Wide Area Measurement System*) [4]-[5]. Os frequentes problemas encontrados nos sistemas de energia elétrica estão relacionados à excessiva utilização das redes elétricas, perdas de sistemas que geravam efeitos severos e dificuldades em operações de mercado, entretanto, com o advento das PMUs a tendência é que esse problemas possam ser mitigados [6].

Na atualidade, observa-se que um dos principais objetivos para melhorar o perfil da monitoração em sistemas de energia elétrica seria através da utilização somente de PMUs no processo de estimação de estado, entretanto, o fator preponderante que dificulta a real consolidação das mesmas é o custo financeiro. Face ao exposto, novos métodos de estimação de estado híbridos, via a incorporação das medições da PMU com medições convencionais, são demandados e devem ser desenvolvidos, visando uma monitoração eficiente e confiável.

1.2 Formulação do problema

Devido à complexidade dos sistemas de energia elétrica, aliado à necessidade de um fornecimento contínuo e de qualidade do serviço, os estimadores de estados surgem como elementos essenciais dentro dos centros de controle, pelo fato de várias funções executadas dentro desses centros como, por exemplo, análise de segurança, fluxo de potência ótimo (FPO) e despacho econômico, serem diretamente ligadas à precisão dos resultados fornecidos pelo estimador.

Para que o centro de controle possa controlar e monitorar eficientemente o SEE é necessário que as informações sejam corretas sobre o estado do mesmo. Frequentemente, essas informações são obtidas através de um sistema supervisório ou sistema SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*), que em conjunto com os estimadores de estados,

implementam uma base de dados do sistema elétrico sob controle.

Vale ressaltar, ainda, que a análise de observabilidade representa a fase inicial na determinação do estado estimado do sistema e o objetivo básico é tratar do problema de estimação, pois, através de um determinado plano de medição pode-se avaliar se a estimação das variáveis de estado será efetivada ou não. Para um conjunto adequado de medições é possível manter a observabilidade da rede e, conseqüentemente, garantir a confiabilidade da mesma.

Na tentativa de resolver o problema da estimação de estado, tem-se desenvolvido algoritmos baseados em metodologias bem difundidas na literatura vigente, almejando-se uma melhor monitoração do sistema e, por conseguinte, torná-lo mais seguro e otimizado. No entanto, peculiaridades acerca do sistema elétrico em questão (transmissão, subtransmissão ou distribuição), podem dificultar a obtenção de uma estimativa ótima do processo de estimação.

Para as redes de transmissão e subtransmissão, sabe-se que um dos fatores que degradam a qualidade da estimativa do processo de previsão de estado é a utilização de medições de corrente, em virtude da deterioração numérica da matriz jacobiana [7]. Outro fator que pode prejudicar o processo de estimação é o fornecimento de uma tensão complexa de referência errada. Para mitigar esse efeito considera-se, teoricamente, que a tensão complexa no barramento de folga (*slack*) tenha magnitude 1,0 e ângulo de fase 0, não representando, na prática, o valor verdadeiro da tensão complexa no barramento escolhido como referência.

Para as redes de distribuição as principais dificuldades estão ligadas aos problemas relacionados ao seu tamanho (alguns milhares de nós), ao plano de medição limitado, a configuração das redes e a inserção massiva de geração distribuída (GED), tais como: eólica, solar, fotovoltaica, pequenas centrais hidroelétricas (PCHs) etc.

As medições realizadas nos sistemas de distribuição são poucas e se remetem, principalmente, às subestações. As medições mais utilizadas são magnitudes de corrente e tensão, junto com potências medidas nos transformadores. Utilizando métodos clássicos de estimação como, por exemplo, mínimos quadrados ponderados (MQP), podem ocorrer problemas de convergência e/ou instabilidade numérica, que deterioram o desempenho do estimador, pelo fato da presença, novamente, de medições de corrente e pela pouca redundância de medições.

Com relação à configuração, os sistemas de distribuição são constituídos, principalmente, de alimentadores radiais trifásicos, que podem apresentar alimentadores laterais secundários, denominados ramais. Os ramais podem ser monofásicos, bifásicos ou trifásicos, pois dependem do tipo de consumidor que deve ser atendido: residencial, comercial ou industrial. Portanto, os sistemas de distribuição possuem uma natureza desbalanceada. Nos alimentadores não se aplica a transposição de fase e os cabos apresentam uma relação resistência/reatância próximo da unidade [8].

1.3 Objetivos

Objetivo geral:

- Contribuir com a discussão e o desenvolvimento de metodologias para a operação segura dos sistemas de energia elétrica.

Objetivos específicos:

- Desenvolver métodos alternativos para resolver o problema da estimação de estado em sistemas elétricos de transmissão, subtransmissão e distribuição.
- Aplicar os métodos de estimação de estado propostos a sistemas teste e configurações de sistemas elétricos reais.
- Analisar a inserção de unidades de medição fasorial no processo de estimação de estado de sistemas elétricos com ênfase nos métodos alternativos propostos neste trabalho.

1.4 Justificativa

O processo da estimação de estado consiste em determinar uma estimativa ótima do estado do sistema, o qual é composto, tipicamente, pelas tensões complexas nos barramentos do sistema elétrico. Essa solução se baseia na topologia da rede elétrica e nas medições feitas no sistema. O resultado dessa estimativa permite também uma maior precisão para os fluxos de potência, cargas, *taps* dos transformadores e potências de saída dos geradores.

Em virtude dos fatos, a iniciativa para a elaboração deste trabalho de pesquisa está voltada para o desenvolvimento de métodos de estimação de estado em redes de energia elétrica (transmissão, subtransmissão e distribuição), visando, no futuro, que essas redes possam ser, efetivamente, ativas, inteligentes e otimizadas.

Na literatura existente sobre métodos de estimação de estado, poucos trabalhos têm sido relatados sobre métodos alternativos que levem em conta, por exemplo, a adoção de unidades de medição fasorial, técnicas de sistemas inteligentes, tal como redes neurais artificiais, conjuntos alternativos de variáveis de estado e inserção de medições de corrente de forma direta.

1.5 Metodologia

Este trabalho apresenta dois métodos alternativos para tratar do problema da estimação de estado em sistemas de transmissão, um para sistemas de subtransmissão e um para sistemas de distribuição.

Os métodos propostos para os sistemas de transmissão caracterizam-se pela obtenção das variáveis de estado (tensões complexas) em cada barramento do sistema, através da inserção da PMU no processo de estimação. A formulação utilizada para tratar o problema da estimação de estado foi o modelo matemático dos mínimos quadrados ponderados, pois esse método rende resultados com um grau de precisão aceitável dos valores estimados.

A metodologia proposta para os sistemas de subtransmissão consiste em utilizar as medições da PMU em conjunto com as medições convencionais de potência ativa e reativa. Nessa metodologia utilizam-se redes neurais artificiais (RNAs) para previsão de carga quando ocorrer a falha em um medidor de potência ativa e/ou reativa. As previsões fornecidas pelas RNAs são utilizadas como pseudomedições para garantir que o sistema volte a ser observável e os estados possam ser determinados, através de um processo de propagação da medição fasorial favorecido pela topologia desses sistemas.

A metodologia proposta para os sistemas de distribuição, baseando-se na teoria proposta em [9], consiste em alterar os tipos de variáveis de estado a serem determinadas, de tal forma que o processo da estimação possa ser modelado como um problema de otimização

linear com restrição de igualdade. O método de resolução utilizado considera as restrições de igualdade como medições virtuais precisas.

1.6 Estrutura do trabalho

Este trabalho contém seis capítulos organizados da seguinte maneira.

No capítulo 1 descrevem-se os assuntos introdutórios pertinentes ao trabalho apresentado.

No capítulo 2 é realizada uma descrição geral dos modelos matemáticos utilizados neste trabalho para a resolução do processo de estimação de estado em sistemas de energia elétrica. Para tanto, utiliza-se o método MQP clássico, o MQP com restrições de igualdade e modelos de estimação considerando a inserção de medições fasoriais sincronizadas.

No capítulo 3 abordam-se as características e peculiaridades dos sistemas de medição fasorial sincronizada e da unidade de medição fasorial. É apresentado um modelo de avaliação da disponibilidade dos canais de medição de PMUs para análise de observabilidade via cadeia de Markov.

No capítulo 4 apresentam-se os aspectos particulares e a formulação matemática dos métodos alternativos para o processo de estimação de estado, sendo todo esse estudo utilizado na elaboração dos programas desenvolvidos neste trabalho.

No capítulo 5 são apresentados e discutidos os resultados das simulações realizadas, utilizando os programas computacionais desenvolvidos, em sistemas teste que incluem para o nível de transmissão os sistemas teste IEEE-14 e IEEE-30, um sistema de subtransmissão real da Companhia Energética do Maranhão (CEMAR) e um sistema teste de distribuição de cinco barras.

No capítulo 6 tem-se a conclusão do trabalho.

Capítulo 2

Estimação de estado

2.1 Introdução

A estimação de estado (EE) desempenha um papel central e essencial para a operação segura do sistema de energia elétrica, pois seu objetivo é fornecer uma “imagem instantânea” confiável, coerente e completa do valor de todas as grandezas variáveis do SEE, para permitir o monitoramento em tempo real.

Utilizando as tele medições, eventualmente pré-filtradas, e as tele sinalizações, adquiridas em tempo real, o estimador de estado clássico determina quais são as tensões nodais (em módulo e fase), de acordo com as medições fornecidas em um determinado instante. O estado da rede elétrica, determinado pelo estimador de estado, fornece os dados de base para os sistemas supervisórios de controle, como, por exemplo, o sistema SCADA ilustrado na Figura 2.1.

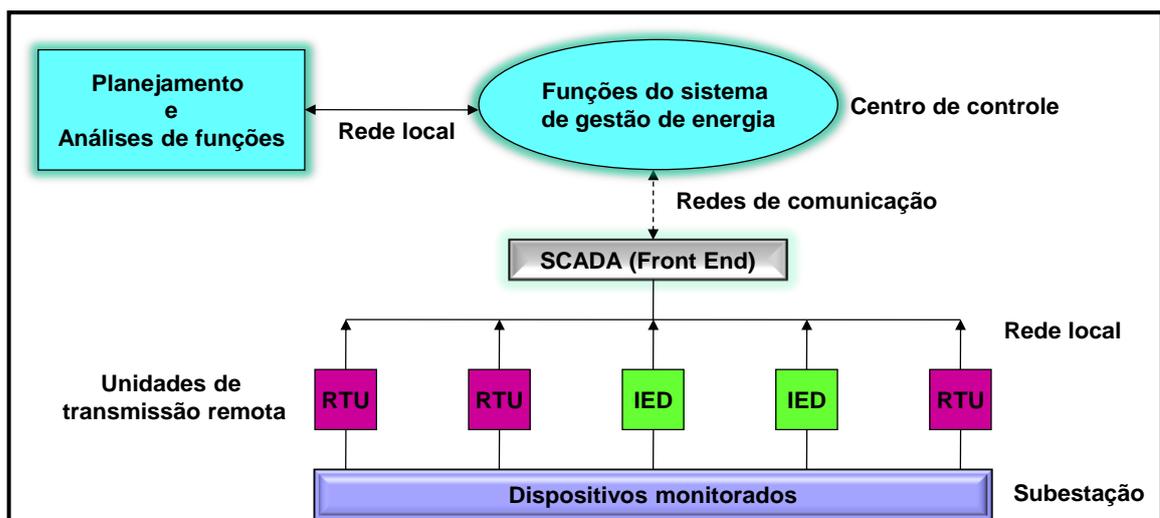


Figura 2.1: Configuração do sistema EMS/SCADA.
Fonte: adaptado de [7].

A estimação de estado é um procedimento matemático capaz de determinar a melhor estimativa de um conjunto de variáveis de estado, que determina a condição operativa do sistema (normal, emergencial ou restaurativo). Normalmente, o conjunto a ser determinado no processo de estimação são as tensões complexas nos barramentos do sistema, visto que, de posse dessas variáveis é possível determinar todas as outras grandezas do sistema, tais como: fluxos de potência ativa e reativa, injeções de potência ativa e reativa nos barramentos, fluxos de corrente, perdas nas linhas, valor da carga e/ou a produção global em cada um dos barramentos. No processo de estimação, utilizam-se métodos para determinar possíveis erros topológicos e estruturais, sendo que, uma vez garantido que não existe erros na topologia do sistema, pode-se utilizar os parâmetros das linhas (impedâncias, *taps* de transformadores, susceptâncias em derivação, etc.), juntamente com as medições realizadas na rede elétrica, para se determinar o vetor de estado do sistema de energia. Adicionalmente, vale ressaltar que a estimação de estado funciona como uma ferramenta de filtragem para eliminar e/ou compensar erros grosseiros e a falta de dados [7] e [10].

As informações provenientes do estimador de estado são muito úteis para os operadores dos centros de controle, além de ser utilizada no planejamento para obtenção de soluções, com grau de precisão aceitável, para diversos problemas, entre os quais se pode destacar: escolha dos pontos de medição, escolha dos medidores a instalar e a sua classe de precisão, seleção de canais de transmissão de dados, calibração da aparelhagem e a verificação dos parâmetros das linhas.

A modelagem do problema da estimação requer a ponderação de algumas considerações acerca da variação de carga e do número mínimo de medições que garanta a observabilidade e, conseqüentemente, seja viável estimar as variáveis desejadas. Com relação às variações de carga deve-se pressupor que as mesmas variem lentamente, garantindo um regime praticamente estático, ou seja, considera-se o vetor de estado do sistema invariante no tempo, não sendo necessário modelar a evolução temporal do estado. Cada conjunto de medições é processado em intervalos de tempo pré-especificados, isoladamente, sem que sejam consideradas informações sobre o comportamento do sistema em instantes anteriores [11].

Ressalta-se que é possível estabelecer um modelo matemático dinâmico de estimação para descrever o comportamento do estado do sistema. O filtro de Kalman tem sido utilizado para caracterizar o comportamento dinâmico do sistema. Todavia, a complexidade desse

método tem obrigado à realização de diversas simplificações. Por essa razão, diversos modelos deste tipo têm sido pouco utilizados. Em [12], encontra-se uma revisão sobre as técnicas utilizadas na modelagem dinâmica da estimação de estado.

No que tange à quantidade de medições, o problema deve ser modelado tendo-se em mente que a quantidade de medições deve ser maior ou igual à quantidade de variáveis de estado para garantir que o sistema seja sobredeterminado. O estimador utiliza as medições reais pré-filtradas a fim de eliminar as medições errôneas. No caso de indisponibilidade de dados, as pseudomedições¹ podem ser utilizadas. Considerando conceitos de probabilidades, pode-se afirmar que o objetivo da estimação de estado é encontrar os possíveis valores de y tal que a densidade de probabilidade $f(x,y)$ se ajuste aos dados disponíveis, portanto, o objetivo do estimador de estado é determinar o estado mais provável do sistema baseado nas medições realizadas.

Uma vez conhecida as variáveis de estado do sistema, torna-se possível determinar o estado de operação do mesmo, para tanto, noções de análise de segurança devem ser ponderadas para garantir que o sistema opere sob várias condições. Dy Liacco em [13], afirma que o sistema de energia opera de forma segura se 3 (três) restrições forem atendidas:

- a) Restrição de Carga ($G(x,u) = 0$): está relacionada com o balanço energético, ou seja, os consumidores devem ser atendidos e toda a energia gerada deve ser consumida. Ressalta-se que ela representa uma restrição de igualdade, onde x representa as variáveis dependentes e u as variáveis independentes, também conhecidas como “variáveis de controle”.
- b) Restrições Operativas ($H(x,u) \geq 0$): remete-se à necessidade de manter o sistema dentro de seus limites operativos pré-estabelecidos, ou seja, níveis de tensão, fluxos de potência nas linhas, ampacidade das linhas e potências injetadas nos barramentos não podem extrapolar um valor mínimo e máximo de operação.
- c) Restrições de Segurança ($S(x,u) \geq 0$): dado um conjunto de contingências possíveis (simples, múltiplas ou de subestação), o impacto que cada contingência acarreta no sistema é avaliado por um índice heurístico de severidade que reflete o quão grande foi a variação das grandezas do sistema se comparado com o estado em regime permanente. As restrições de segurança avaliam a capacidade do sistema de energia operar caso ocorra alguma perturbação. A avaliação da

¹ Pseudomedições: Valores de medições obtidos recorrendo-se aos registros de previsões históricas.

severidade de uma contingência fornece informações importantes ao operador, para que o mesmo possa tomar decisões de caráter preventivo, corretivo ou até mesmo assumir o risco. Assim como nas Restrições de Carga e Operativas, x representa as variáveis dependentes e u as variáveis independentes.

Na prática, considera-se que o sistema de energia possa transitar entre três estados possíveis de operação, conhecidos como “Estados Dy Liacco”, ilustrado na Figura 2.2. Esses três estados são denominados: estado normal, estado restaurativo e estado emergencial.

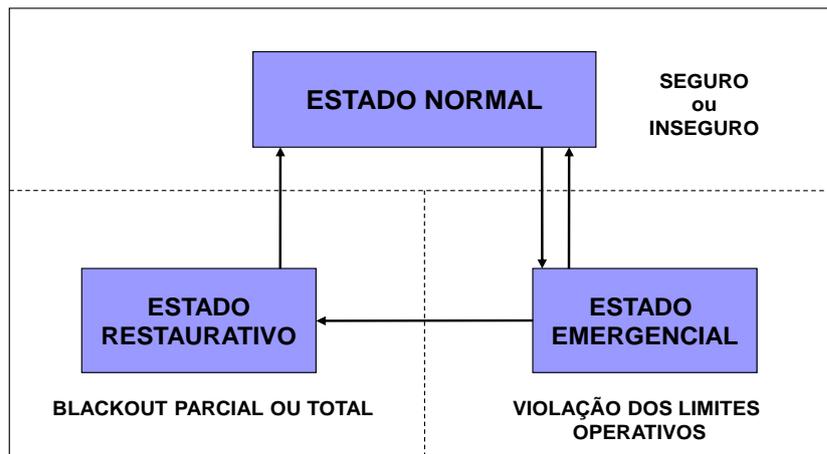


Figura 2.2: Diagrama de estados da operação do sistema de energia.
Fonte: Adaptado de [7].

Um sistema de energia elétrica opera em um estado normal se todas as cargas do sistema podem ser supridas sem que ocorra alguma violação nas restrições operacionais relacionadas com os níveis de tensão e a frequência. O estado normal é dito seguro se o sistema operar normalmente mesmo na ocorrência de cada contingência pertencente a uma lista de contingências críticas, tais como a saída de uma linha ou gerador. O estado normal é classificado como inseguro quando o balanço de potência em cada barramento e todas as restrições de desigualdades operativas são satisfeitas, mesmo que o sistema se torne vulnerável com relação a alguma das contingências consideradas. Quando o sistema se encontra no estado normal inseguro, ações corretivas devem ser tomadas para evitar a transição para o estado emergencial [7].

As condições de operação podem mudar significativamente devido a um evento inesperado, podendo causar uma violação em algumas das restrições operativas, enquanto o sistema continua a suprir todas as cargas. Para tais casos, o sistema opera no estado emergencial, portanto, ações corretivas imediatas devem ser tomadas para que o sistema

transite para o estado normal. Quando as restrições são severamente desbalanceadas o sistema é dito em estado restaurativo, em virtude de um iminente blecaute total ou parcial. Nesses casos, ações de controle restaurativas devem ser tomadas para garantir que o sistema volte para o estado normal de operação [7].

A abordagem completa sobre estimação de estado é muito ampla, visto que, esse assunto vem sendo tratado desde meados da década de 60, como se pode observar na bibliografia proposta por Coutto et al. em [14], por isso, neste trabalho, serão abordados tópicos que são diretamente relevantes para os objetivos da proposta.

Dentre os vários aspectos acerca do processo de estimação de estado, neste trabalho será proposto o desenvolvimento de métodos alternativos, baseando-se nos métodos numéricos clássicos, para a solução do problema da estimação de estado em sistemas de energia elétrica (transmissão, subtransmissão e distribuição), considerando a inserção das medições fornecidas pelas unidades de medição fasorial, modelos de previsão de carga via redes neurais artificiais, que auxiliam no processo de estimação, e modificações na escolha do tipo variáveis de estado a se estimar.

2.2 Métodos numéricos clássicos

Os métodos numéricos clássicos utilizados neste trabalho para a resolução do processo de estimação de estado são:

- Mínimos quadrados ponderados;
- Mínimos quadrados ponderados com restrições de igualdade, também conhecido como modelo de medição linear.

Segundo Pereira em [15], essas técnicas utilizadas para resolver o problema de cálculo do vetor de estado diferem, basicamente, no modo como o problema é proposto. Na prática, o método dos mínimos quadrados ponderados é o mais utilizado no desenvolvimento de programas e também o mais explicitado na literatura. Por isso, muitas publicações podem ser encontradas em que são estudados vários aspectos desse método desde a modelagem, a eficiência computacional, a observabilidade do sistema, a análise de erros, a detecção e identificação de erros grosseiros nas medições, além de muitos outros aspectos [16]-[19].

Em relação ao método dos mínimos quadrados ponderados com restrições de igualdade, pode-se afirmar que esse método dá origem a algoritmos lineares para realizar o processo da estimação de estado, além da possibilidade da sua utilização na detecção e identificação de erros grosseiros nas medições. Existem, contudo, muitas variações desses algoritmos, correspondentes a suas adaptações e/ou simplificações, como pode ser visto na referência [9].

2.3 Mínimos quadrados ponderados (MQP)

O estimador MQP é comumente aplicado no processo de estimação de estado em sistemas elétricos de potência, pelo fato de possuir um desempenho consistente quando os erros de medição são caracterizados como tendo uma distribuição Gaussiana com parâmetros conhecidos de primeiro e segundo *momentum* que são, respectivamente, a média (zero) e variância (um). O objetivo da estimação é determinar o estado mais provável do sistema baseado nas medições realizadas, para isso utiliza-se o método da estimativa por máxima verossimilhança (MLE - *Maximum Likelihood Estimation*). Este método é largamente empregado no domínio da estatística. Para tanto, assume-se que:

- a) Os erros de medições têm uma distribuição de probabilidade conhecida com parâmetros desconhecidos;
- b) Os erros de medições têm uma distribuição Gaussiana (normal) e os parâmetros para tal distribuição são sua média μ e sua variância σ^2 .

O problema da estimação com MLE é então resolvido por esses dois parâmetros. A modelagem matemática da estimação de estado via MQP parte do pressuposto que o sistema é sobredeterminado e das relações entre as medições e as variáveis de estado.

Seja x o vetor de estado, z o vetor que contém as medições e $h(x)$ as funções não-lineares que religam as medições ao vetor de estado, então:

$$z = h(x) + e \quad ; \quad E[e \cdot e^T] = R \quad (2.1)$$

Em que:

- e é o vetor dos erros de medição;

- $R = \text{diag}\{\sigma_{z1}^2, \sigma_{z2}^2, \dots, \sigma_{zi}^2\}$, sendo σ_{zi}^2 a variância da i -ésima medição.

O MQP engloba o modelo de medição não-linear exemplificado e minimiza a função objetivo dada pela Equação (2.2).

$$J(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (z_i - h_i(x))^2 / R_{ii} \quad (2.2)$$

2.3.1 Norma L_2

Existem diversos tipos de norma, contudo as três comumente utilizadas são as normas L_1 , L_2 e L_∞ . A norma L_1 representa a soma absoluta dos elementos de r . Já a norma L_2 representa a raiz quadrada da soma dos quadrados dos elementos de r , e a norma L_∞ representa o maior valor do vetor r . A análise gráfica, ilustrada na Figura 2.3, é determinada a partir de diferentes normas de um vetor bidimensional $r = (r_1, r_2)^T$, para $\|r\|_p = k$, em que p representa o tipo de norma.

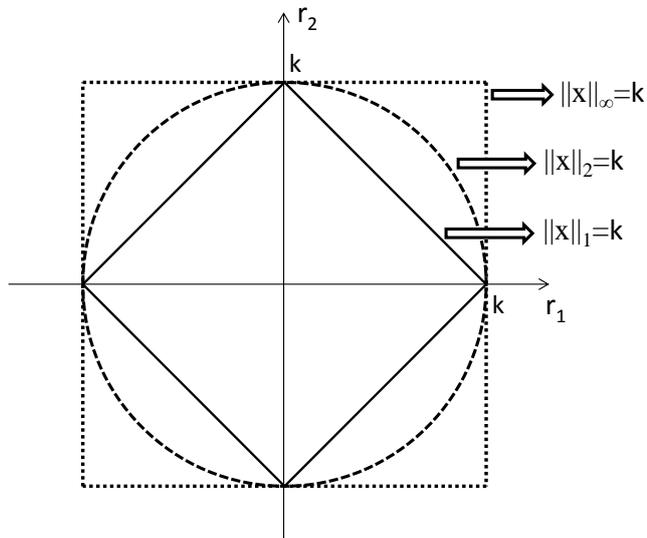


Figura 2.3: Análise gráfica das normas.

A estimação de estado tradicionalmente está relacionada à norma L_2 , sendo satisfatória na representação do resíduo r entre as medições e os valores calculados, além de ser mais conveniente na solução de problemas resolvidos via MQP. A forma generalizada dessa norma é dada pela Equação (2.3).

$$\|r\|_p = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n (|r_i|)^p} \quad (2.3)$$

Expandindo-se a Equação (2.3), através da soma quadrática de seus elementos, com relação à norma L_2 , obtém-se a Equação (2.4).

$$\|r\|_2 = (r_1^2 + r_2^2 + r_3^2 + \dots + r_n^2)^{\frac{1}{2}} \quad (2.4)$$

Observa-se que a norma L_2 faz alusão ao produto ponto (*dot*) da álgebra linear, que representa uma operação algébrica entre dois vetores de comprimentos iguais, transposição e multiplicação, cujo resultado é um escalar que é obtido multiplicando-se elementos correspondentes e somando-se os seus produtos, ou seja, o produto *dot* é a notação matricial do produto escalar.

Aplicando o método da norma L_2 na Equação (2.2), tem-se a seguinte formulação para a função objetivo:

$$r = [z - h(x)] \quad (2.5)$$

$$J(x) = \|r\|_2^2 = \frac{1}{2} [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] \quad (2.6)$$

Para o cálculo do estado estimado usualmente se utiliza o método de Newton baseado nas aproximações de primeira e segunda derivadas da função objetivo, como a seguir:

$$\nabla J(x) \approx -H^T(x) \cdot R^{-1} \cdot [z - h(x)] \quad (2.7)$$

$$\nabla^2 J(x) \approx H^T(x) \cdot R^{-1} \cdot H(x) \quad (2.8)$$

em que:

$$H(x) = \left[\frac{\partial h(x)}{\partial x} \right] \quad (2.9)$$

Expandindo-se a função gradiente através da série de Taylor em torno do vetor de estado x^k , tem-se:

$$\nabla J(x) \approx \nabla J(x^k) + \nabla^2 J(x^k) \cdot (x - x^k) + \dots = 0 \quad (2.10)$$

Desprezando os termos de alta ordem da expansão, a relação de recorrência do método de Newton para minimizar a função objetivo e tornar o processo iterativo é dada por:

$$x^{k+1} = x^k - [\nabla^2 J(x^k)]^{-1} \cdot \nabla J(x^k) \quad (2.11)$$

$$\Delta x^k = x^{k+1} - x^k \quad (2.12)$$

2.3.2 MQP via função de probabilidade

A fundamentação teórica do método MQP via função de probabilidade está bem detalhada em Abur e Expósito em [7]. Baseando-se nessa referência, realizar-se-á, a seguir, uma revisão sobre o tema.

Seja a função $f_m(z)$, a qual denomina-se função de probabilidade em relação à z . Essencialmente, ela é a medida da probabilidade de um conjunto de medições pertencente ao vetor z . O objetivo da estimativa por máxima verossimilhança (MLE – *Maximum Likelihood Estimation*) é de maximizar essa função de probabilidade variando os parâmetros assumidos da função de densidade (sua média μ e seu desvio padrão σ). Determinando os valores dos parâmetros ótimos, a função é geralmente substituída por seu logaritmo, a fim de simplificar o procedimento de otimização.

$$\begin{aligned} \ell = \log f_m(z) &= \sum_{i=1}^m \log f(z_i) \\ &= -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \left(\frac{z_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2 - \frac{m}{2} \log 2\pi - \sum_{i=1}^m \log \sigma_i \end{aligned} \quad (2.13)$$

O MLE maximizará a função de probabilidade para um dado conjunto de observações z_1, z_2, \dots, z_m , por conseguinte, ele pode ser obtido resolvendo o seguinte problema:

$$\text{Maximizar } \log f_m(z)$$

ou

$$\text{Minimizar } \sum_{i=1}^m \left(\frac{z_i - \mu_i}{\sigma_i} \right)^2 \quad (2.14)$$

Este problema de otimização pode ser reescrito em termos do resíduo r_i da medição i :

$$r_i = z_i - \mu_i = z_i - E(z_i) \quad (2.15)$$

Em que a média μ , ou o valor esperado $E(z_i)$ da medição z_i podem ser expressos por $h_i(x)$, uma função não linear que relaciona o vetor de estado $[x]$ do sistema com a medição i th.

Uma maneira de realizar a minimização é através da soma dos quadrados dos resíduos ponderando cada um dos termos pela variância da medição correspondente:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m w_{ii} r_i^2 \quad (2.16)$$

$$\text{sujeito a } z_i = h_i(x) + r_i ; i = 1, \dots, m \quad (2.17)$$

$$\text{em que: } w_{ii} = \sigma_i^{-2}$$

2.3.3 Modelo das medições e hipóteses

Considerando o conjunto de medições dado pelo vetor z :

$$z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ h_2(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ \vdots \\ h_m(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_m \end{bmatrix} = h(x) + e \quad (2.18)$$

sendo:

$$x^{k+1} = x^k - [G(x^k)]^{-1} \cdot g(x^k) \quad (2.19)$$

$h_i(x)$: Função não linear relacionada com a medição i do vetor de estado $[x]$;

$x^T = [x_1, x_2, \dots, x_n]$: Vetor de estado do sistema;

$e^T = [e_1, e_2, \dots, e_m]$: Vetor dos erros das medições;

As hipóteses seguintes são geralmente feitas considerando as propriedades estatísticas dos erros de medições:

a) $E(e_i) = 0, i = 1, \dots, m.$

b) Os erros das medições são independentes $E[e_i e_j] = 0.$

Então, $Cov(e) = E[e \cdot e^T] = R = diag\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2\}$

O desvio padrão σ_i de cada medição i é calculado para refletir a precisão prevista do correspondente medidor utilizado. O estimador que utiliza o método matemático dos mínimos quadrados ponderados (WLS - *Weighted Least Squares*) reduzirá a função objetivo dada pela Equação (2.20):

$$\begin{aligned} J(x) &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m (z_i - h_i(x))^2 / R_{ii} \\ &= \frac{1}{2} [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] \end{aligned} \quad (2.20)$$

No mínimo, as condições de otimalidade de primeira ordem (2.21) devem ser satisfeitas.

$$\begin{aligned} g(x) &= \frac{\partial J(x)}{\partial x} = -H^T(x) R^{-1} [z - h(x)] = 0 \\ \text{ou} \\ H(x) &= \left[\frac{\partial h(x)}{\partial x} \right] \end{aligned} \quad (2.21)$$

A função não linear $g(x)$ é desenvolvida em série de Taylor em torno do vetor de estado x^k :

$$g(x) = g(x^k) + G(x^k)(x - x^k) + \dots = 0 \quad (2.22)$$

Utilizando o método iterativo de Newton-Raphson, tem-se:

$$x^{k+1} = x^k - [G(x^k)]^{-1} \cdot g(x^k) \quad (2.23)$$

Em que: k é o contador da iteração e x^k é o vetor solução para a iteração $k.$

$$g(x^k) = -H^T(x^k) \cdot R^{-1} \cdot (z - h(x^k)) \quad (2.24)$$

$$G(x^k) = \frac{\partial g(x^k)}{\partial x} = H^T(x^k) \cdot R^{-1} \cdot H(x^k) \quad (2.25)$$

A matriz $G(x)$ é denominada matriz de ganhos, ela é simétrica, definida positiva e fornece a condição que o sistema seja inteiramente observável. A matriz $G(x)$ pode ser fatorada em duas submatrizes triangulares, através da fatoração de Cholesky, e em seguida essas equações são resolvidas utilizando substituições por *backward/forward* a cada iteração k . Um fator importante relacionado à decomposição de Cholesky é o fato que essa decomposição pode não existir para sistemas que não são completamente observáveis.

$$[G(x^k)] \Delta x^{k+1} = H^T(x^k) R^{-1} (z - h(x^k)) \quad (2.26)$$

Em que: $\Delta x^{k+1} = x^{k+1} - x^k$

A Equação (2.26) é referida como equação normal. Observando-se as Equações (2.7) e (2.8), desenvolvidas a partir da teoria sobre a norma L_2 , e as Equações (2.24) e (2.25), desenvolvidas a partir da teoria MQP via função de probabilidade, pode-se concluir que o gradiente da matriz Jacobiana representa a função não linear $g(x)$, desenvolvida a partir da expansão em série de Taylor, e a derivada do gradiente representa a matriz de ganhos.

A principal dificuldade desse tipo de aproximação está relacionada com o mau condicionamento da matriz de ganhos, no qual acarreta problemas de convergência e/ou instabilidade numérica. A condição numérica (que representa o grau de mau condicionamento do sistema) da matriz de ganhos na equação normal é igual ao quadrado da condição numérica da matriz Jacobiana (H), ou seja, se H não está bem condicionada, a matriz G estará altamente mal condicionada. As principais fontes que deterioram a condição numérica da equação normal são:

- Conexão de linhas de transmissão longas (alta impedância) com linhas de transmissão curtas (baixa impedância);
- Medições altamente precisas (medições virtuais);
- Grande número de medições de injeção.

As medições virtuais são medições que não são efetivamente medidas e são caracterizadas com um fator de ponderação extremamente pequeno, ou em muitos casos, considera-se zero. A discrepância de ponderações entre as medições virtuais e as medições convencionais ocasiona um sério problema de mau condicionamento numérico. Em Gu et al. [20] pode-se analisar o impacto que um grande número de medições de injeção acarreta no condicionamento numérico, além de propor uma possível solução através do método de *Peter and Wilkinson*.

2.4 Modelo matemático MQP com restrições de igualdade

Na formulação clássica do MQP não se leva em conta restrições no processo de minimização do problema de estimação de estado. Aschmoneit et al. em [21] introduziram, efetivamente, o conceito de restrições de igualdade nesse tipo de problema de otimização.

Considere o problema de otimização com restrições de igualdade dado em (2.27).

$$\begin{aligned} \min J(x) &= \frac{1}{2} [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] \\ \text{sujeito a: } \quad c(x) &= 0 \end{aligned} \tag{2.27}$$

Em que $c(x) = 0$ representa um conjunto de restrições não-lineares relacionadas, por exemplo, com barramentos de injeção zero². Este problema de otimização pode ser expresso pela seguinte função Lagrangeana (2.28).

$$\mathcal{L}(r, x, \lambda) = \frac{1}{2} [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] + \lambda^T c(x) \tag{2.28}$$

Sendo λ o vetor dos multiplicadores de Lagrange.

Esta função pode ser diferenciável para se obter as condições necessárias de primeira ordem para a solução ótima, através da derivada da função Lagrangeana em relação à x e λ , cujo resultado é mostrado no seguinte sistema de equações não lineares:

² Barramentos de injeção zero: barramentos da rede que não possuem nenhum tipo de carga ou geração. Também são conhecidos como barramentos de transição.

$$\frac{\partial \mathcal{L}(x, \lambda)}{\partial x} = -H^T R^{-1} [z - h(x)] + C^T \lambda = 0 \quad (2.29)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(x, \lambda)}{\partial \lambda} = c(x) = 0 \quad (2.30)$$

em que:

$$H(x) = \left[\frac{\partial h(x)}{\partial x} \right] \quad \text{e} \quad C(x) = \left[\frac{\partial c(x)}{\partial x} \right] \quad (2.31)$$

Se o método de Gauss-Newton é usado para resolver esse sistema de equações não lineares iterativamente, a expansão pela série de Taylor para a k_{th} iteração é dada por:

$$\begin{aligned} r(x) &\cong r^k - H(x^k) \Delta x^k \\ c(x) &= c(x^k) + C(x^k) \Delta x^k \end{aligned} \quad (2.32)$$

Em vista dessas aproximações lineares, as Equações (2.29) e (2.30) podem ser reescritas de acordo com o sistema de Equações (2.33).

$$\begin{bmatrix} H^T(x^k) \cdot H(x^k) & -C^T(x^k) \\ -C(x^k) & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \Delta x^k \\ \lambda^{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H^T(x^k) \cdot r(x^k) \\ c(x^k) \end{bmatrix} \quad (2.33)$$

$C(x)$ é denominada matriz Jacobiana da equação de restrição e r é o vetor de resíduo, dado pela diferença entre as medições e os valores estimados.

Em Monticelli [22] encontram-se algumas vantagens e desvantagens na utilização de restrições de igualdade no problema da estimação de estado com pseudomedições de altas ponderações. De acordo com o sistema (2.33), nenhuma ponderação para as restrições de igualdade é utilizada, portanto, elas podem ser usadas sem deteriorar o condicionamento da matriz. A principal desvantagem em se utilizar esse tipo de formulação é a presença de medições corrompidas, visto que, a convergência e a análise de erros serão severamente afetadas.

Uma formulação alternativa do método MQP com restrições de igualdade foi proposta por Gjelsvik et al. em [23]. Esse método é conhecido como Formulação de Tabela Esparsa ou método de Hachtel. Nessa formulação, as próprias medições reais coletadas do sistema

elétrico são utilizadas como restrições, nas quais as variáveis de otimização explícitas são fornecidas pelo vetor de resíduo, como ilustra o sistema (2.34).

$$\begin{aligned} \min J(x) &= \frac{1}{2} [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] \\ \text{sujeito a : } r &= z - h(x) \end{aligned} \quad (2.34)$$

Neste caso, a função de Lagrange é dada por (2.35).

$$\mathcal{L}(r, x, \lambda) = \frac{1}{2} r^T R^{-1} r - \lambda^T (r - z + h(x)) \quad (2.35)$$

As derivadas parciais da função Lagrangeana em relação às variáveis para garantir a minimização da função objetivo, são dadas pelas Equações (2.36), (2.37) e (2.38).

$$\frac{\partial \mathcal{L}(r, x, \lambda)}{\partial r} = R^{-1} r - \lambda = 0 \quad (2.36)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(r, x, \lambda)}{\partial x} = H^T \lambda = 0 \quad (2.37)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}(r, x, \lambda)}{\partial \lambda} = z - h(x) - r = 0 \quad (2.38)$$

Aplicando o método de Newton obtém-se o seguinte sistema linear para a resolução do problema de forma iterativa:

$$\begin{bmatrix} I & H(x^k) \\ H^T(x^k) & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \lambda^{k+1} \\ \Delta x^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r(x^k) \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

Essa formulação apresenta uma desvantagem relacionada com a matriz de coeficientes, visto que, a mesma é indefinida, sendo necessário um ordenamento de linhas para preservar a estabilidade numérica.

2.5 Estimação de estado usando medições fasoriais sincronizadas

Nos últimos anos tem-se observado uma significativa evolução no campo da operação, controle e proteção dos sistemas de energia elétrica. Essa evolução está diretamente atrelada a um equipamento que vem se tornando um dos mais importantes e promissores em diversas áreas da engenharia elétrica: a Unidade de Medição Fasorial ou PMU. Devido ao fato da PMU utilizar sinais de sincronização a partir do sistema de posicionamento global (GPS), o processo de estimação de estado sofreu uma evolução considerável, pois, pela primeira vez, a aquisição das medições realizadas no sistema elétrico pôde ser obtida em intervalos de tempo regulares inferiores a 1 segundo, sendo possível uma análise dinâmica do mesmo, contribuindo, assim, para a quebra do paradigma de estimação quase-estática [3].

Esse processo de estimação quase-estática se remete ao modo de operação em regime permanente do sistema, no qual o estado (vetor) é o conjunto de todas as tensões complexas de sequência positiva nos barramentos do sistema. Utiliza-se o termo quase-estático devido à seguinte proposição: no momento em que a primeira medição é coletada até o momento que a estimativa do estado é fornecida pelo estimador, vários segundos, minutos ou até mesmo horas transcorreram, por isso, o estado fornecido não representa, efetivamente, o estado de operação corrente.

Do ponto de vista prático, as PMUs medem a sequência positiva da tensão e correntes complexas, relacionadas ao barramento no qual são instaladas. Portanto, é possível empregar as PMUs no processo de estimação de estado de duas maneiras:

1. Utilizando somente PMUs em quantidade suficiente para garantir a observabilidade do sistema e a maximização da redundância. Phadke et al. em [24] foram os primeiros a introduzir o conceito de estimação de estado fasorial pura;
2. Utilizando medições convencionais como, por exemplo, fluxos de potência ativa e reativa, injeção de potência ativa e reativa nos barramentos etc., em conjunto com as medições fornecidas pela PMU. Nesses casos, tem-se a necessidade do desenvolvimento de estimadores híbridos.

2.5.1 Estimação de estado com medições fornecidas somente por PMUs

Nesse processo de estimação, é necessário determinar os pontos de alocação ótima das

PMUs no sistema sob análise, visto que, utilizar uma PMU em cada barramento do sistema torna-se economicamente inviável. Para tanto, diversos métodos de alocação podem ser encontrados na literatura vigente. Abbasy e Ismail em [25] formularam o problema da alocação de PMUs como uma programação linear inteira binária, em que as variáveis de decisão binária (0, 1) determinam a possibilidade de instalação da PMU em cada barramento, enquanto preserva a observabilidade do sistema. Rakpenthai et al. em [26] propuseram um método para alocação de PMUs, baseado em um algoritmo heurístico, que leva em conta as condições de contingência do sistema, obedecendo o critério *N-1* (ou seja, perda de um único ramo ou de uma única medição).

Korkali e Abur em [27] publicaram um interessante trabalho, no qual demonstram que a quantidade de canais de medição no processo de alocação ótima representa um fator crítico nessa estratégia, pois, quanto maior for a quantidade de canais maior serão os custos envolvidos. O trabalho publicado por Xu e Abur em [28] apresenta um procedimento, pelo qual novos pontos de alocação das PMUs podem ser sistematicamente determinados a fim de tornar um sistema observável, no qual a natureza discreta do problema resulta na definição de um vetor de decisão de variáveis binárias, cujo produto interno entre esse vetor binário e um vetor contendo os custos de instalação, correspondente para cada PMU, é definido como a função objetivo do problema de otimização. Restrições são adicionadas para assegurar a completa observabilidade da rede, minimizando o custo total de instalação das PMUs.

Chakrabarti e Kyriakides em [29] propõem um método de alocação ótima, através da utilização da teoria de análise combinatória, levando-se em conta contingências simples no sistema elétrico, para tanto, desenvolveram um algoritmo de busca binária para determinar os barramentos ótimos para alocação. O trabalho apresentado por Aminifar et al. em [30] investiga a aplicação de Algoritmos Genéticos com Imunidades, para tornar o sistema completamente observável. Para tanto, incorpora-se operadores de imunidade para preservar as características do problema, para evitar o fenômeno da degeneração durante a etapa de evolução, garantindo, assim, uma melhoria na eficiência do algoritmo.

Na referência [31] encontram-se várias técnicas que podem ser utilizadas para resolver o problema da alocação ótima de PMUs, tais como: recozido simulado modificado (*modified simulating annealing*), método de combinação direta e método de busca tabu.

Um fator preponderante no processo de alocação ótima de PMUs é determinar a

quantidade inicial de unidades, visto que, se a escolha for excessivamente acima ou abaixo da quantidade ótima necessária para garantir a observabilidade do sistema, a carga computacional será considerável. Visando mitigar esse fator Baldwin et al. em [32] propuseram a Equação (2.40), no qual foi considerado que o número inicial de PMUs está diretamente ligado à quantidade de barramentos e injeções de potência no sistema.

$$N_{PMU}^{inicial} = \left\lceil \frac{N_b + (k/2)}{3} \right\rceil \quad (2.40)$$

sendo k o número de injeções de potência desconhecido e N_b é a quantidade de barramentos do sistema.

Após a escolha do método para alocação das PMUs, e, conseqüentemente, determinados os possíveis barramentos ótimos, tem-se em mãos um estimador de estado linear, que utiliza somente medições de corrente e tensão fasorial. Os resultados estimados são obtidos pela simples multiplicação entre uma matriz constante, relacionada com os parâmetros da rede, e o vetor de medição, contribuindo para uma resposta extremamente rápida. A vantagem desse processo é o fato que o vetor de estado estimado representa o estado de operação efetivo do sistema, em virtude da sincronização das medições. Além disso, como a taxa de aquisição das medições são inferiores a 1 (um) segundo, é possível avaliar o comportamento dinâmico do sistema de energia. Utilizando a teoria proposta por Phadke et al. em [33], modela-se matematicamente o problema da estimação de estado usando somente as medições das PMUs. Como a sincronização da PMU é realizada por sinais de satélites, assume-se que as medições sejam precisas e livres de erros. O vetor de medição M é dado por (2.41).

$$M = \begin{bmatrix} V \\ I \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_V \\ \varepsilon_I \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

Em que V e I são os vetores das medições de tensão e corrente, respectivamente, oriundas de todos os barramentos onde cada PMU foi alocada, expressados na forma retangular, enquanto ε_V e ε_I são os erros de medições de tensão e corrente, respectivamente. A matriz de covariância W , formada a partir da precisão estipulada para cada medição, é particionada de maneira a representar a covariância para as medições de tensão e corrente,

sendo dada pela Equação (2.42).

$$W = \begin{bmatrix} W_V & 0 \\ 0 & W_I \end{bmatrix} \quad (2.42)$$

Considerando o modelo π para representar as linhas de transmissão e transformadores, a relação entre o vetor de tensão V e o vetor de corrente I é mostrada em (2.43).

$$I = [yA^T + y_s] \times V \quad (2.43)$$

Em que A representa a matriz de incidência de medições de corrente, y é a matriz diagonal de admitâncias série dos ramos observáveis e y_s é a matriz primitiva de todas as susceptâncias em derivação. Substituindo (2.43) em (2.41) obtém-se (2.44).

$$M = \begin{bmatrix} I \\ yA^T + y_s \end{bmatrix} \times V + \begin{bmatrix} \varepsilon_V \\ \varepsilon_I \end{bmatrix} \quad (2.44)$$

Logo, a expressão matricial (2.44) pode ser representada por (2.45).

$$M = B \times V + \varepsilon \quad (2.45)$$

A estimativa para os mínimos quadrados ponderados para o vetor de tensão V pode ser facilmente determinada, como mostrado na Equação (2.46).

$$G \cdot V = B^T \cdot W \cdot M \quad (2.46)$$

Sendo G a matriz de ganhos cuja Equação é dada por (2.47).

$$G = B^T \cdot W \cdot B \quad (2.47)$$

A solução do processo de estimação consiste em determinar a matriz constante de ganhos (2.47) para cada conjunto de medições sincronizadas, e após, resolve-se a Equação (2.46) para se determinar o vetor de estado. Observa-se que esse procedimento é direto, não

necessitando, portanto, de um processo iterativo. Essa formulação foi proposta para medições fasoriais na forma retangular, entretanto, os resultados podem ser convertidos, facilmente, para a forma polar.

2.5.2 Observabilidade e redundância utilizando PMUs

O conceito de observabilidade e redundância, bem como suas representações gráficas serão exemplificados a seguir:

- Observabilidade: todas as tensões fasoriais dos barramentos, nos quais não estão alocados PMUs e todas as correntes fasoriais nas linhas de transmissão do sistema de energia podem ser calculadas a partir das medições tomadas pelas PMUs, que foram inseridas no sistema através do processo de alocação ótima.

✓ Análise gráfica:

Na Figura 2.4, os barramentos 2 e 3 são observáveis, pois suas tensões fasoriais podem ser determinadas através das medições fasoriais de tensão e corrente fornecidas pela PMU no barramento 1 e 4, respectivamente. Ressalta-se que é necessário o conhecimento dos parâmetros das linhas.

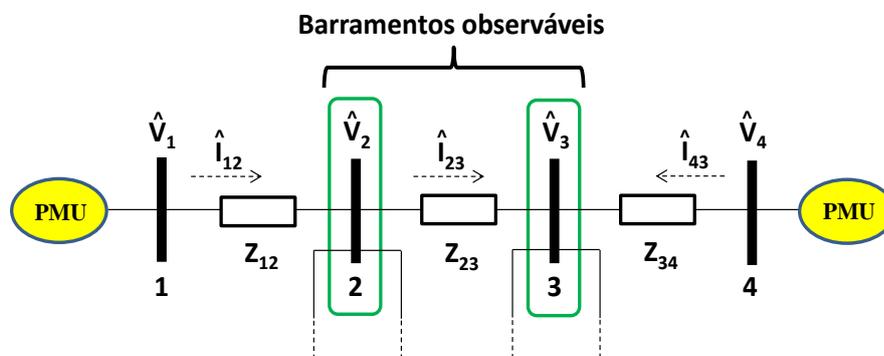


Figura 2.4: Observabilidade através das medições de PMUs.

Fonte: Adaptado de [34].

- Redundância: todas as tensões fasoriais dos barramentos, nos quais não estão alocadas PMUs podem ser determinadas a partir de dois conjuntos de PMUs.

✓ Análise gráfica:

Na Figura 2.5 o barramento 2 é redundante, pois sua tensão fasorial pode ser calculada independentemente a partir das PMUs alocadas nos barramentos 1 e 3.

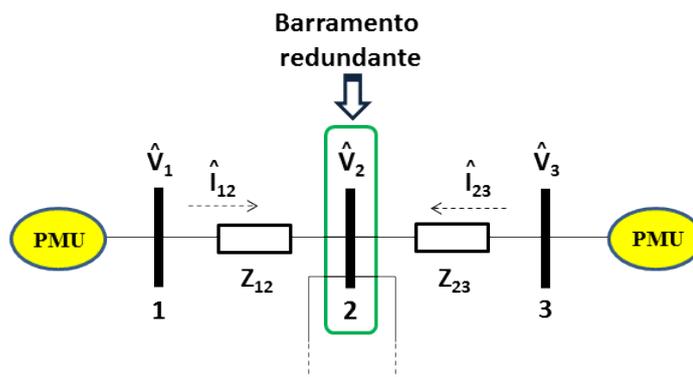


Figura 2.5 Redundância através das medições de PMUs.
 Fonte: Adaptado de [34].

2.5.3 Estimador de estado híbrido

Na atualidade, observa-se que um dos principais objetivos para melhorar o perfil da monitoração em sistemas de energia elétrica seria através da utilização somente de PMUs no processo de estimação de estado, pelo fato da simplicidade, confiabilidade e precisão na resposta do estado de operação do sistema, todavia, existe um fator preponderante que dificulta a real consolidação das mesmas que é o custo financeiro. Na atual conjuntura, é impraticável utilizar somente PMUs no processo de estimação de estado em sistemas de grande porte, visto que, o investimento necessário para garantir uma observabilidade completa seria muito elevado. Devido a esse fato, existem vários trabalhos publicados na literatura, cujo objetivo é combinar as medições convencionais com as medições fornecidas pela PMU.

Zivanovic e Cairns em [35] propuseram um método, no qual as medições de fase são diretamente incluídas no vetor de medição, eliminando-se a necessidade de um barramento *slack*, pois as fases em cada barramento são determinadas diretamente. Cheng et al. em [36] desenvolveram uma metodologia que transforma as medições de injeção de potência e fluxos de potência em pseudomedições de corrente, tornando o estimador linear. Vale ressaltar que essas transformações podem degradar a precisão dos resultados.

O trabalho publicado por Chakrabarti et al. em [37], descreve três novas possibilidades de formular estimadores de estado híbridos, no qual as medições de tensão e correntes fornecidas pela PMU podem ser combinadas com as medições convencionais. Utiliza-se o método MQP para resolução do problema e uma característica interessante são as modificações introduzidas na matriz Jacobiana. No primeiro método, a magnitude do fasor e o

ângulo de fase das tensões e correntes medidas pela PMU são incluídos diretamente no estimador. A partir de uma análise gráfica das equações das derivadas parciais ficou constatado que esse método não apresenta um resultado satisfatório, visto que, para certos valores de magnitude e ângulo de fase dos barramentos a derivada variava abruptamente, tornando-se indefinida.

No segundo método a corrente fasorial medida foi decomposta em suas partes real e imaginária, para tanto, desenvolveu-se expressões matemáticas extensas para que essas medições pudessem ser introduzidas na matriz Jacobiana. O resultado da análise gráfica desse método se mostrou bastante satisfatório, visto que, não houve a ocorrência de variações abruptas para os valores de magnitude e ângulo de fase dos barramentos. No terceiro método, o fasor tensão no barramento, conectado ao barramento no qual foi alocado a PMU, é obtido através da relação linear entre a tensão fasorial e a corrente fasorial, medidas no barramento da PMU, e os parâmetros da linha de transmissão.

Capítulo 3

Unidade de Medição Fasorial Sincronizada (PMU)

3.1 Introdução

A Unidade de Medição Fasorial (PMU - *Phasor Measurement Unit*) é o principal equipamento de um Sistema de Medição Fasorial Sincronizada (SMFS). Esse equipamento realiza a aquisição de medições em diversos pontos de um sistema geograficamente distante, processa os dados amostrados sincronizando o sinal em função de um pulso de *clock* fornecido pelo Sistema de Posicionamento Global (GPS), efetuando, assim, a medição em sequência positiva, das grandezas fasoriais de tensão e corrente, relacionadas ao barramento no qual foram instaladas.

O efetivo advento da PMU ocorreu em 1977 quando um novo algoritmo utilizado no cálculo de componentes simétricas foi proposto por Phadke et al. em [38]. Esse algoritmo tinha como premissa melhorar a proteção dos sistemas elétricos. Os fasores de tensão nos barramentos, em sequência positiva, constituem o vetor de estado do sistema de energia elétrica, sendo a determinação desse vetor o objetivo da estimação de estado. A importância da representação dessa componente foi bem relatada por Phadke em [39]. Adicionalmente, o cálculo da sequência positiva de tensão e corrente no sistema elétrico possibilitou a real consolidação da Unidade de Medição Fasorial.

De acordo com a referência [40], o primeiro protótipo da PMU foi desenvolvido em meados dos anos 80 pelo *Power Systems Research Laboratory* pertencente à universidade americana Virginia Tech. Nesse protótipo, o receptor do *clock* do GPS era externo à PMU, e com um pequeno número de satélites em órbita nesse período, o *clock* tinha que ser equipado com um oscilador de precisão externo, que mantinha a precisão do tempo quando a antena do receptor não tinha satélites visíveis ao seu alcance. Esse protótipo foi utilizado como base para o desenvolvimento da primeira PMU comercial criado em 1991 pela empresa

Microdyne.

A estimação da tensão fasorial (magnitude e ângulo de fase) nos barramentos de um sistema elétrico é de suma importância para a sua gestão eficiente. Afirma-se que as considerações acerca do planejamento e operação desses sistemas estão diretamente relacionadas com o fluxo de potência ativa nas linhas. Sabe-se que o fluxo de potência ativa é proporcional ao produto das magnitudes, assim como, da abertura angular entre os ângulos de fase dos fasores de tensão pertencentes a dois barramentos. Em virtude do fato, a determinação dos fasores de tensão em cada barramento contribui para uma efetiva monitoração, controle e proteção dos sistemas elétricos.

A aplicação da PMU no sistema de energia possibilitou medir o que antes era considerado imensurável, a diferença de ângulo de fase, em tempo real, entre subestações localizadas em pontos geográficos distantes. Portanto, deu-se início aos modernos Sistemas de Medição de Áreas Distantes (WAMS), tendo a PMU como a principal ferramenta de monitoração e controle. De acordo com Zima et al. em [41], as principais funções atribuídas à PMU dentro das WAMS são: monitorar, controlar e proteger as linhas de transmissão contra contingências; melhorar a capacidade de transmissão nas linhas em áreas específicas, principalmente entre diferentes mercados de energia (*pools*) para reduzir o risco de congestionamento; tornar eficaz a transmissão de energia através de melhorias nos processos de operação, controle e proteção.

Segundo Emami em [42], a monitoração e a detecção de flutuações inter-áreas através das PMUs, poderão ser usadas para melhorar os modelos dinâmicos que regem os sistemas de energia, tornando o estudo da análise dinâmica preciso e confiável. Somente dessa maneira ponderar-se-á desenvolver estimadores de estado robustos, cujos resultados estimados representarão o real estado de operação do sistema.

Vale salientar que uma função muito importante na operação do sistema de energia elétrica sofrerá modificações profundas com a utilização do SMFS, sendo essa função a análise de estabilidade. De acordo com Phadke em [2], os métodos tradicionais de análise de estabilidade utilizam a formulação de integração direta das equações dinâmicas do sistema. A dimensionalidade do problema força a utilização de vários tipos de simplificação. Mesmo com o artifício das simplificações, os cálculos envolvidos são dispendiosos tornando o estudo da estabilidade limitado à operação *off-line*. Existem relativamente poucos casos onde a

análise da estabilidade em tempo real é aplicada. Tentou-se utilizar funções de energia transitória para análise em tempo real, contudo, dificuldades teóricas em determinar os limites de energia envolvidos tornaram essa metodologia pouco eficaz.

Na atualidade, a aplicação dos Sistemas de Medição Fasorial em alguns países do mundo, tal como os Estados Unidos, a França e os países Nórdicos, encontra-se bem avançada. No entanto, vale destacar que no Brasil, um projeto pioneiro está sendo desenvolvido por um grupo de pesquisadores da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) denominado “Sistema de Medição Fasorial Sincronizada com Aplicações em Sistemas de Energia Elétrica” (MEDFASEE). De acordo com Agostini em [43], esse projeto visa a construção de um protótipo de sistema de medição fasorial que inclui o desenvolvimento de um simulador. O simulador tem como objetivos principais auxiliar na identificação de funcionalidades dos equipamentos envolvidos em um SMFS.

3.2 Definição de fasores e sincrofasores

Os fasores são ferramentas matemáticas utilizadas, especialmente, na análise de circuitos de corrente alternada para representar formas de ondas senoidais em regime permanente. Graficamente, um fasor representa um vetor radial de comprimento constante, cujo tamanho representa sua magnitude, e com uma extremidade fixa na origem de um eixo de referência, cujo ângulo de fase representa sua posição angular relativa ao eixo horizontal tomado como referência, como ilustrado na Figura 3.1. Os ângulos positivos são medidos no sentido anti-horário, a partir da referência (0,0 radianos), e os ângulos negativos são medidos no sentido horário.

De acordo com Phadke em [2], salienta-se que os fasores podem ser utilizados, também, na representação de variáveis temporais elétricas que não se encontram em regime permanente, ou seja, eventuais regimes transitórios que ocorrem, por exemplo, devido a oscilações eletromecânicas no processo de geração de energia. Sob essas condições, as variações de tensão e corrente são relativamente rápidas, entretanto, uma representação fasorial pode ser utilizada. Considerando a Equação (3.1) representativa de uma senóide pura, tem-se:

$$x(t) = X_M \cos(\omega t + \phi) \quad (3.1)$$

Em que ω (ômega) é a frequência do sinal em radianos por segundo, e ϕ (theta) sendo o ângulo de defasagem em relação à referência dado em radianos. X_M é a amplitude do sinal. O valor médio quadrático (RMS) do sinal de entrada é, aproximadamente, igual a 70,7% do valor de X_M .

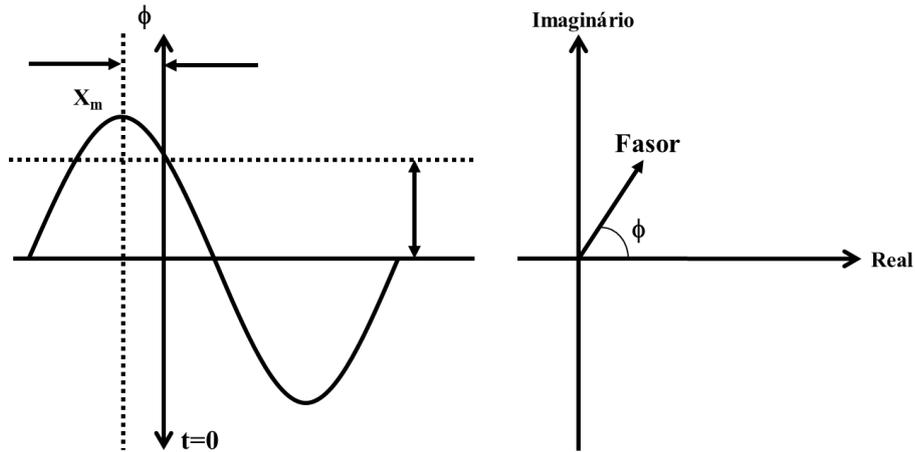


Figura 3.1: Representação fasorial da senóide.

Um fasor pode ser representado de acordo com a equação de Euler que faz uma relação entre a forma de representação trigonométrica e complexa. Expandindo-se a função exponencial $e^{j\phi}$ em série de Mac Laurin, tem-se:

$$e^{j\phi} = 1 + (j\phi) + \frac{(j\phi)^2}{2!} + \frac{(j\phi)^3}{3!} + \frac{(j\phi)^4}{4!} + \dots = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{(j\phi)^m}{m!} \quad (3.2)$$

Reagrupando-se os fatores da Equação (3.2), obtém-se a Equação (3.3).

$$e^{j\phi} = \left(1 - \frac{\phi^2}{2!} + \frac{\phi^4}{4!} - \frac{\phi^6}{6!} + \dots \right) + j \left(\phi - \frac{\phi^3}{3!} + \frac{\phi^5}{5!} - \frac{\phi^7}{7!} + \dots \right) \quad (3.3)$$

Observa-se que a Equação (3.3) pode ser remodelada através de duas expressões de somatório, onde a primeira está relacionada com a parte real e a segunda com a parte imaginária do fasor, portanto, pode-se remodelar essa equação como ilustra a Equação (3.4).

$$e^{j\phi} = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{(\phi)^{2m}}{(2m)!} + i \sum_{m=0}^{\infty} \frac{(\phi)^{2m+1}}{(2m+1)!} \quad (3.4)$$

Na Equação (3.4) a expressão do primeiro somatório é a expansão em série de Mac Laurin da função $\cos\phi$ e a segunda expressão do somatório é a expansão em série de Mac Laurin da função $\sen\phi$, logo, obtém-se a Equação (3.5).

$$e^{j\phi} = \cos(\phi) + j\sen(\phi) \quad (3.5)$$

A representação gráfica do fasor $e^{j\phi}$ é ilustrada na Figura 3.2, podendo-se afirmar que a função cosseno e a função seno representam a parte real e imaginária, respectivamente, da função exponencial.

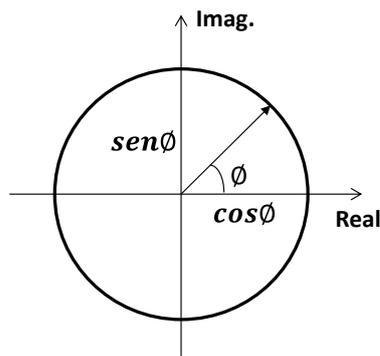


Figura 3.2: Plano complexo do fasor $e^{j\phi}$.

Os sincrofasores, ou fasores sincronizados, referem-se à representação das variáveis complexas tensão e corrente do sistema de energia elétrica, sincronizadas com uma referência de tempo absoluto. Essa referência absoluta é fornecida através de um sinal de sincronismo de alta precisão, no qual ϕ é o ângulo de fase instantâneo relativo a uma função cosseno de frequência nominal sincronizada com a Coordenada de Tempo Universal (*Universal Time Coordinated* - UTC). O padrão IEEE C37.118 especifica que o ângulo é 0° se o valor máximo de $x(t)$ ocorrer no mesmo instante do PPS (Pulso Por Segundo), e -90° quando o cruzamento positivo ocorrer no pulso da UTC. Na Figura 3.3 ilustra-se essa relação.

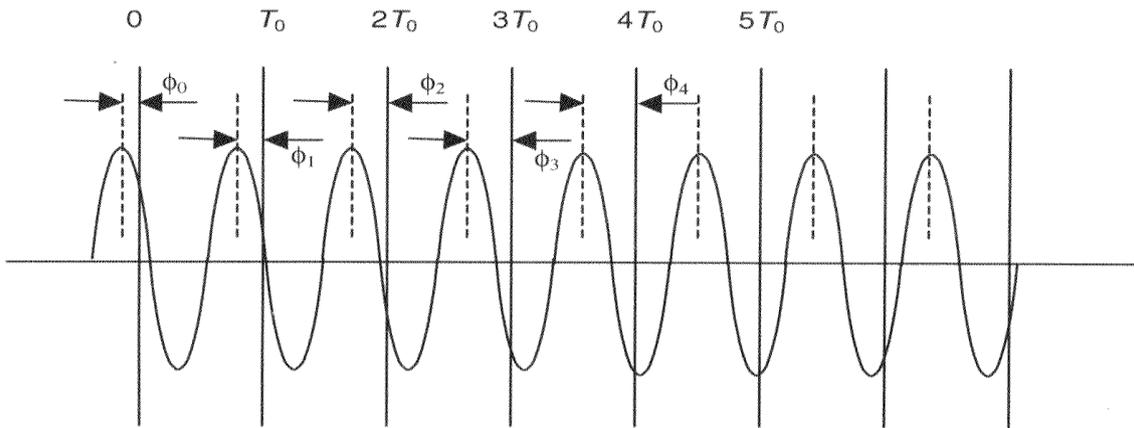


Figura 3.3: Senóide observada com períodos de tempo constante.
Fonte: Referência [43].

Se o intervalo de observação T_0 não for um múltiplo inteiro do período do sinal, $T = 1/f$, o fasor observado terá magnitude constante e a taxa de variação angular é dada por $2\pi(f - f_0)/T_0$, onde $T_0 = 1/f_0$.

O padrão IEEE C37-118 define a precisão do sincrofasor como sendo a diferença vetorial entre o valor medido (\hat{X}_{MED}) o valor esperado (\hat{X}_{IDEAL}) em um dado instante de tempo (k), sendo definido como Erro Vetorial Total (*Total Vector Error* – TVE), como mostra a Equação (3.6):

$$TVE_{(k)} = 100\% \cdot \frac{\left| \hat{X}_{MED} - \hat{X}_{IDEAL} \right|}{\left| \hat{X}_{IDEAL} \right|} \quad (3.6)$$

De acordo com a Equação (3.6) pode-se afirmar que existem três possibilidades de erro: magnitude, ângulo de fase e tempo. Uma informação adicional acerca do padrão IEEE C37-118 é que ele não especifica métodos de medição ou outros fatores, tais como, taxa de amostragem, algoritmos ou métodos de sincronização. Em vez disso, ele especifica que o erro do TVE deve ser inferior a 1 % sob uma ampla gama de condições.

3.2.1 Transformada discreta de Fourier e representação fasorial

Segundo Phadke e Thorp em [40], a TDF é um método de cálculo da transformada de Fourier de um pequeno número de amostras colhidas a partir de um sinal de entrada $x(t)$. A

transformada de Fourier é calculada em passos discretos no domínio da frequência, assim como o sinal de entrada é amostrado em instantes discretos no domínio do tempo. Atualmente, a TDF é a ferramenta matemática mais utilizada no tratamento das amostras de tensões e correntes do sistema elétrico.

Considerando a Equação (3.1), a sua representação fasorial é dada por (3.7).

$$X \equiv \frac{X_M}{\sqrt{2}} e^{j\phi} \quad (3.7)$$

Embora o conceito de fasor seja definido para a representação de uma senóide pura, pode-se utilizá-lo na presença de componentes transitórios, estipulando que o fasor represente a componente de frequência fundamental da forma de onda observada ao longo de uma duração finita (janela de observação). No caso dos dados amostrados x_k , obtidos pela amostragem do sinal $x(t)$ no instante $t=k\tau$, no qual τ é o intervalo de amostragem, o fasor X é dado por:

$$X = \frac{\sqrt{2}}{N} (X_C - jX_S) \quad (3.8)$$

Em que X_C e X_S são dados pelas Equações (3.9) e (3.10), respectivamente.

$$X_C = \sum_{k=1}^N x_k \cos(k\phi) \quad (3.9)$$

$$X_S = \sum_{k=1}^N x_k \text{sen}(k\phi) \quad (3.10)$$

Sendo N o número de amostras em um período da frequência nominal do sistema elétrico. A relação entre o intervalo de amostragem τ e o ângulo amostrado ϕ , é dada pela Equação (3.11).

$$\phi = \frac{2\pi}{N} = 2\pi f_o \tau \quad (3.11)$$

Em que f_o é a frequência nominal do sistema de energia. A Equação (3.8) representa uma medição fasorial realizada pela Transformada Discreta de Fourier em um período de observação. De acordo com Phadke et al. em [45], uma taxa de amostragem de 12 aquisições por ciclo da frequência nominal de 60 Hz tem-se mostrado suficiente em muitas aplicações relacionadas aos sistemas de energia elétrica.

Apesar da Equação (3.8) fornecer uma maneira fácil de representar fasores na presença de transitórios, ela apresenta uma desvantagem significativa, que se remete ao fato do cálculo ser não recursivo, acarretando problemas relacionados com a carga computacional empregada. Para mitigar esse fator, desenvolveu-se um algoritmo mais eficiente denominado Transformada Discreta de Fourier Recursiva (TDFR).

Seja X^r o fasor correspondente ao conjunto de dados $x\{k=r, r+1, \dots, N+r-1\}$, considerando que um novo conjunto de dados foi obtido, dado por $x\{k=r+1, r+2, \dots, N+r\}$. O fasor correspondente para um novo conjunto de amostras X^{r+1} será dado por (3.12).

$$X^{r+1} = X^r + \frac{\sqrt{2}}{N} (x_{N+r} - x_r) \cdot e^{-jr\phi} \quad (3.12)$$

Dentre as várias vantagens em se utilizar a TDFR pode-se citar a diminuição do esforço computacional e a eliminação da diferença angular entre fasores obtidos de forma sucessiva para cada conjunto de amostras [45].

Utilizando-se o artifício matemático da TDF, as medições fasoriais em sequência positiva podem ser determinadas. Como essas medições refletem o estado de operação do sistema de energia em regime permanente, busca-se com a estimação de estado, uma estimativa fiel para essas grandezas medidas.

3.3 Fontes de sincronização

Um sinal de sincronização pode ser baseado em qualquer fonte de tempo utilizado no sistema de energia elétrica, seja o horário fornecido pelo computador principal do centro de controle, quanto uma base de tempo fixa para aquisição das medições. Entretanto, ressalta-se que essas hipotéticas bases de tempo possuem um erro associado e não fornecem, na prática,

uma boa maneira de realizar um processo de sincronização. A maioria dos sistemas de comunicação, baseado, por exemplo, nas microondas, ou transmissões de rádio AM, apresentam um limite para a precisão possível de sincronização, sendo muito grande para ser usado na prática. Uma possibilidade seria a utilização de canais de fibra ótica dedicados, multimodo ou monomodo, para fornecer sinais de sincronização com maior precisão, em virtude da não degradação do sinal em função de interferências eletromagnéticas. É importante salientar que mesmo se um canal de fibra ótica multiplexado for usado, os erros de sincronização podem chegar à ordem de 100 microssegundos, não sendo aceitáveis para sincronização de medições em sistema de energia, como afirma Phadke em [2].

Buscou-se utilizar os sinais provenientes do sistema de satélites GOES (*Geostationary Operational Environmental Satellite*), para sincronização das medições, entretanto, o seu desempenho não foi satisfatório. Phadke em [2] foi o primeiro a propor a utilização do sistema NAVSTAR-GPS (*Navigation Satellite with Time and Ranging - Global Positioning System*) no processo de sincronização das medições oriundas dos sistemas elétricos de energia. O sistema NAVSTAR-GPS foi projetado para fins de navegação, porém ele fornece um pulso de tempo comum de 1 (um) microssegundo em qualquer ponto da superfície terrestre. Para a aquisição do pulso de sincronização, somente um satélite precisa estar “visível” pela antena receptora. Com relação à antena, os modelos podem ser os mais variáveis possíveis (*patch* – retangular ou triangular, parabólica, helicoidal etc.) e a sua implementação e montagem podem ser relativamente simples.

3.3.1 Sistema de posicionamento global (GPS)

O GPS teve início com o lançamento dos satélites *Block I* em 1978, pelo Departamento de Defesa Norte Americano. Em 1994, uma completa constelação de 24 satélites foram colocados em serviço. Em 2007, seis novos satélites foram colocados em órbita totalizando 30 satélites, o objetivo desses satélites extras é fornecer uma melhoria na precisão da estimação das coordenadas espaciais dos receptores. Os satélites, atualmente em operação, são arranjados em seis planos orbitais deslocados entre si em 60° e tendo uma inclinação em torno de 55° com relação à linha do Equador. Os satélites percorrem um raio orbital em torno de 16500 milhas e executam esse movimento em torno da terra duas vezes durante o dia, conforme relatam Phadke e Thorp em [39].

A principal utilização do sistema GPS é determinar as coordenadas do receptor, onde as informações dos sinais estão nas coordenadas $\{x, y, z, t\}$, sendo t o tempo. Esse

procedimento é realizado pela resolução da equação $Distância = Taxa \times Tempo$ em três dimensões. Para aplicações com PMU, o sinal que é mais importante é o PPC. Esse pulso recebido por um receptor na terra é coincidente com todos os outros pulsos recebidos dentro de um microssegundo. Para uma precisão de 1 microssegundo, considerando uma frequência de 60 Hz, têm-se uma variação de apenas $0,0216^\circ$ como é mostrado na Equação (3.13).

$$\phi = \frac{2\pi ft}{\pi} \times 180 = 0,0216^\circ \quad (3.13)$$

3.4 Concentrador de dados

O concentrador de dados fasoriais (PDC - *Phasor Data Concentrator*) é um elemento importante dos sistemas de medição fasorial sincronizada. Suas funções consistem em coletar e processar os dados das PMUs com a mesma “etiqueta” de tempo, cujo objetivo é criar um banco de arquivos de dados que podem ser utilizados posteriormente. Uma importante característica que deve ser preservada com relação ao PDC é a sua alta capacidade computacional, uma vez que deve possuir uma capacidade suficiente de processamento para garantir um funcionamento confiável em tempo real.

O padrão IEEE C37-118 define o protocolo de comunicação entre a PMU e o concentrador PDC. Esse protocolo pode ser utilizado entre vários PDCs que agregam os fluxos de dados de diferentes regiões monitoradas do sistema de energia. O protocolo é “leve”, pois possui poucos tipos de mensagens com opções limitadas. Ele é implementado em uma única camada e há proteção contra eventuais variações na configuração da informação.

O formato da mensagem deve estar de acordo com essa norma que especifica a divisão da mensagem em 5 *frames*: um *frame* de dados (binário), dois *frames* de configuração (binário), um *frame* de cabeçalho (ASCII) e um *frame* de comando (binário). Uma vez habilitada a comunicação, os *frames* da mensagem são enviados continuamente para um *host* servidor. A rede de comunicação utilizada para realizar o *link* entre a PMU e o PDC, geralmente, é a internet ou redes privadas das próprias concessionárias [44].

Na atual conjuntura, ainda não existe um padrão industrial para os arquivos de dados dos PDCs e tampouco eles estão disponíveis comercialmente. A sua implementação depende das características e peculiaridades inerentes de cada concessionária, que deve escolher a forma mais coerente e confiável de implementação.

3.5 Canal de medição da PMU

O caminho da medição adquirida pela PMU, parte do ponto de alta voltagem ou do ponto de medição de corrente e finaliza no conversor analógico/digital (A/D) do circuito eletrônico da PMU. O propósito desse canal é fornecer um isolamento entre o sistema de alta potência e a PMU, além de reduzir os níveis de tensão e corrente para uma faixa de valores padrão aplicada no nível de instrumentação eletrônica, que consiste, na prática, em uma conversão para 67 V ou 115 V e 5 A, respectivamente.

Esses padrões foram estabelecidos há vários anos, baseando-se no modo de operação dos relés eletromecânicos. Atualmente, os transformadores de instrumentação utilizam os modernos relés como dispositivos fundamentais, cuja faixa de trabalho referente ao nível de tensão, é inferior ao padrão baseado nos relés eletromecânicos, devido a esse fato, pode-se utilizar uma nova faixa padrão de trabalho que pode ser 2 V ou 10 V. Isso significa que em muitas concessionárias de energia pode-se ter as duas possibilidades de transformação para garantir uma operação confiável para os dispositivos de medição utilizados no controle e proteção das redes elétricas, como relata a referência [46].

Idealmente, espera-se que o canal de medição produza uma forma de onda na saída que seja uma réplica exata da tensão e corrente no nível de alta potência, escaladas por um fator de proporcionalidade constante. Na prática, qualquer canal de medição da PMU introduz um erro, geralmente da ordem de 0,02-3%, sendo que os maiores erros estão associados, frequentemente, aos cabos de instrumentação e o sistema eletrônico de conversão analógico-digital, de acordo Zhu et al. em [47].

Em diversas subestações de energia elétrica utilizam-se como transdutores, os Transformadores de Potencial (TP) e os Transformadores de Corrente (TC), esses dispositivos são responsáveis pela conversão da alta tensão e corrente, respectivamente, para níveis de medição padrões utilizados em instrumentos de medição e controle. Os TPs e TCs utilizam o princípio de funcionamento baseado na conversão através de um núcleo eletromagnético. Existem outros tipos de transdutores como o Transformador de Potencial Capacitivo (TPC), que agrega unidades capacitivas, utilizadas como divisores de tensão e, mais recentemente, transdutores como os Transformadores de Corrente Óptico-Magnéticos e os Transformadores de Voltagem Eletro-Ópticos [48].

Um importante ponto a ser comentado, reflete-se ao fato da possibilidade dos transformadores de tensão e corrente introduzirem erros de magnitude e fase que podem ter valores superiores à precisão estipulada para a PMU. Na Figura 3.4, modelada em ambiente 3D, ilustram-se os dispositivos utilizados no canal de medição da PMU.

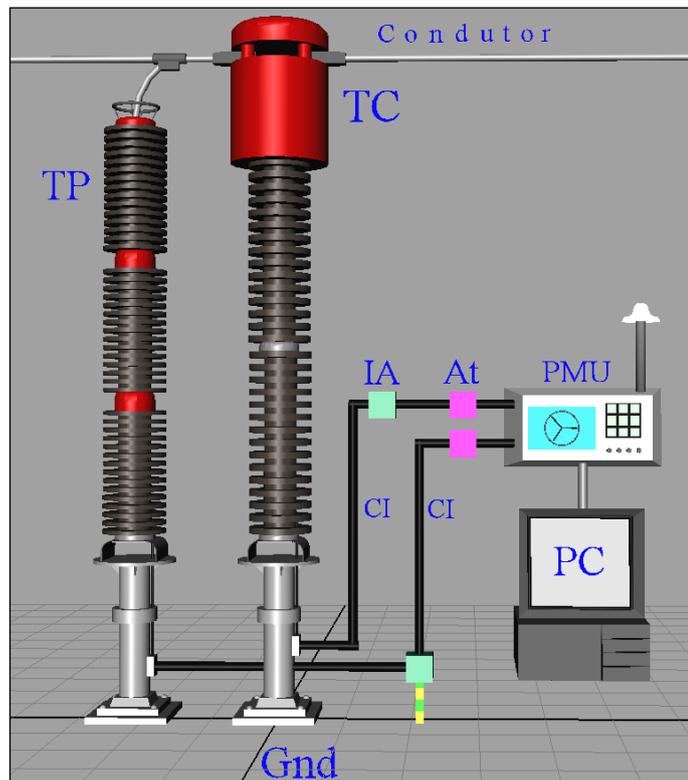


Figura 3.4: Canal de medição da PMU.

Fonte: Adaptado de [47].

a) Cabos de instrumentação (CI)

O tipo de cabeamento de instrumentação padrão é o cabo coaxial RG-8 [46]. Apresentam-se diversas especificações desse tipo de cabeamento, todavia, os parâmetros padrões de manufatura de diversos fabricantes são relacionados a uma impedância de 50 Ohms, malha de proteção contra efeitos eletromagnéticos e baixa atenuação do sinal.

b) Impedância de acoplamento (IA)

Todo canal da PMU é dotado com uma impedância de proteção. Para a medição de corrente, conecta-se a impedância em série com o objetivo de diminuir a intensidade da corrente no canal, para níveis preestabelecidos, além de proteger contra eventuais sobrecorrentes e evitar a saturação do TC [46].

c) Atenuador (At)

A função do atenuador é reduzir a amplitude do sinal analógico de medição, oriundos da conversão dos transdutores, sem distorção considerável da sua forma [49]. Adicionalmente, o atenuador funciona como dispositivo de proteção contra sinais com níveis de intensidade que possam prejudicar o funcionamento do canal da PMU.

d) Filtro antirrecobrimento (*anti-aliasing*)

O filtro de antirrecobrimento é utilizado antes do processo de amostragem do sinal analógico de medição e tem por objetivo minimizar o efeito do recobrimento de frequência (*aliasing*), através da eliminação dos componentes de frequência acima da banda de frequência útil dos sinais analógicos. Esse tipo de filtragem é necessário para evitar que espectros de frequências dos sinais contínuos resultantes não sejam superiores à frequência de Nyquist [40].

e) Conversor Analógico/Digital (A/D)

O conversor A/D converte os sinais analógicos de tensão e/ou correntes em um valor numérico digital correspondente, que são armazenados no concentrador de dados digitalizáveis para posterior uso por parte do mesmo. Os conversores A/D presentes nas PMUs, geralmente, apresentam uma resolução de 16 bits [1]. É durante o processo de amostragem do conversor A/D que ocorre a sincronização com o pulso de *clock* do GPS.

3.6 Metodologia de avaliação da disponibilidade dos canais de medição

A confiabilidade na monitoração dos WAMS está diretamente relacionada à confiabilidade dos componentes responsáveis pelas medições, ou seja, as PMUs. Através de métodos estatísticos aplicados a dados históricos ou utilizando a modelagem de confiabilidade do dispositivo como um único sistema, os dados de confiabilidade do dispositivo podem ser determinados.

No caso das PMUs, não existe disponível um banco de dados eficiente, devido ao fato desses equipamentos terem sido recentemente desenvolvidos. O primeiro modelo de confiabilidade da PMU foi proposto por Wang et al. em [50], no qual os valores das taxas de

falha e reparo foram considerados como números fracionários e utilizou-se uma modelagem via cadeia de Markov. Segundo Aminifar et al. em [51], é possível analisar um modelo de confiabilidade, baseado na lógica *fuzzy*, considerando os parâmetros de incerteza dos dados de entrada. Observa-se que os poucos trabalhos existentes são voltados, exclusivamente, para a confiabilidade do equipamento PMU.

A metodologia proposta neste trabalho mostra um modelo de análise da disponibilidade dos canais de medição das PMUs, tendo como motivação o fato de ser mais suscetível a falha dos canais de medição, ao invés do equipamento PMU. Quando se analisa a confiabilidade da PMU considera-se, geralmente, que o equipamento possa residir em dois estados: estado operativo ou de falha, e residindo no estado de falha, o impacto na observabilidade do sistema é evidente.

Quando se analisa a disponibilidade dos canais de medição tem-se uma ampla gama de estados diretamente relacionados com a quantidade de canais da PMU. Analisando-se os estados, pode-se avaliar a probabilidade individual de ocorrência e o real impacto da perda do canal na observabilidade do sistema de energia elétrica.

Na metodologia desenvolvida, considera-se a modelagem da disponibilidade do canal de medição baseando-se nas taxas de falha e reparo dos componentes que o compõe. A Figura 3.5 ilustra o diagrama de blocos dos componentes do canal de medição. A característica de cada canal varia de acordo com o processo de manufatura dos componentes. A modelagem da disponibilidade do sistema de medição (quantidade total de canais em cada PMU) baseia-se no processo de Markov. O modelo proposto trabalha com um diagrama de espaço de estado, formado a partir das combinações entre os canais e, subsequentemente, a disponibilidade pode ser calculada. De posse da disponibilidade do sistema de medição de cada PMU é possível calcular a disponibilidade global de medição.

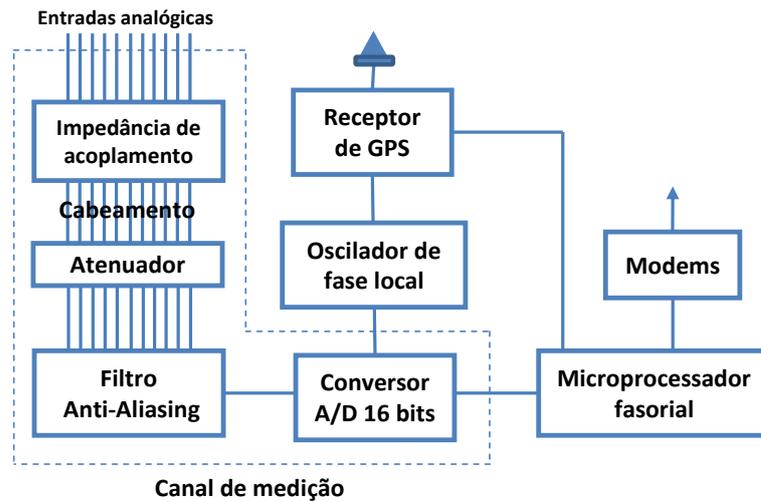


Figura 3.5: Diagramas de blocos da PMU.
Fonte: Adaptado de [40].

3.6.1 Função de probabilidade do canal de medição

Devido à presença de componentes eletrônicos (filtro antirrecobrimento, impedância de acoplamento, atenuadores e conversor A/D) e componentes mecânicos (cabeamento de instrumentação), o canal de medição apresenta curvas características relacionadas a esses dispositivos. As curvas de probabilidade de falha dos componentes de um típico canal de medição são ilustradas nas Figuras 3.6 e 3.7:

De acordo com Billinton e Allan em [52], a Região I, denominada de Fase de mortalidade infantil, pode ocorrer devido a erros no processo de fabricação ou falhas no projeto do dispositivo. Nessa região a probabilidade de falha decresce em função do tempo. A Região II, denominada de período de vida útil, é caracterizada por uma probabilidade de falha constante. Nessa região a probabilidade de falha acontece *ao acaso* e a distribuição de probabilidade exponencial é válida. A Região III conhecida como Fase de mortalidade senil representa a fase de desgaste ou fadiga e é caracterizada por um rápido crescimento da probabilidade de falha em relação ao tempo.

Para a representação da curva de probabilidade de falha de um canal de medição pode-se utilizar as distribuições *Gamma* ou *Weibull*, devido ao fato dessas distribuições apresentarem parâmetros de forma, podendo, assim, serem criadas diferentes curvas características de funções de confiabilidade.

Frequentemente se considera que os dispositivos eletrônicos do canal de medição são

usualmente associados com um tempo de utilidade longo e os componentes mecânicos são usualmente associados com um tempo de utilidade curto.

3.6.2 Estratégia de disponibilidade do canal de medição

Observa-se na literatura um vasto trabalho sobre a disponibilidade de dispositivos de potência, especialmente unidades de geração [53]-[55], no entanto, poucos trabalhos referentes à disponibilidade de canais de medição (sensores), voltados especificamente para sistemas elétricos, estão disponíveis. Um trabalho interessante sobre a perda de canais de medição para a avaliação do cálculo de indicadores de condição em sistemas de energia elétrica é mostrado em [56].

A disponibilidade de canais de medição das PMUs pode ser definida como a probabilidade em que cada canal exerce sua função sem falhas, ou seja, está disponível quando requerido, em um período de tempo previsto, sob condições operativas especificadas.

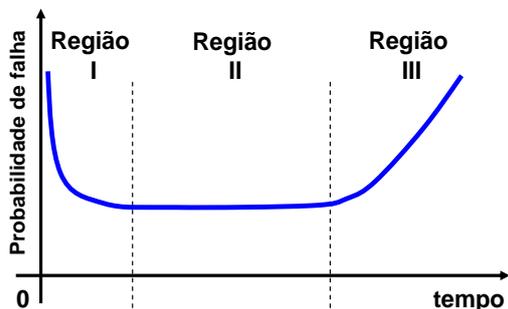


Figura 3.6: Curva da probabilidade de falha de um típico componente eletrônico em relação ao tempo.

Fonte: Adaptado de [52].

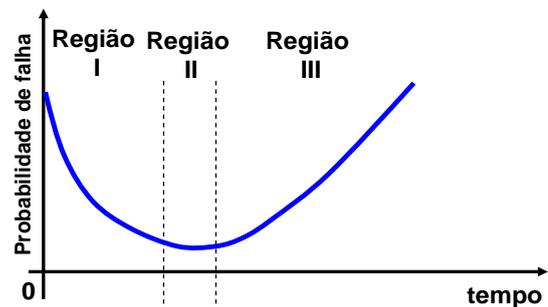


Figura 3.7: Curva da probabilidade de falha de um típico componente mecânico em relação ao tempo.

Fonte: Adaptado de [52].

Baseando-se nas técnicas de análise de confiabilidade proposta em [52] e [57], as probabilidades de estado em regime permanente não serão iguais a zero, para o processo contínuo da aproximação de Markov. Para o caso de um único canal de medição da PMU reparável, representado pelo diagrama de estado ilustrado na Figura 3.8, os limites de probabilidades podem ser avaliados através das Equações (3.14) e (3.15).

$$P_o(t) = \frac{\mu_c}{\lambda_c + \mu_c} + \frac{\lambda_c e^{-(\lambda_c + \mu_c)t}}{\lambda_c + \mu_c} \quad (3.14)$$

$$P_f(t) = \frac{\lambda_c}{\lambda_c + \mu_c} - \frac{\lambda_c e^{-(\lambda_c + \mu_c)t}}{\lambda_c + \mu_c} \quad (3.15)$$

Considerando P_o como estado de operação e P_f como estado de falha do canal, então para $t \rightarrow \infty$, a disponibilidade e a indisponibilidade do canal de medição da PMU são representadas pelas Equações (3.16) e (3.17).

$$P_o = P_o(\infty) = A_C = \frac{MTBF}{MTBF + MTTR} = \frac{\mu_c}{\lambda_c + \mu_c} \quad (3.16)$$

$$P_f = P_f(\infty) = u_C = 1 - A_C = \frac{\lambda_c}{\lambda_c + \mu_c} \quad (3.17)$$

Em que A_C é a disponibilidade do canal; u_C é a indisponibilidade do canal; $MTBF$ é o tempo médio entre falhas do canal; $MTTR$ é o tempo médio para reparo do canal; λ_c é taxa de falha do canal; μ_c é a taxa de reparo do canal.

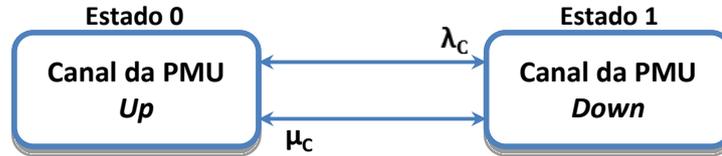


Figura 3.8: Diagrama de espaço de estado do canal de medição.
Fonte: Adaptado de [57].

Ressalta-se que o canal de medição é composto pelos dispositivos ilustrados na Figura 3.5, logo do ponto de vista da confiabilidade, o canal falhará se pelo menos um dos dispositivos falharem, portanto, ele pode ser modelado como um sistema série de componentes. A disponibilidade e a indisponibilidade do canal, relacionadas com os componentes que o compõe, são dadas, respectivamente, pelas Equações (3.18) e (3.19).

$$A_C = \frac{\mu_{CI} \cdot \mu_{IA} \cdot \mu_{At} \cdot \mu_{AR} \cdot \mu_{A/D}}{(\lambda_{CI} + \mu_{CI}) \cdot (\lambda_{IA} + \mu_{IA}) \cdot (\lambda_{At} + \mu_{At}) \cdot (\lambda_{AR} + \mu_{AR}) \cdot (\lambda_{A/D} + \mu_{A/D})} \quad (3.18)$$

$$u_C = 1 - A_C \quad (3.19)$$

Em que λ_{CI} e μ_{CI} , λ_{IA} e μ_{IA} , λ_{At} e μ_{At} , λ_{AR} e μ_{AR} , $\lambda_{A/D}$ e $\mu_{A/D}$ são as taxas de falha e reparo do cabo de instrumentação, da impedância de acoplamento, do atenuador, do filtro antirrecobrimento e do conversor A/D , respectivamente.

3.6.3 Estratégia de disponibilidade do sistema de medição

Entende-se como sistema de medição o conjunto de todos os canais de medição presentes na PMU. Dessa forma, a disponibilidade do sistema de medição pode ser definida como a probabilidade do estado combinado dos canais de cada unidade. Dependendo da quantidade de canais presentes, cada um deles pode residir no estado de operação (*up*) ou no estado de falha (*down*), como mostra a representação ilustrativa do processo de Markov, na Figura 3.9, para três canais de medição.

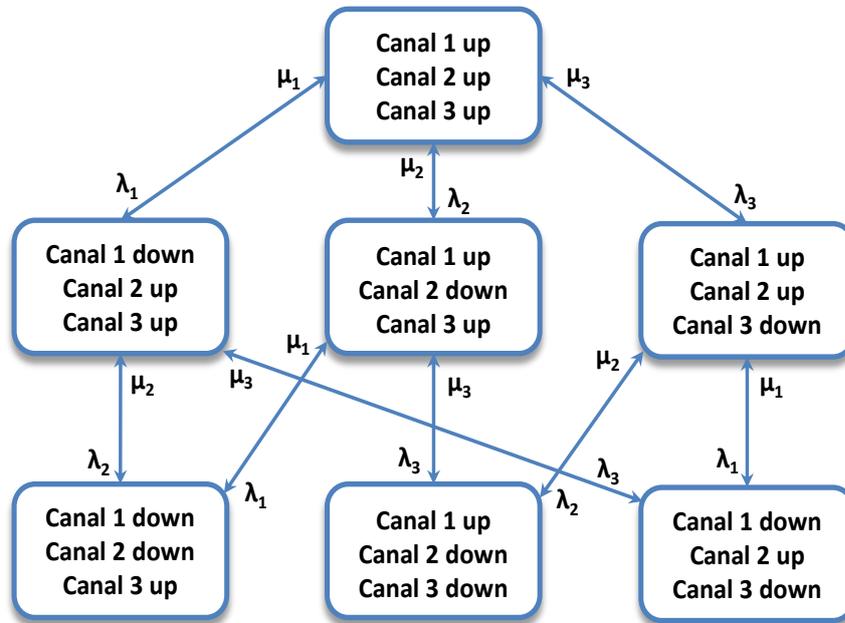


Figura 3.9: Diagrama de espaço de estado ilustrativo para 3 canais de medição.

A perda de um canal de medição não implica, necessariamente, na falha do sistema de medição, pois a PMU pode continuar funcionando com os canais de medição restantes. Do ponto de vista da confiabilidade, o sistema de medição é dito em paralelo.

O estado 0 (zero) representa o estado de operação e o estado 1 (um) representa o estado de falha do canal de medição da PMU. Quando um dos canais estiver no estado de falha, falhas subsequentes podem ocorrer nos demais canais, contanto que combinações de falhas não afetem a observabilidade do sistema e não ocorra a falha simultânea de todos os

canais, o que caracteriza a falha total da PMU, cuja probabilidade (P_{FPMU}) é dada pela Equação (3.20).

$$P_{FPMU} = u_{Canal_{down}} \cap u_{Canal_{down}} \cap \dots \cap u_{Canal_{down}} \quad (3.20)$$

As falhas nos canais de medição representam eventos independentes, visto que a ocorrência de falha em um deles não afeta a probabilidade de ocorrência de falha do outro. O número de estados no diagrama de espaço de estado aumenta se o número de canais de medição aumentar, onde a fórmula de recorrência para determinação da quantidade total de estados (QTE) é dada pela Equação (3.21).

$$QTE = 2^n - 1 \quad (3.21)$$

a) Disponibilidade do sistema de medição com canais iguais

De acordo com Billinton e Allan em [52], pode-se admitir que todos os canais de medição da PMU são reparáveis, pois as equações de limite de estado do processo de Markov, em regime permanente, podem ser modeladas a partir de combinações simples independentes. Logo a disponibilidade do sistema de medição, considerando que os componentes dos canais sejam iguais, pode ser modelada a partir da Equação (3.22).

$$P = (A_C)^{N-t} \times (1 - A_C)^t \quad (3.22)$$

Em que P é a disponibilidade do sistema de medição, N é o número total de canais, t é o número de canais indisponíveis, A_C é a disponibilidade do canal e $(1 - A_C)$ é a indisponibilidade do canal.

b) Disponibilidade do sistema de medição com canais sobressalentes

Considerando a perda de um dos canais de medição primários, a disponibilidade do sistema de medição será afetada. A presença de canais sobressalentes (*stand-by*), usados na construção de um sistema que agrupe os canais primários e os de *stand-by*, tende a melhorar a disponibilidade do sistema de medição. A disponibilidade do sistema na presença de canais

sobressalentes pode ser modelada pela Equação (3.23).

$$P = \sum_{i=0}^{C_s} \frac{(k)!}{(k-i)!i!} \times A^{(k-i)} \times (1-A)^i \quad (3.23)$$

Em que C_s é o número de canais sobressalentes; k é o número total de canais primários e sobressalentes.

c) Disponibilidade do sistema de medição com canais diferentes

Considerando que algumas disponibilidades dos canais do sistema de medição sejam diferentes, esse fato pode ocorrer pela utilização de componentes que apresentem valores diferentes de taxa de falha e/ou reparo devido, por exemplo, à fabricação em manufaturas distintas. Para esse caso, a modelagem é feita, primeiramente, através da combinação de todos os canais com disponibilidades idênticas; calcula-se então, a probabilidade da combinação e, em seguida, combinam-se as probabilidades dos grupos formados para a determinação da probabilidade resultante, como mostrado na Equação (3.24):

$$P = A_{G_1}^{(MG_1-TG_1)} \times (1-A_{G_1})^{TG_1} \times \dots \times A_{G_n}^{(MG_n-TG_n)} \times (1-A_{G_n})^{TG_n} \quad (3.24)$$

Sendo MG o número de elementos no agrupamento de canais idênticos; TG é o número de canais indisponíveis do agrupamento; A_G é a disponibilidade do agrupamento; $(1-A_G)$ é a indisponibilidade do agrupamento.

d) Disponibilidade global de medição

Entende-se como disponibilidade global de medição, a probabilidade resultante em relação às disponibilidades do sistema de medição de cada PMU alocada em uma rede elétrica, garantindo a observabilidade, ou seja, se em um determinado sistema são alocadas K PMUs, então a disponibilidade global será dada pela Equação (3.25).

$$P_{Global} = P_1 \cap P_2 \cap P_3 \cap \dots \cap P_K \quad (3.25)$$

e) *Análise de custo da disponibilidade do sistema de medição*

A disponibilidade do canal de medição está intimamente ligada com aspectos econômicos, devido ao fato da necessidade de avaliação da relação custo/benefício da instalação de PMUs, correlacionada com a quantidade de canais que cada uma possui. Baseando-se na referência [58], o custo total da disponibilidade do sistema de medição da PMU pode ser modelado através da soma dos custos, que são classificados em: custo de investimento e custo de utilização.

Na referência [59] é apresentado um interessante trabalho análogo, contudo, os custos são relacionados ao sistema de comunicação das PMUs. Em geral, o custo de investimento da disponibilidade do sistema de medição, engloba o custo de investimento para o desenvolvimento do sistema e o custo de manutenção. O custo de utilização pode ser obtido, avaliando-se o custo associado com a probabilidade de falha do sistema e o custo necessário para o reparo da mesma. Considerando que o custo de investimento seja linear, uma formulação aproximada para o custo total da disponibilidade do sistema de medição é dado pela Equação (3.26).

$$C_{Total} = (N_{canal} \times C_{inv}) + (u \times t \times C_{reparo}) \quad (3.26)$$

Em que N_{canal} é o total de canais da PMU; C_{inv} é o custo de investimento por canal; u é a indisponibilidade do sistema; t é o intervalo de tempo sob estudo; C_{reparo} é o custo de reparo das falhas do sistema. Uma maneira de representar o custo marginal do sistema de medição pode ser realizada através da modelagem via multiplicadores de Lagrange.

3.7 Modelo de alocação ótima de PMUs

O modelo de alocação ótima de PMUs proposto neste trabalho consiste no método de pesquisa binária. Na prática, busca-se minimizar a quantidade de unidades sujeito à restrição que a completa observabilidade do sistema deve ser garantida, como ilustra a Equação (3.27):

$$\min \sum_{i=1}^{Nb} N_{PMU_i} \quad (3.27)$$

sujeito a : *Observabilidade* = 1

sendo, N_{PMU} o número de PMUs que deve ser alocado no sistema elétrico.

O algoritmo desenvolvido é exaustivo, visto que, ele computa todas as possíveis combinações de alocação, como ilustra a Equação (3.28), antes de fornecer o número mínimo de PMUs necessárias para tornar o sistema completamente observável. O algoritmo foi desenvolvido em ambiente MATLAB R2011b e usa funções específicas de análise combinatória. O fator mais importante para diminuir a carga computacional do algoritmo é estipular uma quantidade inicial de PMUs próxima da quantidade ótima, visto que, o conjunto de combinações necessárias para fornecer a resposta ótima do problema será consideravelmente menor. Para tanto, utiliza-se a Equação (2.40) para prever um valor de partida.

$$C_{PMU} = \frac{N_{barras}!}{N_{PMU}!(N_{barras} - N_{PMU})!} \quad (3.28)$$

sendo, N_{barra} a quantidade total de barramentos do sistema.

O problema combinatório consiste em avaliar se as combinações para um determinado número de PMUs satisfaz a Equação (3.27). Quando o sistema não é observável para todas as combinações de PMUs, então a quantidade de PMUs é aumentada de uma unidade. Quando o sistema é observável para qualquer combinação de alocação, o número mínimo de PMUs é reduzido de uma unidade. A pesquisa é repetida até que o número mínimo de PMUs seja obtido. Foram implementadas melhorias para evitar que o algoritmo recalcule combinações já realizadas, para tanto, utilizam-se *flags* para avaliar as condições do processo iterativo, acarretando uma diminuição do tempo de processamento e esforço computacional.

Baseando-se no modelo de avaliação da disponibilidade, combinado com o modelo de alocação ótima de PMUs, desenvolveu-se o seguinte algoritmo cujo fluxograma é mostrado na Figura 3.10.

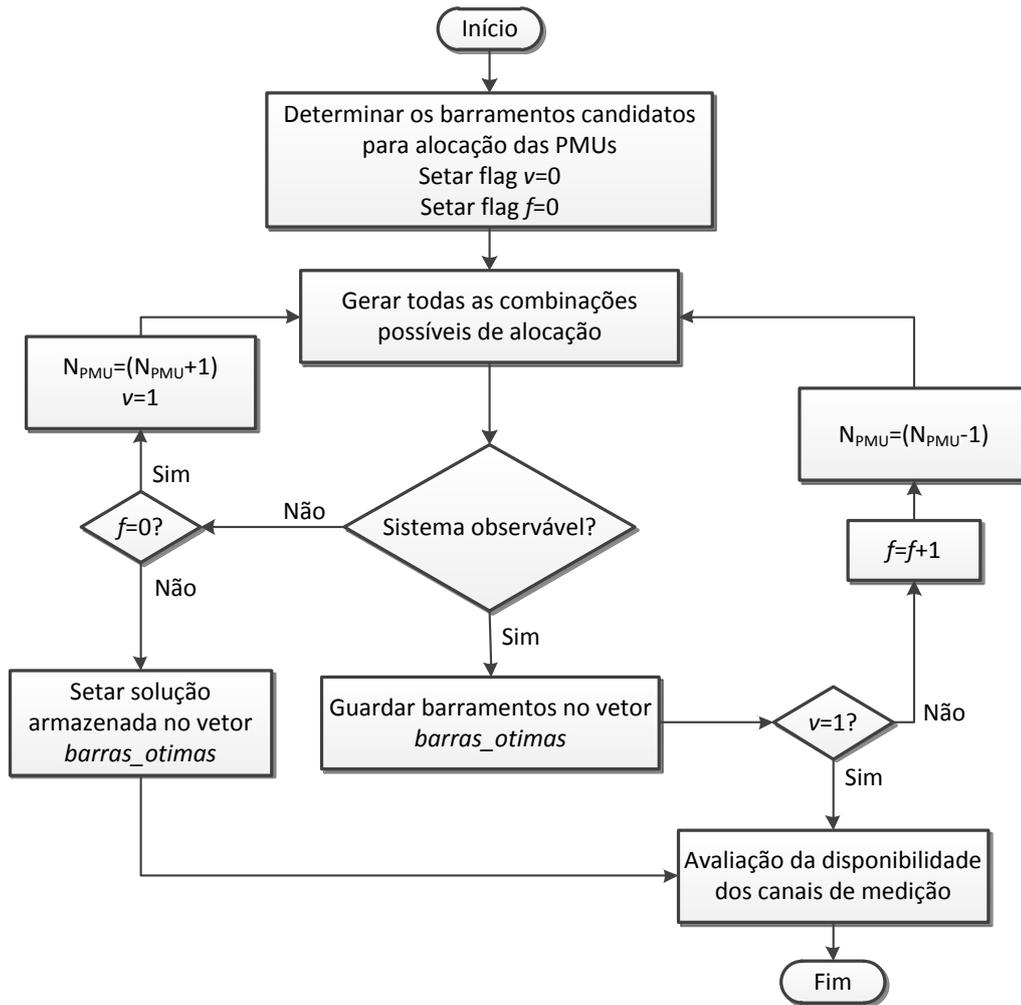


Figura 3.10: Fluxograma do algoritmo desenvolvido para alocação ótima e avaliação da disponibilidade dos canais de medição da PMU.

3.8 Conclusão

Nos últimos anos, as medições fasoriais de tensão e corrente têm sido de interesse especial nos estudos voltados aos sistemas de energia elétrica. Em virtude do fato, neste capítulo foram abordadas as características de um equipamento que provocou uma revolução no que tange à monitoração desses sistemas, sendo denominadas de Unidades de Medição Fasorial. Foram relatados o seu modo de funcionamento, os seus dispositivos eletrônicos, a forma como elas são inseridas no processo de medição, bem como as principais vantagens em se utilizar essas unidades.

Como contribuição, neste capítulo foi proposta uma metodologia para avaliação da disponibilidade dos canais de medição, através de um modelo probabilístico baseado na

cadeia de Markov. Mediante essa metodologia é possível estimar a confiabilidade, os custos de instalação, bem como o impacto que a perda de um canal de medição irá acarretar na observabilidade do sistema.

Capítulo 4

Métodos alternativos para estimação de estado

4.1 Introdução

As mudanças significativas que ocorreram no processo de estimação de estado, em virtude do surgimento da PMU, remetem-se ao fato da linearização do problema para se estimar as variáveis de estado do sistema e, conseqüentemente, o seu estado de operação. Para muitos pesquisadores, o processo de estimação passa a ter uma nova definição denominada de medição de estado, visto que, as variáveis de interesse medidas já se encontram na forma fasorial. Apesar da simplicidade em se utilizar as PMUs no processo de estimação, existe um fator preponderante que impossibilita a massiva utilização dessas unidades: o custo. Isto ocorre, pois, quanto maior for o sistema elétrico maior será a quantidade de PMUs necessárias para tornar o mesmo completamente observável, levando os investimentos necessários para uma efetiva monitoração a patamares em que poucas concessionárias de energia podem arcar.

Na atual conjuntura de monitoração dos sistemas elétricos, tem-se observado um crescente aumento em proposições voltadas para os estimadores de estado híbridos, ou seja, os estimadores de estado que englobam tanto medições convencionais, como fluxo e injeções de potência, quanto as medições fornecidas pela PMU (correntes e tensão fasoriais relacionadas ao barramento no qual são instaladas).

As medições convencionais, adquiridas pelo sistema SCADA, possuem uma taxa de atualização diferente da taxa de atualização das medições oriundas da PMU. Isto ocorre pelo fato das medições convencionais possuírem uma “etiqueta” de tempo local enquanto que as PMUs utilizam uma “etiqueta” de tempo baseada na hora UTC para sincronismo das medições. Utilizando-se as duas “etiquetas” de tempo, as medições síncronas da PMU podem ser combinadas com as medições convencionais assíncronas através da interpolação do

conjunto de medições, como afirma Chakrabarti et al. em [37].

Face ao exposto, no presente capítulo serão abordados os métodos alternativos para o desenvolvimento de estimadores de estado híbridos para os sistemas de transmissão e subtransmissão. Nos sistemas de transmissão duas formulações serão apresentadas onde a primeira utiliza a medição da PMU, em um dado barramento do sistema, como sendo a referência angular para as demais medições e a estimativa da tensão complexa nos demais barramentos do sistema é realizada por um estimador MQP desacoplado. A segunda formulação consiste em introduzir de maneira direta as medições da PMU no problema da estimação de estado, dando origem a uma matriz Jacobiana modificada.

Para os sistemas de subtransmissão, propõe-se um método de estimação prático que utiliza as medições de tensão e correntes fasoriais nos barramentos de fronteira, fornecidas por uma PMU, combinadas com as medições de potência ativa e reativa nas subestações, para tanto, modelou-se uma equação matemática que inter-relaciona essas medições para se determinar a tensão complexa nos demais barramentos do sistema, através de uma “propagação” da medição fasorial. Propõe-se a utilização de redes neurais artificiais (RNA) como ferramenta de previsão de carga, cujas informações são utilizadas como pseudomedições quando ocorrer a falha em determinados medidores de potência ativa e/ou reativa. Busca-se com esse processo de previsão de carga garantir a observabilidade completa desses sistemas.

Com relação aos sistemas de distribuição, optou-se em desenvolver um método que utiliza somente as medições convencionais. Esse método se baseia nos mínimos quadrados ponderados com restrições de igualdade, cujo objetivo não é considerar como variáveis de estado somente o ângulo e a fase da tensão nos barramentos, mas sim, novas variáveis de estado que podem ser estimadas de acordo com o plano de medição disponível pela concessionária.

Nas seções seguintes serão detalhados os métodos alternativos propostos para estimação de estado de sistemas de energia levando em conta os sistemas de transmissão, subtransmissão e distribuição.

4.2 Métodos alternativos de estimação de estado para sistemas de transmissão

Serão descritos a seguir os dois métodos alternativos propostos, baseados na formulação de estimadores de estados híbridos, para a estimação de estado em sistemas de transmissão.

4.2.1 Método 01: Medição da PMU usada como referência angular

Os ângulos de fase são medidos pela PMU com relação a uma função cosseno na frequência nominal sincronizada com a Coordenada de Tempo Universal. Os ângulos de fase estimados podem ser referidos a essa função cosseno, entretanto, na prática, todos os ângulos de fase dos barramentos do sistema possuem uma referência comum, geralmente o ângulo de fase do barramento de folga. Por simplicidade, considera-se, teoricamente, que a tensão complexa na barra *slack* tenha magnitude 1 (um) e ângulo de fase zero, não representando, na prática, o valor verdadeiro da tensão complexa no barramento escolhido como referência.

Sem perda de generalidade é assumido neste método que uma PMU é alocada em qualquer barramento do sistema, passando a ser considerado como barramento *slack*, e a respectiva medição da tensão fasorial fornecida pela PMU é utilizada como a referência para todos os demais barramentos. Uma vez escolhido o barramento candidato para a alocação da PMU, o processo de estimação de estado é resolvido através de uma formulação desacoplada baseada no método MQP. A seguir são descritas as características do algoritmo desacoplado utilizado pelo estimador.

a) Algoritmo MQP desacoplado

Sabe-se que o principal fator que contribui para o aumento do esforço computacional empregado no processo de estimação de estado, baseado no método dos mínimos quadrados ponderados, é o cálculo e a decomposição triangular da matriz de ganhos. É fato, que uma das maneiras de reduzir esse esforço é considerar a matriz de ganhos constante, visto que, os seus elementos não sofrem uma significativa mudança quando calculados pelos dados iniciais (*flat start*) e finais das variáveis de estado [7].

Stott e Alsac em [60] foram os pioneiros a desenvolver o fluxo de carga desacoplado, visto que, foi observada uma alta sensibilidade entre o ângulo de fase da tensão e as equações

de potência ativa, assim como, entre a magnitude de tensão e as equações de potência reativa, especialmente em sistemas de transmissão de alta tensão. Essas considerações levaram ao desenvolvimento da formulação desacoplada do problema da estimação de estado, tendo o pesquisador Alcir Monticelli como referência no assunto graças ao seu trabalho publicado em [61]. Na formulação desacoplada, as equações de medições são particionadas em duas partes:

- Medições de potência ativa: incluem a injeção de potência ativa nos barramentos, bem como os fluxos de potência ativa nas linhas, sendo denotadas pela subscrição A para indicar medições ativas.
- Medições de potência reativa: incluem a injeção de potência reativa nos barramentos, bem como os fluxos de potência reativa nas linhas e a magnitude de tensão nos barramentos, sendo denotadas pela subscrição R para indicar medições reativas.

Assim, o vetor de medições, a matriz Jacobiana e a matriz de ponderações podem ser particionadas, como mostrado nas Equações (4.1), (4.2) e (4.3), respectivamente.

$$z^T = [z_A^T \quad z_R^T] \quad (4.1)$$

Em que z_A^T representa as medições de potência ativa (fluxos e injeções) e z_R^T representa as medições de potência reativa (fluxos e injeções) e as medições da magnitude de tensão.

$$H = \begin{bmatrix} H_{AA} & H_{AR} \\ H_{RA} & H_{RR} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Em que H_{AA} é a submatriz formada pelas derivadas parciais da potência ativa em relação ao ângulo de fase; H_{AR} é a submatriz formada pelas derivadas parciais da potência ativa em relação à magnitude de tensão; H_{RA} é a submatriz formada pelas derivadas parciais da potência reativa em relação ao ângulo de fase e H_{RR} é a submatriz formada pelas derivadas parciais da potência reativa em relação à magnitude de tensão.

$$R = \begin{bmatrix} R_A & 0 \\ 0 & R_R \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

Sendo R_A a submatriz de ponderação das medições de potência ativa e R_R é a submatriz de ponderações das medições de potência reativa e magnitude de tensão.

Ignorando as submatrizes H_{AR} e H_{RA} da matriz Jacobiana, e calculando a matriz de ganhos para essa aproximação, obtém-se a Equação (4.4). Pode-se salientar que a matriz de ganhos G será constante e desacoplada.

$$G = \begin{bmatrix} G_{AA} & 0 \\ 0 & G_{RR} \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Em que G_{AA} é uma submatriz relacionada com a submatriz Jacobiana H_{AA} e a submatriz de ponderação R_A , e G_{RR} é uma submatriz relacionada com a submatriz Jacobiana H_{RR} e a submatriz de ponderação R_R , como é mostrado nas Equações (4.5) e (4.6).

$$G_{AA} = H_{AA}^T \cdot R_A^{-1} \cdot H_{AA} \quad (4.5)$$

$$G_{RR} = H_{RR}^T \cdot R_R^{-1} \cdot H_{RR} \quad (4.6)$$

Repetindo-se a mesma aproximação para o lado direito da Equação normal (2.26), tem-se (4.7):

$$T = \begin{bmatrix} H_{AA}^T \cdot R_A^{-1} \Delta z'_A \\ H_{RR}^T R_R^{-1} \Delta z'_R \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_A \\ T_R \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

Em que:

$$\Delta z'_A = \Delta z_A / V \quad (4.8)$$

$$\Delta z_A = z_A - h_A(x) \quad (4.9)$$

$$\Delta z'_R = \Delta z_R / V \quad (4.10)$$

$$\Delta z_R = z_R - h_R(x) \quad (4.11)$$

Baseando-se na teoria de estimação de estado desacoplada, combinada com a alocação da PMU em um dos barramentos do sistema para referência angular, desenvolveu-se um algoritmo, em ambiente MATLAB R2011b, cujo fluxograma é mostrado na Figura 4.1.

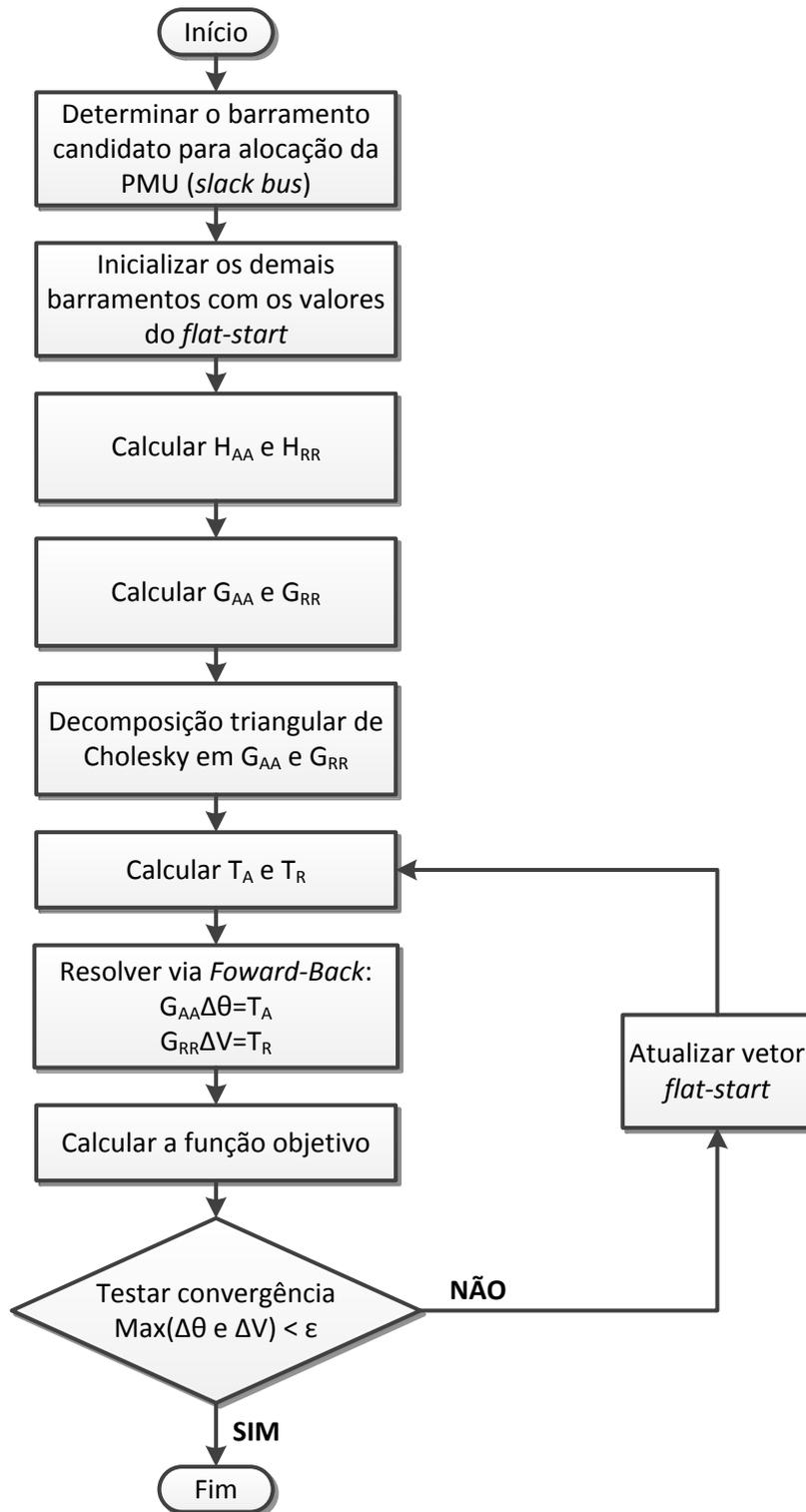


Figura 4.1: Fluxograma do algoritmo desenvolvido – Método 01.

4.2.2 Método 02: Partes real e imaginária quadrática da medição de corrente

Nesta seção será mostrado um método para incorporar de maneira direta em um estimador de estado as medições fasoriais fornecidas pela PMU. Para tanto, a corrente fasorial medida é decomposta em suas partes real e imaginária, antes de ser incluída no problema da estimação de estado. O artifício empregado neste método é utilizar o quadrado da magnitude da corrente, visto que, busca-se eliminar a raiz quadrada inerente da equação da magnitude. As vantagens deste método se remetem à simplificação das equações matemáticas, facilitando o processo de derivação, e a estabilidade numérica das expressões das derivadas parciais.

Considerando o modelo π -equivalente para representação das linhas de transmissão e transformadores, tal como mostrado na Figura 4.2.

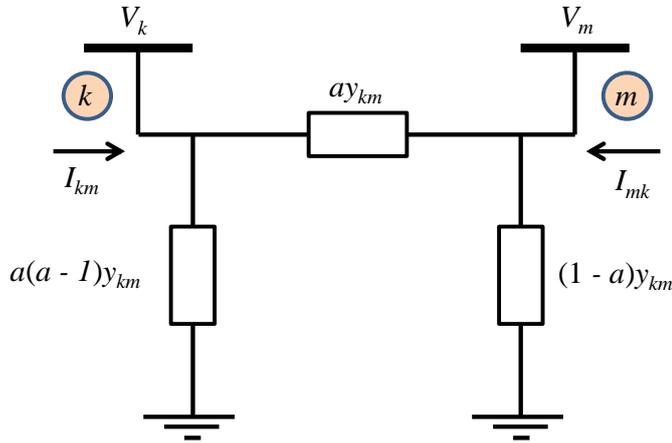


Figura 4.2: Modelo π -equivalente da linha de transmissão.
Fonte: Adaptado de [62].

Aplicando o teorema de Euler à expressão (4.12) obtém-se a Equação (4.13)

$$|I_{km}|^2 = (g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (a^4 |V_k|^2 + a^2 |V_m|^2 - 2a^3 |V_k| |V_m| \cos \theta_{km}) \quad (4.12)$$

$$\hat{I}_{km}^2 = |I_{km}|^2 \cdot (\cos \theta_{km} + j \sin \theta_{km}) \quad (4.13)$$

As expressões para as partes real e imaginária das medições de corrente fornecidas pela PMU, obtidas decompondo a Equação (4.13), são dadas pelas Equações (4.14) e (4.15).

$$I_{km}^2_{REAL} = (g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (a^4 |V_k|^2 + a^2 |V_m|^2 - 2a^3 |V_k| |V_m| \cos \theta_{km}) \cdot \cos \theta_{km} \quad (4.14)$$

$$I_{km}^2_{IMAG} = (g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (a^4 |V_k|^2 + a^2 |V_m|^2 - 2a^3 |V_k| |V_m| \cos \theta_{km}) \cdot \sin \theta_{km} \quad (4.15)$$

Em que I_{kmREAL}^2 e I_{kmIMAG}^2 são as partes real e imaginária quadrática da magnitude de corrente que flui do barramento k para o barramento m , medida pela PMU.

Neste método as partes real e imaginária da corrente medida são tomadas como medições separadas. A matriz Jacobiana modificada, H_{mod} , é mostrada em (4.16).

$$H_{mod} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_{inj}}{\partial \theta} & \frac{\partial P_{inj}}{\partial V} \\ \frac{\partial P_{fluxo}}{\partial \theta} & \frac{\partial P_{fluxo}}{\partial V} \\ \frac{\partial Q_{inj}}{\partial \theta} & \frac{\partial Q_{inj}}{\partial V} \\ \frac{\partial Q_{fluxo}}{\partial \theta} & \frac{\partial Q_{fluxo}}{\partial V} \\ \frac{\partial \theta_{MEDIDO}}{\partial \theta} & \frac{\partial \theta_{MEDIDO}}{\partial V} \\ \frac{\partial V_{MEDIDO}}{\partial \theta} & \frac{\partial V_{MEDIDO}}{\partial V} \\ \frac{\partial I^2_{REAL}}{\partial \theta} & \frac{\partial I^2_{REAL}}{\partial V} \\ \frac{\partial I^2_{IMAG}}{\partial \theta} & \frac{\partial I^2_{IMAG}}{\partial V} \end{bmatrix} \quad (4.16)$$

As expressões das derivadas parciais $\partial I^2_{REAL}/\partial \theta$, $\partial I^2_{REAL}/\partial V$, $\partial I^2_{IMAG}/\partial \theta$ e $\partial I^2_{IMAG}/\partial V$ são mostradas no Apêndice A.

Analisando as Equações (4.14) e (4.15), observa-se que as medições de I_{kmREAL}^2 e I_{kmIMAG}^2 dependem de outras grandezas, I_{km}^2 e θ_{km} . Baseando-se na teoria sobre incerteza de medição mostrada na referência [63], modelaram-se as Equações (4.17) e (4.18) para descrever as incertezas padrão combinadas das partes real e imaginária da medição de corrente, cuja teoria se baseia na propagação da incerteza.

$$u_{I^2_{REAL}} = \sqrt{\left(\frac{\partial I^2_{REAL}}{\partial I^2_{km}}\right) u^2_{I^2_{km}} + \left(\frac{\partial I^2_{REAL}}{\partial \theta_{km}}\right) u^2_{\theta_{km}}} \quad (4.17)$$

$$u_{I^2_{IMAG}} = \sqrt{\left(\frac{\partial I^2_{IMAG}}{\partial I^2_{km}}\right) u^2_{I^2_{km}} + \left(\frac{\partial I^2_{IMAG}}{\partial \theta_{km}}\right) u^2_{\theta_{km}}} \quad (4.18)$$

Em que $u_{I^2_{REAL}}$ e $u_{I^2_{IMAG}}$ representam a incerteza padrão combinada para as medições da parte real e imaginária do fasor de corrente \hat{I}^2_{km} , respectivamente; $u_{I^2_{km}}$ e

$u_{\theta_{km}}$ representam a incerteza padrão associada com a magnitude quadrática da corrente e o ângulo de fase, medidos pela PMU, respectivamente. Ressalta-se que a matriz de covariância deve ser modificada, visto que, devem ser utilizados os valores determinados para $u_{I^2_{REAL}}$ e $u_{I^2_{IMAG}}$ para as respectivas medições.

4.3 Método alternativo de estimação de estado para sistemas de subtransmissão

Para os sistemas de subtransmissão, propõe-se um método de estimação prático que utiliza as medições de uma PMU, alocada no barramento de fronteira, em conjunto com as medições convencionais de potência ativa e reativa nas subestações. Neste método, utilizam-se redes neurais artificiais (RNAs) para previsão de carga quando ocorrer a falha em um medidor de potência ativa e/ou reativa. As previsões fornecidas pelas RNAs são utilizadas como pseudomedições para garantir que o sistema volte a ser observável e as variáveis de estado possam ser determinadas.

Para tanto, modelou-se uma equação matemática que inter-relaciona as medições da PMU com as medições convencionais de potência ativa e reativa nas subestações para se determinar a tensão complexa nos demais barramentos do sistema, através de um processo de “propagação” da medição da PMU. Esse processo baseia-se na análise nodal da rede, sendo favorecido pela topologia radial desses sistemas.

4.3.1 Tipos de previsão de carga

Abordar-se-á nas seções subsequentes as características dos tipos de previsão de carga, salientando que será dada uma atenção especial para a previsão de carga de curto prazo, visto que, será utilizada no modelo de estimação alternativo para sistemas de subtransmissão.

a) Previsão de carga de curtíssimo-prazo

Nesse modelo de previsão, busca-se estimar a carga futura em um intervalo de 20 a 30 minutos, a partir da hora atual, em intervalos regulares que variam de 1 a 2 minutos [64]. Este processo de previsão tem por objetivo garantir uma maior precisão na análise do perfil da carga.

b) Previsão de carga de curto prazo

A previsão de carga de curto prazo (*Short Term Load Forecasting - STLF*) desempenha um papel central, essencial, na determinação das estratégias de utilização das redes elétricas. Os valores previstos das cargas do sistema afetam nas decisões que devem ser tomadas relacionadas ao despacho, planejamento, operação/controlado e análise de segurança, no qual possuem impacto direto nos custos operacionais do sistema.

Uma maneira eficiente de desenvolver modelos de previsão de carga é compreender de forma detalhada as características das cargas que serão modeladas, além de identificar as prováveis variáveis que influenciarão diretamente na previsão, para tanto, é necessário quantificar esta relação através de técnicas adequadas de estimação de parâmetros.

A previsão de carga de curto prazo está compreendida no intervalo de uma hora até uma semana. Esse tipo de previsão é utilizado como ferramenta para estabelecer planos de gestão operacional e de manutenção, planos de transação comercial da energia, além de serem utilizadas em diversos estudos tais como: gerenciamento de cargas e análise de segurança dos sistemas elétricos. As principais fontes de informação para esse tipo de previsão estão relacionadas aos dados históricos estatísticos das cargas e dados meteorológicos. As cargas de um sistema elétrico de energia são dinâmicas por natureza e refletem as condições dos níveis de necessidade dos consumidores [64]-[66].

Segundo Soliman em [65], essas cargas podem ser separadas e classificadas como cargas base ou padrão, cargas dependentes do clima e cargas residuais. De acordo com Shahidehpour em [66], os fatores que afetam o perfil de consumo em uma determinada região são:

- Fatores econômicos: diretamente atrelado ao crescimento econômico de uma região, acarretando, assim, aumento populacional e nas atividades comerciais e industriais. Esse fator interfere, principalmente, na previsão de carga a longo-prazo, visto que, é necessária uma janela de tempo de alguns anos para se analisar a sua real evolução.
- Fatores climáticos: é um dos fatores preponderantes no problema da previsão de carga, tendo a temperatura como a variável mais influente. Outras variáveis que afetam a previsão são: umidade relativa do ar, chuvas, tempestades, ventos, sazonalidade e luminosidade.

- Preço da eletricidade: fator que afeta significativamente no perfil de consumo, visto que, em mercados de energia, o preço da eletricidade pode oscilar regularmente contribuindo, assim, para uma complicada relação com os consumidores finais.
- Distúrbios aleatórios: esse fator está relacionado com as alterações nos setores de consumo (residencial, comercial ou industrial), através da inserção ou diminuição de cargas no sistema.
- Fatores de tempo: incluem-se os efeitos da sazonalidade, dias úteis das semanas, finais de semana e feriados. Como exemplo do efeito da sazonalidade pode-se citar os dias de maior consumo em uma estação, no qual afeta diretamente o perfil da carga. Os consumos industriais e comerciais são maiores durante os dias úteis da semana do que nos finais de semana. Nos feriados constata-se uma peculiaridade relacionada com a diminuição do consumo se comparado aos demais dias, podendo atingir patamares inferiores ao consumo normal.
- A desregulamentação do setor elétrico: esse fator introduz um componente de incerteza adicional devido à dificuldade em se determinar os limites de atuação das concessionárias de energia.

c) Previsão de carga de longo prazo

Essa modalidade apresenta um horizonte de previsão de um a dez anos, cujo objetivo é utilizar os dados da previsão como uma referência para o planejamento relacionado, por exemplo, ao investimento financeiro e a expansão dos sistemas. Os dados utilizados estão relacionados, geralmente, com o preço da energia e aspectos socioeconômicos como o aumento populacional e variações demográficas.

4.3.2 Variáveis relacionadas com previsão de curto prazo

Baseando-se na referência [65], serão abordadas nas seções subsequentes as principais variáveis relacionadas à previsão de carga de curto prazo.

a) Carga base ou padrão

A carga base ou padrão é o reflexo direto das condições econômicas e financeiras da região sob análise (iluminação, ventiladores, ar-condicionado, aquecedores, eletrodomésticos, etc.). Considera-se a carga base como uma demanda consistente resultando em,

aproximadamente, 90% do total das cargas e podem ser decompostas em quatro componentes distintas denominadas:

1. Componente de longo-prazo: reflete o crescimento econômico da região e apresenta uma proporcionalidade direta com relação ao crescimento econômico nacional.
2. Componente sazonal: resultante das variações na carga em função das mudanças das estações climáticas.
3. Ciclo de carga semanal: originado a partir dos padrões de consumo de um dia na semana sendo, geralmente, diferente dos demais dias. Ciclos comerciais semanais e atividades repetitivas locais são os principais fatores que resultam nesse ambiente de carga, tendo como característica principal uma carga relativamente constante durante os dias úteis semanais e uma carga inferior durante os finais de semana.
4. Ciclo de carga diário: resulta a partir da similaridade das atividades de consumo. Pico de carga baixo durante as primeiras horas do dia e alta demanda no meio da tarde caracterizam, geralmente, esse ciclo de carga.

b) Cargas dependentes do clima

O clima é um dos fatores que mais afeta na dinâmica das cargas, por isso, nos últimos anos, observa-se um esforço considerável para se desenvolver modelos precisos que determinem uma relação direta e viável entre o clima e a demanda.

É notório que uma ampla variedade de variáveis climáticas é requerida para representar os efeitos do clima, entretanto, estudos demonstram que, geralmente, poucos fatores meteorológicos possuem uma contribuição significativa nas cargas dependentes do clima, por isso, é necessário uma elaboração de estudos estatísticos que venham determinar exatamente quais as variáveis que irão influenciar diretamente nas cargas de uma dada região.

c) Temperatura

Um dos fatores preponderantes no consumo de energia elétrica é a temperatura. Isso ocorre devido ao fato do comportamento social estar diretamente ligado às variações de temperatura. Essas variações climáticas afetam os índices de consumo elétrico, pois são responsáveis pelo aumento do funcionamento dos aparelhos de uma casa, bairro ou região. Os

efeitos da temperatura no padrão das cargas não são uniformes e diferem principalmente durante as mudanças de uma estação climática para outra.

Em muitos estudos sobre a ação da temperatura no processo de previsão de carga, é observado que os efeitos da temperatura são modelados de acordo com a variação da carga em função da temperatura efetiva ou desvio de temperatura, ao invés da temperatura real. Isso decorre da percepção de que os efeitos gerais da temperatura base estão incluídos no ciclo de carga sazonal, e apenas os desvios de temperatura resultarão em variações na carga.

É importante salientar que o ideal seria que cada concessionária de energia possuísse o seu próprio modelo de previsão de carga que utilize dados das variáveis meteorológicas, visto que, cada uma poderia inserir as peculiaridades climáticas da região no qual estão instaladas. Devido ao fato, o modelo de carga de uma determinada concessionária não seria necessariamente aplicável em outra concessionária.

d) Velocidade do vento

O vento é um dos fatores que contribui significativamente nas cargas dependentes do clima. Os efeitos do vento prevalecem especialmente durante o inverno como consequência direta do resfriamento ocasionado por ele. A perda de calor dos edifícios, por exemplo, é proporcional ao produto da raiz quadrada da velocidade do vento e o desvio da temperatura a partir do nível de conforto que é estipulado em 18 °C. Dependendo do nível de resfriamento produzido pela velocidade do vento é possível prever se a carga irá aumentar ou diminuir.

e) Umidade

Os efeitos da alta umidade geralmente são perceptíveis somente quando a temperatura é bastante elevada. Durante os meses de verão (temperaturas superiores a 20 °C), altos níveis de umidade do ar combinados com altas temperaturas podem ocasionar um aumento significativo na demanda de eletricidade.

O efeito da umidade pode ser considerado no modelo de carga representando-o em função da umidade relativa ou pelo índice de umidade. A variável mais utilizada na literatura é o índice de umidade, que representa a medida do nível de desconforto ou *stress* térmico que ocorre no verão e depende tanto da temperatura quanto da umidade relativa do ar.

f) Sazonalidade

A sazonalidade está correlacionada com as estações do ano. Essa variável apresenta significativa importância, pois dependendo da região geográfica, temperada ou tropical, o consumo varia consideravelmente. Na América do Norte e na Europa este padrão de carga é caracterizado por picos de consumo durante as estações do verão e inverno intercaladas por diminuições que ocorrem durante a primavera e o outono. Na América do Sul, em especial países como o Brasil e Chile, é adotado o horário de verão, em algumas regiões, com o intuito de diminuir o consumo que é preponderante nessa estação e aproveitar ao máximo a luz do dia.

g) Cargas Residuais

A componente residual da carga ocorre durante o processo de modelagem da carga e geralmente representa uma pequena porcentagem da carga total do sistema, sendo originada a partir das irregularidades no ambiente de consumo. Demandas anormais dos consumidores são difíceis de modelar e prever, e não são levadas em conta em muitos modelos de carga. Os fatores comuns que contribuem para a não possibilidade de previsão da carga são, por exemplo, importantes eventos televisivos e o desligamento de um importante parque industrial.

Outro fator que contribui para a ocorrência da componente de carga residual é durante feriados e pontos facultativos, pois, observam-se grandes anormalidades referentes ao consumo. Em muitos modelos de previsão excluem-se esses dias atípicos, pois é difícil prever como se dará o nível de consumo da população, visto que, por exemplo, um feriado pode ocorrer no início, meio ou no fim dos dias úteis.

4.3.3 Modelos de previsão de carga de curto prazo utilizados

Na literatura, pode-se encontrar um vasto acervo de trabalhos relacionados à previsão de carga. Os modelos são classificados com base no método matemático utilizado para estimar os parâmetros ou através de características peculiares utilizados na formulação do problema como, por exemplo, os tipos de dados utilizados e o tipo de modelo de carga. As principais características que os modelos de previsão de carga devem apresentar são: adaptabilidade, recursividade, economia computacional, robustez e precisão. Portanto, esses

cinco aspectos podem ser utilizados como forma de identificação e classificação de novos modelos.

Na atualidade, buscam-se modelos de previsão que apresentem graus de precisão cada vez maiores, para tanto, uma maneira de se obter essa precisão seria através da combinação de métodos. Nas seções seguintes serão apresentados os dois modelos de previsão que são utilizados neste trabalho.

a) Previsão de carga baseada no critério dos dias similares

Aproximação por dias similares é baseada na pesquisa de dados históricos das previsões de carga diárias de um, dois ou três anos que apresentem similaridades. Características similares incluem variáveis climáticas, dias da semana, e variáveis de tempo, em especial datas. As cargas dos dias que apresentam similaridades são consideradas como a resposta do problema de previsão. A previsão é obtida através de procedimentos de combinação ou regressão que incluem todos os dias similares [67].

b) Previsão de carga baseada em redes neurais artificiais

Encontram-se na literatura diversos trabalhos relacionados com previsão de carga. Dentre os vários métodos utilizados pode-se citar: regressão linear, método de espaço de estado, processo estocástico e sistemas especialistas [68]. Entretanto, para problemas inerentes da previsão os maiores avanços estão relacionados com a utilização de RNAs.

Nos últimos anos o método das RNAs vem se destacando como um dos mais promissores no problema da previsão de carga, principalmente, devido à precisão dos resultados e a sua capacidade de representar eficientemente funções não-lineares, no qual essas funções são utilizadas na modelagem da carga e de outros parâmetros como temperatura e umidade. Outra característica que contribui para consolidação das RNAs na previsão de carga é a possibilidade de resposta mesmo na presença de variações intempestivas de variáveis.

Estudos recentes referentes à previsão de carga via RNAs buscam diminuir o erro de previsão a fim de torná-la cada vez mais precisa. Almeja-se essa precisão, para garantir que os resultados da previsão sejam os mais próximos da realidade encontrada pelas concessionárias, além de garantir uma utilização segura da rede. Encontram-se na literatura diversos trabalhos focados na eficiência da previsão, na determinação de novas variáveis que venham a

influenciar no resultado da previsão e no desenvolvimento de algoritmos com maior desempenho, como podem ser vistos em [69]-[72].

4.3.4 Breve introdução sobre redes neurais artificiais

Uma rede neural artificial é um paradigma de processamento de informação que é inspirado no sistema nervoso biológico, baseado na forma como o cérebro processa a informação. Assim como o cérebro, as RNAs possuem um amplo número de elementos de processamento interconectados, denominado neurônios, que trabalham em união para resolver problemas específicos. A forma de aprendizado das RNAs se baseia na própria forma de aprendizado do ser humano que utiliza exemplos para aquisição de conhecimentos.

A RNA é caracterizada como um processador paralelo massivamente distribuído que tem uma propensão natural em armazenamento de conhecimento experimental fazendo-o disponível para uso, sendo semelhante ao cérebro em dois aspectos: o conhecimento é adquirido pela rede por meio de um processo de aprendizagem e conexões interneurais, conhecidas como pesos sinápticos, são usadas para armazenar o conhecimento adquirido [73]-[74].

a) Neurônio biológico

Um neurônio biológico, como ilustrado na Figura 4.3, possui quatro tipos de componentes que são de interesse para o entendimento de um neurônio artificial, são eles: dendritos, sinapses, axônios e soma ou corpo celular. Os dendritos recebem sinais, ou impulsos nervosos, oriundos de outros neurônios. Os sinais são impulsos elétricos que são transmitidos através das sinapses por meio de processos químicos.

A ação das sinapses é controlar o fluxo de impulsos e são através delas que as células se unem. Quando os sinais atravessam as sinapses ocorre uma variação na frequência dos mesmos, e é essa variação que possibilita ao neurônio a capacidade de aprendizado e adaptação. É possível ponderar essas variações nos sinais através de pesos que são classificados como excitatórios ou inibitórios. O peso excitatório aumenta a intensidade do sinal e o peso inibitório diminui a intensidade do sinal [75].

A soma, ou corpo celular, adiciona todos os sinais elétricos que são enviados ao neurônio através dos dendritos. Se a soma dos sinais exceder certo valor limiar (*threshold*), a soma estimulará uma ação potencial que deve ser enviada aos outros neurônios. Ligando-se à

soma, existe um filamento longo pouco ramificado que é denominado axônio. Em cada neurônio existe apenas um axônio e é através dele que os sinais são enviados a outras células da rede neuronal.

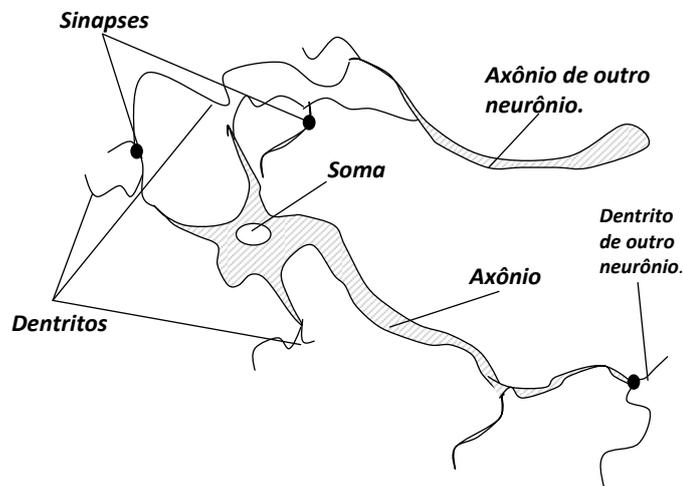


Figura 4.3: Ilustração de um neurônio biológico.
Fonte: Adaptado de [74].

b) Neurônio artificial

De acordo com Haykin em [74], um neurônio é uma unidade de processamento de informação, sendo o componente fundamental na operação da rede neural. A Figura 4.4 ilustra um neurônio artificial, sendo formado por três elementos básicos:

1. Um conjunto de sinapses ou *links* de conexão, que são caracterizados por pesos ou comprimentos. Especificamente, um sinal x_p na entrada da sinapse p conectada ao neurônio k é multiplicado pelo peso sináptico w_{kp} . Como pode ser observado, o método aplicado consiste em se determinar a saída em função da entrada e do peso sináptico que pode variar em uma faixa de valores positivos e negativos.
2. Um somador para adicionar os sinais de entrada, multiplicado pela respectiva sinapse do neurônio, constituindo, assim, uma operação de combinação linear.
3. Uma função de ativação para limitar a amplitude do sinal de saída do neurônio. A função de ativação é também referida como função limiar no qual ela limita a amplitude do sinal de saída do neurônio dentro de uma faixa permissível, garantido que o valor seja finito. Tipicamente, a faixa normalizada de amplitude do sinal de saída varia no intervalo de $[0,1]$ ou $[-1,1]$. A função de ativação serve

para introduzir uma não linearidade entre os diferentes parâmetros de entrada.

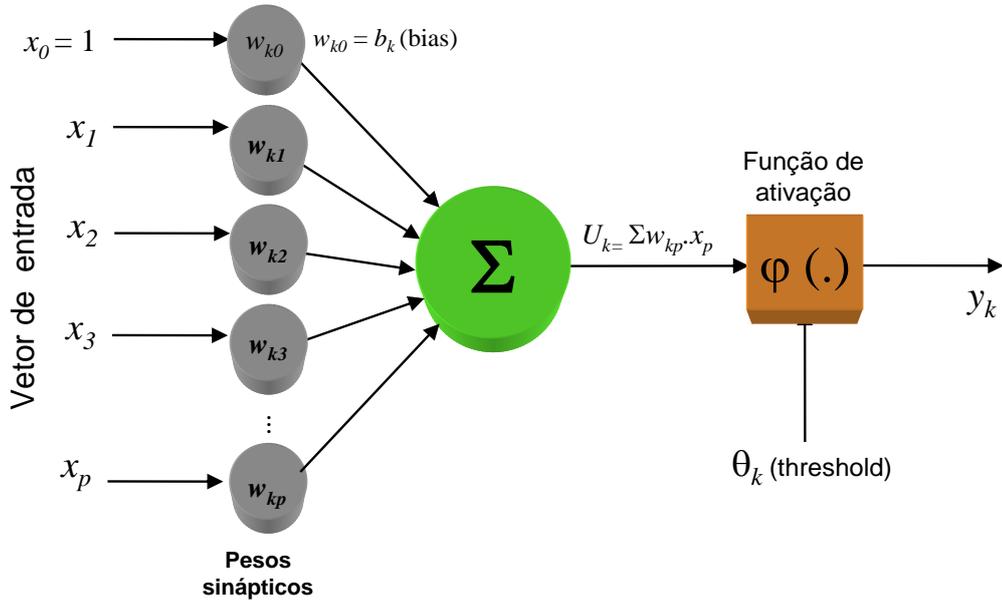


Figura 4.4: Ilustração de um neurônio artificial.
Fonte: Adaptado de [74].

No neurônio artificial é possível incluir o parâmetro de bias, denotado por b_k . O efeito das bias é aumentar ou diminuir a entrada líquida na função de ativação, dependendo se o valor for positivo ou negativo, respectivamente. Dependendo do valor de bias b_k , a relação entre o potencial de ativação v_k , de um neurônio k , e a saída u_k será modificada completamente.

Do ponto de vista matemático, pode-se descrever um neurônio através da Equação (4.19). Considerando o número total de entradas (x_1, x_2, \dots, x_p) , o neurônio calcula a soma de suas entradas, multiplicando cada entrada pelo respectivo peso sináptico $(w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kp})$. O valor do produto é adicionado ao valor de *bias*, e o resultado é comparado com o valor *threshold* da função de ativação. O resultado final y é a resposta fornecida pelo neurônio.

$$y = \varphi \left(\sum_{j=1}^p w_{kj} \cdot x_j + b_k \right) \quad (4.19)$$

Em que v_k é o potencial de ativação dado por (4.20).

$$v_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j + b_k \quad (4.20)$$

Um procedimento muito importante acerca das redes neurais é o tipo de aprendizado a ser empregado. Esse procedimento consiste em estimar os parâmetros dos neurônios da rede de modo que a RNA possa cumprir satisfatoriamente a tarefa que lhe é atribuída. Na prática, existem dois métodos de aprendizado:

1. Aprendizado supervisionado;
2. Aprendizado não-supervisionado.

Os métodos de aprendizado supervisionado são amplamente utilizados. Entretanto, é possível utilizar um aprendizado não-supervisionado, especialmente em problemas onde o objetivo é identificar certas características de um grupo de dados.

Existem diversas estruturas de redes neurais modeladas de acordo com o tipo de aplicação que serão empregadas, entretanto, na prática, utilizam-se amplamente dois subgrupos: a arquitetura *Multi-Layer Perceptron* (MLP) e a arquitetura *Backpropagation*. A arquitetura MLP propaga a informação entre três camadas (camada de entrada, camada oculta e camada de saída) sem nenhum tipo de retorno possível. A arquitetura *Backpropagation*, também conhecida como arquitetura recorrente, retorna parte da saída para camada de entrada para um melhor controle na propagação da informação [72].

4.3.5 Modelo da RNA para previsão de carga

A ideia em se utilizar RNA para a resolução de diversos tipos de problemas está relacionada com a sua capacidade de modelagem de formulações complexas lineares e não-lineares, aprendizado e adaptabilidade, mapeamento de dados e de não sofrer com problemas relacionados à instabilidade numérica e/ou convergência. Devido a essas características inerentes da rede neural, optou-se em utilizá-la no modelo de previsão de carga proposto neste trabalho.

A arquitetura da rede neural adotada neste trabalho é a *Multi-Layer Perceptron* (MLP). O resultado da previsão se remete a potência ativa e reativa da subestação. Deve-se aplicar esse modelo de previsão em cada barramento que apresente um medidor no estado de falha, pois essa informação é essencial para a etapa de estimação de estado. A Figura 4.5

ilustra o diagrama esquemático do modelo proposto da RNA.

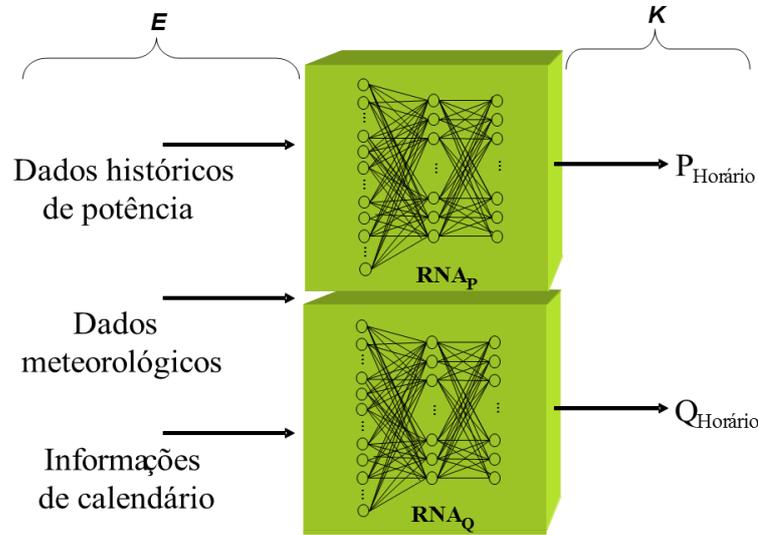


Figura 4.5: Diagrama esquemático do modelo de previsão proposto.

No vetor E , encontram-se as variáveis de entrada do modelo e no vetor K as variáveis de saída. RNA_P e RNA_Q representam a rede neural para previsão da potência ativa e reativa, respectivamente. Deve-se realizar um treinamento adequado da rede neural para a obtenção de uma precisão aceitável das variáveis de saída, ou seja, o erro entre os valores previstos pela RNA e os valores especificados deve ser menor do que a tolerância estipulada, para tanto, o critério de parada é o erro MAPE que é definido como sendo o erro absoluto médio percentual, como mostra a Equação (4.21).

$$MAPE(e) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{P_{mi} - P_{Pi}}{P_{mi}} \right| \quad (4.21)$$

Em que P_{mi} representa o valor medido da potência, P_{Pi} o valor previsto da potência e m a quantidade de medições.

a) *Variáveis de entrada*

A etapa mais importante na modelagem da RNA para o estudo de previsão de carga está relacionada com a escolha cuidadosa das variáveis de entrada. Na prática, não existe uma regra geral a ser seguida, entretanto busca-se selecionar as variáveis que possuem influencias significativas na resposta do problema. No modelo proposto, três tipos de variáveis são

utilizadas, totalizando 8 (oito) neurônios de entrada: dados históricos de medições de potência, dados meteorológicos, informações de calendário. Na Tabela 4.1, ilustra-se os dados de entrada do modelo de previsão de carga proposto.

- *Dados históricos de medições de potência*

Os dados históricos das medições de potência se baseiam nos dados obtidos, tomados de 15 em 15 minutos, dos 2 dias anteriores ao dia no qual ocorreu a falha do medidor, totalizando 192 cenários, para que a da previsão de carga para o dia da falha possa ser bem definida.

- *Dados meteorológicos*

- *Variáveis de temperatura*

As variáveis de temperatura utilizadas são: temperatura máxima, temperatura mínima e temperatura média. Quando as subestações se encontram em regiões geográficas distintas, pode ocorrer o fenômeno da não uniformidade climática. Portanto, o conjunto dos dados de entrada de temperatura em cada rede neural deve estar ligado à região na qual a subestação está instalada. A temperatura é um dos principais fatores que influencia na outra variável climática utilizada no modelo que é a *umidade relativa do ar*. Na modelagem das variáveis meteorológicas a codificação adotada consiste no valor numérico baseado no seu valor real.

- *Variável sazonal*

A variável sazonal está correlacionada com a estação do ano. Essa variável apresenta significativa importância, pois dependendo da região geográfica, por exemplo, temperada ou tropical, o consumo varia consideravelmente. No modelo proposto considera-se apenas as estações *verão* e *inverno*, pois, são as estações de maior incidência no Brasil. Na modelagem da variável sazonal utilizou-se uma codificação de valores inteiros para representação das estações.

- *Informações de calendário*

Utilizam-se as seguintes variáveis relacionadas ao calendário: *quarto-de-hora da coleta da medição* e *dia da semana*. As informações de calendário apresentam efeito significativo na modelagem de previsão de curto prazo. Para a variável *quarto-de-hora* utiliza-se uma faixa de variação [0.0-23.45] que representa a quantidade total de *quarto-de-hora* em 1 (um) dia. Para representação da variável *dia da semana* utilizou-se uma codificação inteira.

- *Normalização do vetor de entrada*

Baseando-se na codificação dos dados de entrada, como ilustra a Tabela 4.1, todas as variáveis consideradas no modelo proposto devem ser normalizadas. O objetivo da normalização é ajudar no processo de aprendizado do modelo da RNA. Esse procedimento foi realizado dividindo-se cada elemento do vetor pelo maior valor encontrado no conjunto dos elementos que formam o vetor.

b) Variável de saída

Após a realização do treinamento com os dados históricos, a validação da rede obtida é feita através da predição das variáveis de entrada (*meteorológicas* e de *calendário*) para o dia no qual ocorreu a falha no medidor. Os valores de potência utilizados nessa etapa se baseiam na média aritmética dos dias similares, tomadas de 15 em 15 minutos, adicionada pela correção do ritmo de passo. Essa correção foi proposta por Khotanzad em [69] e consiste em considerar no processo de previsão a diferença entre as medições de dias similares ponderadas por um fator de passo. Logo, a variável de saída corresponde às medições de potência ativa e reativa, tomadas de 15 em 15 minutos, para o dia no qual ocorreu a falha no medidor na subestação. Essa informação é usada no modelo de estimação de estado proposto na seção 4.3.7.

Tabela 4.1: Variáveis de entrada e saída da RNA.

Entrada		
Variável	Característica	Codificação
Medição de Potência	Potência ativa e reativa	Numérico baseado no seu valor real.
Meteorológico	Temperatura	Numérico baseado no seu valor real.
	Sazonal	Codificado Inverno=1 Verão=2
	Umidade	Numérico baseado no seu valor real.
Calendário	Quarto-de-hora	Numérico baseado no seu valor real. Faixa 0.0-23.45
	Dia da semana	Codificado Segunda=1, ..., Domingo=7
Saída		
Potência	Potência ativa e reativa	Numérico baseado no seu valor real.

4.3.6 Processo de estimação de estado

O modelo proposto, orientado para a solução da estimação de estado em sistemas de subtransmissão, baseia-se na utilização do método proposto de previsão de carga, aplicado em todos os barramentos da subestação no qual haja falha no medidor de potência, juntamente com as medições fasoriais, adquiridas pela PMU no barramento de fronteira. A primeira etapa do processo de estimação consiste em adquirir as possíveis pseudomedições, oriundas da etapa de previsão de carga. Nessa etapa busca-se determinar a previsão da potência complexa no barramento de saída das subestações, de acordo com a Equação (4.22).

$$S_{prev} = P_{prev} + jQ_{prev} \quad (4.22)$$

Considerando a topologia clássica de sistemas de subtransmissão, ilustrada na Figura 4.6, inicia-se a segunda etapa do processo, que consiste na alocação da PMU no barramento de fronteira para aquisição da tensão e correntes complexas incidentes nesse barramento. De posse dessas medições, é possível determinar todas as variáveis de estado (módulo e fase da tensão) dos barramentos subsequentes através da análise nodal da rede. Ressalta-se que a

PMU deve ter uma capacidade suficiente de canais para coletar todas as medições necessárias, tornando observável o barramento de fronteira juntamente com os barramentos de entrada das subestações de distribuição a jusante. Como as linhas do sistema de subtransmissão são curtas ou médias, desprezou-se o efeito da susceptância em derivação.

Cho et al. em [31], propuseram os chamados “níveis de medição”, então, fazendo-se uma analogia com esses níveis, é conveniente classificar os barramentos do sistema em três níveis: “nível de medição” que consiste no barramento de alocação da PMU, onde a medição é realizada diretamente; “nível pseudomedição” que consiste nos barramentos conectados diretamente ao barramento onde a PMU está alocada, ou seja, os barramentos de entrada das subestações, visto que, é possível estimar o valor da tensão complexa baseando-se na análise nodal da rede; os barramentos subsequentes são classificados como “nível pseudomedição estendido”, sendo caracterizados pelos barramentos de saída das subestações.

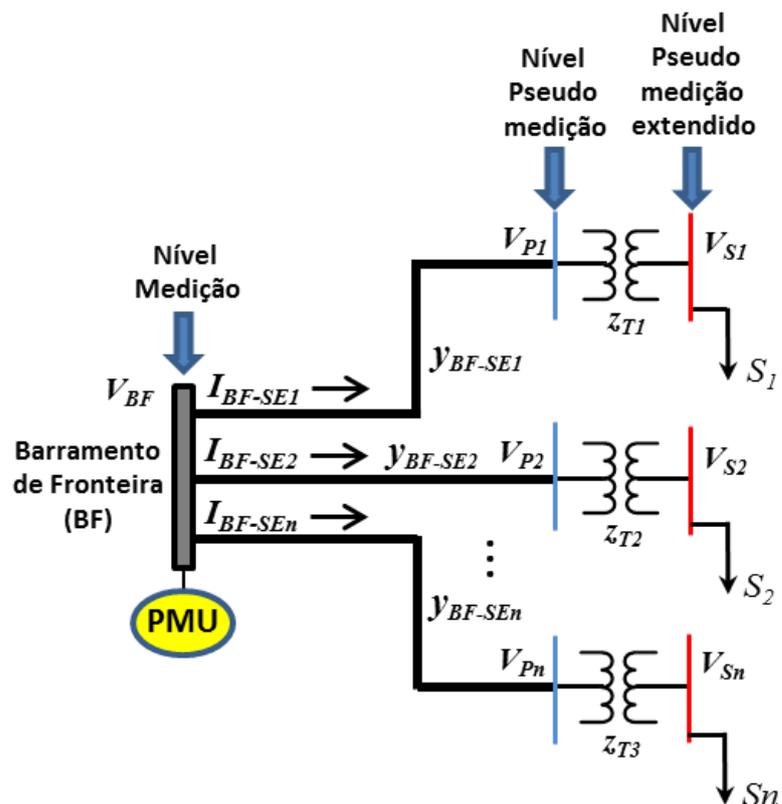


Figura 4.6: Topologia clássica de um sistema de subtransmissão.

Um fator importante a ser considerado é a precisão do sinal medido pela PMU. De acordo com a norma IEEE C37.118, estabeleceu-se o Erro Vetorial Total, dado pela Equação

(4.23), que é a relação entre o fasor medido pela PMU e o fasor teórico representativo do sinal de entrada. Na prática, o TVE deve ter valor inferior a 1%.

$$TVE = \sqrt{\frac{(X_r(n) - X_r)^2 + (X_i(n) - X_i)^2}{X_r^2 + X_i^2}} \quad (4.23)$$

Em que $X_r(n)$ e $X_i(n)$ representam os valores real e imaginário do fasor medido pela PMU; X_r e X_i são os valores real e imaginário teóricos do sinal de entrada no momento da realização da medição.

Considerando o valor do TVE para cada medição fasorial fornecida pela PMU, é possível determinar as equações fasoriais nodais que regem o diagrama unifilar mostrado na Figura 4.6, como ilustram as Equações (4.24), (4.25) e (4.26):

$$I_{BF-SE1} \pm TVE\% = [(V_{BF} \pm TVE\%) - V_{p1}] \cdot y_{BF-SE1} \quad (4.24)$$

$$I_{BF-SE2} \pm TVE\% = [(V_{BF} \pm TVE\%) - V_{p2}] \cdot y_{BF-SE2} \quad (4.25)$$

...

$$I_{BF-SEn} \pm TVE\% = [(V_{BF} \pm TVE\%) - V_{pn}] \cdot y_{BF-SEn} \quad (4.26)$$

Sendo I_{BF-SE} a corrente complexa que flui entre o barramento de fronteira e o barramento de entrada da subestação; V_{BF} é a tensão complexa no barramento de fronteira; V_p é a tensão complexa no barramento de entrada da subestação; y_{BF-SE} é a admitância da linha.

A determinação das tensões complexas nos barramentos de entrada das subestações, considerando o efeito da incerteza na medição fasorial do barramento de fronteira, é dada pela Equação (4.27). Ressalta-se que em virtude da incerteza (TVE) na medição de tensão e corrente, surge uma incerteza relativa combinada para esses barramentos.

$$V_{px} = V_{BF} - \left(\frac{I_{BF-SEx}}{y_{BF-SEx}} \right) \pm TVE_{comb} \quad (4.27)$$

Em que V_{px} é a tensão complexa genérica em um barramento de entrada; I_{BF-SEx} é a corrente complexa genérica em uma linha de transmissão e y_{BF-SEx} é a admitância genérica do trecho.

Para estimar a tensão no barramento de saída da subestação é necessário avaliar o modelo π -equivalente, ilustrado na Figura 4.2, onde através do desenvolvimento da Equação (4.28) modificada, com base nas equações de fluxo de carga, é possível estimar a variável de estado do barramento de saída.

$$V_{sx} = \frac{|V_{px}|^2 \cdot a \cdot y_{PS} + |V_{px}|^2 \cdot a \cdot (a-1) y_{PS} - S^*_{PS}}{V^*_{px} \cdot a \cdot y_{PS}} \quad (4.28)$$

Em (4.28), V_{sx} é a tensão complexa no barramento de saída da subestação; a é a relação de transformação do TAP do transformador; $|V_{px}|$ é módulo do fasor tensão no barramento p_x ; V^*_{px} é o conjugado do fasor V_{px} ; y_{PS} é a reatância do transformador; S^*_{PS} é o conjugado do fluxo de potência complexa entre os barramentos P e S .

Caso não haja falha em nenhum medidor de potência, o processo de estimação de estado é direto, bastando aplicar as equações nodais e a equação modificada para se determinar as variáveis de estado do barramento de fronteira e dos demais barramentos via propagação direta da medição fornecida pela PMU. Entretanto, se algum medidor falhar é necessário aplicar o modelo de previsão de carga, cujo resultado é utilizado como pseudomedição, sendo empregado na Equação (4.28) modificada.

Quando todas as tensões complexas dos barramentos forem determinadas é possível prever todas as outras grandezas de interesse do sistema, tais como: fluxo ativo e reativo nas linhas, potência ativa e reativa injetada nos barramentos, perda ativa e reativa nas linhas, fator de potência (FP) e o nível percentual de carregamento dos cabos que estão sendo utilizado. Combinando-se os modelos propostos de previsão de carga e estimação de estado, desenvolveu-se um algoritmo, em ambiente MATLAB R2011b, cujo fluxograma é mostrado na Figura 4.7:

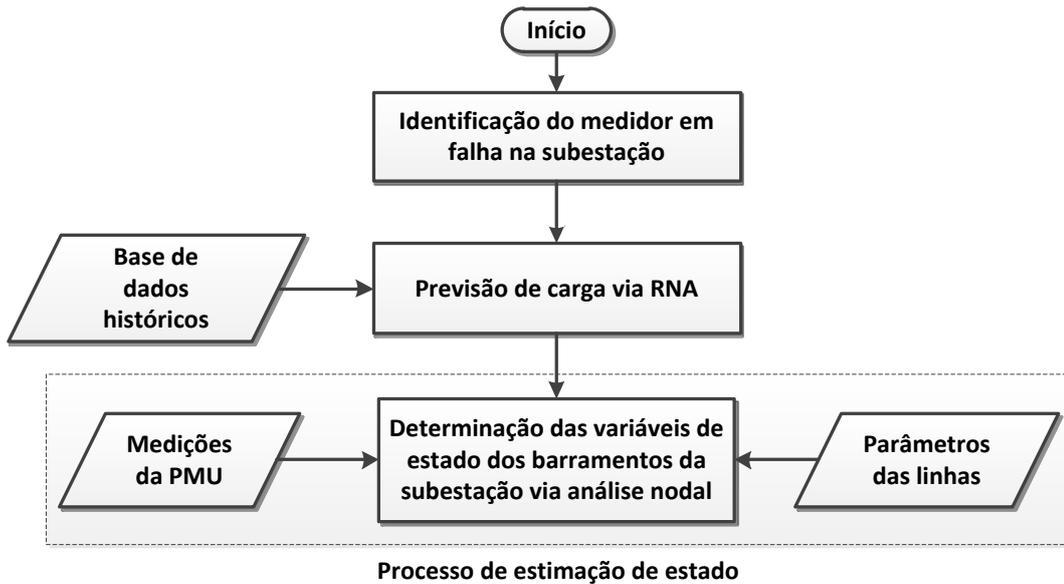


Figura 4.7: Fluxograma do algoritmo desenvolvido para sistemas de subtransmissão.

4.4 Método alternativo de estimação de estado para sistemas de distribuição

As medições realizadas nos sistemas de distribuição são poucas e se remetem, principalmente, às subestações. As medições mais utilizadas são magnitudes de corrente e tensão, junto com potências medidas nos transformadores. Utilizando métodos clássicos de estimação como o MQP, pode-se ter problemas de convergência e/ou instabilidade numérica, que deterioram o desempenho do estimador, pelo fato da presença de medições de corrente e pela pouca redundância das medições. O principal motivo no qual a inserção de medições de corrente dificulta o processo de estimação se remete à possibilidade de dupla resposta para a mesma variável de estado, como relata Abur e Expósito em [7].

O método alternativo proposto para estimação de estado em sistemas de distribuição visa mitigar esses fatores através de uma modelagem matemática que se baseia nos Mínimos Quadrados Ponderados com restrições de igualdade. Neste método, busca-se introduzir as medições de corrente, além de não considerar como variáveis de estado somente o ângulo e a fase da tensão nos barramentos, mas sim, novas variáveis de estado que podem ser estimadas de acordo com o plano de medição disponível pela concessionária. Este método alternativo está fundamentado no método proposto por Expósito et al. em [9].

De acordo com Abur e Expósito em [7] pode-se desenvolver uma formulação alternativa para as equações de fluxo de carga, no qual essas equações poderiam ser determinadas explicitamente em função da magnitude de tensão nos barramentos e correntes nas linhas, como pode ser visto nas Equações (4.29) e (4.30):

$$P_{km} = -b_{km} V_k V_m \text{sen} \theta_{km} + \frac{1}{2} [g_{km} (V_k^2 - V_m^2) + I_{km}^2 r_{km}] \quad (4.29)$$

$$Q_{km} = -\frac{1}{2} [b_{km} (V_k^2 - V_m^2) - I_{km}^2 x_{km}] - g_{km} V_k V_m \text{sen} \theta_{km} \quad (4.30)$$

A expressão da magnitude da corrente quadrática, que flui do barramento k para o barramento m , em relação à magnitude de tensão e a diferença entre os ângulos de fase nos barramentos é dada pela Equação (4.31).

$$I_{km}^2 = (g_{km}^2 + b_{km}^2)(V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos \theta_{km}) \quad (4.31)$$

Durante o desenvolvimento do método, observou-se uma ampla aplicabilidade do mesmo, visto que, é possível modelar o problema da estimação para uma ampla gama de novas variáveis de estado, assim como novas medições. No método alternativo proposto neste trabalho, o seguinte conjunto de variáveis de estado é introduzido em (4.32).

$$I_{km} = I_{km}^2; \quad U_k = V_k^2; \quad U_m = V_m^2; \quad \theta_k \text{ e } \theta_m \quad (4.32)$$

De acordo com esse novo conjunto de variáveis, as expressões modificadas de fluxo de potência podem ser determinadas, como mostrado nas expressões (4.33) e (4.34).

$$P_{km} = -b_{km} \sqrt{U_k U_m} \text{sen} \theta_{km} + \frac{1}{2} [g_{km} (U_k - U_m) + J_{km} r_{km}] \quad (4.33)$$

$$Q_{km} = -g_{km} \sqrt{U_k U_m} \text{sen} \theta_{km} - \frac{1}{2} [b_{km} (U_k - U_m) - J_{km} x_{km}] \quad (4.34)$$

Substituindo o novo conjunto de variáveis de estado na Equação (4.31), obtém-se a Equação (4.35). Essa equação representa uma medição de injeção de corrente nula, caracterizando, assim, a modelagem de medições altamente precisas, também denominadas de medições virtuais.

$$J_{km} z_{km}^2 - U_k - U_m + 2\sqrt{U_k U_m} \cos \theta_{km} = 0 = c(x) \quad (4.35)$$

Recapitulando a seção 2.4, pode-se afirmar que o uso de ponderações elevadas para modelar as *medições virtuais* gera um mau condicionamento da matriz de ganhos. Uma maneira de evitar o uso dessas ponderações é modelar as medições virtuais como restrições de igualdade. O problema da estimação de estado via mínimos quadrados ponderados passa a ser caracterizado como mostra a Equação (4.36).

$$\begin{aligned} \min J(x) &= \frac{1}{2} [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] \\ \text{sujeito a : } c(x) &= 0 \end{aligned} \quad (4.36)$$

Em que $c(x)$ representa as medições virtuais altamente precisas.

Uma característica interessante do modelo resultante é a diminuição da complexidade da modelagem matemática, facilitando a determinação das expressões das derivadas parciais tanto para a matriz Jacobiana das medições convencionais quanto para a matriz Jacobiana das medições virtuais, demonstradas no Apêndice B.

4.4.1 Método de resolução

Os métodos clássicos para resolução do problema de estimação de estado com restrições de igualdade são Multiplicadores de Lagrange e Tabela Esparsa (método de Hatchel), como citado na seção 2.4, entretanto, o método de resolução empregado consiste em particionar a matriz de ganhos através da combinação entre a matriz Jacobiana das medições convencionais e a matriz Jacobiana das medições virtuais, C , como mostrado na Equação (4.37).

$$G = \begin{bmatrix} H \\ C \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} W & 0 \\ 0 & W_{mv} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H \\ C \end{bmatrix} \quad (4.37)$$

Em que W representa a matriz de ponderações das medições convencionais e W_{mv} a matriz de ponderações das medições virtuais.

Sem perda de generalidade, o objetivo dessa formulação é levar a solução via MQP para o sistema iterativo mostrado em (4.38):

$$\begin{aligned}
[G(x^k)][\Delta x^k] &= \begin{bmatrix} H(x^k) \\ C(x^k) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} W & 0 \\ 0 & W_{mv} \end{bmatrix} [\Delta z^k] \\
\Delta x &= x^{k+1} - x^k \\
\Delta z^k &= z - h(x^k)
\end{aligned} \tag{4.38}$$

Sendo nula a partição do vetor z referente às medições virtuais. Em que Δx representa o vetor de incremento das variáveis de estado e Δz o vetor que representa a diferença entre o valor das medições e os valores calculados.

Uma característica interessante do modelo é o fato de preservar uma referência angular para os demais barramentos, para tanto, utiliza-se o barramento de saída da subestação para exercer essa função. Observou-se, também, que uma maneira eficiente de selecionar os valores do *flat-start* seria, à priori, ignorar o conjunto de restrições e resolver o sistema linear mostrado em (4.39). A solução desse sistema pode ser utilizada como os valores de partida (*flat-start*) levando à redução no número total de iterações.

$$[H^T W H][\Delta x^k] = [H^T W \Delta z] \tag{4.39}$$

A modelagem da matriz Jacobiana modificada H_{modSD} , resultante da associação entre as matrizes Jacobianas das medições típicas do sistema de distribuição e das *medições virtuais*, em relação às novas variáveis de estado do modelo, é mostrada em (4.40).

$$H_{\text{modSD}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_{\text{fluxo}}}{\partial \theta} & \frac{\partial P_{\text{fluxo}}}{\partial J} & \frac{\partial P_{\text{fluxo}}}{\partial U} \\ \frac{\partial J}{\partial \theta} & \frac{\partial J}{\partial J} & \frac{\partial J}{\partial U} \\ \frac{\partial U}{\partial \theta} & \frac{\partial U}{\partial J} & \frac{\partial U}{\partial U} \\ \frac{\partial c(x)}{\partial \theta} & \frac{\partial c(x)}{\partial J} & \frac{\partial c(x)}{\partial U} \end{bmatrix} \tag{4.40}$$

Uma análise detalhada na matriz H_{modSD} mostra que são utilizadas medições quadráticas da magnitude de tensão e corrente oriundas do sistema, além da medição da potência ativa fornecidas, por exemplo, pelos transformadores. As variáveis de estado a serem determinadas são o ângulo de fase e a magnitude de tensão dos barramentos, além da própria magnitude de corrente. Na Figura 4.8 tem-se o fluxograma do algoritmo desenvolvido, em

ambiente MATLAB R2011b, do método proposto.

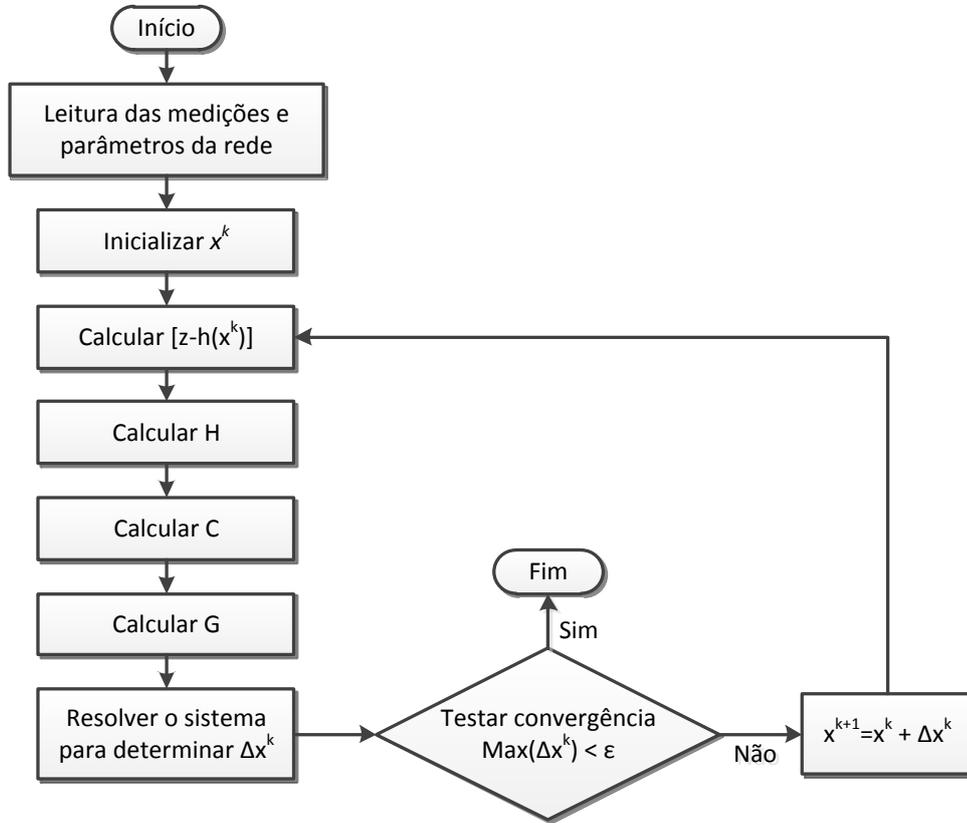


Figura 4.8: fluxograma do algoritmo desenvolvido para sistemas de distribuição.

4.5 Conclusão

Neste capítulo foram abordadas as características dos métodos alternativos propostos para a estimação de estado em sistemas de energia elétrica (transmissão, subtransmissão e distribuição). Para o sistema de transmissão foram elaboradas duas formulações, onde na primeira se utiliza a PMU para fornecer a referência angular para os demais barramentos e o cálculo iterativo empregado consiste na formulação desacoplada do método MQP. O segundo método consiste em introduzir de maneira direta as medições fasoriais fornecidas pela PMU no processo de estimação. Para os sistemas de subtransmissão, o método alternativo consiste em combinar previsão de carga com o processo de estimação de estado no qual se utiliza as medições fasoriais fornecidas pela PMU alocada no barramento de fronteira para determinar as variáveis de estado nos barramentos das subestações. O método desenvolvido para sistemas

de distribuição consiste em introduzir de maneira eficiente as medições de magnitude de corrente, bem como formular um novo conjunto de variáveis de estado que podem ser determinadas a partir das medições típicas encontradas nesses sistemas (magnitude de corrente, magnitude de tensão e potência ativa).

Capítulo 5

Simulações e Resultados

5.1 Simulações

No presente capítulo serão apresentados os resultados obtidos através dos algoritmos desenvolvidos, baseados nos modelos alternativos propostos, para a análise da estimação de estado em redes de transmissão, subtransmissão e distribuição. Para isso foram utilizados sistemas teste do IEEE, e da Regional de São Luís.

Com relação aos métodos propostos para sistemas de transmissão, o primeiro será aplicado aos sistemas teste IEEE-14 e IEEE-30, de 14 e 30 barramentos, respectivamente. No segundo método de estimação para sistemas de transmissão utiliza-se o sistema teste IEEE-14 para avaliar a estabilidade numérica, referente ao condicionamento da matriz Jacobiana, através da análise gráfica das derivadas parciais obtidas com a inserção direta da medição fasorial de corrente fornecidas pela PMU.

O método alternativo proposto para sistemas de subtransmissão será aplicado ao sistema da Regional de São Luís pertencente à Companhia Energética do Maranhão - CEMAR.

O método proposto para sistemas de distribuição será aplicado ao sistema de 5 barras com 2 ramais laterais apresentado em Expósito et al. em [9].

Adicionalmente, o modelo de avaliação da disponibilidade e alocação ótima de PMUs será aplicado ao sistema IEEE-14.

5.1.1 Métodos alternativos de estimação de estado para sistemas de transmissão

Abordar-se-á nas seções subsequentes os resultados obtidos para os métodos alternativos propostos para os sistemas de transmissão.

a) Resultados - Método 01

Para as redes elétricas empregadas nas simulações do respectivo método, aplicaram-se os seguintes procedimentos:

- a) Inicialmente é realizada uma análise do conjunto total e dos tipos de medições convencionais que serão utilizadas, levando-se em conta que a quantidade de medições deve ser maior ou igual à quantidade de variáveis de estado. As medições utilizadas podem ser: fluxo de potência ativa e reativa entre os barramentos, potência ativa e reativa injetada em cada barramento e tensão em cada barramento, devido à natureza desacoplada do algoritmo.
- b) Alocação da PMU no barramento 1 da rede, cuja medição fasorial de tensão é utilizada como referência angular para os demais barramentos, através da interpolação de medições;
- c) Finalmente são apresentados os resultados das simulações, considerando variações nos desvios padrões das medições e no conjunto total de medições empregadas em cada simulação.

Serão considerados como dados de entrada para o algoritmo desenvolvido, os seguintes valores:

- Tolerância de 10^{-4} ;
- Variáveis de estado: $x = [\theta_i \quad |V_i|]^T$;
sendo i variando de 1 até a quantidade total de barramentos do sistema.
- Valores iniciais (*flat-start*):
1,0 p.u. para a magnitude da tensão e 0,0 rad. para os ângulos de fase dos barramentos;
- Matriz de covariância:
De acordo com Abur e Expósito em [7], uma estimativa para os desvios padrões das medições da magnitude de tensão, do fluxo de potência ativa e reativa, e da injeção de potência ativa e reativa poderia ser 4×10^{-3} , 8×10^{-3} e 1×10^{-2} , respectivamente. Entretanto, serão utilizadas ponderações variadas para avaliar o impacto provocado na estimativa ótima das variáveis de estado.

Caso 1) Alocação da PMU no barramento 1 do sistema IEEE-14

O sistema IEEE-14, ilustrado na Figura 5.1, possui 28 variáveis de estado a serem determinadas, ou seja, duas por barramento (magnitude e ângulo de fase da tensão). Para tanto a condição necessária de observabilidade, também conhecida como grau de redundância, deverá ser satisfeita para garantir a convergência do algoritmo, ou seja, o número de medições convencionais deverá ser superior ao número de variáveis de estado.

A característica desacoplada do algoritmo requer medições convencionais de fluxo e injeção de potência. No presente caso, considera-se que as medições dos fluxos e injeções de potência sejam determinadas a partir da disposição mostrada na Figura 5.1, totalizando 37 medições, e que os desvios padrões adotados sejam 8×10^{-3} e 1×10^{-2} , respectivamente. Assume-se que a PMU seja alocada no barramento 1 (um) do sistema, cujo objetivo é garantir que a medição fasorial de tensão seja utilizada como referência para os demais barramentos.

Considerando o erro da medição fornecida pela PMU muito baixo, a ponto de ser desconsiderado da análise do problema, aplica-se o processo de interpolação entre as medições convencionais e a medição fornecida pela PMU, em um dado instante de tempo t , cujo objetivo é determinar um novo conjunto de dados de medições a ser utilizado no processo de estimação.

Assumindo que a medição fasorial de tensão da PMU tenha, hipoteticamente, magnitude igual a 1,099 e ângulo de fase igual a $-1,0886^\circ$, o resultado do algoritmo é fornecido na Tabela 5.1.

Assumindo que os desvios padrões sejam $8,9 \times 10^{-2}$ e 1×10^{-1} para os fluxos e injeções de potência, respectivamente, os resultados do algoritmo são mostrados na Tabela 5.2.

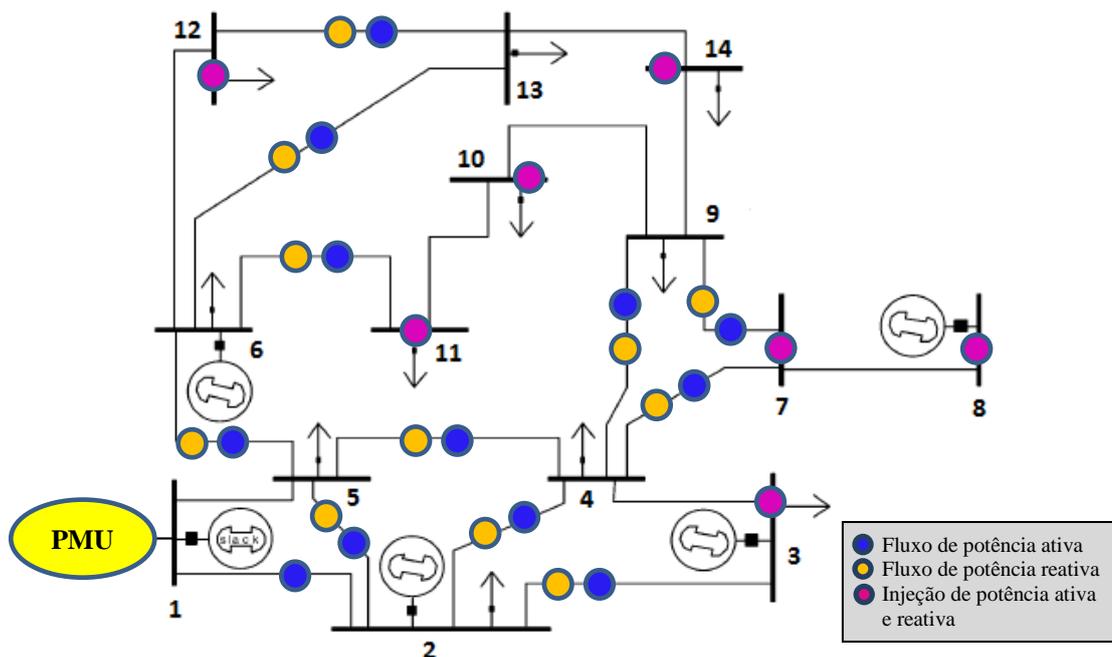


Figura 5.1: Sistema teste IEEE de 14 barras.
Fonte: Adaptado de [29].

Tabela 5.1: Resultados para a proposição 1 do sistema IEEE-14

Barramento	Tensão (p.u.)	Ângulo de fase (°)
1	1,0990	-1,0886
2	1,0097	-5,2156
3	0,9735	-13,4394
4	0,9771	-10,7798
5	0,9805	-9,2152
6	1,0352	-15,1970
7	1,0102	-13,9351
8	1,0471	-13,9072
9	0,9943	-15,6384
10	0,9936	-15,8596
11	1,0103	-15,6505
12	1,0173	-16,1358
13	1,0102	-16,1773
14	0,9826	-16,9607
Minimização da função objetivo		
$J = 208,3779$		

Tabela 5.2: Resultados para a proposição 2 do sistema IEEE-14.

Barramento	Tensão (p.u.)	Ângulo de fase (°)
1	1,0990	-1,0886
2	1,0077	-5,1935
3	0,9716	-13,4205
4	0,9751	-10,7688
5	0,9786	-9,2016
6	1,0333	-15,1930
7	1,0083	-13,9318
8	1,0452	-13,9062
9	0,9924	-15,6360
10	0,9917	-15,8577
11	1,0084	-15,6482
12	1,0154	-16,1342
13	1,0083	-16,1748
14	0,9807	-16,9601
Minimização da função objetivo		
J = 0,8482		

Caso 2) Alocação da PMU no barramento 1 do sistema IEEE-30

No presente caso, considera-se que as medições dos fluxos e injeções de potência sejam determinadas a partir da disposição mostrada na Figura 5.2, totalizando 92 medições, e que os desvios padrões adotados sejam 8×10^{-3} e 1×10^{-2} , respectivamente. Valendo-se da mesma proposição voltada para o sistema IEEE-14, aloca-se a PMU no barramento 1 (um) cuja medição fasorial de tensão será a referência para os demais barramentos e em um dado instante de tempo t aplica-se interpolação entre as medições convencionais e a medição fornecida pela PMU.

Assumindo que a medição fasorial de tensão da PMU tenha, hipoteticamente, magnitude igual a 1,028 e ângulo de fase igual a $5,1566^\circ$, os resultados do algoritmo são apresentados na Tabela 5.3.

Assumindo que os desvios padrões sejam $8,9 \times 10^{-2}$ e 1×10^{-1} para os fluxos e injeções de potência, respectivamente, os resultados da aplicação do algoritmo são mostrados na Tabela 5.4.

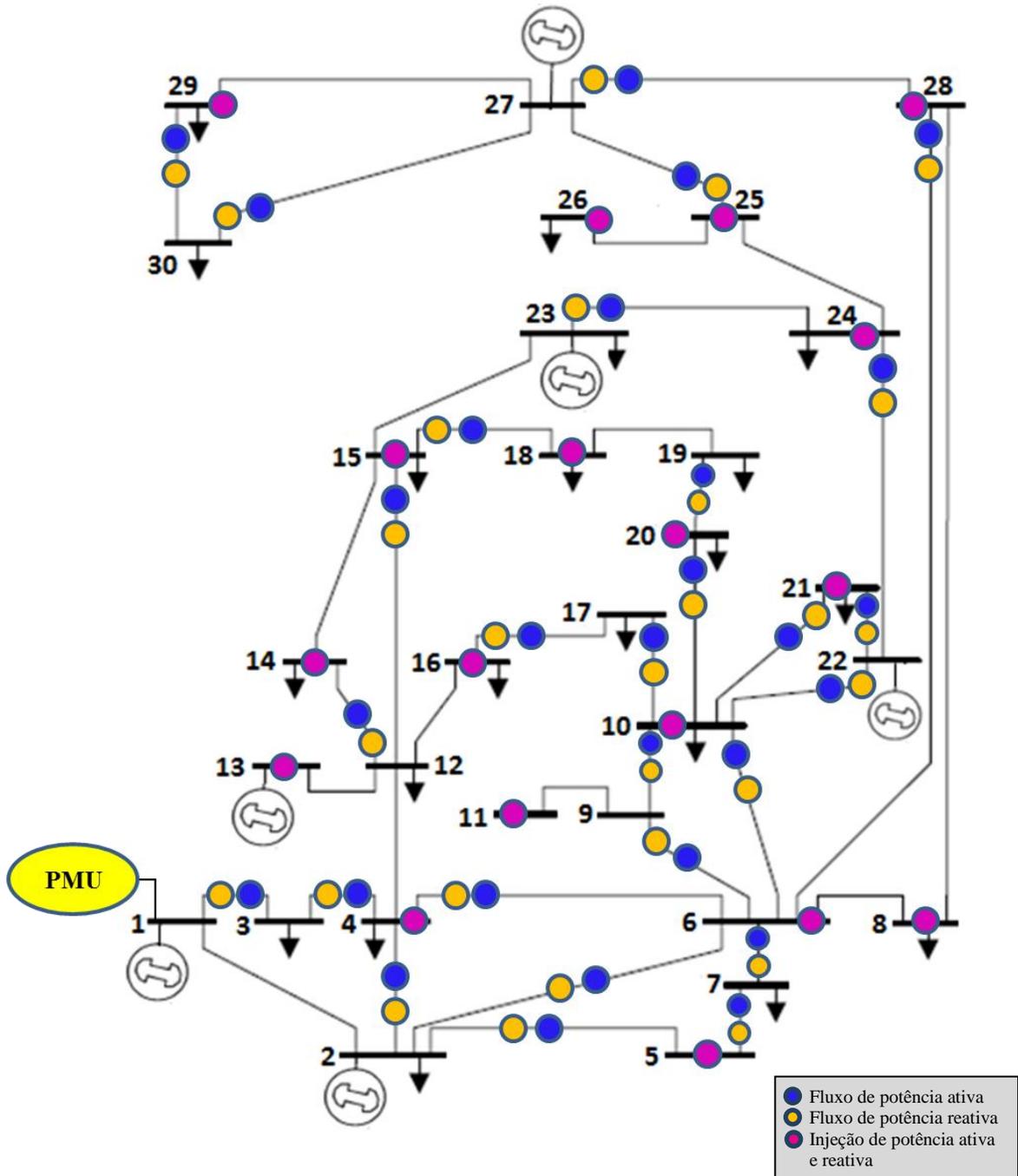


Figura 5.2: Sistema teste IEEE de 30 barras.
 Fonte: Adaptado de [29].

Tabela 5.3: Resultados para a proposição 1 do sistema IEEE-30.

Barramento	Tensão (p.u.)	Ângulo de fase (°)
1	1,0280	5,1566
2	0,9712	0,3329
3	0,9494	-2,1919
4	0,9407	-4,1137
5	0,9370	-9,3487
6	0,9413	-6,0695
7	0,9323	-8,0069
8	0,9467	-6,9822
9	0,9712	-9,4128
10	0,9526	-11,1787
11	1,0141	-9,4128
12	0,9786	-10,5470
13	0,9994	-10,5470
14	0,9607	-11,5303
15	0,9540	-11,5522
16	0,9600	-11,0622
17	0,9499	-11,3907
18	0,9414	-12,1798
19	0,9375	-12,3447
20	0,9406	-12,1156
21	0,9398	-11,7150
22	0,9400	-11,7098
23	0,9365	-11,9108
24	0,9268	-11,9925
25	0,9289	-11,5717
26	0,9102	-11,9536
27	0,9400	-11,0901
28	0,9392	-6,7780
29	0,9202	-12,4193
30	0,9088	-13,3767
Minimização da função objetivo		
J = 531,1453		

Tabela 5.4: Resultados para a proposição 2 do sistema IEEE-30.

Barramento	Tensão (p.u.)	ângulo de fase (°)
1	1,0280	5,1566
2	0,9971	-0,1500
3	0,9752	-2,6042
4	0,9665	-4,4746
5	0,9629	-9,5671
6	0,9670	-6,3776
7	0,9582	-8,2648
8	0,9724	-7,2651
9	0,9974	-9,6305
10	0,9789	-11,3505
11	1,0404	-9,6305
12	1,0052	-10,7406
13	1,0260	-10,7406
14	0,9873	-11,6978
15	0,9805	-11,7184
16	0,9864	-11,2399
17	0,9763	-11,5567
18	0,9679	-12,3274
19	0,9639	-12,4852
20	0,9669	-12,2623
21	0,9660	-11,8721
22	0,9663	-11,8670
23	0,9629	-12,0630
24	0,9532	-12,1405
25	0,9558	-11,7381
26	0,9373	-12,1183
27	0,9669	-11,2658
28	0,9649	-7,0658
29	0,9471	-12,5589
30	0,9357	-13,4888
Minimização da função objetivo		
J = 0,8361		

Pode-se observar, em ambos os casos analisados, que as variáveis de estado estimadas estão referenciadas em relação à tensão fasorial fornecida pela PMU. Busca-se, com isso, representar o real estado de operação do sistema. Devido à sua natureza desacoplada, o algoritmo mostrou-se sensível em relação ao uso de ponderações importantes, pois, quanto menor for o desvio padrão, caracterizando medições precisas, maior serão as variâncias resultantes podendo causar problemas de mau condicionamento na matriz de ganhos.

b) Resultados - Método 02: Partes real e imaginária quadrática da medição de corrente

O problema da estimação de estado, baseada no modelo matemático dos Mínimos Quadrados Ponderados, consiste em resolver de forma iterativa a Equação Normal (2.26). Sabe-se que a principal dificuldade encontrada no processo de resolução é a ocorrência do mau condicionamento da matriz Jacobiana (H), acarretando problemas numéricos de instabilidade e/ou não convergência do algoritmo. Caso a matriz H esteja mal condicionada, ocorrerá uma propagação do mau condicionamento para a matriz de ganhos de acordo com um fator quadrático. Uma maneira eficiente de avaliar esse problema é através da análise gráfica das equações representativas das derivadas parciais. Essa análise busca encontrar variações abruptas nos gráficos que representam pontos onde a derivada é indefinida, visto que, caso ocorra essas variações, o processo iterativo será severamente comprometido.

Será analisado, nesta seção, o comportamento numérico das derivadas parciais das medições de corrente relacionado ao segundo método alternativo de estimação de estado proposto para sistemas de transmissão. Assumindo que uma PMU seja alocada no barramento 1 do sistema IEEE-14, que a magnitude da tensão no barramento 2 seja 1,0 p.u. (i.e. $|V_2| = 1,0$ p.u) e o seu respectivo ângulo de fase seja 0,0 radianos (i.e. $\theta_2 = 0,0$ rad.), que a susceptância em derivação da linha seja desprezada e a admitância série do trecho seja igual à unidade.

As variações das derivadas parciais relacionadas às correntes real e imaginária quadráticas, cujo sentido do fluxo parte do barramento 1 para o barramento 2, em relação ao ângulo de fase e a magnitude de tensão do barramento 1 são mostradas nas Figuras 5.3, 5.4, 5.5 e 5.6.

Assumindo que outra PMU seja alocada no barramento 4 do sistema IEEE-14, que a magnitude da tensão no barramento 4 seja 1,0 p.u. (i.e. $|V_4| = 1,0$ p.u) e o seu respectivo ângulo de fase seja 0,0 radianos (i.e. $\theta_4 = 0,0$ rad.), que a susceptância em derivação da linha seja desprezada e a admitância série do trecho seja igual à unidade. As variações das derivadas parciais relacionadas às correntes real e imaginária quadráticas, cujo sentido do fluxo parte do barramento 4 para o barramento 2, em relação ao ângulo de fase e a magnitude de tensão do barramento 2 são mostradas nas Figuras 5.7, 5.8, 5.9 e 5.10.

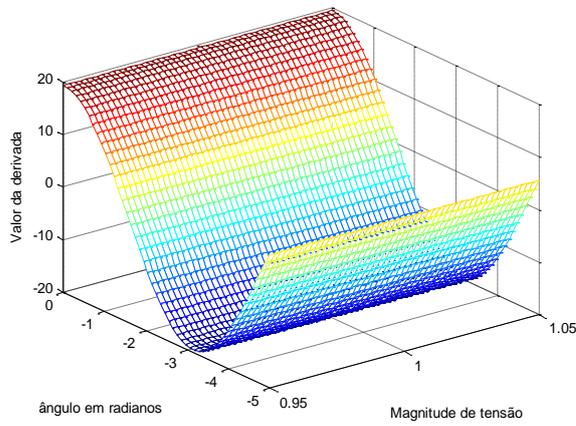


Figura 5.3: Derivada parcial $\frac{\partial I_{12REAL}^2}{\partial v_1}$.

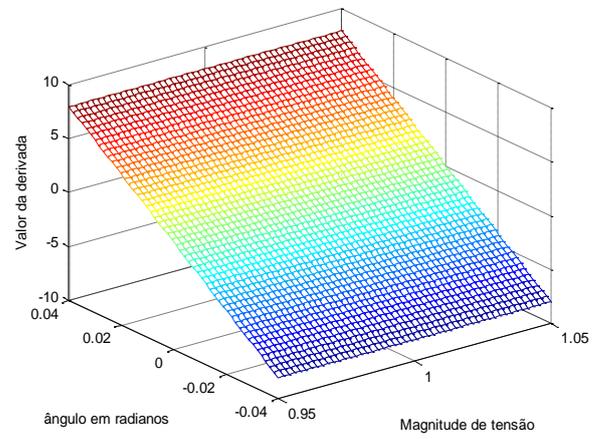


Figura 5.4: Derivada parcial $\frac{\partial I_{12REAL}^2}{\partial \theta_1}$.

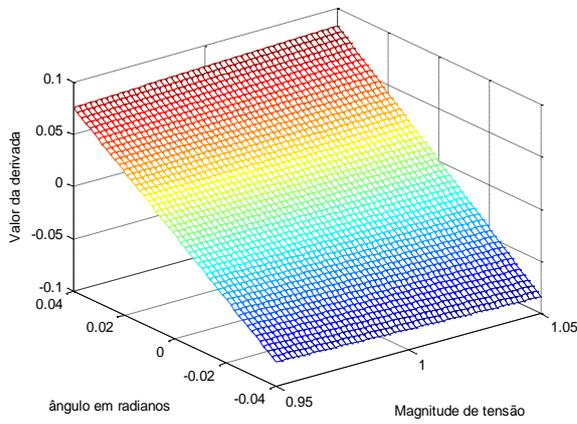


Figura 5.5: Derivada parcial $\frac{\partial I_{12IMAG}^2}{\partial v_1}$.

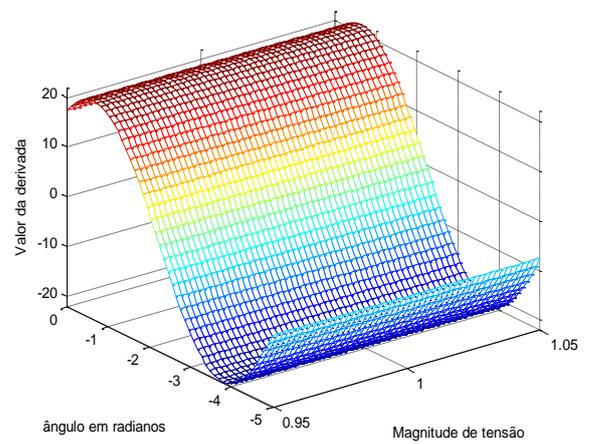


Figura 5.6: Derivada parcial $\frac{\partial I_{12IMAG}^2}{\partial \theta_1}$.

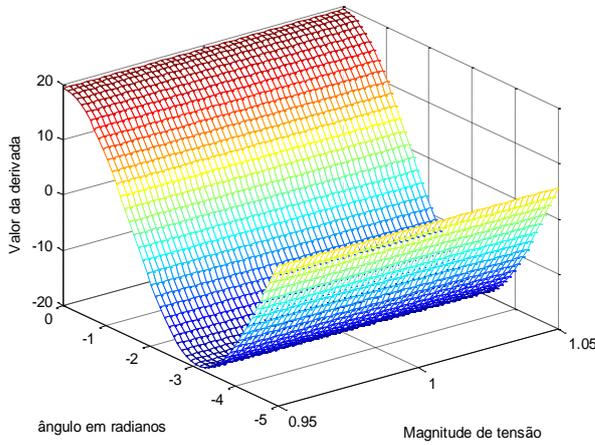


Figura 5.7: Derivada parcial $\frac{\partial I_{42REAL}^2}{\partial v_2}$.

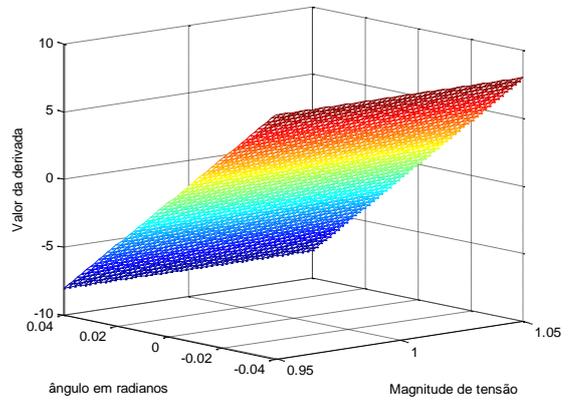


Figura 5.8: Derivada parcial $\frac{\partial I_{42REAL}^2}{\partial \theta_2}$.

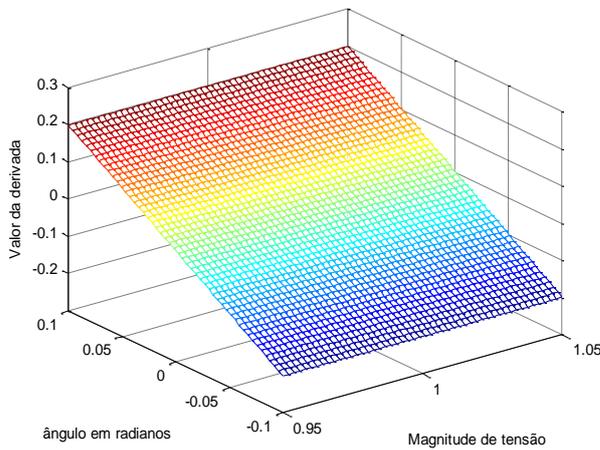


Figura 5.9: Derivada parcial $\frac{\partial I_{42IMAG}^2}{\partial v_2}$.

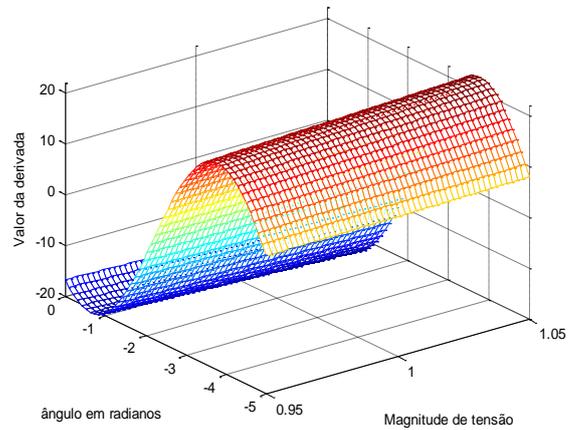


Figura 5.10: Derivada parcial $\frac{\partial I_{42IMAG}^2}{\partial \theta_2}$.

Pode-se observar que nos gráficos obtidos a partir das expressões matemáticas das derivadas parciais do método alternativo não existem variações abruptas. Os contornos das superfícies são suaves, contribuindo para que em nenhum ponto a derivada seja indefinida. As vantagens deste método se remetem à simplificação das equações matemáticas, facilitando o processo de derivação, e a estabilidade numérica das expressões das derivadas parciais considerando a inserção da medição fasorial de corrente no problema da estimação de estado. Essa estabilidade garante a mitigação do mau condicionamento da matriz Jacobiana e, conseqüentemente, da matriz de ganhos, contribuindo para evitar possíveis problemas de convergência da solução ótima.

5.1.2 Método alternativo de estimação de estado para sistemas de subtransmissão

Nesta seção será abordado o método alternativo de estimação de estado para sistemas de subtransmissão, considerando a inserção de pseudomedições oriundas do modelo de previsão de carga proposto na seção 4.3.5. As pseudomedições são introduzidas quando ocorrer falha no medidor de potência ativa e/ou reativa no barramento de saída da subestação. Aloca-se uma PMU no barramento de fronteira para medição da tensão e correntes fasoriais que fluem do barramento de fronteira em direção ao barramento de entrada da subestação. O objetivo é combinar as medições fasoriais da PMU com as medições convencionais de potência da subestação através da Equação modificada (4.28). A determinação das variáveis de estado em todos os barramentos do sistema ocorre através da “propagação” da medição fasorial favorecida pela topologia radial desses sistemas. Este método será aplicado ao sistema de subtransmissão da Regional de São Luís, ilustrado na Figura 5.11, pertencente à Companhia Energética do Maranhão (CEMAR).

Primeiramente, obtiveram-se os dados de carga da subestação do São Francisco referentes ao mês de novembro de 2011, posteriormente, realizou-se uma análise detalhada desses dados para avaliar as possíveis correlações de potência entre os dias úteis, finais de semana, além de feriados e pontos facultativos. Uma análise gráfica mostrou uma boa similaridade de potência ativa e reativa, realizadas de 15 em 15 minutos, entre, aproximadamente, 90% dos dias úteis, e observou-se, também, uma boa correlação entre os sábados e domingos, como pode ser visto nas Figuras 5.12 a 5.17.

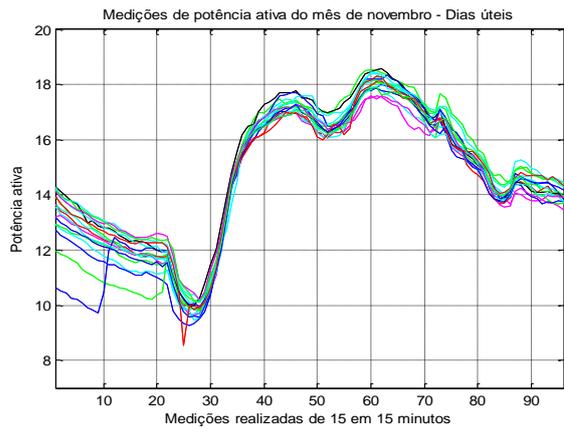


Figura 5.12: Similaridade da potência ativa, dias úteis.

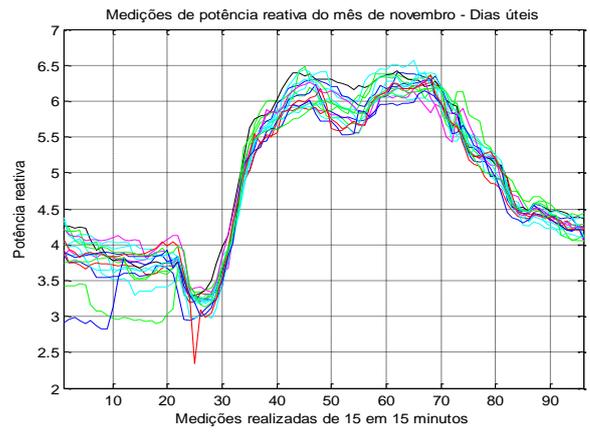


Figura 5.13: Similaridade da potência reativa, dias úteis.

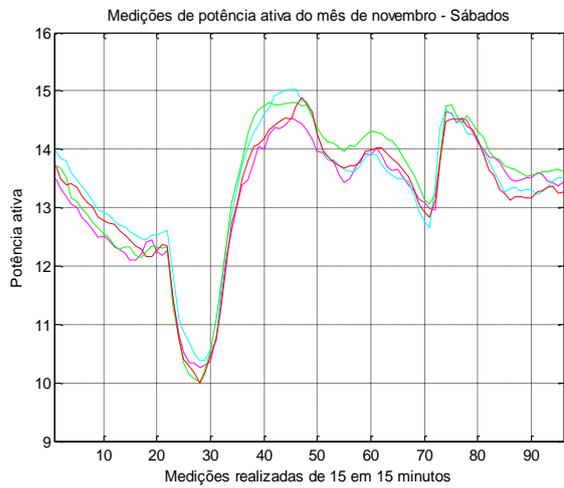


Figura 5.14: Similaridade da potência ativa, sábados.

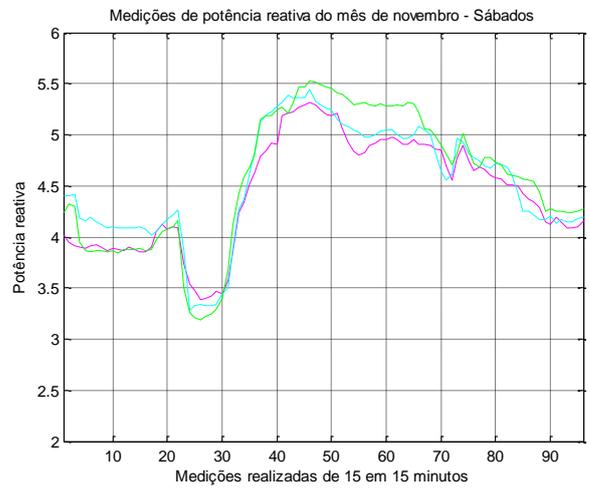


Figura 5.15: Similaridade da potência reativa, sábados.

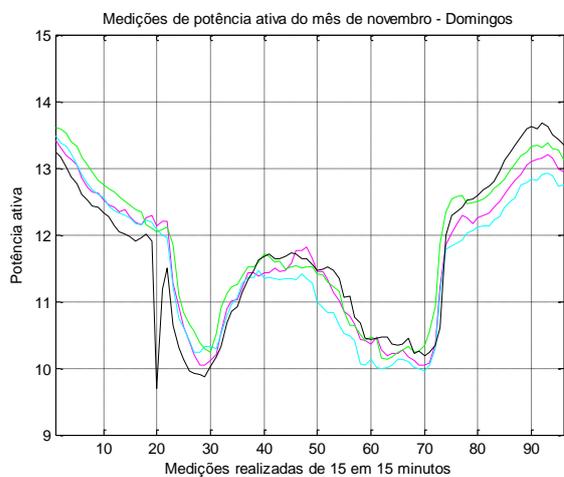


Figura 5.16: Similaridade da potência ativa, domingos.

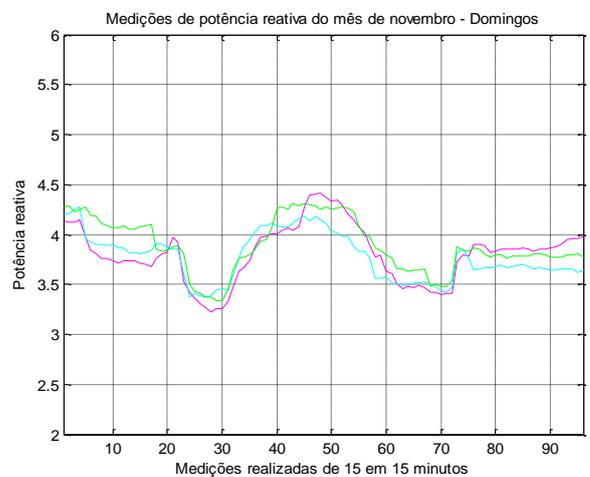


Figura 5.17: Similaridade da potência reativa, domingos.

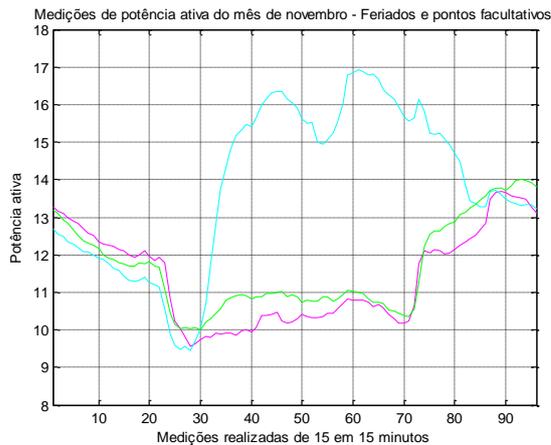


Figura 5.18: Correlação inadequada da potência ativa em feriados e pontos facultativos.

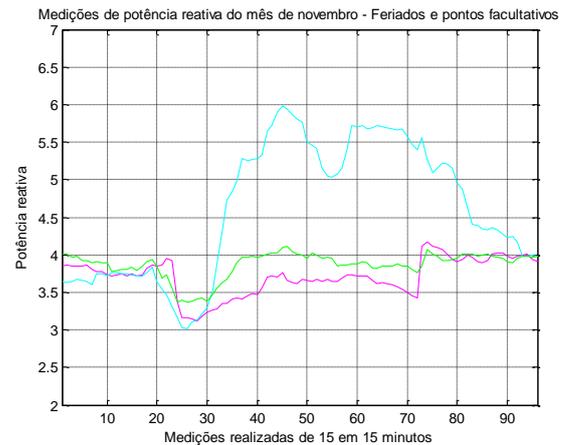


Figura 5.19: Correlação inadequada da potência reativa em feriados e pontos facultativos.

Assumindo que a rede neural, para determinação de potência ativa e reativa, seja alocada no barramento de saída da subestação do São Francisco e que ocorreu, hipoteticamente, a falha no medidor de potência ativa e reativa no dia 8 de novembro (terça-feira). A primeira etapa do modelo de previsão de carga é prever a potência complexa, $S_{prev} = P_{prev} + jQ_{prev}$, na saída desse barramento, realizada de 15 em 15 minutos, totalizando 192 cenários, tomando como base os dois dias úteis anteriores ao dia da falha, ou seja, os dias 7 (segunda-feira) e 4 (sexta-feira). Esses dados, além dos dados meteorológicos e informações de calendário, são utilizados para o treinamento da rede neural.

A validação da rede neural para previsão de potência ativa é realizada com os dados obtidos pela média aritmética da potência ativa dos dias similares, ou seja, a média entre a potência do dia 7 e 4 de novembro. Ressalta-se que foi utilizado o fator de correção do ritmo de passo, dada pela diferença entre a potência ativa dos dois dias similares. O ritmo de passo foi multiplicado por um valor constante de 0,35 para evitar que diferenças resultantes muito grandes afete a qualidade da estimativa.

A validação da rede neural para previsão de potência reativa obedece a mesma proposição para a potência ativa, entretanto, são utilizados os dados de potência reativa dos dias similares. Os resultados da previsão para a potência ativa e reativa referentes ao dia no qual ocorreu a falha dos medidores são mostradas nas Figuras 5.20 e 5.21.

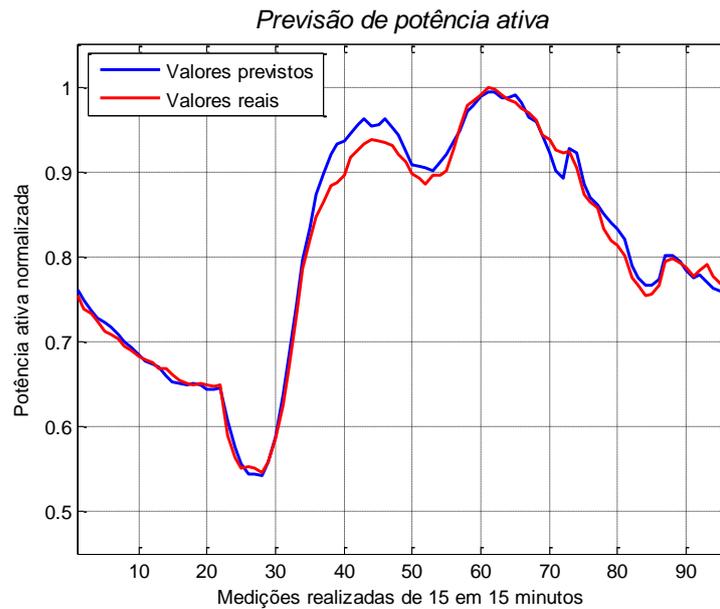


Figura 5.20: Previsão da potência ativa para o dia no qual ocorreu a falha no medidor.

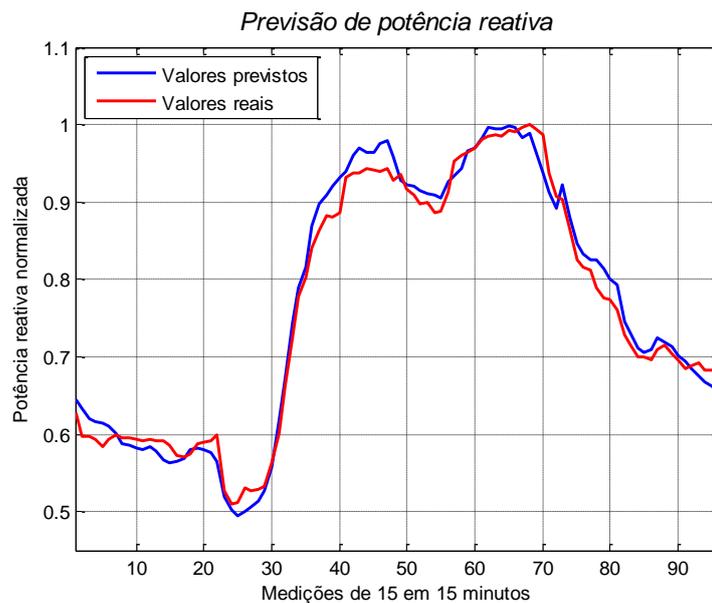


Figura 5.21: Previsão da potência reativa para o dia no qual ocorreu a falha no medidor.

Os resultados das simulações mostram um erro MAPE médio de 0,7551% e 2,2855% para a previsão de potência ativa e reativa para o dia da falha dos medidores, respectivamente. O maior erro de previsão foi encontrado no quarto-de-hora de 9:45h – 10:00h, sendo o valor previsto de potência ativa igual a 16,8 MW e o valor real de 16,1 MW, e o valor previsto de potência reativa igual a 5,9 MVAR e o valor real de potência reativa igual a 5,5 MVAR. O

somatório real resultante das medições de potência ativa, tomadas de 15 em 15 minutos, para o dia 8 de novembro é igual a 1396,872 MW, enquanto que o valor previsto foi igual a 1402,50 MW, resultando em um erro total de previsão de apenas 0,4%. Para as medições de potência reativa o somatório resultante é igual a 459,168 MVAR, enquanto que o valor previsto foi igual a 467,7302 MVAR, resultando em um erro total de previsão de 1,86%. Observa-se que ambos os erros estão dentro da faixa de erros especificada para processos de previsão, cujo limite máximo admissível é 2%, como afirma McSharry e Taylor em [77].

Após a realização da etapa de previsão, dar-se início à aplicação do método de estimação proposto. Assumindo que a tensão e a corrente fasorial medida pela PMU sejam dadas de acordo com a Tabela 5.5. Assume-se que as impedâncias dos trechos (1)-(2) e (2)-(4) são dadas por $(0,1+j0,18) \Omega/\text{km}$ e $(0,06+j0,1)\Omega/\text{km}$, respectivamente, a potência base igual a 100 MVA, a variação do *tap* e a reatância de dispersão dos transformadores são iguais a 0,98 p.u. e $j0,5568$ p.u., respectivamente, e as potências ativa e reativa na saída dos barramentos da subestação Renascença sejam iguais a 12 MW e 4 MVAR (Renascença 1) e 10,6 e 3,8 MVAR (Renascença 2).

Tabela 5.5: Medições fasoriais fictícias da PMU alocada no barramento de fronteira.

Medições fasoriais da PMU			
V_{BF}		I_{BF-SE}	
Magnitude (p.u.)	Ângulo de fase (°)	Magnitude (p.u.)	Ângulo de fase (°)
1,03	15,5	0,42	-2,34

Por simplicidade, ignora-se o erro TVE das medições fasoriais. Assumindo que se deseja estimar as variáveis de estado, no quarto-de-hora de 9:45h-10:00h, do dia 8 de novembro de 2011, no qual ocorreu a falha nos medidores de potência ativa e reativa, do sistema ilustrado na Figura 5.22. O objetivo é comparar os resultados obtidos do processo de estimação de estado com os dados de medições colhidas, efetivamente, nesse dia. Salienta-se que o quarto-de-hora utilizado representa o pior intervalo de previsão encontrado. Pode-se afirmar que a “propagação” da medição fasorial da PMU, via análise nodal da rede, fornece a tensão fasorial no barramento de entrada da subestação do São Francisco. A tensão fasorial no barramento de saída da subestação é obtida através da Equação (4.28) modificada.

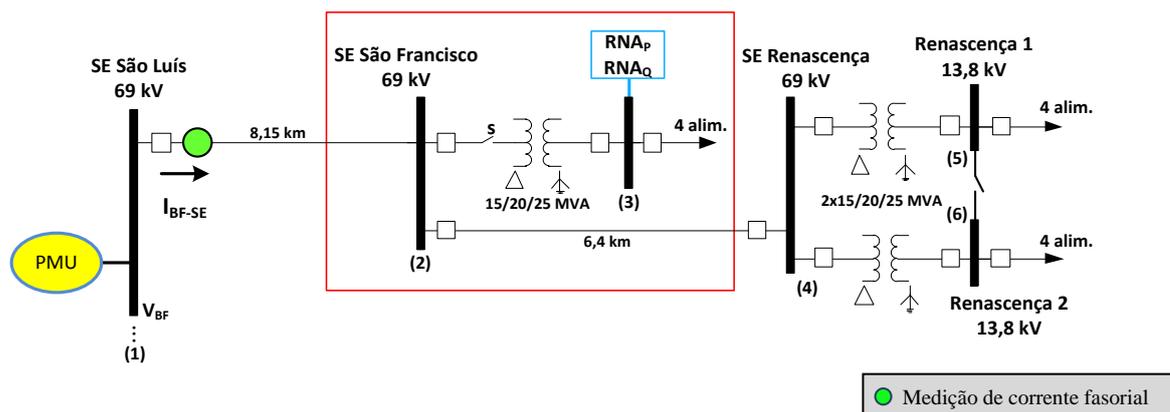


Figura 5.22: Sistema a ser determinado as variáveis de estado.

Fonte: Adaptado de [76].

Uma vez conhecida as tensões fasoriais nos barramentos de entrada e saída da subestação, pode-se estimar a corrente fasorial resultante entre esses barramentos. Aplicando o princípio da conservação da carga, ou lei das correntes, no barramento de entrada da subestação do São Francisco, estima-se diretamente a corrente fasorial que flui em direção à subestação do Renasença, e, conseqüentemente, determina-se a tensão fasorial no barramento de entrada da respectiva subestação aplicando-se análise nodal no trecho (2)-(4).

De posse das medições de potência ativa e reativa na saída da subestação do Renasença, determina-se a potência complexa resultante e estimam-se, através da Equação modificada (4.28), as tensões complexas nos respectivos barramentos. O fator preponderante que contribuiu para o desenvolvimento deste método é devido à característica radial dos sistemas de subtransmissão. Na Tabela 5.6 são mostrados os resultados obtidos pelo algoritmo desenvolvido, em ambiente MATLAB R2011b, para estimação de estado em sistemas de subtransmissão, considerando as proposições supracitadas.

Tabela 5.6: Comparativo entre as medições e os valores estimados.

	Quarto-de-hora 9:45h-10:00h			
	Medições		Valores estimados	
SE São Francisco	Magnitude	Ângulo de fase	Magnitude	Ângulo de fase
Barramento de entrada (2)	1,020	14,93°	1,020	14,93°
Barramento de saída (3)	0,969	9,64°	0,970	9,40°
SE Renasença				
Barramento de entrada (4)	1,017	14,75°	1,016	14,78°
Barramento de saída (5)	0,970	10,83°	0,976	10,84°
Barramento de saída (6)	0,977	11,29°	0,977	11,30°

Observa-se que mesmo no quarto-de-hora onde os resultados da previsão da potência ativa e reativa apresentaram os maiores erros, os resultados do algoritmo estão dentro de uma margem aceitável de precisão. Consta-se que o processo de previsão é de importância fundamental no problema da estimação de estado, visto que, garante uma ampliação no conjunto total de medições. É importante salientar que os resultados da previsão devem estar dentro de uma faixa limite de exatidão para que não ocorra uma propagação excessiva do erro. Uma maneira de tornar o sistema de subtransmissão da Regional São Luís completamente observável seria aplicar o modelo de previsão de carga em todos os barramentos de saída das subestações, como ilustra a Figura 5.23.

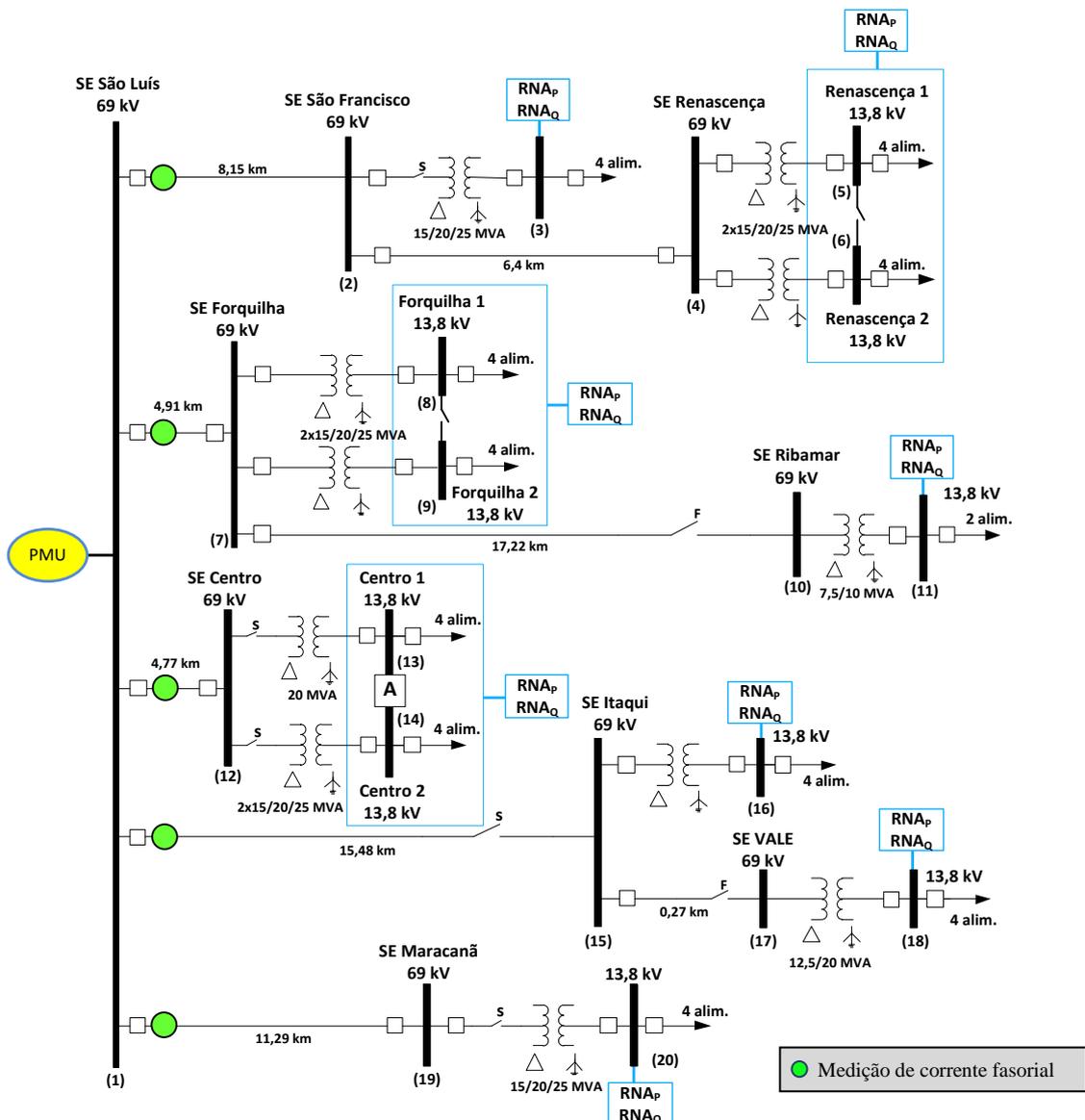


Figura 5.23: RNAs aplicadas para a completa observabilidade do sistema.
Fonte: Adaptado de [76].

5.1.3 Método alternativo de estimação de estado para sistemas de distribuição

O método alternativo proposto para estimação de estado em sistemas de distribuição visa utilizar o conjunto de medições usualmente encontradas para esses sistemas. Na prática, as medições utilizadas em grandes proporções são as medições de magnitude de tensão e corrente, além do fluxo de potência ativa restrita à saída dos transformadores. Nesta seção, mostrar-se-á os resultados obtidos aplicando o método alternativo no sistema teste de 5 (cinco) barramentos apresentado em Expósito et al. em [9], como ilustra a Figura 5.24.

Serão considerados como dados de entrada para o algoritmo desenvolvido, os seguintes valores:

- Tolerância variando de 10^{-2} a 10^{-4} ;
- Variáveis de estado: $x = [\theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, J_{12}, J_{13}, J_{24}, J_{25}, U_1, U_2, U_3, U_4, U_5]$;
sendo, $J_{km} = I_{km}^2$ e $U_k = V_k^2$
- Valores iniciais (*flat-start*):
1,0 p.u. para a magnitude quadrática da tensão; 0,0 p.u. para a magnitude quadrática da corrente e 0,0 rad. para os ângulos de fase dos barramentos;
- Matriz de covariância:
De acordo com Abur e Expósito em [7], uma estimativa para os desvios padrões das medições da magnitude de tensão e fluxo de potência ativa poderia ser 4×10^{-3} e 8×10^{-3} , respectivamente, entretanto, o método alternativo utiliza o quadrado da magnitude da tensão, por isso, o valor do novo desvio padrão será o quadrado do valor estipulado na referência supracitada. O desvio padrão para as medições da magnitude quadrática da corrente foi estipulado em $6,4 \times 10^{-5}$. A matriz diagonal de covariância é obtida pela inversão da matriz diagonal da variância. Ressalta-se que a matriz diagonal de variância é particionada de acordo com os valores estipulados para as ponderações das medições;
- O vetor de medição é aumentado e particionado entre o sub-vetor das medições convencionais, z_c , cujos dados são obtidos através do supervisor SCADA, e o sub-vetor das medições virtuais, z_v , relacionado à restrição de igualdade. Uma das características peculiares das medições virtuais é a sua altíssima precisão, portanto, o sub-vetor z_v será nulo para representar esse tipo de medição.

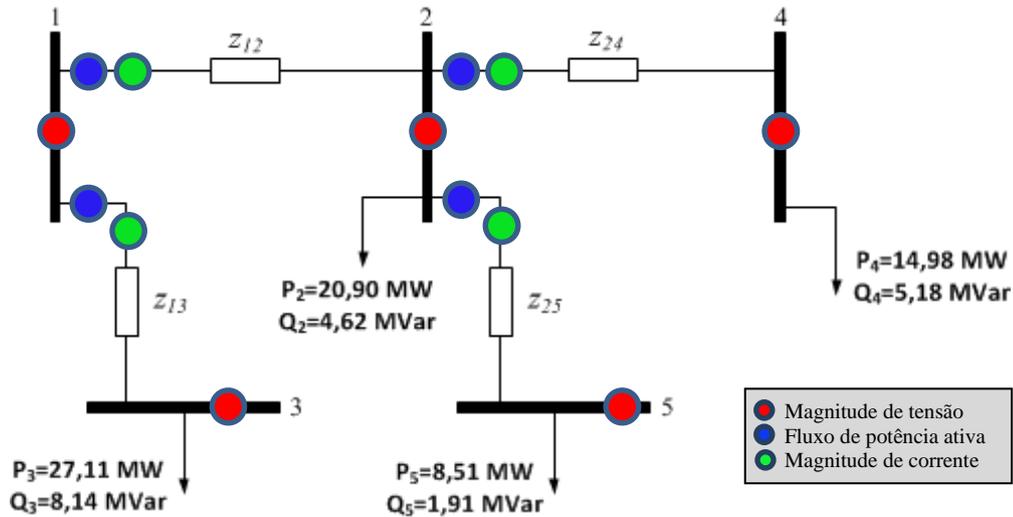


Figura 5.24: Sistema teste de 5 barras.
 Fonte: Adaptado de [9].

Medições convencionais: $z_c = [P_{12}, P_{13}, P_{24}, P_{25}, I_{12}, I_{13}, I_{24}, I_{25}, V_1, V_2, V_3, V_4, V_5]$

Medições virtuais: $z_v = [c_{12}, c_{13}, c_{24}, c_{25}]$

Assume-se que todas as magnitudes de tensão nos barramentos, a magnitude do fluxo de corrente nas linhas e os fluxos de potência ativa sejam medidos. Consideram-se essas medições para garantir que a condição necessária, mas não suficiente, de observabilidade seja satisfeita, ou seja, o número de medições deve ser maior ou igual ao número de variáveis de estado do sistema. Com relação a esse plano de medição, característico dos sistemas de distribuição, a matriz Jacobiana modificada referente às medições convencionais, H'_{modSD} , formada a partir das condições iniciais é dada por (5.1).

A matriz Jacobiana modificada referente às medições virtuais, H''_{modSD} , formada a partir das condições iniciais é dada por (5.2).

$$H'_{\text{modSD}} = \begin{matrix} & \partial\theta_2 & \partial\theta_3 & \partial\theta_4 & \partial\theta_5 & \partial J_{12} & \partial J_{13} & \partial J_{24} & \partial J_{25} & \partial U_1 & \partial U_2 & \partial U_3 & \partial U_4 & \partial U_5 \\ \begin{matrix} \partial P_{12} \\ \partial P_{13} \\ \partial P_{24} \\ \partial P_{25} \\ \partial J_{12} \\ \partial J_{13} \\ \partial J_{24} \\ \partial J_{25} \\ \partial U_1 \\ \partial U_2 \\ \partial U_3 \\ \partial U_4 \\ \partial U_5 \end{matrix} & \begin{bmatrix} b_{12} & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot r_{12} & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot g_{12} & -0,5 \cdot g_{12} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & b_{13} & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot r_{13} & 0 & 0 & 0,5 \cdot g_{13} & 0 & -0,5 \cdot g_{13} & 0 & 0 & 0 \\ -b_{24} & 0 & b_{24} & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot r_{24} & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot g_{24} & -0,5 \cdot g_{24} & 0 & 0 \\ -b_{25} & 0 & 0 & b_{25} & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot r_{25} & 0 & 0,5 \cdot g_{25} & 0 & 0 & 0 & -0,5 \cdot g_{25} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot x_{12} & 0 & 0 & 0 & -0,5 \cdot b_{12} & 0,5 \cdot b_{12} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot x_{13} & 0 & 0 & -0,5 \cdot b_{13} & 0 & 0,5 \cdot b_{13} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot x_{24} & 0 & 0 & -0,5 \cdot b_{24} & 0 & 0,5 \cdot b_{24} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot x_{25} & 0 & 0,5 \cdot b_{25} & 0 & 0 & 0 & 0,5 \cdot b_{25} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (5.1)$$

$$H''_{\text{modSD}} = \begin{matrix} & \partial\theta_2 & \partial\theta_3 & \partial\theta_4 & \partial\theta_5 & \partial J_{12} & \partial J_{13} & \partial J_{24} & \partial J_{25} & \partial U_1 & \partial U_2 & \partial U_3 & \partial U_4 & \partial U_5 \\ \begin{matrix} \partial c_{12} \\ \partial c_{13} \\ \partial c_{24} \\ \partial c_{25} \end{matrix} & \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & z_{12}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & z_{13}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & z_{24}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & z_{25}^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (5.2)$$

A matriz resultante modificada H_{modSD} é obtida pela combinação das matrizes H'_{modSD} e H''_{modSD} , de acordo com a Equação (5.3):

$$H_{\text{modSD}} = [H'_{\text{modSD}} \quad H''_{\text{modSD}}]^T \quad (5.3)$$

Analisando a matriz resultante H_{modSD} , pode-se observar que ela depende apenas dos parâmetros da rede, como consequência direta da formulação matemática desenvolvida. Adicionalmente, ressalta-se que a inclusão da medição de corrente é direta, caracterizando uma simplificação no problema da estimação. Na Tabela 5.7, mostra-se um comparativo entre o método proposto e o método MQP clássico.

Observa-se que para um plano de medição limitado e sem redundância o método MQP é numericamente instável e a solução não pôde ser obtida. Enquanto que o método alternativo mostrou-se eficiente e com grau de precisão considerável, visto que o resultado final da minimização da função objetivo foi de $2,0786e^{-12}$.

Tabela 5.7: Comparativo entre o método MQP clássico e o método alternativo proposto.

Medição	Valor medido	Valor estimado			
		MQP clássico		Método alternativo	
		Magnitude	Fase	Magnitude	Fase
V_1	1,0355	--	--	1,0355	0°
V_2	1,0102	--	--	1,0102	$-1,11^\circ$
V_3	1,0000	--	--	1,0000	$-1,88^\circ$
V_4	1,0031	--	--	1,0031	$-2,77^\circ$
V_5	1,0147	--	--	1,0147	$-1,85^\circ$
P_{12}	0,4424	--		0,4424	
P_{13}	0,2600	--		0,2600	
P_{24}	0,1626	--		0,1626	
P_{25}	0,0633	--		0,0633	
I_{12}^2	0,1709	--		0,1709	
I_{13}^2	0,1011	--		0,1011	
I_{24}^2	0,0098	--		0,0098	
I_{25}^2	0,0163	--		0,0163	

O método proposto apresenta uma diminuição no tempo de simulação e esforço computacional devido à redução no número de iterações necessárias para a obtenção das variáveis de estado. Realizaram-se 20 simulações consecutivas para determinar o tempo médio de simulação, sendo o resultado igual a 0,00985285 s. Realizaram-se simulações, com valores de tolerâncias variados, para avaliar esse fator, e na Tabela 5.8, pode ser visto a melhoria na taxa de convergência entre os resultados fornecidos pelo método alternativo proposto e os resultados fornecidos pelo método MQP da referência [9].

Tabela 5.8: Comparativo entre o número de iterações.

Método	Convergência		
	10^{-2}	10^{-3}	10^{-4}
MQP	3	4	4
Método alternativo	2	3	3

Uma característica que deve ser assegurada é a exatidão das medições convencionais utilizadas no modelo alternativo, visto que, quanto maior for a exatidão menor será a influência da matriz de covariância na resposta do problema. É importante salientar que as ponderações para essas medições não podem ser zero, visto que, isto caracterizaria uma altíssima precisão e o vetor de medição seria completamente nulo, podendo causar problemas de convergência.

Uma alternativa em utilizar o método MQP no processo da estimação de estado para o sistema de 5 barras, seria sobredeterminar o problema, ou seja, aumentar o número de medições consideravelmente para garantir que o grau de redundância seja muito superior a 1. Na Tabela 5.9 pode ser visto um comparativo entre os resultados fornecidos pelo método MQP, encontrados em Expósito et al. em [9], e os resultados fornecidos pelo método alternativo proposto neste trabalho. Observa-se que a introdução de medições de corrente no método MQP não melhora a qualidade da precisão dos resultados estimados, sendo necessária uma grande quantidade de medições para garantir, eventualmente, a convergência do algoritmo.

Em virtude dos fatos, pode-se afirmar que o método alternativo proposto para sistemas de distribuição, considerando restrições de igualdade, com uma nova formulação para o plano de medição e para as variáveis de estado, mostrou resultados estimados precisos, com

diminuição do esforço computacional e facilidade para introduzir diretamente as medições de corrente.

Tabela 5.9: Comparativo entre o método MQP de [9] e o método alternativo proposto.

Medição	Valor medido	Valor estimado	
		MQP	Método alternativo
		Magnitude	Magnitude
V ₁	1,0355	1,0347	1,0355
V ₂	1,0102	1,0189	1,0102
V ₃	1,0000	0,9984	1,0000
V ₄	1,0031	1,0011	1,0031
V ₅	1,0147	1,0114	1,0147
P ₁₂	0,4424	0,4324	0,4424
P ₁₃	0,2600	0,2639	0,2600
P ₂₄	0,1626	0,1535	0,1626
P ₂₅	0,0633	0,0716	0,0633
Q ₁₂	0,1383	0,1395	0,1383
Q ₁₃	0,1130	0,1109	0,1130
Q ₂₄	0,0463	0,0541	0,0463
Q ₂₅	0,0163	0,0212	0,0163
I ₁₂ ²	0,1709	0,1928	0,1709
I ₁₃ ²	0,1011	0,0765	0,1011
I ₂₄ ²	0,0098	0,0255	0,0098
I ₂₅ ²	0,0163	0,0054	0,0163

5.1.4 Modelo de avaliação da disponibilidade dos canais de medição da PMU

O modelo de disponibilidade proposto para análise de observabilidade é aplicado no sistema teste IEEE-14. Inicialmente, o algoritmo desenvolvido, em ambiente MATLAB R2011b, determina os pontos de alocação ótima das PMUs, que tornam o sistema completamente observável. Uma lista dos barramentos candidatos para a alocação é determinada e são considerados os barramentos de injeção zero. A Tabela 5.10 fornece os resultados da simulação relacionados aos barramentos candidatos para alocação das PMUs, bem como a quantidade de barramentos de injeção zero e o número mínimo de PMUs necessárias, para tornar o sistema observável, através do método de otimização via pesquisa binária.

Tabela 5.10: Resultado do problema de alocação ótica das PMUs.

Sistema teste	Nº de barramentos de injeção zero	Localização dos candidatos para alocação das PMUs	Nº mínimo de PMUs
IEEE-14	1	1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 9, 10, 11, 12, 13,14	3

Na Figura 5.25 é mostrada a disposição dos barramentos ótimos para alocação dessas unidades. Observa-se que os resultados do problema de otimização mostram que são necessárias três PMUs para tornar o sistema completamente observável, sob condições operativas normais, apresentando os barramentos {2, 6, 9} como potenciais respostas.

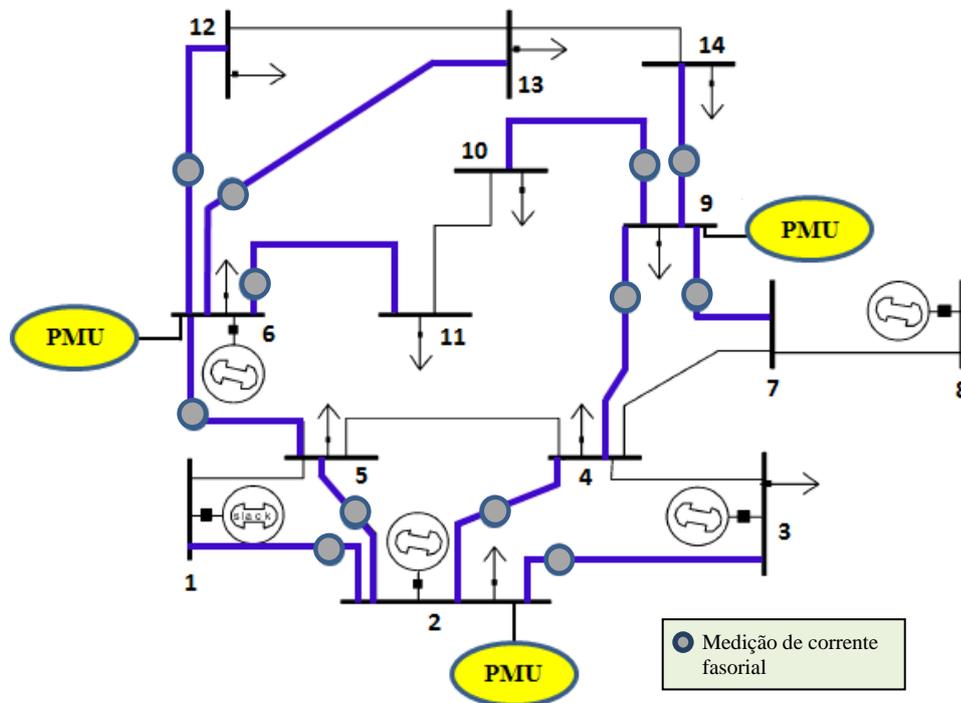


Figura 5.25: Disposição da alocação ótica das PMUs.
Fonte: Adaptado de [29].

A avaliação da disponibilidade dos canais, do sistema de medição de cada PMU e da disponibilidade global é demonstrada nos três primeiros casos seguintes, nos quais são consideradas a completa observabilidade da rede elétrica, garantida pelo processo de otimização com redundância máxima; no quarto caso avalia-se o impacto da perda de canais de medição na observabilidade, através da determinação de canais críticos de medição.

Caso 1) Todos os canais de medição estão em estado operativo (Up) e apresentam componentes iguais

Os dados históricos referentes às taxas de falha e reparo, do filtro antirrecobrimento e do conversor A/D, obtidos em [51], são mostrados na Tabela 5.11. Devido à dificuldade em se encontrar na literatura dados históricos relacionados aos cabeamentos de instrumentação, impedâncias de acoplamento e atenuadores, a disponibilidade do canal será obtida pelos dados da taxa de falha e reparo do filtro antirrecobrimento e do conversor A/D. Os demais componentes são considerados livres de falhas.

Tabela 5.11: Dados históricos do filtro antirrecobrimento e do conversor A/D.

Componente	λ_i (Falha/ano)			μ_i (Reparo/ano)		
	λ_i^1	λ_i^2	λ_i^3	μ_i^1	μ_i^2	μ_i^3
Filtro Antirrecobrimento	0,03	0,15	0,45	219	438	657
Conversor A/D	0,10	0,15	0,45	219	438	657

Baseando-se nas Equações (3.18) e (3.19) e nos dados da Tabela 5.11, considerando a taxa de falha e reparo do primeiro ano, a disponibilidade de cada canal de medição pode ser computada. O algoritmo fornece como resultado uma disponibilidade por canal no valor de 0,99940668 e uma indisponibilidade no valor de 0,00059332.

A partir dos dados de disponibilidade de cada canal pode-se determinar a disponibilidade do sistema de medição de cada PMU e, conseqüentemente, a disponibilidade global de medição, utilizando-se as Equações (3.22) e (3.25), respectivamente. Os resultados fornecidos pelo algoritmo apontam uma disponibilidade do sistema de medição de cada PMU de 0,99703691 e a disponibilidade global é 0,99113706.

Caso 2) Todos os canais de medição estão em estado operativo (Up), apresentam componentes iguais e que cada PMU apresente, pelo menos, um canal em modo stand-by.

De acordo com a Equação (3.23), a disponibilidade do sistema de medição, considerando a presença de canais em modo *stand-by*, pode ser determinada. Considerando que cada PMU alocada apresente um canal sobressalente, então a disponibilidade do sistema de medição aumenta de 0,99703691 para 0,99999472 e a disponibilidade global aumenta para

0,99998418, comprovando uma melhoria na confiabilidade. Ressalta-se que o canal reserva, pode ser tanto de medição de corrente complexa nos ramos ou da tensão no barramento.

Utilizando-se dois canais de medição sobressalentes em cada PMU, a disponibilidade do sistema de medição aumenta de 0,99999472 para 0,99999999 e a disponibilidade global aumenta para 0,99999997. Os resultados mostram que para dois canais de medição reservas, a disponibilidade do sistema de medição, assim como a disponibilidade global, sofre um pequeno incremento. Portanto, quanto maior o número de canais em modo *stand-by*, maior será a disponibilidade do sistema de medição e, conseqüentemente, melhor será a confiabilidade, no entanto, os custos aumentam progressivamente. Ressalta-se, ainda, que quanto maior o número de canais sobressalentes, o incremento no valor da disponibilidade tende a diminuir consideravelmente. Na Figura 5.26 é mostrada a evolução da disponibilidade na presença de canais reservas.

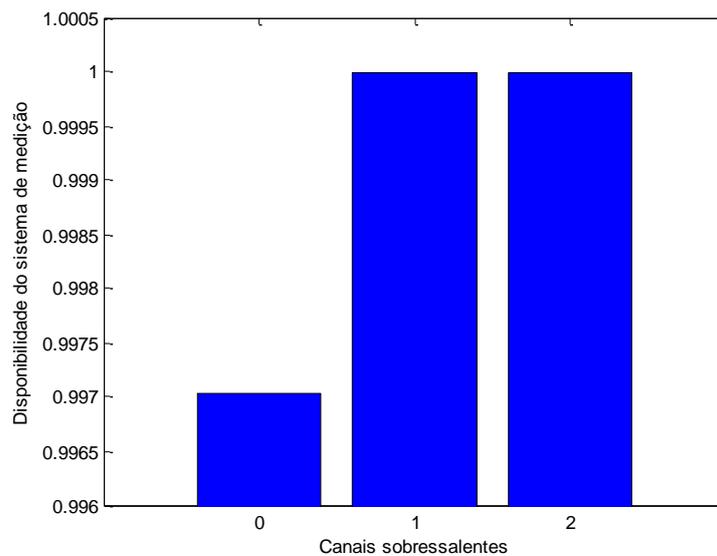


Figura 5.26: Evolução da disponibilidade considerando canais sobressalentes.

Caso 3) Todos os canais de medição estão em estado operativo (Up) e apresentam componentes diferentes

Considere as PMUs alocadas nos barramentos {2,6,9}, supondo que os canais de medição de corrente entre os barramentos {2,1}, {2,3}, {6,5}, {6,11}, {9,4} e {9,7} apresentam taxas de falha e reparo de acordo com os dados do primeiro ano, que os canais entre os barramentos {2,4}, {2,5}, {6,12},{6,13}, {9,10} e {9,14} apresentam valores de

acordo com o segundo ano e que os canais de medição de tensão apresentem valores referentes ao terceiro ano, conforme a Tabela 5.11. Nesse caso, a disponibilidade do sistema de medição será dada pelo produto das combinações da disponibilidade dos canais, baseando-se na Equação (3.24).

Os resultados do algoritmo mostram que os canais de medições de corrente, referentes ao primeiro grupo de barramentos, apresentam uma disponibilidade de 0,99940668; os canais referentes ao segundo grupo possuem uma disponibilidade de 0,99931542 e os canais de medição de tensão tem uma disponibilidade de 0,998631543, portanto a disponibilidade do sistema de medição de cada PMU alocada, na presença de componentes que apresentam taxas de falha e reparo distintas, é de 0,997355797 e a disponibilidade global é de 0,992088349.

a) Determinação dos canais críticos

Aplicando-se aleatoriamente o critério de falha $N-1$, em qualquer um dos casos analisados, é possível determinar os canais de medição críticos. Nessa etapa, o algoritmo executa uma rotina no qual cada linha da matriz de medição H é eliminada, referente ao canal de medição perdido, para se determinar quais colunas, referentes aos barramentos, são completamente nulas, com isso, busca-se prever quais seriam os eventuais canais críticos, ou seja, aqueles que uma vez perdidos geram ilhas no sistema.

Na Tabela 5.12 são apresentados os resultados da análise de canais de medição e o número de conjuntos de canais críticos para o plano de medição obtido após o processo de otimização de alocação. Os resultados do algoritmo foram validados com os resultados fornecidos por Cipriani e Costa em [78].

Tabela 5.12: Criticidade dos canais.

Canais de medição críticos*	Nº de conjuntos de canais críticos
Ch-I ₂₋₁ , Ch-I ₂₋₃ , Ch-I ₆₋₁₁ , Ch-I ₆₋₁₂ , Ch-I ₆₋₁₃ , Ch-I ₉₋₇ , Ch-I ₉₋₁₀ , Ch-I ₉₋₁₄ , Ch-V ₂ , Ch-V ₆ , Ch-V ₉	1

Observa-se que no processo de alocação ótima, inicialmente determinado, maximiza-se a redundância para garantir a observabilidade do sistema, contudo, o resultado da análise de observabilidade, após o processo de perda de canais de medição, mostra que em determinadas situações, é possível garantir a observabilidade do sistema. O algoritmo fornece

as combinações dos canais que, mesmo em estado não-operativo, a observabilidade do sistema é garantida, como mostrado na Tabela 5.13.

Tabela 5.13: Combinações de canais não críticos.

Canais em estado não-operativo (<i>Down</i>)		Sistema observável
1	Ch-I _{2,4}	
2	Ch-I _{2,5}	
3	Ch-I _{6,5}	
4	Ch-I _{9,4}	
5	Ch-I _{2,4} , Ch-I _{2,5}	
6	Ch-I _{2,4} , Ch-I _{6,5}	
7	Ch-I _{2,5} , Ch-I _{9,4}	
8	Ch-I _{6,5} , Ch-I _{9,4}	

Vale ressaltar que a perda de um desses canais irá contribuir para a presença de ilhas observáveis no sistema, por exemplo, na Figura 5.27, os canais de medição de corrente entre os barramentos {2,4} e {6,5} são considerados fora de operação, resultando em três ilhas. Levando-se em conta a perda dos canais {2,4} e {6,5} para o Caso 1, as disponibilidades críticas dos sistemas de medição das PMUs alocadas nos barramentos 2 e 6, variam de 0,99703691 para 0,00059191, a disponibilidade do sistema de medição da PMU alocada no barramento 9 não se altera, portanto a disponibilidade global de medição varia de 0,99113706 para 0,00000035. Nota-se uma variação considerável na disponibilidade dos estados das PMUs alocadas nos barramentos 2 e 6, mesmo a rede elétrica sendo observável.

A partir dos dados obtidos, pode-se afirmar que uma alternativa de melhorar a confiabilidade do sistema de medição é baseada na inserção de canais de medição de corrente redundantes ou considerar a quantidade de canais que restaram, após a perda de um dos canais, como sendo a quantidade total de canais primários, para os cenários em que a observabilidade é garantida, ressaltando que, para esse caso, a perda de qualquer outro canal de medição acarreta a não observabilidade completa do sistema.

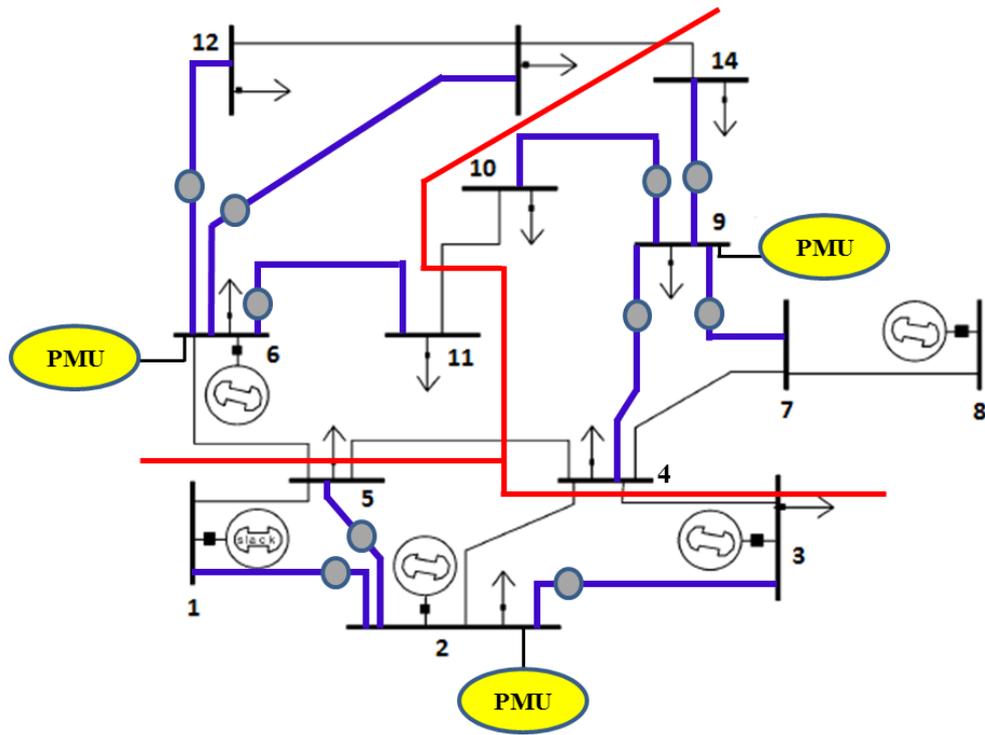


Figura 5.27: Formação de ilhas observáveis devido a perda de canais.
 Fonte: Adaptado de [29].

Capítulo 6

Conclusão

6.1 Conclusões

Este trabalho teve como objetivo contribuir com o desenvolvimento de metodologias de uma das principais funções dos sistemas de gerenciamento de energia, que é a estimação de estado, visando, em um futuro próximo, que os sistemas elétricos possam ser ativos, inteligentes, otimizados e confiáveis. Foram propostos métodos alternativos para estimação de estado em sistemas elétricos nos níveis de transmissão, subtransmissão e distribuição.

Para o sistema de transmissão foram propostos dois métodos. O primeiro método considera a inserção da unidade de medição fasorial no barramento de referência, cuja medição fasorial de tensão é empregada como referência para os demais barramentos do sistema. Um estimador desacoplado foi implementado e aplicado aos sistemas teste IEEE de 14 e 30 barramentos; os resultados apresentam como característica principal o fato de representarem o real estado de operação do sistema. Já o segundo método consiste na introdução de maneira direta das medições fasoriais oriundas da PMU no processo de estimação de estado, para tanto, utiliza-se a magnitude quadrática da medição fasorial de corrente, decomposta em suas partes real e imaginária. Esse método foi avaliado através da análise gráfica das derivadas parciais das equações desenvolvidas, cujos resultados foram satisfatórios, pois, não ocorreram variações abruptas nos gráficos o que caracterizaria a presença de pontos onde a derivada é indefinida, ocasionando problemas de convergência.

Para o sistema de subtransmissão foi proposto um método alternativo que consiste na combinação entre o modelo de previsão de carga desenvolvido, via redes neurais artificiais, e a análise nodal do sistema. Nesse método, aloca-se uma PMU no barramento de fronteira e propaga-se a medição para se determinar as variáveis de estado em todos os demais barramentos das subestações a jusante. O modelo de previsão é aplicado no barramento de saída da subestação, caso ocorra falha em um medidor de potência ativa e/ou reativa. Os resultados obtidos pelo algoritmo aplicado ao sistema de subtransmissão da Companhia

Energética do Maranhão – CEMAR, em São Luís do Maranhão, foram bastante satisfatórios, visto que, mesmo no pior quarto-de-hora da previsão, ou seja, quando o erro foi maior, os resultados estimados das tensões fasoriais nos barramentos das subestações ficaram dentro de uma faixa de precisão aceitável.

Para o sistema de distribuição desenvolveu-se um método de estimação baseado no modelo matemático de mínimos quadrados ponderados MQP com restrições de igualdade. Foram utilizadas as medições convencionais desses sistemas, além de considerar um conjunto de variáveis de estado modificadas. Nesse método as medições de corrente são introduzidas de maneira direta e, ao contrário do que ocorre no método MQP clássico, essas medições não prejudicam o desempenho do estimador. Aplicando o método alternativo em um sistema de 5 barramentos, obtiveram-se resultados significativos, visto que, os valores estimados coincidiram com os valores medidos.

Adicionalmente, desenvolveu-se uma metodologia para avaliação da disponibilidade dos canais de medição da PMU, através da cadeia de Markov, além de determinar o seu impacto na observabilidade do sistema. Um método de alocação ótima das PMUs, baseado no processo combinatório de pesquisa binária, foi implementado para que a metodologia de disponibilidade pudesse ser aplicada de maneira otimizada.

6.2 Trabalhos futuros

- ✓ Aprimorar os métodos desenvolvidos para sistemas de transmissão e distribuição com técnicas de esparsidade.
- ✓ Desenvolver novos métodos alternativos de estimação de estado e implementar software específico aplicado a sistemas de energia elétrica.
- ✓ Desenvolver equipamentos para melhorar a monitoração dos sistemas de distribuição.
- ✓ Implementar um sistema sincronizador de relés digitais e um sistema localizador de faltas em tempo real em alimentadores de sistemas de distribuição.

Apêndices

Apêndice A

Derivadas parciais correspondentes às medições da PMU

As derivadas parciais correspondentes às medições da PMU introduzidas na matriz Jacobiana para o segundo método alternativo de estimação para sistemas de transmissão (partes real e imaginária quadráticas da medição de corrente) são dadas a seguir:

$$\frac{\partial I_{kmREAL}^2}{\partial V_k} = (g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (2a^4 |V_k| - 2a^3 |V_m| \cos \theta_{km}) \cdot \cos \theta_{km}$$

$$\frac{\partial I_{kmREAL}^2}{\partial V_m} = (g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (2a^2 |V_m| - 2a^3 |V_k| \cos \theta_{km}) \cdot \cos \theta_{km}$$

$$\frac{\partial I_{kmREAL}^2}{\partial \theta_k} = (g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (4a^3 |V_k| |V_m| \sin \theta_{km}) \cdot \cos \theta_{km}$$

$$\frac{\partial I_{kmREAL}^2}{\partial \theta_m} = -(g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (4a^3 |V_k| |V_m| \sin \theta_{km}) \cdot \cos \theta_{km}$$

$$\frac{\partial I_{kmIMAG}^2}{\partial V_k} = (g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (2a^4 |V_k| - 2a^3 |V_m| \cos \theta_{km}) \cdot \sin \theta_{km}$$

$$\frac{\partial I_{kmIMAG}^2}{\partial V_m} = (g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (2a^2 |V_m| - 2a^3 |V_k| \cos \theta_{km}) \cdot \sin \theta_{km}$$

$$\frac{\partial I_{kmIMAG}^2}{\partial \theta_k} = (g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (2a^3 |V_k| |V_m| \cdot (1 - 2 \cos^2 \theta_{km}))$$

$$\frac{\partial I_{kmIMAG}^2}{\partial \theta_m} = -(g_{km}^2 + b_{km}^2) \cdot (2a^3 |V_k| |V_m| \cdot (1 - 2 \cos^2 \theta_{km}))$$

Apêndice B

Derivadas parciais no método alternativo para sistemas de distribuição

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial \theta_k} = -b_{km} \sqrt{U_k U_m} \cos \theta_{km}$$

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial \theta_m} = b_{km} \sqrt{U_k U_m} \cos \theta_{km}$$

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial J_{km}} = \frac{1}{2} r_{km}$$

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial U_k} = -\frac{1}{2} b_{km} \sqrt{\frac{U_m}{U_k}} \operatorname{sen} \theta_{km} + \frac{1}{2} g_{km}$$

$$\frac{\partial P_{km}}{\partial U_m} = -\frac{1}{2} b_{km} \sqrt{\frac{U_k}{U_m}} \operatorname{sen} \theta_{km} - \frac{1}{2} g_{km}$$

$$\frac{\partial J_{km}}{\partial \theta_k} = 0$$

$$\frac{\partial J_{km}}{\partial \theta_m} = 0$$

$$\frac{\partial J_{km}}{\partial J_{km}} = 1$$

$$\frac{\partial J_{km}}{\partial U_k} = 0$$

$$\frac{\partial J_{km}}{\partial U_m} = 0$$

$$\frac{\partial U}{\partial \theta_k} = 0$$

$$\frac{\partial U}{\partial \theta_m} = 0$$

$$\frac{\partial U}{\partial J_{km}} = 0$$

$$\frac{\partial U}{\partial U} = 1$$

$$\frac{\partial c(x)}{\partial \theta_k} = -2\sqrt{U_k U_m} \operatorname{sen} \theta_{km}$$

$$\frac{\partial c(x)}{\partial \theta_m} = 2\sqrt{U_k U_m} \operatorname{sen} \theta_{km}$$

$$\frac{\partial c(x)}{\partial U_k} = -1 + \sqrt{\frac{U_m}{U_k}} \cos \theta_{km}$$

$$\frac{\partial c(x)}{\partial U_m} = -1 + \sqrt{\frac{U_k}{U_m}} \cos \theta_{km}$$

$$\frac{\partial c(x)}{\partial J_{km}} = z_{km}^2$$

Referências

- [1] A. G. Phadke, “Synchronized phasor measurements — A historical overview”, in Proc. *IEEE Power Engineering Society Asia Pacific Transmission Distribution Conference*, vol. 1, pp. 476–479, October 6–10, 2002.
- [2] A. G. Phadke, “Time synchronizing techniques, coupled with the computer-based measurement techniques, provide a novel opportunity to measure phasors and phase angle differences in real time”, *IEEE Computer Applications in Power Systems*, April 11, 1993.
- [3] A. G. Phadke, J. S. Thorp, and K. J. Karimi, “State estimation with phasor measurements,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 1, no. 1, pp. 233–240, February 1986.
- [4] D. Karlsson, M. Hemmingsson and S. Lindahl, “Wide Area Monitoring System and Control – Terminology, phenomena, and solution implementation strategies”, *IEEE Power & Energy Magazine*, pp. 68–76, September/October 2004.
- [5] A. G. Phadke, “The wide world of wide-area measurement – A look at wide-area measurement system initiatives from around the world”, *IEEE Power & Energy Magazine*, vol. 6, pp. 52–65, September/October 2008.
- [6] D. Novosel, V. Madani, B. Bhargava, K. Vu, and J. Cole, “Dawn of the grid synchronization,” *IEEE Power Energy*, vol. 6, no. 1, pp. 49–60, January/February 2008.
- [7] A. Abur and A. G. Expósito, *Power systems state estimation: theory and implementation*, New York: Marcel Dekker, 2004.
- [8] M. E. Baran, “Challenges in state estimation on distribution Systems,” *Power Engineering Society Summer Meeting*, vol.1, July 15-19, 2001.
- [9] A. G. Exposito, A. V. Jaén and J. L. R. Izaga, “An alternative state estimation formulation for radial distribution network,” *IEEE Power Tech*, Lausanne-Suisse, July 1-5, 2007.
- [10] E. Handschin, F. C. Schweppe, J. Kohlas and A. Fiechter, “Bad data analysis for power system state estimation,” *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-94, no. 2, March/April 1975.
- [11] F. C. Schweppe and J. Wildes, “Power system static-state estimation, Part I: Exact Model,” *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-89, No. 1, January 1970.

- [12] N. R. Shivakumar and A. Jain, "A review of power system dynamic state estimation techniques," *Power System Technology and IEEE Power India Conference*, January 9, 2009.
- [13] T. E. Dy Liacco, "Real-time computer control of power systems," *IEEE Proceedings*, vol. 62, no. 7, July 1974.
- [14] M. B. Coutto, A. M. L. Silva, and D. M. Falcão, "Bibliography on power system state estimation (1968-1989)," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 5, no. 3, pp. 950–961, August 1990.
- [15] J. M. C. Pereira, "Estimação de estado em redes de distribuição de energia com medidas imprecisas," Universidade FEUP, Porto, Fevereiro 1995.
- [16] A. Monticelli, "Electric power system state estimation," *Proceedings of the IEEE*, August 6, 2002.
- [17] L. Mili, M. G. Cheniae, N. S. Vichare and P. J. Rousseeuw, "Robust state estimation based on projection statistics," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 11, No. 2, May 1996.
- [18] A. J. Monticelli and A. Garcia, "Fast decoupled state estimators," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 5, No. 2, May 1990.
- [19] M. E. Baran and A. W. Kelley, "A branch-current-based state estimation method for distribution systems," *IEEE Transactions on power systems*, vol. 10, no. 1, February 1995.
- [20] J. W. Gu, K. A. Clements, G. R. Krumpholz, and P. W. Davis, "The solution of ill-conditioned power system state estimation problems via the method of Peter and Wilkinson," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 102, no. 10, pp. 3473–3480, October 1983.
- [21] F. C. Aschmoneit, N. M. Peterson, and E. C. Adrian, "State estimation with equality constraints," in *10th PICA Conf. Proc.*, Toronto, Canada, May 1977, pp. 427–430.
- [22] A. J. Monticelli, *State estimation in electric power systems: A generalized approach* (Power electronics and Power Systems), KAP, May 31, 1999.
- [23] A. Gjelsvik, S. Aam, and L. Holten, "Hachtel's augmented matrix method - a rapid method improving numerical stability in power system static state estimation," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-104, no. 11, pp. 2987–2993, November 1985.
- [24] A.G. Phadke, J.S. Thorp and K.J. Karimi, "Real time voltage phasor measurements for static state estimation", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. 104, No. 11, pp.3098-3107, November 1985.

- [25] N. H. Abbasy and H. M. Ismail, "A unified approach for the optimal PMU location for power system state estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 24, no. 2, May 2009.
- [26] C. Rakpenthai, S. Premrudeepreechacharn, S. Uatrungjit and N. R. Watson, "An optimal PMU placement method against measurement loss and branch outage," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 22, no. 1, January 2007.
- [27] M. Korkalı and A. Abur, "Impact of network sparsity on strategic placement of phasor measurement units with fixed channel capacity," *Circuits and Systems (ISCAS), Proc. IEEE International Symposium*, Paris, May 30 2010-June 2 2010.
- [28] B. Xu and A. Abur, "Optimal placement of phasor measurement units for state estimation," *PSERC Publication*, Final Project Report, Texas A&M University, October 2005.
- [29] S. Chakrabarti and E. Kyriakides, "Optimal placement of phasor measurement units for power system observability," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 23, no. 3, August 2008.
- [30] F. Aminifar, C. Lucas, A. Khodaei, and M. Fotuhi-Firuzabad, "Optimal placement of phasor measurement units using immunity genetic algorithm," *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 24, no. 3, July 2009.
- [31] K. S. Cho, J. R. Shin and S. H. Hyun, "Optimal placement of phasor measurement units with GPS receiver," *Power Engineering Society Winter Meeting*, 28 January - 01 February, 2001.
- [32] T. L. Baldwin, L. Mili, M. B. Boisen, Jr. and R. Adapa, "Power system observability with minimal phasor measurement placement," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 8, No. 2, May 1993.
- [33] A.G. Phadke, J.S. Thorp, R.F. Nuqui and M. Zhou, "Recent developments in state estimation with phasor measurements," *Power Systems Conference and Exposition*, 2009.
- [34] J. Chow, H. Ahmed and L. Vanfretti, "Phasor data validation and error correction across power grid," *NASPI Meeting, Arlington, VA*, October 6, 2010.
- [35] R. Zivanovic and C. Cairns, "Implementation of PMU technology in state estimation: an overview," *IEEE AFRICON*, vol. 2, pp. 1006-1011, 1996.
- [36] Y. Cheng, X. Hu, and B. Gou, "A new state estimation using synchronized phasor measurements," *IEEE International Symposium on Circuits and Systems*, pp. 2817-2820, 2008

- [37] S. Chakrabarti, E. Kyriakides, G. Ledwich and A. Ghosh, “Inclusion of PMU current phasor measurements in a power system state estimator,” *Generation, Transmission & Distribution, IET*, pp. 1104–1115, October 2010.
- [38] A. G. Phadke, T. Helibka, M. Ibrahim, “Fundamentals basis for distance relaying with symmetrical components,” *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*, Vol. 96, No. 2, pp. 635-646, March/April 1977.
- [39] A.G. Phadke, J.S. Thorp, M.J. Adamiak, “A new measurement technique for tracking voltage phasors, local system frequency, and rate of change of frequency”, *IEEE Transaction on Power Apparatus and Systems*, Vol. 102, No.5, pp 1025-1038, May 1983.
- [40] A. G. Phadke and J. S. Thorp, *Synchronized phasor measurement and theirs applications, (Power electronics and Power Systems)*, Springer, Virginia-USA, January 2008.
- [41] M.Zima, T. Krause, G.Anderson, “Evaluation of system protection scheme, wide area monitoring and control system,” *Advances in Power System Control, Operation and Management*, 2003.
- [42] R. Emami, “Enhancement of network monitoring & security analysis using phasor measurement units,” Electrical Engineering Dissertations, 2011, <http://hdl.handle.net/2047/d20000839>.
- [43] M. N. Agostini, “Simulador de sistemas de medição fasorial sincronizada,” Relatório Técnico Interno do Laboratório LabPlan, UFSC, Florianópolis, Janeiro de 2004.
- [44] IEEE, “IEEE standard for synchrophasors for power systems,” IEEE Std C37.118™-2005.
- [45] A. G. Phadke, B. pickett, M. Adamiak, M. Begovic, G. Benmouyal, R. O. Burnett, Jr., T. W. Cease, J. Goossens, D.J. Hansen, M. Kezunovic, L. L. Mankoff, P.G. McLaren, G. Michel, R. J. Murphy, J. Nordstrom, M.S. Sachdev, H. S. Smith, J. S. Thorp, M. Trotignon, T. C. Wang and M. A. Xavier, “Synchronized sampling and phasor relaying and control,” *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 9, No. 1, January 1994.
- [46] A. P. Meliopoulos and G. J. Cokkinides, “Visualization and animation of instrumentation channel effects on DFR data accuracy”, *Georgia Institute of Technology*, 2002.
- [47] J. Zhu, A. Abur, M.J. Rice, G.T. Heydt and S. Meliopoulos, “Enhanced state estimators”, Power Systems Engineering Research Center (PSERC), November 2006.
- [48] North American Synchrophasor Initiative Performance & Standards Task Team, “Synchrophasor Measurement Accuracy Characterization,” August 26, 2007.

- [49] I. Hickman, *Practical radio-frequency handbook*, 3rd ed., Newnes, 2002.
- [50] Y. Wang, W. Li, and J. Lu, "Reliability analysis of phasor measurement unit using hierarchical Markov modeling," *Electronic Power Components System*, vol. 37, no. 5, pp. 517–532, May 2009.
- [51] F. Aminifar, S. Bagheri-Shouraki, M. Fotuhi-Firuzabad and M. Shahidehpour, "Reliability modeling of PMUs using Fuzzy sets", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 25, No. 4, October 2010.
- [52] R. Billinton and R. N. Allan, *Reliability evaluation of engineering systems: concepts and techniques*, 2nd ed., Plenum Press, 1992.
- [53] R. Billinton and L. Gan, "Use of Monte Carlo Simulation in teaching generation capacity adequacy assessment", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 6, No. 4, 1991.
- [54] L. Wang and C. Singh, "Population-based intelligent search in reliability evaluation of generation systems with wind power penetration," *IEEE Transactions on PWRs*, Vol. 23, No. 3, pp. 1336-1345, 2008.
- [55] N. Samaan and C. Singh, "Adequacy assessment of power system generation using a modified simple genetic algorithm." *IEEE Transactions on PWRs*, Vol. 17, No. 4, pp. 974-981, 2002.
- [56] M. J. Rice and G. T. Heydt, "The measurement outage table and state estimation," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 23, No. 2, May 2008.
- [57] R. Billinton and R. N. Allan, *Reliability evaluation of power systems*, 2nd ed., Plenum Press, 1996.
- [58] P. D. T. O'Connor, *Practical reliability engineering*, 3rd ed., New York: Wiley, 1991.
- [59] H. Y. Li and B. Yunus, "Assessment of switched communication network availability for state estimation of distribution networks with generation," *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 22, No. 3, July 2007.
- [60] B. Stott and O. Alsac, "Fast decoupled load flow", *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, Vol. PAS-93, No.3, pp.859-867, May/June 1974.
- [61] A. J. Monticelli and A. Garcia, "Fast decoupled state estimators", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 5, No. 2, May 1990.
- [62] A. J. Monticelli, *Fluxo de carga em redes de energia elétrica*, São Paulo, Edgard Blücher, 1983.
- [63] ISO-IEC-OIML-BIPM: Guide to the expression of uncertainty in measurement, 1992.

- [64] K. Liu et al., "Comparison of very short-term load forecasting techniques", *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 11, No. 2, May 1996.
- [65] S. A. Soliman and A. M. Al-Kandari, *Electrical load forecasting: modeling and model construction*, Elsevier, 2010.
- [66] M. Shahidehpour, H. Yamin and Z. Li, *Market operations in electric power systems: forecasting, scheduling, and risk management*, John Wiley & Sons, New York, 2002.
- [67] Q. Mu, Y. Wu, X. Pan, L. Huang and X. Li, "Short-term load forecasting using improved similar days method," *Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, March 28-31, 2010.
- [68] I. Moghram and S. Rahrnan, "Analysis and evaluation of five short-term load forecasting techniques," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 4, No. 4, October 1989.
- [69] A. Khotanzad, R. A. Rohani and D. Maratukulam, "ANNSTLF - Artificial Neural Network Short-Term Load Forecaster - Generation Three," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 13, No. 4, November 1998.
- [70] T. Saksornchai, W. J. Lee, K. Methaprayoon, J. R. Liao, and R. J. Ross, "Improve the unit commitment scheduling by using the neural-network-based short-term load forecasting," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 41, No. 1, January/February 2005.
- [71] G. C. Liao and T. P. Tsao, "Application of a fuzzy neural network combined with a chaos genetic algorithm and simulated annealing to short-term load forecasting," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 10, No. 3, June 2006.
- [72] A. D. Papalexopoulos, S. Hao and T. M. Peng, "An implementation of a neural network based load forecasting model for the EMS," *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 9, No. 4, November 1994.
- [73] Massachusetts Institute of Technology, *DARPA Neural Network Study*, AFCEA International Press, 1988.
- [74] S. Haykin, *Neural Networks: A comprehensive foundation*, New York, Macmillan, 1999.
- [75] L. Fausett, *Fundamentals of neural networks: architecture, algorithms, and applications*, Prentice-Hall, 1994.
- [76] L. J. Souza, "Estabilidade de Tensão e o Carregamento de Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica," *Dissertação de Mestrado*, DEE-UFMA, 1997.

- [77] P. E. McSharry and J. W. Taylor, "Evaluation of short-term forecasting methods for electricity demand in France," RTE-VT Workshop, Paris, May 29-30, 2006.
- [78] E. Cipriani e A. J. Simões Costa, "Análise de observabilidade e criticidade de medidas na estimação de estados em sistemas de potência considerando medições fasoriais sincronizadas", XVIII Automation Brazilian Congress, September 12-16, 2010, Bonito-MS.