

UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

ELLEN MARA MEDEIROS NOGUEIRA

ESTIMAÇÃO DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO EMERGENTES

CURITIBA

2014

ELLEN MARA MEDEIROS NOGUEIRA

ESTIMAÇÃO DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO EMERGENTES

Dissertação apresentada como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre, no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Paraná.

Orientadora: Prof. Elizete Maria Lourenço.

CURITIBA

2014

N778

Nogueira, Ellen Mara Medeiros

Estimação de estados para sistemas de distribuição emergentes / Ellen Mara Medeiros Nogueira. – Curitiba, 2014.

99f. : il. color. ; 30 cm.

Dissertação - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, 2014.

Orientador: Elizete Maria Lourenço.

Bibliografia: p. 92-99.

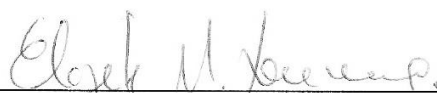
1. Sistemas de energia elétrica - Estimação de estado. 2. Engenharia Elétrica.. I. Universidade Federal do Paraná. II. Lourenço, Elizete Maria. III. Título.

CDD: 621.319

ESTIMAÇÃO DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO EMERGENTES

ELLEN MARA MEDEIROS NOGUEIRA

Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal do Paraná.



Prof. Elizete Maria Lourenço, D.Eng. (UFPR)
Orientador



Prof. Thelma Solange Piazza Fernandes, D. Eng.
Coordenadora do Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica

Banca Examinadora



Prof. Elizete Maria Lourenço, D.Eng. (UFPR)
Presidente



Prof. Raphael Augusto de Souza Benedito, D.Eng. (UTFPR)



Prof. Roman Kuiava, D.Eng. (UFPR)

Curitiba, 25 de Fevereiro de 2014

Aos meus pais, Antonio e Mara.

AGRADECIMENTOS

Agradeço minha orientadora professora Elizete Maria Lourenço pela sua paciência, incentivo e apoio os quais me dedicou desde o primeiro contato. Agradeço as palavras, a confiança, os ensinamentos pessoais e profissionais.

Ao meu pai e minha mãe pelo incentivo, compreensão e amor incondicional. A eles devo o que sou e aonde cheguei.

Aos meus colegas de laboratório Kamile Fuchs, Thiago José da Luz e Vithor Bernardo Nypwipwy pelas ideias, conversas e apoio durante o mestrado.

Agradeço ao professor Odilon Luís Tortelli pelas importantes contribuições e sugestões no prosseguimento do trabalho.

Aos professores Raphael Augusto de Souza Benedito e Roman Kuiava pelas importantes contribuições no processo de qualificação e conclusão do trabalho.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica por ajudarem na minha formação e por terem contribuído com este trabalho.

Aos meus familiares e amigos pela torcida durante todo o mestrado.

Agradeço também a CAPES – Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – pelo auxílio financeiro durante o desenvolvimento do trabalho.

RESUMO

Com os avanços previstos no sistema elétrico de potência, os setores desse sistema sofrerão mudanças, e entende-se que o sistema de distribuição será o mais impactado. O processo de estimação de estados que, até então, não era necessário para sistemas de distribuição, torna-se uma importante ferramenta para monitoração e controle desses sistemas, exigindo o desenvolvimento ou a adaptação de um método eficaz. O presente trabalho busca então utilizar o estimador de estados desacoplado rápido e aplicar o conceito de normalização complexa por unidade, a fim de elevar a relação reatância sobre resistência (X/R) de um sistema de distribuição a valores característicos de sistemas de transmissão, permitindo o uso de um estimador de estados já existente na literatura. Dois sistemas-teste de distribuição (12 barras e 69 barras) foram analisados, buscando mostrar a importância e a viabilidade da normalização complexa no processo de estimação de estados. Diferentes condições de operação foram avaliadas a fim de incluir configurações fortemente malhadas e presença de geração distribuída, e atestar a efetividade do método considerando os avanços possíveis nos sistemas de distribuição. O estudo procura mostrar as vantagens da normalização complexa, além da possibilidade de adaptar programas já existentes de estimação de estados para sistemas de transmissão em sistemas de distribuição através da normalização de dados.

Palavras-Chave: Estimação de Estados, Método Desacoplado Rápido, Sistemas de Distribuição, Redes Inteligentes, Normalização Complexa por Unidade.

ABSTRACT

With the advances provided to the electric power system, the sectors that system will change, and the distribution systems will be the most impacted. Until then, the state estimation process was not necessary for distribution systems, but it is becoming an important tool for monitoring and control of the distribution systems, requiring the development or adaptation of an effective method. The present work use the fast decoupled state estimator and apply the concept of complex normalization per unit in electrical distribution systems, to adequate the reactance per resistance ratio (X/R) of a distribution system to the same levels of transmission systems, allowing the use of a state estimator that already exists in the literature. Two test systems of distribution (12 and 69 bus) were analyzed, and attempt to show the importance and feasibility of complex normalization per unit in the state estimation process. Different operating conditions were evaluated to include strongly meshed configurations and distributed generation presence, to certify the effectiveness of the method, due the fact of the possible advances in distribution systems. The study seeks to show the advantages of the complex normalization per unit and the possibility to adapt existing transmission systems state estimators to distribution systems through normalization data.

Keywords: State Estimation, Fast Decoupled Method, Distribution Systems, Smart Grids, Complex Per Unit Normalization.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Os estados de funcionamento do sistema.	2
Figura 2 – Topologia do sistema teste de 6 barras	22
Figura 3 - PMUs inseridas no EE a partir de um módulo a parte	42
Figura 4 - EE capaz de incorporar dados do SCADA e das PMUs	42
Figura 5 - PMUs como fonte única de dados	43
Figura 6 - Aplicação da normalização complexa por unidade	56
Figura 7 – Fluxograma do processo de estimação de estados através da metodologia proposta	62
Figura 8 - Sistema-teste de distribuição de 12 barras	65
Figura 9 - Sistema-teste de distribuição de 69 barras	70
Figura 10 - Quantidade de iterações a partir da variação do ângulo de base	87
Figura 11 - Quantidade de iterações em relação ao ângulo de base para diversos carregamentos	88

SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO	1
1.1	INTRODUÇÃO	1
1.2	OBJETIVOS	5
1.2.1	OBJETIVO GERAL	5
1.2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	5
1.3	CONTRIBUIÇÃO DO TRABALHO	5
1.4	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO	6
2.	MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE TRANSMISSÃO	8
2.1	INTRODUÇÃO	8
2.2	ESTIMADOR DE ESTADOS	8
2.3	EQUAÇÃO NORMAL DE GAUSS	12
2.4	MÉTODOS ORTOGONAIS	13
2.5	MÉTODOS DESACOPLADOS	15
2.5.1.	DESACOPLADO COMUM	16
2.6	MÉTODO DA MATRIZ AUMENTADA DE HACHTEL E <i>TABLEAU</i> ESPARSO	19
2.7	COMPARAÇÃO ENTRE AS TÉCNICAS	22
2.8	ESTIMAÇÃO DE ESTADOS GENERALIZADA	24
2.9	INFORMAÇÕES <i>A PRIORI</i>	25
2.10	ESTIMAÇÃO DE ESTADOS GENERALIZADA COM INFORMAÇÕES <i>A PRIORI</i>	27
2.11.	CONCLUSÃO	30
3.	MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	31
3.1	INTRODUÇÃO	31
3.2.	ESTIMADOR DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	31
3.3.	MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE TRANSMISSÃO APLICADOS AOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	34
3.4.	CENÁRIO DE OPERAÇÃO DOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	35
3.3	USO DE MEDIDAS DE CORRENTE	38
3.4	UNIDADES DE MEDIÇÃO FASORIAL (PMUs)	40
3.4.1	FORMULAÇÃO DO EE COM INCORPORAÇÃO SIMULTÂNEA DE PMUS	43
3.4.2	FORMULAÇÃO DO EE COM INCORPORAÇÃO SEQUENCIAL DE PMUS	44
3.7.	CONCLUSÃO	46
4.	ESTIMADOR DE ESTADOS DESACOPLADO PARA SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO	47
4.1.	INTRODUÇÃO	47
4.2.	EVOLUÇÃO DO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO	48
4.3.	ESTIMADOR DE ESTADOS DESACOPLADO RÁPIDO VIA NORMALIZAÇÃO COMPLEXA	50

4.3.1.	ESTIMADOR DE ESTADOS DESACOPLADO RÁPIDO	50
4.4	NORMALIZAÇÃO COMPLEXA POR UNIDADE (CPU).....	54
4.5	MEDIDAS COM NORMALIZAÇÃO COMPLEXA POR UNIDADE	59
4.6	RELAÇÃO X/R NORMALIZADA	60
4.7	FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA PROPOSTA	61
4.8	CONCLUSÕES.....	63
5	RESULTADOS	64
5.1	INTRODUÇÃO.....	64
5.2	DADOS DOS SISTEMAS TESTADOS	64
5.3	SISTEMA-TESTE DE 12 BARRAS	64
5.3.1	CASO 1	65
5.3.2	CASO 2	68
5.3.3	CASO 3	69
5.4	SISTEMA-TESTE DE 69 BARRAS	70
5.4.1	CASO 1	71
5.4.2	CASO 2	80
5.4.3	CASO 3	82
5.5	RESULTADOS.....	85
5.5.1	RELAÇÃO X/R.....	85
5.5.2	QUANTIDADE DE ITERAÇÕES.....	85
5.5.3	VARIAÇÃO DE CARGA.....	87
5.6	CONCLUSÕES.....	88
6	CONCLUSÕES	90
6.1	CONSIDERAÇÕES GERAIS.....	90
6.2	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....	91
	REFERÊNCIAS	92

1. INTRODUÇÃO

1.1 INTRODUÇÃO

A atual filosofia da operação do sistema elétrico de potência caracteriza-se por estar diretamente relacionada à avaliação da segurança do sistema, função esta do Centro de Operação do Sistema (COS), que realiza a operação em tempo real através de aplicativos computacionais de apoio. E então, a partir da disponibilidade de informações confiáveis a respeito do ponto de operação, avalia a segurança, realiza a monitoração e a modelagem do sistema elétrico observado.

A estimação de estados foi demonstrada inicialmente por (SCHWEPPE; WILDES; ROM, 1970), e a estrutura básica do método é a mesma até hoje. A introdução da estimação de estados no Sistema de Supervisão e Aquisição de Dados (*Supervisory Control and Data Acquisition – SCADA*) ampliou sua capacidade, o que proporcionou a criação do Sistema de Gerenciamento de Energia (*Energy Management Systems – EMS*) e sua aplicação como um Estimador de Estados *on-line*, dentre outras aplicações.

A estimação de estados realiza o processamento de um conjunto de medidas e, a partir da relação matemática entre os estados do sistema (tensão complexa em todas as barras do sistema) e as medidas disponíveis, gera um fluxo de carga em tempo real (SCHWEPPE; WILDES; ROM, 1970). Considerando a maior disponibilidade de medidas na transmissão, a estimação de estados se faz mais presente nesse setor do sistema elétrico do que em sistemas de distribuição. Além de medidas analógicas em quantidade suficiente, faz-se necessário que o operador tenha informações disponíveis a respeito da topologia (*status* de chaves e disjuntores) e dos parâmetros da rede (banco *off-line*, dados estáticos). Essas ações possibilitam ao operador avaliar de forma mais confiável o estado atual de operação da rede e, se necessário, tomar as ações preventivas e corretivas exigidas para uma operação segura (LIMA *et al.*, 2007). Além disso, barras que não eram supervisionadas e, portanto, não apresentavam um estado bem definido, tem seu estado obtido e verificado, fornecendo informações sobre esta (tensões complexas e de barras adjacentes).

A obtenção das variáveis de estado (tensões complexas nas barras do sistema) é essencial, pois tais dados permitem definir qual o estado operativo do sistema naquele instante. Quanto ao estado operativo do sistema, considera-se que está operando num estado normal e seguro se o sistema pode permanecer nesse estado após uma ocorrência crítica, que pode ser causada por falhas de equipamentos ou causas naturais como temporais e raios. O sistema está num estado normal inseguro quando ações devem ser tomadas para evitar que ele entre no estado emergencial. Já o estado emergencial exige ações imediatas, tais como desconectar cargas, linhas, transformadores e outros equipamentos para retornar ao estado normal. Caso não sejam tomadas medidas ou aquelas que foram tomadas não sejam suficientes, o sistema entra no estado restaurativo. No estado restaurativo tomam-se medidas para corrigir o problema e permitir que o sistema volte ao estado normal de operação (ABUR; GOMEZ EXPÓSITO, 2004). A Figura 1 mostra os estados mencionados e as possibilidades de passagem de um estado do sistema para outro.

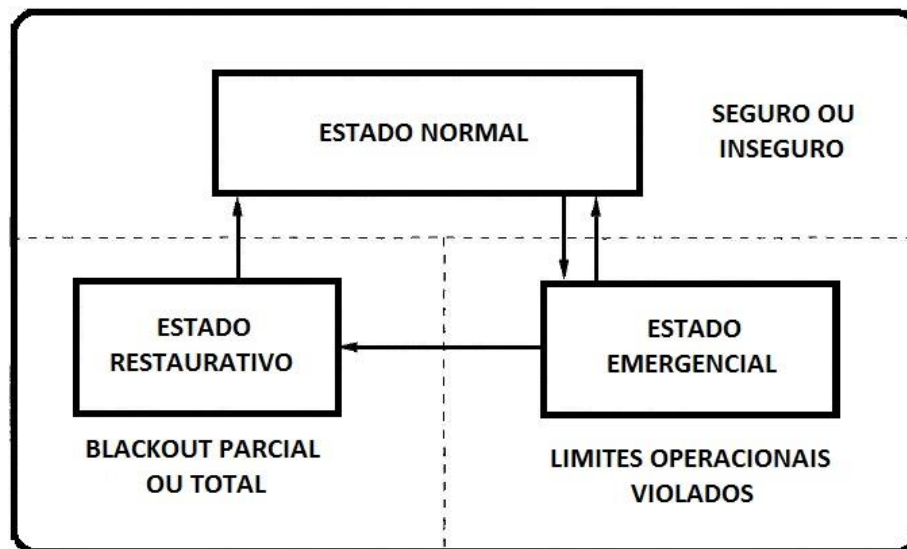


Figura 1 – Os estados de funcionamento do sistema.

Fonte – Abur; Gomez Expósito, 2004.

Outra importante característica do estimador de estados é sua capacidade de detectar, identificar e tratar medidas portadoras de erros grosseiros (LOURENÇO, 2001; MEYER, 2006). Esse processamento e análise, conforme mencionado acima, permitem

que o estado estimado da rede seja mais confiável do que aquele obtido com a utilização direta das quantidades medidas (LU; TENG; LIU, 1995; VIDE, 2005; SIMÕES COSTA; SALGADO, 2001).

Apesar de o estimador de estados ser mais difundido para sistemas de transmissão, a evolução do sistema elétrico mostra que é necessário monitorar e controlar também os sistemas de distribuição, e a partir dessa necessidade, sugeriu-se o uso da estimação de estados para sistemas de distribuição. Além de extensa e radial, as redes de distribuição tem sua topologia frequentemente alterada (por chaveamento de disjuntores, por exemplo) e dependendo da automação dessa rede, o operador do sistema não consegue identificar essa mudança (LOPES, 2008). A insuficiência de telemidas em tempo real disponibilizadas aos centros de operação também são um problema quando se trata dos sistemas de distribuição, pois, dependendo da quantidade de medidas, o sistema pode não ser observável, o que dificulta o processo de estimação de estados, a obtenção dos estados nas barras do sistema e do seu estado operativo.

A maioria dos métodos utilizados na estimação de estados trabalha com medidas de fluxo de potência ativa e reativa nas linhas, injeção de potência ativa e reativa nas barras e magnitude de tensão. Mas na distribuição, a medida de corrente é a mais comumente encontrada, o que exige adaptações dos algoritmos e métodos convencionais (LAVORATO, 2010). A inserção de medidas de corrente na estimação de estados é dificultosa devido aos problemas matemáticos associados à sua implementação e baixa informação de conteúdo comparada às outras medidas. Além disso, não é possível que os elementos da matriz Jacobiana sejam aproximados por termos constantes quando se utilizam medidas de corrente no processo de estimação, exigindo que essa matriz seja atualizada a cada iteração (GEISLER, 1984). A quantidade limitada de medidas disponíveis em tempo real e a grande quantidade de consumidores em nível de baixa tensão dificultam o uso da estimação de estados na distribuição, o que exige uma modelagem apropriada para representar cada consumidor ou grupo de consumidores (LI, 1996; LU; TENG; LIU, 1995). Considera-se também a baixa quantidade de automação dos sistemas de distribuição atuais, o que dificulta o acesso às informações relacionadas ao sistema analisado. Porém, com as atuais

evoluções que estão ocorrendo no sistema elétrico de potência, essas dificuldades tendem a ser superadas.

O surgimento das tecnologias de *Smart Grid* tem acelerado o interesse pela aplicação da estimação de estados para sistemas de distribuição. Dentre os setores do sistema elétrico, o sistema de distribuição deve ser o mais impactado por esses avanços. Entre as quais se citam a utilização da Infraestrutura de Medição Avançada (*Advanced Metering Infrastructure - AMI*) para a monitoração em tempo real, o controle do sistema de distribuição, e o aumento da disseminação de Geração Distribuída (GD), que corresponde à inclusão de unidades de geração próximas à carga. Esses avanços induzem aos sistemas de distribuição uma transição de topologia, tradicionalmente radial, para topologias mais malhadas, que permitam usufruir dos recursos de GD ao mesmo tempo em que passam a oferecer mais confiabilidade à rede (BARAN; MCDERMOTT, 2009; DURCE; LOURENÇO; TORTELLI, 2011).

Mesmo com o aumento da monitoração do sistema através do avanço das tecnologias de *Smart Grid*, ainda há fatores que dificultam a estimação de estados em sistemas de distribuição. Destaca-se aqui a baixa relação reatância por resistência (X/R) dos sistemas de distribuição. Nos sistemas de transmissão, onde a relação X/R é alta, observa-se o acoplamento de grandezas que ocorre entre as medidas de potência ativa e os ângulos das barras (acoplamento $P-\theta$) e entre a potência reativa e o módulo da tensão nas barras (acoplamento $Q-V$) (ABUR; GOMEZ EXPÓSITO, 1993, 2004). Assim, as técnicas desenvolvidas e consolidadas para o sistema de transmissão não podem ser utilizadas no sistema de distribuição, pois a baixa relação X/R dos sistemas de distribuição ocasiona um mau condicionamento numérico nas matrizes relacionadas ao problema de estimação de estados, dificultando o processo de convergência (BARAN, 2001; HOFFMAN, 2006; NUSRAT; IRVING; TAYLOR, 2011).

As atuais dificuldades com relação à aplicação direta dos métodos tradicionais de estimação de estados para sistemas de distribuição, aliados aos avanços esperados nesse setor, têm motivado diversos estudos e pesquisas, buscando uma metodologia eficiente e capaz de atender características específicas desses sistemas. Esse trabalho vem nesse sentido e pretende somar esforços aos estudos que abordam o problema de estimação de estados para sistemas de distribuição, levando em consideração

questões emergentes trazidas pela disseminação da GD e das tecnologias de *Smart Grid*.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivo geral

Desenvolver um estimador de estados para sistemas de distribuição pelos métodos desacoplados através da técnica de normalização complexa por unidade, e que leve em consideração as particularidades atuais dos sistemas, tal como a baixa relação X/R e os avanços relacionados às tecnologias *Smart Grid* (mudança da topologia de operação e o uso de Geração Distribuída).

1.2.2 Objetivos específicos

- Realizar a revisão bibliográfica dos estudos de estimação de estados;
- Estudar e avaliar as características específicas dos sistemas de distribuição;
- Realizar o levantamento do estado da arte da utilização de métodos de estimação de estados para sistemas de transmissão e para sistemas de distribuição;
- Desenvolver uma técnica de estimação de estados capaz de lidar com as características específicas dos sistemas de distribuição;
- Simular e testar a metodologia através de sistema teste do IEEE;
- Analisar e documentar os estudos e resultados obtidos.

1.3 CONTRIBUIÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho visa sintetizar pontos importantes no processo de estimação de estados, tais como apresentar as técnicas consolidadas para sistemas de transmissão e as questões mais relevantes referentes à evolução do sistema de distribuição, além de esclarecer a necessidade crescente do uso da ferramenta neste setor. Visa-se expor,

além da necessidade da adaptação dos métodos às características do sistema, a importância quanto à incorporação de medidas de corrente e unidades de medição fasorial (PMUs).

Como sua contribuição principal, visa apresentar um estimador de estados desacoplado rápido aliado à técnica de normalização complexa por unidade, desenvolvida em (DURCE, 2012), para obtenção dos estados da rede em sistemas de distribuição emergentes. A partir do uso da normalização complexa por unidade é possível aplicar métodos de estimação de estados já consolidados na literatura para sistemas de transmissão em sistemas de distribuição, ou seja, não é necessário o desenvolvimento de um novo método para esses sistemas. Dessa forma, analisa-se o desempenho da ferramenta em diferentes formas de operação, como topologias radiais e malhadas, e presença de Geração Distribuída, de modo a avaliar o comportamento da técnica desenvolvida nestas situações.

1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

O presente trabalho compreende 6 capítulos. Este primeiro capítulo corresponde a uma breve introdução ao assunto estudado, os objetivos, as contribuições e a organização do estudo realizado.

O capítulo 2 faz uma revisão da estimação de estados para sistemas de transmissão através da descrição dos métodos mais utilizados nesse setor tais como Equação Normal de Gauss, Métodos Ortogonais e Equação do *Tableau* Esparsa. Além disso, o capítulo ainda trata da estimação de estados generalizada e da modelagem utilizando informações *a priori*.

O capítulo 3 apresenta uma revisão da estimação de estados para sistemas de distribuição, evidenciando as particularidades existentes e os desafios da estimação de estados para se consolidar nesse setor. E ainda, investiga-se o uso de medidas de corrente e de PMUs, pois se entende que tais pontos irão influenciar na filosofia de operação deste setor num futuro próximo.

Já o capítulo 4 apresenta a contribuição deste trabalho. Assim, apresenta-se uma revisão sobre o estimador de estados desacoplado rápido, além de descrever a aplicação da normalização complexa por unidade para estudos de estimação de estados. Destaca-se também neste capítulo a modelagem utilizada para enfrentar os desafios existentes na estimação de estados para sistemas de distribuição.

No capítulo 5 são apresentados e discutidos os resultados a partir da aplicação do algoritmo de estimação de estados desacoplado rápido combinado à normalização complexa proposto neste trabalho em diversas situações de simulações em sistemas-teste.

Por fim, o capítulo 6 traz as considerações gerais do trabalho e as sugestões para trabalhos futuros.

2. MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

2.1 INTRODUÇÃO

Em sistemas elétricos de potência, a avaliação da segurança é realizada através de duas funções básicas: a monitoração e a análise da segurança. Porém, para que essas duas tarefas sejam desempenhadas, é necessário que haja informações suficientes e confiáveis sobre o sistema a respeito do seu ponto atual de operação. Tal função é desempenhada pela Estimação de Estados em Sistemas de Potência.

Assim, o processo de Estimação de Estados constitui uma ferramenta computacional que tem como objetivo minimizar os erros provenientes das telemedidas coletadas do sistema, fornecendo estimativas confiáveis para os estados da rede (tensão complexa em todas as barras do sistema através da redundância de informações). Diversas abordagens sobre a estimação de estados são possíveis e estão consolidadas na literatura. Dessa forma, neste capítulo, pretende-se apresentar as principais técnicas referentes à estimação de estados nos sistemas de transmissão. Também se apresenta a metodologia utilizada na estimação de estados generalizada e o uso de informações *a priori*.

2.2 ESTIMADOR DE ESTADOS

A estimação de estados é a função chave necessária para construir o modelo da rede em tempo real. Com as mudanças atuais no mercado de energia emergente, a EE e suas funções relacionadas tornam-se cada vez mais importantes (MONTICELLI, 2000). Dessa forma, é preciso que os métodos e formulações tradicionais possam adaptar-se a essas mudanças. Considerando um sistema com N_b barras e N_m medidas e que os parâmetros do sistema são conhecidos, é possível determinar os fluxos de potência nas linhas e as injeções nas barras a partir das tensões complexas (variáveis de estado) em cada barra do sistema.

O conjunto de medidas e os erros de medição estão relacionados da seguinte forma:

$$\mathbf{z}_m = \mathbf{z}_o + \mathbf{e}_m \quad (2.1)$$

onde:

\mathbf{z}_m – vetor $N_m \times 1$ de quantidades medidas, que compõe o plano de medição (magnitude de tensão nas barras, injeções de potência ativa e reativa, fluxos de potência ativa e reativa, corrente), sendo N_m o número de medidas ($N_m > (2N_b - 1) \times 1$);

\mathbf{z}_o – vetor $N_m \times 1$ correspondente aos valores verdadeiros das grandezas medidas;

\mathbf{e}_m – vetor $N_m \times 1$ que corresponde ao erro de medição (imprecisão dos medidores, erros de transformadores como instrumentos, erros de comunicação, efeitos de conversão analógico-digital).

Não é possível saber informações sobre os valores verdadeiros dos estados do sistema, porém, faz-se possível sua estimação a partir de suposições referentes ao seu modelo de medição e a relação existente entre as quantidades medidas e os estados. Supõe-se que o erro de medição apresenta distribuição normal, com média zero ($E(\mathbf{e}_m) = 0$), sendo $E(\cdot)$ o valor esperado. A matriz de covariância R_m é uma matriz diagonal, e considera-se que não há correlação entre os erros de medição. Assim

$$E(\mathbf{e}_m \mathbf{e}_m^T) = R_m \quad (2.2)$$

Sendo assim, o modelo de medição é descrito por (MONTICELLI, 2000):

$$\mathbf{z}_m = \mathbf{h}_m(\mathbf{x}) + \mathbf{e}_m \quad (2.3)$$

onde:

\mathbf{x} – vetor $n \times 1$ de variáveis de estados, sendo $n = 2N_b - 1$ e N_b o número de barras do sistema;

$\mathbf{h}_m(\cdot)$ – vetor $N_m \times 1$ de funções não lineares que relaciona as quantidades medidas às variáveis de estado \mathbf{x} .

O vetor dos valores verdadeiros das quantidades medidas pode ser representado através das funções não lineares, que tem como base as leis de Kirchhoff e a lei de Ohm, dada por:

$$\mathbf{z}_o = \mathbf{h}_m(\mathbf{x}) \quad (2.4)$$

Além de uma boa distribuição de medidas ao longo da rede elétrica, outro fator importante para a estimação de estados é a redundância de medidas (ρ). Uma condição necessária, porém não suficiente, é que a quantidade de medidas seja maior que a quantidade de estados, ou seja, $\rho > 1$. Esses fatores propiciam, além da estimação, a detecção e a identificação de medidas com erros grosseiros, isto é, medidas com grau de imprecisão muito maior do que é suportado no modelo de medição. A redundância global é definida por:

$$\rho \triangleq \frac{N_m}{n} = \frac{N_m}{2N_b - 1} \quad (2.5)$$

Dentre as telemidas que compõem o conjunto de medidas, algumas delas podem ser pseudomedidas, ou seja, informações provenientes de estudos de previsão de carga ou resultadas de estimações anteriores. Porém, essas medidas apresentam um alto grau de incerteza, e por isso, é usual que as variâncias atribuídas às pseudomedidas sejam maiores que as das telemidas obtidas via SCADA. Na prática, a formulação para resolução do problema de estimação de estados para transmissão é através do método dos mínimos quadrados ponderados. Dessa forma, é possível determinar estimativas para o vetor de estados que melhor se ajustem ao modelo de medição. O vetor de estados estimados $\hat{\mathbf{x}}$ é determinado de forma a minimizar a soma ponderada dos quadrados dos resíduos. Os resíduos de estimação são definidos segundo a equação (2.6):

$$\mathbf{r}_m = \mathbf{z}_m - \mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}}) \quad (2.6)$$

Utilizando-se então o método dos mínimos quadrados ponderados, uma estimativa para os valores dos estados é obtida minimizando-se a função objetivo representada por:

$$J(\hat{\mathbf{x}}) = [\mathbf{z}_m - \mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}})]^T \mathbf{R}_m^{-1} [\mathbf{z}_m - \mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}})] \quad (2.7)$$

onde:

\mathbf{R}_m - é a matriz de covariância dos erros de medição $N_m \times N_m$.

Na estimação de estados, as tensões complexas normalmente são as mais utilizadas como variáveis de estado. As relações de transformação do transformador também podem ser tratadas como variáveis de estado convencionais. Fluxo de potência em ramos que seguem a Lei de Ohm são variáveis dependentes, e, portanto, podem ser definidos pelas variáveis de estado. Já em ramos de impedância nula, como é o caso de chaves e disjuntores, os fluxos não podem ser definidos em função das tensões complexas. Assim, os fluxos de potência nesses elementos são definidos como estados adicionais (MONTICELI, 2000).

O vetor de variáveis de estado geralmente inclui:

- tensão complexa nos nós: magnitude e ângulo;
- relação de transformação: magnitude e defasamento;
- fluxo de potência complexa em ramos de impedância nula: ativa e reativa.

O problema de minimização descrito é resolvido iterativamente. Dentre os métodos de solução possíveis, os estimadores formulados pelo método dos mínimos quadrados podem ter as seguintes formas de solução:

- Equação Normal (método clássico);
- Métodos Ortogonais (Reflexões de Golub, Rotação de Givens);
- Métodos Desacoplados que exploram o desacoplamento P Θ -QV;
- Método *Tableau* Esparsa (Hachtel ou Matriz Aumentada).

O problema formulado pode ainda ser restrito ou irrestrito. Quando o problema é restrito, as restrições de igualdade e desigualdade podem ser usadas para representar limites de operação numa parte não observável da rede, ou a modelagem da rede no nível de seção de barras.

2.3 EQUAÇÃO NORMAL DE GAUSS

Para utilizar o método da Equação Normal de Gauss para a resolução do problema de estimação de estados, primeiramente realiza-se a simplificação da formulação através da linearização do modelo de medição e então se estabelece a função objetivo. Assim, obtém-se a solução do problema através de métodos iterativos. Também é possível encontrar a Equação Normal de Gauss através de um procedimento rigoroso, que utiliza o método de Newton e a aproximação de Gauss para a matriz Hessiana do problema de otimização não linear (SIMÕES COSTA, 1998).

A utilização dos métodos iterativos para obter a solução do problema de otimização requer atualização do vetor de estado através da equação (2.8):

$$\hat{x}^{k+1} = \hat{x}^k + \Delta x \quad (2.8)$$

O processo iterativo se encerra quando o critério de parada é atingido, ou seja, quando Δx for desprezível segundo uma tolerância pré-determinada. Assim:

$$\max |\Delta x| \leq \varepsilon$$

E assim, através do modelo de medição linearizado, a função objetivo do problema é expressa através da equação (2.9):

$$J(\Delta x) = [\Delta z - H(\hat{x}^k)\Delta x]^T R_m^{-1} [\Delta z - H(\hat{x}^k)\Delta x] \quad (2.9)$$

onde:

$\Delta z = z_m - h_m(\hat{x}^k)$: vetor de resíduos de medição, que permite atualizar as medidas;

$\Delta x = x - x^k$: vetor de variação dos estados, que permite atualizar o vetor de estados;

$H(\hat{x}^k) = \frac{\partial h_m(\hat{x}^k)}{\partial x^k}$: matriz Jacobiana das funções das medidas.

Através da condição de otimalidade de primeira ordem dada por $\left. \frac{\partial J}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} = 0$, obtém-se:

$$[H^T(\hat{x}^k)R_m^{-1}H(\hat{x}^k)]\Delta x = H^T(\hat{x}^k)R_m^{-1}\Delta z \quad (2.10)$$

A equação obtida em (2.10) é conhecida como Equação Normal de Gauss. Assim, o processo iterativo a ser resolvido através da equação (2.10) determina o incremento do vetor de estado Δx .

Da equação (2.10) define-se também matriz *ganho* ou *de informação* do processo de estimação de estados:

$$G = [H^T R_m^{-1} H] \quad (2.11)$$

As deduções realizadas para chegar à formulação completa do problema podem ser encontradas em (MONTICELLI, 1999), (MONTICELLI, 2000) e (SIMÕES COSTA, 1998).

O problema representado pela equação (2.10) possui tendência a um mau condicionamento numérico. Características como largos fatores de ponderação usados para forçar medidas virtuais, linhas curtas e longas adjacentes na mesma barra e grande proporção de medidas de injeção são as principais responsáveis pelo mau condicionamento (ABUR; GOMEZ EXPÓSITO, 2004).

A matriz *ganho* ou *de informação* G definida pela equação (2.11) é mais densa que a matriz H . Porém, é possível utilizar técnicas de esparsidade e compactação já que a matriz H é esparsa, o que faz com que a matriz G tenha um número reduzido de elementos não nulos (COELHO, 2012). O plano de medição utilizado deve ser tal que a configuração das quantidades medidas assegure a não singularidade da matriz H , ou seja, o sistema deve ser observável.

2.4 MÉTODOS ORTOGONAIS

A abordagem da transformação Ortogonal foi proposta por (SIMÕES COSTA; QUINTANA, 1981), onde se utiliza o Método de Golub para resolução do Método dos Mínimos Quadrados. Nessa metodologia proposta, buscava-se ordenar as colunas da

matriz Jacobiana de forma a reduzir o fill-in¹, reduzir a matriz Jacobiana para a forma triangular superior, e então, resolver o problema através de substituições inversas. Já em (SIMÕES COSTA; QUINTANA, 1981 a) utilizou-se a rotação de Givens como transformação ortogonal, e observou-se que o seu uso assegura a estabilidade numérica do problema. Nesse trabalho cada linha da matriz Jacobiana é processada por vez, o que diminui o tempo de simulação comparado ao método da Equação Normal e ao Método Ortogonal utilizando o Método de Golub. Mais tarde o uso da técnica foi aperfeiçoado por (QUINTANA; SIMÕES COSTA; MIER, 1982) para o uso na detecção e identificação de erros espúrios de medição. Foi motivado o uso da transformação Ortogonal na Estimação de Estados devido à robustez numérica do método, bem superior à do método da Equação Normal de Gauss. Da mesma forma que em outros métodos, busca-se a obtenção do vetor de estados através da minimização da função objetivo (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004).

A função objetivo do problema linear de mínimos quadrados ponderados a serem resolvidos a cada iteração é descrito por (HOLTEN *et al.*, 1988):

$$\begin{aligned} J(\Delta x) &= [\Delta z - H\Delta x]^T W [\Delta z - H\Delta x] \\ &= \|\Delta \tilde{z} - \tilde{H}\Delta x\|^2 \end{aligned} \quad (2.12)$$

onde:

$$\tilde{H} = W^{1/2}H \text{ e } \Delta \tilde{z} = W^{1/2}\Delta z;$$

Sendo a matriz Q uma matriz ortogonal, ou seja, $Q^T Q = I$, tal que:

$$Q\tilde{H} = \begin{bmatrix} U \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

onde U é uma matriz triangular superior. Então, tem-se que:

$$\begin{aligned} J(\Delta x) &= [\Delta \tilde{z} - \tilde{H}\Delta x]^T Q^T Q [\Delta \tilde{z} - \tilde{H}\Delta x] \\ &= \|Q\Delta \tilde{z} - Q\tilde{H}\Delta x\|^2 \\ &= \|\Delta y_1 - U\Delta x\|^2 + \|\Delta y_2\|^2 \end{aligned} \quad (2.14)$$

¹ Elementos não nulos que aparecem em posições originalmente nulas devido às operações realizadas.

onde:

$$Q\Delta\tilde{z} = \begin{bmatrix} \Delta y_1 \\ \Delta y_2 \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Assim, inicia-se o método a partir das transformações ortogonais de \tilde{H} e $\Delta\tilde{z}$, realizadas pelas equações (2.13) e (2.15). E então, resolve-se a equação (2.16) através das substituições necessárias.

$$U\Delta x = \Delta y_1 \quad (2.16)$$

A transformação de Givens é utilizada para obter Q. A principal vantagem é a melhoria da estabilidade numérica do processo iterativo.

A formulação completa do método da transformação Ortogonal pode ser encontrada em (MONTICELLI, 2000).

2.5 MÉTODOS DESACOPLADOS

No processo de estimação de estados, utiliza-se no algoritmo de solução através do Método dos Mínimos Quadrados Ponderados a fatoração da matriz ganho. Porém, tal processo demanda muitas operações, e assim, sugeriu-se a exploração do desacoplamento P Θ -QV e uso de matrizes constantes, tais como a matriz de *ganho* ou *informação* G ou a matriz Jacobiana H. Observou-se a partir dessas considerações que os elementos presentes na matriz de ganho obtida a partir da partida plana (*flat start*) são aproximados aos elementos da matriz obtida com a solução convergida, comprovando-se a efetividade dos métodos desacoplados. Os estimadores desacoplados são baseados nas mesmas aproximações do fluxo de potência desacoplado, e tal ação não afeta a solução final do problema (SIMÕES COSTA, 1998; ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004).

2.5.1. Desacoplado comum

Em (LO; MAHMOUD, 1986) foi proposto o desacoplamento para resolver o problema do estimador de estados para sistema de potência. Nesse artigo propôs-se o desacoplamento do problema original em dois subproblemas lineares, chamados de P- Θ e Q-V. Os problemas são resolvidos de forma sequencial até atingir a solução final. Já os elementos da matriz Jacobiana são aproximados, tornando-se constantes. Assim, só é necessário efetuar as operações na matriz Jacobiana na primeira iteração. Esses procedimentos reduzem o tempo necessário para chegar à solução, assim como menor uso de memória computacional (LO; MAHMOUD, 1986).

Para a resolução do problema de estimação de estados supõe-se que o vetor de quantidades medidas seja tal que:

$$z = \begin{bmatrix} z_P \\ z_Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t \\ p \\ u \\ q \\ V \end{bmatrix}$$

onde:

$z_P = \begin{bmatrix} t \\ p \end{bmatrix}$, t é o vetor de medidas de fluxo de potência ativa e p é o vetor de medidas de injeção de potência ativa;

$z_Q = \begin{bmatrix} u \\ q \\ V \end{bmatrix}$, u é o vetor de medidas de fluxo de potência reativa, q é o vetor de medidas de injeção de potência reativa e V é o vetor de magnitude de tensão nas barras;

Representa-se a matriz de covariância segundo a equação (2.17).

$$R = \begin{bmatrix} R_P & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & R_Q \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

Já a matriz Jacobiana das funções não lineares $h(x)_P$ e $h(x)_Q$; correspondente a este modelo de medição é escrito conforme a equação (2.18).

$$H(V, \theta) = \begin{bmatrix} H_{P\theta} & H_{PV} \\ H_{Q\theta} & H_{QV} \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

onde:

$H_{P\theta} = \frac{\partial h(x)_P}{\partial \theta}$ e $H_{PV} = \frac{\partial h(x)_P}{\partial V}$ são as submatrizes de primeiras derivadas das funções $h(x)_P$, relacionadas às medidas ativas com respeito ao ângulo e magnitude das tensões complexas nas barras;

$H_{Q\theta} = \frac{\partial h(x)_Q}{\partial \theta}$ e $H_{QV} = \frac{\partial h(x)_Q}{\partial V}$ são as submatrizes de primeiras derivadas das funções $h(x)_Q$, relacionadas às medidas reativas com respeito ao ângulo e magnitude das tensões complexas nas barras.

A partir de desenvolvimentos matriciais apresentados em (SIMÕES COSTA, 1998), chega-se a equação (2.19).

$$\begin{bmatrix} G_{P\theta} & G_{PV} \\ G_{Q\theta} & G_{QV} \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

onde:

$$\begin{aligned} G_{P\theta} &= H_{P\theta}^t R_P^{-1} H_{P\theta} + H_{Q\theta}^t R_Q^{-1} H_{Q\theta} \\ G_{PV} &= H_{P\theta}^t R_P^{-1} H_{PV} + H_{Q\theta}^t R_Q^{-1} H_{QV} \\ G_{Q\theta} &= H_{PV}^t R_P^{-1} H_{P\theta} + H_{QV}^t R_Q^{-1} H_{Q\theta} \\ G_{QV} &= H_{PV}^t R_P^{-1} H_{PV} + H_{QV}^t R_Q^{-1} H_{QV} \end{aligned}$$

Porém, em linhas de transmissão com nível de tensão acima de 69 kV, a relação X/R é alta. Nessa situação, observa-se uma predominância das submatrizes $H_{P\theta}$ e H_{QV} sobre H_{PV} e $H_{Q\theta}$, da mesma forma que $G_{P\theta}$ e G_{QV} sobre G_{PV} e $G_{Q\theta}$, ou seja, $H_{P\theta}$ e H_{QV} é muito maior que H_{PV} e $H_{Q\theta}$, assim como $G_{P\theta}$ e G_{QV} é muito maior que G_{PV} e $G_{Q\theta}$.

Explorando as características descritas, é possível obter dois tipos de estimadores: estimadores desacoplados no algoritmo e estimadores desacoplados no modelo.

- Estimadores desacoplados no algoritmo

Nesse estimador considera-se um perfil plano de tensões ($V_i = 1$ pu e $\Theta = 0^\circ$ para todas as barras) para as submatrizes $G_{P\Theta}$ e G_{QV} e desprezam-se as submatrizes G_{PV} e $G_{Q\Theta}$. Dessa forma, as iterações do algoritmo são executadas conforme as equações (2.20) e (2.21).

$$G_{P\Theta}\Delta\theta = \begin{bmatrix} H_{P\theta}^t(\theta^k, V^k) \\ H_{Q\theta}^t(\theta^k, V^k) \end{bmatrix}^T R^{-1} [z_p - h_p(\theta^k, V^k)] \quad (2.20)$$

$$\theta^{k+1} = \theta^k + \Delta\theta$$

$$G_{QV}\Delta V = \begin{bmatrix} H_{PV}^t(\theta^k, V^k) \\ H_{QV}^t(\theta^k, V^k) \end{bmatrix}^T R^{-1} [z_q - h_q(\theta^k, V^k)] \quad (2.21)$$

$$V^{k+1} = V^k + \Delta V$$

Sendo a equação (2.20) a $\frac{1}{2}$ iteração correspondente ao cálculo do incremento $\Delta\theta$ e a equação (2.21) a $\frac{1}{2}$ iteração correspondente ao cálculo do incremento ΔV .

As aproximações realizadas no método apenas afetam o processo de convergência do problema, ou seja, o número de iterações é modificado em relação ao problema desconsiderando o desacoplamento. Porém, o resultado final obtido é o mesmo.

- Estimadores desacoplados no modelo

Nesse estimador consideram-se aproximações realizadas na matriz Jacobiana H que é calculada para um perfil plano de tensões ($V_i = 1$ pu e $\Theta = 0^\circ$ para todas as barras), desprezam-se as submatrizes H_{PV} e $H_{Q\Theta}$ e as resistências das linhas de transmissão são desprezadas na submatriz $H_{P\Theta}$. Dessa forma, as iterações do algoritmo são executadas conforme as equações (2.22) e (2.23).

$$\mathbf{G}'_{P\theta}\Delta\theta = \mathbf{H}_{P\theta}^t \mathbf{R}_P^{-1} [\mathbf{z}_P - \mathbf{h}_P(\boldsymbol{\theta}^k, \mathbf{V}^k)] \quad (2.22)$$

$$\theta^{k+1} = \theta^k + \Delta\theta$$

$$\mathbf{G}'_{QV}\Delta V = \mathbf{H}_{QV}^t \mathbf{R}_Q^{-1} [\mathbf{z}_Q - \mathbf{h}_Q(\boldsymbol{\theta}^k, \mathbf{V}^k)] \quad (2.23)$$

$$V^{k+1} = V^k + \Delta V$$

Sendo a equação (2.22) a 1/2 iteração correspondente ao cálculo do incremento $\Delta\theta$ e a equação (2.23) a 1/2 iteração correspondente ao cálculo do incremento ΔV .

onde:

$$\mathbf{G}'_{P\theta} = \mathbf{H}_{P\theta}^t \mathbf{R}_P^{-1} \mathbf{H}_{P\theta}$$

$$\mathbf{G}'_{QV} = \mathbf{H}_{QV}^t \mathbf{R}_Q^{-1} \mathbf{H}_{QV}$$

As aproximações realizadas no método podem afetar o resultado final. Porém, considerando o alto nível de magnitude de tensão do sistema (Extra Alta Tensão ou Ultra Alta Tensão) essas modificações no resultado podem ser desprezíveis (SIMÕES COSTA, 1998).

2.6 MÉTODO DA MATRIZ AUMENTADA DE HACHTEL E *TABLEAU* ESPARSO

Para escolha dos diversos métodos de estimação de estados existentes na literatura, é necessário conhecer o grau de estabilidade numérica do problema. Isso porque cada método está mais bem formulado para lidar com características específicas de cada problema. Buscando um melhor condicionamento e estabilidade numérica, foi proposto por (GJELSVIK; AAM; HOLTEN, 1985) um método alternativo ao método da Equação Normal, chamado de método da Matriz Aumentada de Hachtel. Assim, o método da Matriz Aumentada de Hachtel apresenta um grau de estabilidade numérica intermediária aos métodos que utilizam técnicas ortogonais e método da Equação Normal (SIMÕES COSTA, 1998). O desempenho do método quanto aos requisitos de memória e número de operações é satisfatório e apresenta relativa simplicidade de concepção e implementação. Desde que a matriz do problema seja esparsa, resolver a partir do sistema aumentado não é “caro” em termos de operações

matemáticas, mas é preciso maior lógica para controlar e localizar o pivoteamento da linha requerida (ABUR; GOMEZ EXPÓSITO, 2004). Já (WU *et al.*, 1988) estendeu a abordagem dos resíduos normalizados para o estimador de estados pelo método da Matriz Aumentada de Hachtel. É possível obter como subproduto imediato do método o vetor de resíduos ponderados, que é utilizado para identificação de erros grosseiros quando o sistema de medição apresenta um nível relativamente alto de redundância (MONTICELLI, 2000).

Segundo (SIMÕES COSTA, 1998 a), o desempenho do Método da Matriz Aumentada quanto a requisitos de memória e número de operações é amplamente satisfatório quando comparado a outros métodos de solução de sistemas esparsos.

O problema de estimação de estados pode ser representado por:

$$\mathbf{Min} \quad \frac{1}{2} \mathbf{r}_m^T \mathbf{R}_m^{-1} \mathbf{r}_m \quad (2.24)$$

$$\mathbf{s. a.} \quad \begin{cases} \mathbf{c}(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{0} \\ \mathbf{r}_m = \mathbf{z}_m - \mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}}) \end{cases} \quad (2.25)$$

onde:

$\mathbf{c}(\hat{\mathbf{x}})$ – vetor de equações não lineares relacionadas às medidas virtuais (injeções de potências nulas);

\mathbf{r}_m – vetor $N_m \times 1$ de resíduos de medidas, sendo N_m a quantidade de medidas;

\mathbf{R}_m – matriz de covariância dos erros de medição, suposta diagonal e de dimensão

$N_m \times N_m$;

$\mathbf{h}_m(\cdot)$ – vetor $N_m \times 1$ de funções não lineares que relaciona as quantidades medidas às variáveis de estado \mathbf{x} ;

$\hat{\mathbf{x}}$ – vetor $(2N_b - 1) \times 1$ de estimativas para os estados da rede, sendo N_b o número de barras do sistema;

\mathbf{z}_m – medidas reais.

A partir da formulação apresentada nas equações (24) e (25), obtém-se a função Lagrangeana para a resolução do problema de otimização que é dada por:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{2} \mathbf{r}_m^T \mathbf{R}_m^{-1} \mathbf{r}_m - \boldsymbol{\lambda}_m^t (-\mathbf{z}_m + \mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}}) + \mathbf{r}_m) - \boldsymbol{\lambda}_v^t \mathbf{c}(\hat{\mathbf{x}}) \quad (2.26)$$

onde:

$\boldsymbol{\lambda}_m$ – vetor de multiplicadores de Lagrange relacionados às restrições de resíduo;

$\boldsymbol{\lambda}_v$ – vetor de multiplicadores de Lagrange relacionados às medidas virtuais.

Através das condições de Karush-Kuhn-Tucker de primeira ordem obtém-se o sistema não linear necessário para a obtenção da solução ótima.

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{r}_m} = \mathbf{R}_m^{-1} \mathbf{r}_m - \boldsymbol{\lambda}_m = \mathbf{0} \quad (2.27)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \mathbf{x}} = \mathbf{H}_m^T(\hat{\mathbf{x}}) \boldsymbol{\lambda}_m + \mathbf{c}(\hat{\mathbf{x}})^T \boldsymbol{\lambda}_v = \mathbf{0} \quad (2.28)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \boldsymbol{\lambda}_m} = -\mathbf{z}_m + \mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}}) + \mathbf{r}_m = \mathbf{0} \quad (2.29)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \boldsymbol{\lambda}_v} = \mathbf{c}(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{0} \quad (2.30)$$

onde:

$$\mathbf{H}_m(\hat{\mathbf{x}}) = \frac{\partial \mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}})}{\partial \hat{\mathbf{x}}}$$

e $\mathbf{H}_m(\hat{\mathbf{x}})$ tem dimensões $N_m \times n$, sendo N_m o número de medidas e n o número de estados.

Da equação (2.27) obtém-se que $\mathbf{r}_m = \mathbf{R}_m \boldsymbol{\lambda}_m$.

Obtém-se, então, a representação da solução iterativa apresentada de forma matricial do método da Matriz Aumentada de Hachtel.

$$\begin{bmatrix} \mathbf{R}_m & \mathbf{H}(\hat{\mathbf{x}}^k) & \mathbf{0} \\ \mathbf{H}^t(\hat{\mathbf{x}}^k) & \mathbf{0} & \mathbf{c}^t(\hat{\mathbf{x}}) \\ \mathbf{0} & \mathbf{c}(\hat{\mathbf{x}}) & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\lambda}_m^k \\ \Delta \hat{\mathbf{x}}^k \\ \boldsymbol{\lambda}_v^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{z}_m - \mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}}^k) \\ \mathbf{0} \\ -\mathbf{c}(\hat{\mathbf{x}}^k) \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

Então, através do processo iterativo, iniciam-se as estimativas quanto ao vetor de estado até atingir a convergência.

$$\hat{x}^{k+1} = \hat{x}^k + \Delta\hat{x}^k$$

Já o método *Tableau* Esperso é considerado um caso particular do método da Matriz Aumentada de Hachtel. Nessa situação, o conjunto de medidas é composto por dois conjuntos. O primeiro conjunto corresponde às medidas de fluxo de potência e magnitudes de tensão, e o segundo conjunto corresponde às medidas de injeção de potência. O sistema iterativo a ser resolvido é dado por:

$$\begin{bmatrix} R_i & 0 & H_i(\hat{x}^k) & 0 \\ 0 & R_m & H(\hat{x}^k) & 0 \\ H_i^t(\hat{x}^k) & H^t(\hat{x}^k) & 0 & c^t(\hat{x}) \\ 0 & 0 & c(\hat{x}) & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_i^k \\ \lambda_m^k \\ \Delta\hat{x}^k \\ \lambda_v^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_i - h_i(\hat{x}^k) \\ z_m - h_m(\hat{x}^k) \\ 0 \\ -c(\hat{x}^k) \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

2.7 COMPARAÇÃO ENTRE AS TÉCNICAS

Em (ABUR; GOMEZ EXPÓSITO, 2004), se utilizou um sistema de 6 barras para comparação entre os métodos da Equação Normal e Matriz Aumentada de Hachtel na presença de diversos fatores no sistema tais como linhas curtas e medidas virtuais, realizada apenas para o Estimador de Estados linear. A topologia do sistema teste de 6 barras utilizado por (ABUR; GOMEZ EXPÓSITO, 2004) para comparar as técnicas é apresentado na Figura 2.

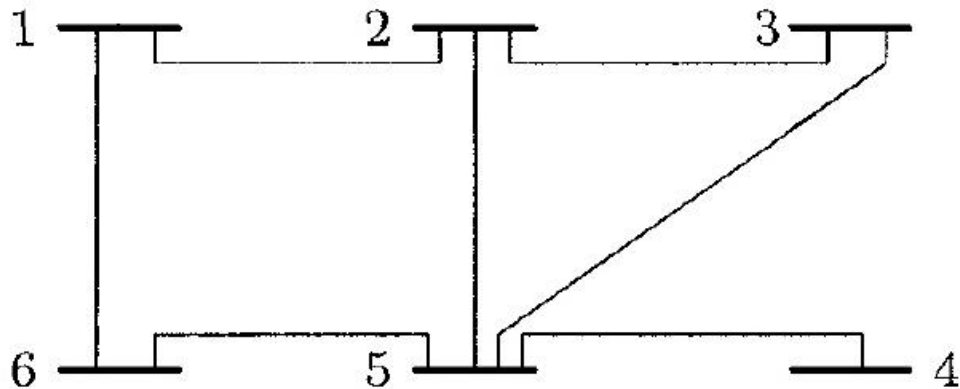


Figura 2 – Topologia do sistema teste de 6 barras

Fonte – ABUR; GOMEZ EXPÓSITO, 2004.

No primeiro experimento, considerou-se que todos os ramos são idênticos ($b_{ij} = 3 \text{ pu}$), com ponderações para todas as medidas iguais a 1 e a barra 4 como barra de referência. Os casos considerados foram:

- Caso a – Medidas de fluxo de potência em todos os ramos;
- Caso b – Medidas de fluxo de potência em todos os ramos e medidas de injeção nas barras 2 e 6;
- Caso c – Mesmo do caso b, porém a medida de injeção na barra 6 é nula;
- Caso d – Mesmo do caso b, porém a linha 1-2 é 100 vezes menor ($b_{ij} = 300 \text{ pu}$).

A Tabela 1 apresenta o número de condicionamento da matriz de ganho do método da Equação Normal e a Matriz Aumentada de Hachtel dos casos analisados.

Tabela 1 – Número de condicionamento da matriz de ganho

Caso	Equação Normal	Matriz Aumentada de Hachtel
A	48,4	20
B	165,8	38,2
C	$5,5 \times 10^4$	47
D	$2,6 \times 10^5$	1200

Fonte – ABUR; GOMEZ EXPÓSITO, 2004.

Observa-se então que o método da Equação Normal é significativamente afetado pela presença de injeções nulas. Também nota-se a robustez da Matriz Aumentada de Hachtel quando se utilizam linhas curtas. E ainda, a escolha da barra de folga também afeta o número de condicionamento da matriz ganho. Considerando-se o caso B, para o método da Equação Normal, o condicionamento aumenta de 21,5 para 165,8 quando a barra de folga deixa de ser a 2 e passa a ser a 4. Já o método da Matriz Aumentada de Hachtel é menos sensível a escolha da barra de folga, passando de 29,5 para 38,2 quando a barra de folga deixa de ser a 6 e passa a ser a 2.

Em uma segunda comparação, utilizam-se os sistemas testes do IEEE para 57, 118 e 300 barras e são consideradas apenas medidas de fluxo de potência. A Tabela 2 mostra a quantidade de *flops* por iteração para os casos analisados.

Tabela 2 – Quantidade de flops por iteração

<i>Barras</i>	<i>Equação Normal</i>	<i>Matriz Aumentada de Hachtel</i>
57	3605	4431
118	8250	10253
300	21265	26337

Fonte – ABUR; GOMEZ EXPÓSITO, 2004

Observa-se que a formulação da Equação Normal é mais barata computacionalmente, porém as diferenças não são significantes para determinar o uso dessa formulação. Note também que os esforços computacionais crescem com o aumento da quantidade de barras do sistema testado.

E por fim, o segundo experimento é repetido com a adição de medidas de injeção. Observa-se a quantidade de *flops* por iteração nessa situação na Tabela 3.

Tabela 3 – Quantidade de flops por iteração

<i>Barras</i>	<i>Equação Normal</i>	<i>Matriz Aumentada de Hachtel</i>
57	13564	13605
118	33166	29388
300	89693	82578

Fonte – ABUR; GOMEZ EXPÓSITO, 2004

Comparando as Tabelas 2 e 3, conclui-se que as linhas menos esparsas na Jacobiana correspondentes às medidas de injeções afetam significativamente os custos computacionais. Entende-se que a formulação da Matriz Aumentada de Hachtel é uma abordagem mais barata para redes reais, e, além disso, é menos sensível à presença de medidas de injeção.

2.8 ESTIMAÇÃO DE ESTADOS GENERALIZADA

Buscando um avanço dos estudos desenvolvidos na estimação de estados para sistemas elétricos de potência iniciados por (SCHWEPPE; WILDES; ROM, 1970), em (MONTICELLI; GARCIA, 1991) propôs-se uma modelagem de ramos de impedância

nula, tornando o processo de estimação de estados mais completo. Nessa nova proposta, buscou-se a aplicação do método a sistemas modelados no nível de seção de barra, onde chaves e disjuntores são explicitamente representados. Essa modelagem foi denominada estimação de estados generalizada. Nessa modelagem, os fluxos através dos ramos chaveáveis são tratados como novas variáveis de estado. Apesar do aumento da quantidade de variáveis de estado que essa modelagem ocasiona, obtém-se como vantagem a inclusão de novas informações (medidas de fluxo em disjuntores, injeção de potência nula em seções de barra, diferença angular e de potencial nulas em disjuntores fechados) (LOURENÇO, 2001), além de permitirem um processamento mais eficiente de erros de modelagem na topologia de rede.

A partir dos esforços aplicados para a evolução e consolidação da estimação de estados generalizada, em (CLEMENTS; SIMÕES COSTA, 1998) propôs-se uma formulação de um estimador de estados generalizado como um problema de otimização. Assim, as equações das medidas, as informações sobre os *status* dos disjuntores e as informações sobre as barras de passagem e as barras de referência são incluídas no problema como restrições de igualdade. Porém, observou-se que a representação explícita de disjuntores no modelo da rede pode ocasionar seções radiais contendo disjuntores fechados, o que torna o *status* destes disjuntores não detectáveis. E ainda, mesmo que a rede seja estendida para evitar a ocorrência das seções radiais, como se sugeriu em (CLEMENTS; SIMÕES COSTA, 1998), (ALSAÇ *et al.*, 1998) e (COLZANI, 2001), as restrições ligadas aos *status* dos disjuntores formarão conjuntos críticos que não podem ser eliminados com o aumento da redundância do plano de medição. Como forma de minimizar os problemas de criticidade e ilhamento adicionam-se ao problema informações prévias sobre as variáveis de estado do sistema de potência, chamadas de informações *a priori*.

2.9 INFORMAÇÕES A PRIORI

As informações *a priori* usadas na estimação de estados generalizada são relacionadas aos ângulos e módulos das tensões em todas as barras do sistema, além dos fluxos de potência ativa e os fluxos de potência reativa nos ramos chaveáveis da rede. Essas informações são modeladas como variáveis aleatórias e através de suas

variâncias representa-se a incerteza sobre cada valor. Supõe-se então um sistema elétrico operando em regime permanente estável, com intervalo de $[-\pi/2; \pi/2]$ para os ângulos e $[0,9; 1,1]$ para os módulos das tensões das barras do sistema. E ainda, para os ramos chaveáveis definem-se os intervalos referentes aos fluxos de potência através dos limites de capacidade de transmissão de cada elemento chaveável ou linhas de transmissão a eles conectadas (LOURENÇO, 2001).

Considera-se que os valores das variâncias para as estimativas *a priori* possuem densidade uniforme. Assim, a função densidade de probabilidade das informações *a priori* é descrita pela equação (2.33), dada por (PAPOULIS, 1991; LOURENÇO, 2001):

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & x > b \end{cases} \quad (2.33)$$

Os valores médios das informações *a priori* são dados por:

$$x_{\text{médio}} = \frac{1}{2}(a + b)$$

A representação genérica da variância ou dispersão é dada por:

$$\sigma^2 = E\{x^2\} - [E\{x}]^2 \quad (2.34)$$

onde:

$E\{x\}$ - é o valor esperado (também chamado esperança matemática ou expectância) de x .

Obtêm-se então, através da aplicação da equação (2.34) na distribuição normal, as variâncias das informações *a priori*.

$$\sigma^2 = \frac{(b - a)^2}{12}$$

As informações *a priori* são modeladas diretamente na função-objetivo do problema de otimização restrito, a partir do acréscimo do termo:

$$\frac{1}{2}(\hat{x} - \bar{x})^T P^{-1}(\hat{x} - \bar{x})$$

onde:

\hat{x} – vetor de estados verdadeiros, $n \times 1$;

\bar{x} – vetor de estimativas *a priori* para os estados, $n \times 1$;

P – matriz de covariância dos estados *a priori*, $n \times n$, definida por:

$$P = E\{(\hat{x} - \bar{x})(\hat{x} - \bar{x})^T\}$$

Este procedimento equivale a modelar a função densidade *a priori* para as estimativas dos estados como uma função Gaussiana de média \bar{x} e matriz de covariância P .

A inclusão de informações *a priori* no problema de estimação de estados contribui para um melhor condicionamento numérico do sistema de equações do problema de estimação. Isso porque essa inclusão fortalece a diagonal da matriz de coeficientes do método do *Tableau* Esparsa (LOURENÇO, 2001; LOURENÇO; SIMÕES COSTA, 2000).

2.10 ESTIMAÇÃO DE ESTADOS GENERALIZADA COM INFORMAÇÕES A PRIORI

Incluídas as informações *a priori*, o problema de estimação de estados restrito passa a ser descrito conforme a equação (2.35):

$$\text{Min } \frac{1}{2} \mathbf{r}_m^T \mathbf{R}_m^{-1} \mathbf{r}_m + \frac{1}{2} (\hat{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{x}})^T \mathbf{P}^{-1} (\hat{\mathbf{x}} - \bar{\mathbf{x}}) \quad (2.35)$$

$$\text{s. a. } \mathbf{r}_m = \mathbf{z}_m - \mathbf{h}_m(\hat{\mathbf{x}}) \quad (2.36)$$

$$\mathbf{h}_o(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{0} \quad (2.37)$$

$$\mathbf{h}_s(\hat{\mathbf{x}}) = \mathbf{0} \quad (2.38)$$

onde:

$h_o(\cdot)$: é um vetor $N_o \times 1$ de funções não-lineares que representam as restrições operacionais, sendo N_o o número de restrições operativas;

$h_s(\cdot)$: é um vetor $N_s \times 1$ de funções não-lineares que representam as restrições estruturais, sendo N_s o número de restrições estruturais.

A função Lagrangeana é dada por:

$$\mathcal{L} = \frac{1}{2} r_m^T R_m^{-1} r_m + \frac{1}{2} (\hat{x} - \bar{x})^T P^{-1} (\hat{x} - \bar{x}) + \lambda_m (z_m - h_m(\hat{x}) - r_m) + \lambda_o (-h_o(\hat{x})) + \lambda_s (-h_s(\hat{x})) \quad (2.39)$$

As condições necessárias de primeira ordem para obtenção da solução ótima são definidas através do sistema não linear descrito por:

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial r_m} = R_m^{-1} r_m - \lambda_m = 0 \quad (2.40)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \hat{x}} = P^{-1} (\hat{x} - \bar{x}) - H_m^T (\hat{x}) \lambda_m - H_o^T (\hat{x}) \lambda_o - H_s^T (\hat{x}) \lambda_s = 0 \quad (2.41)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_m} = r_m - z_m + h_m(\hat{x}) = 0 \quad (2.42)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_o} = -h_o(\hat{x}) = 0 \quad (2.43)$$

$$\frac{\partial \mathcal{L}}{\partial \lambda_s} = -h_s(\hat{x}) = 0 \quad (2.44)$$

onde:

$$H_m(\hat{x}) = \frac{\partial h_m(\hat{x})}{\partial \hat{x}}; \quad (2.45)$$

$$H_o(\hat{x}) = \frac{\partial h_o(\hat{x})}{\partial \hat{x}}; \quad (2.46)$$

$$H_s(\hat{x}) = \frac{\partial h_s(\hat{x})}{\partial \hat{x}}. \quad (2.47)$$

e $H_m(\hat{x})$ tem dimensões $N_m \times n$, sendo N_m o número de medidas e n o número de estados, $H_o(\hat{x})$ tem dimensões $N_o \times n$ sendo N_o o número de restrições operativas e $H_s(\hat{x})$ tem dimensões $N_s \times n$ sendo N_s o número de restrições estruturais.

Da equação (2.40) obtém-se que $r_m = R_m \lambda_m$.

Assim, o problema é linearizado em relação a um vetor de estados (\hat{x}^k). As condições de otimalidade são reescritas a partir da eliminação da variável r_m do problema, ou seja:

$$R_m \lambda_m - z_m + h_m(\hat{x}^k) = 0 \quad (2.48)$$

$$H_m^T(\hat{x}^k) \lambda_m + H_o^T(\hat{x}^k) \lambda_o + H_s^T(\hat{x}^k) \lambda_s - P^{-1}(\hat{x} - \bar{x}) = 0 \quad (2.49)$$

$$-h_o(\hat{x}^k) = 0 \quad (2.50)$$

$$-h_s(\hat{x}^k) = 0 \quad (2.51)$$

Linearizando as equações acima, obtém-se que:

$$R_m \lambda_m - z_m + h_m(\hat{x}^k) + H_m \Delta \hat{x} = 0 \quad (2.52)$$

$$H_m^T(\hat{x}^k) \lambda_m + H_o^T(\hat{x}^k) \lambda_o + H_s^T(\hat{x}^k) \lambda_s - P^{-1}(\hat{x}^k + \Delta \hat{x} - \bar{x}) = 0 \quad (2.53)$$

$$-h_o(\hat{x}^k) + H_o \Delta \hat{x} = 0 \quad (2.54)$$

$$-h_s(\hat{x}^k) + H_s \Delta \hat{x} = 0 \quad (2.55)$$

Assim, obtém-se a representação matricial do problema.

$$\begin{pmatrix} -P^{-1} & H^T \\ H & R \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta \hat{x} \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -P^{-1}(\bar{x} - \hat{x}^k) \\ z - h(\hat{x}^k) \end{pmatrix} \quad (2.56)$$

onde:

$$z = [z_m \quad 0 \quad 0]^T \quad (2.57)$$

$$h(\hat{x}^k) = [h_m^T(\hat{x}^k) \quad h_s^T(\hat{x}^k) \quad h_o^T(\hat{x}^k)]^T \quad (2.58)$$

$$H = [H_m^T \quad H_s^T \quad H_o^T]^T; \quad (2.59)$$

$$R = \begin{bmatrix} R_m & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad (2.60)$$

$$\lambda = [\lambda_m^T \quad \lambda_s^T \quad \lambda_o^T]^T; \quad (2.61)$$

Utilizando então o algoritmo do *Tableau* Esperso que soluciona o sistema linear, soluciona-se o problema de estimação de estados restrita. Através do processo iterativo, os estados são atualizados a cada iteração, até atingir a convergência.

$$\hat{x}^{k+1} = \hat{x}^k + \Delta\hat{x} \quad (2.62)$$

2.11. CONCLUSÃO

Buscando apresentar os métodos já consolidados na estimação de estados para sistemas de transmissão, este capítulo apresentou o conceito básico relacionado ao processo de obtenção da estimativa do ponto de operação das barras do sistema. Além disso, viu-se que é possível associar a escolha do método às particularidades de cada sistema. Também, foram apresentados neste capítulo os conceitos básicos relacionados aos estudos de estimação de estados generalizada e a inserção de informações *a priori*, abrindo a possibilidade de incorporação de tais metodologias em estudos futuros relacionados ao sistema de distribuição.

3. MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

3.1 INTRODUÇÃO

Até aqui, muito se mencionou sobre a importância da estimação de estados e sua consolidação em sistemas de transmissão. Porém, observada a evolução do sistema elétrico e o advento das tecnologias *Smart Grid*, o aumento da proximidade da geração ao consumidor e a necessidade de uma maior confiabilidade faz necessário o desenvolvimento de estudos de estimação de estados para sistemas de distribuição.

Dessa forma, neste capítulo busca-se apresentar as principais particularidades relacionadas ao sistema de distribuição. Ainda nesse sentido, este capítulo discute as dificuldades do uso de medidas de corrente e a incorporação de novas técnicas de medição tais como o uso de unidades de medição fasorial, abrindo o espaço e sugerindo estudos futuros que levem em consideração tais características.

3.2. ESTIMADOR DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Desde que foi proposto em (SCHWEPPE; WILDES; ROM, 1970), a estimação de estados tem evoluído e tornado-se peça chave para a segurança, monitoração e modelagem do sistema elétrico. Os esforços desenvolvidos à Estimação de Estados eram, em sua grande parte, empregados nos sistemas de transmissão. Apesar da simplicidade de operação dos sistemas de distribuição, alguns estudos foram apresentados na literatura no passado quanto ao uso do processo de estimação de estados para esses sistemas.

A estimação de estados aplicada às redes de distribuição apresenta dificuldades relacionadas à topologia da mesma, da baixa redundância ou falta de observabilidade no conjunto de medidas disponíveis. Esses problemas dificultam então o uso de técnicas já existentes, que foram desenvolvidas para as redes de transmissão, e por isso, a adaptação e desenvolvimento dos estudos nessa área tornam-se importantes. Além disso, a introdução de geração distribuída e o advento de tecnologias

Smart Grid propuseram modificações na operação tipicamente radial dos sistemas de distribuição, podendo tornar-se mais malhada. Sendo assim, atenta-se para uma revisão na filosofia de operação dos sistemas de distribuição.

No atual perfil dos sistemas de distribuição, utiliza-se uma grande quantidade de pseudomedidas que, em geral, apresentam baixa confiabilidade. Por estarem ligadas a dados históricos de carga e informações do consumidor, as pseudomedidas são, além de pouco confiáveis, mais sujeitas a erros grosseiros. Com as modificações previstas para o sistema de distribuição, espera-se um aumento na monitoração desse setor, e com isso, o aumento na disponibilidade de medidas reais.

Conforme mencionado anteriormente, apesar de ser considerada uma tendência atual, a aplicação da EED (estimação de estados para sistemas de distribuição) já foi abordada anteriormente na literatura. No passado, em (LU; TENG; LIU, 1995) propôs-se o uso de equivalentes de corrente para medidas de potência e tensão, num problema formulado através do método dos mínimos quadrados ponderados e com os termos da matriz Jacobiana constantes e iguais aos elementos da matriz admitância. Em (BARAN; KELLEY, 1995) propôs-se um algoritmo utilizando as correntes de ramo como variáveis de estado. Em (LIN; TENG, 1996) propôs-se um estimador de estados desacoplado rápido com restrições de igualdade e uso de coordenadas retangulares, a partir de uma formulação baseada em equações de corrente. A adoção de matriz ganho simétrica e constante auxiliou no processo de convergência do problema. Em (LI, 1996) pelo Método dos Mínimos Quadrados e em (BARAN, 2001) se apresentou os desafios na sua utilização. E ainda, mais recentemente em (LEHTONEN *et al.*, 2002) abordou-se um estimador de estados para sistemas de distribuição através da combinação entre modelos de carga e medidas em tempo real. Em (NAKA *et al.*, 2003) formulou-se o problema de otimização como um enxame de partículas híbrido assumindo que os teledidores podem fornecer os dados de magnitude de tensão e corrente do lado secundário das barras de subestação e nas unidades de terminais remotos (*Remote Terminal Units* em inglês ou RTUs). Já em (WANG; SCHULZ, 2004) propôs-se um estimador para a distribuição utilizando um algoritmo baseado em correntes de ramo, onde a carga estimada em cada nó do sistema de medição é usada como pseudomedida.

Em (SINGH; PAL; JABR, 2009), analisou-se o comportamento de métodos de estimação de estados, inicialmente desenvolvidos para redes de transmissão, na distribuição. Neste trabalho concluiu-se que os métodos de estimação de estados formulados a partir dos métodos dos mínimos quadrados ponderados apresentam melhor desempenho quando aplicados a sistemas de distribuição. Recentemente, diversas técnicas têm sido exploradas para uso na Estimação de Estados para a Distribuição. Em (MARTÍNEZ; SAMPER; VARGAS, 2013) apresentou-se um estudo sobre o uso da Estimação de Estados em sistemas de distribuição a partir do advento das tecnologias de *Smart Grids*, apresentando os desafios relacionados ao uso da ferramenta no setor, assim como a necessidade de controle e monitoração desse sistema.

Na Tabela 4 apresenta-se um comparativo entre os sistemas de transmissão e os sistemas de distribuição.

Tabela 4 - Sistemas de transmissão x Sistemas de distribuição

	Transmissão	Distribuição	Distribuição Emergente
Nível de tensão	Alta	Baixa	
Topologia	Malhada	Radial	Tornando-se Malhada
			Geração distribuída
Relação X/R	Alta	Baixa (problemas numéricos nas matrizes)	
Medidas	Grande quantidade de medidas	Escassez	Aumento
		Medidas de Corrente	

Observam-se as diferenças entre os sistemas de transmissão e de distribuição. Além da diferença entre o nível de tensão, uma das principais diferenças refere-se à topologia. Os sistemas de transmissão apresentam uma topologia tipicamente malhada, enquanto os sistemas de distribuição apresentam uma topologia tipicamente radial, passiva e com um único alimentador. Porém, conforme as mudanças ocorridas no

sistema elétrico, o sistema de distribuição sofrerá impactos. Assim, o sistema de distribuição emergente (sofrendo modificações e evoluções na sua atual forma de operação) tende-se a tornar malhado e com forte presença de unidades de Geração Distribuída, ou seja, mais próximo da filosofia de operação dos sistemas de transmissão.

Além disso, um dos problemas para a realização da estimação de estados em sistemas de distribuição tal como a falta de medidas tende a ser resolvido. Em sistemas de distribuição, observa-se uma grande quantidade de medidas de magnitude de corrente. Além da dificuldade relacionada ao seu equacionamento e suas respectivas derivadas (equações com raízes), essas medidas não estão relacionadas com outras medidas como acontece com fluxos e injeções de potência ativa e reativa. Atualmente, como se obtém apenas a magnitude da corrente (módulo), outro problema relacionado é a incerteza quanto à direção de fluxos nas linhas e injeções nas barras. Neste trabalho, não se pretende abordar o problema das medidas de corrente na metodologia proposta. Mas é importante ressaltar sua existência considerando o avanço dos sistemas de distribuição.

Na abordagem proposta neste trabalho, o principal problema a ser resolvido é a baixa relação X/R . Apesar do avanço dos sistemas de distribuição, sabe-se que a relação X/R está diretamente relacionada aos parâmetros do sistema, ou seja, é uma característica que não irá mudar.

3.3. MÉTODOS DE ESTIMAÇÃO DE ESTADOS PARA SISTEMAS DE TRANSMISSÃO APLICADOS AOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Nesta seção, apresentam-se as características relacionadas aos métodos de estimação de estados formulados para a transmissão e seu desempenho em sistemas de distribuição.

O método da equação normal possui características didáticas, ou seja, para entendimento e aplicação teórica no processo de estimação de estados. Conforme já mencionado neste trabalho, o método da equação sofre grandes alterações no processo de convergência quando alguma característica do sistema é alterada. Considerando então um sistema de distribuição que possui particularidades, não é

aconselhado seu uso no processo de estimação para sistemas de distribuição. O método da Matriz Aumentada de Hachtel possui bom desempenho em sistemas que apresentam linhas curtas. Assim, verifica-se que o método pode apresentar um bom desempenho para sistemas de distribuição. Menciona-se também o uso do estimador de estados desacoplado para sistemas de distribuição. Como principais características, esse estimador apresenta a adoção de matrizes constantes e velocidade no processo de convergência, o que na operação em tempo real é uma grande vantagem. Porém, o desacoplamento observado nos sistemas de transmissão não ocorre em sistemas de distribuição. Dessa forma, uma adaptação do método se faz necessário para o seu bom desempenho em sistemas de distribuição.

3.4. CENÁRIO DE OPERAÇÃO DOS SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

Segundo (HUANG *et al.*, 2012), há pelo menos três aspectos que influenciarão diretamente nas redes de energia no futuro. As unidades de medição fasorial (*Phasor Measurement Units* em inglês ou apenas PMUs), novas regulações e competições de preços no mercado de energia, e, finalmente, modelos mais precisos dos sistemas de distribuição para as concessionárias de energia, a fim de facilitar recursos de redes inteligentes como resposta pelo lado da demanda.

Então, as redes inteligentes tornarão o sistema ainda mais dinâmico, principalmente no setor da distribuição, através da inclusão de fontes renováveis de energia, inserção de carros elétricos na rede e gerenciamento pelo lado da demanda. E ainda, será exigido dos operadores do sistema um conhecimento mais aprofundado sobre o controle e o despacho nas redes de distribuição.

Apesar dos esforços empregados para tornar a metodologia do estimador de estados para a distribuição semelhante à existente para a transmissão, não é possível aplicar os algoritmos existentes para a transmissão diretamente no nível de distribuição. Isso devido às diferenças entre os dois setores relacionadas à filosofia de planejamento e operação (SINGH *et al.*, 2009). Além disso, quando aplicados à distribuição, os métodos desenvolvidos para a transmissão mostram suas limitações. Isso porque as redes de distribuição, ao contrário das redes de transmissão, apresentam uma baixa

relação X/R , o que implica em problemas numéricos nas matrizes envolvidas no processo de estimação.

Entre os fatores que contribuíram para que a Estimação de Estados tenha sido pouco explorada em sistemas de distribuição está a baixa quantidade de medidas que disponíveis nesses sistemas. Porém, as mudanças previstas no sistema através do advento das redes inteligentes diminuirão essa barreira (SINGH *et al.*, 2009; HUANG *et al.*, 2012).

Segundo (KORRES *et al.*, 2010), as características que tornam a distribuição distinta dos outros sistemas são:

- baixa quantidade de medidas em tempo real devido à baixa quantidade de medidores, o que dificulta a observabilidade dos sistemas de distribuição;
- grande quantidade de dados obtidos de perfis de carga e Leitores de Medida Automatizada (*Automated Meter Readings* em inglês ou AMRs), que apresentam baixa precisão (pseudomedidas);
- grande quantidade de medidas de corrente;
- desbalanceamento trifásico e baixa relação reatância/resistência (X/R), impedindo que os algoritmos desacoplados do Método dos Mínimos Quadrados desenvolvidos para o Estimador de Estados para a transmissão sejam utilizados no Estimador de Estados para a Distribuição.

O tratamento das medidas de correntes pode ser visto como uma das particularidades do sistema de distribuição, já que mesmo estando disponíveis, as medidas de magnitude de corrente não são comumente utilizadas no processo de estimação de estados para sistemas de transmissão, pois além de dificultar o processo de convergência, as formulações tradicionais já desenvolvidas não estão preparadas para lidar com valores nulos de magnitude de corrente, que aparecem nos estados iniciais. Porém, as mudanças observadas na filosofia de operação do setor elétrico, como já foram discutidas anteriormente neste trabalho, mostram que é necessário superar as dificuldades existentes no uso de medidas de corrente, pois estas auxiliam a estender a observabilidade, além de estarem disponíveis em grande quantidade nos sistemas de distribuição.

Além das dificuldades relacionadas à incorporação de medidas de corrente no problema de estimação de estados, a sua formulação quando relacionada às PMUs também apresenta suas particularidades. Segundo (VALVERDE et al., 2009), as formulações associadas às medidas de corrente provenientes das PMUs devem ser expressas na forma retangular, pois sua inserção no problema de estimação de estados traz problemas à matriz Jacobiana quando utilizadas na forma polar, além de dificuldades relacionadas à inicialização do problema no processo iterativo. Assim, quando utilizado na forma retangular, esses problemas são solucionados. Porém, segundo (KORRES; MANOUSAKIS, 2011), destaca-se que as medidas de corrente fasorial em coordenadas retangulares trazem como ponto negativo o fato de que são obtidas após a transformação da forma polar para a retangular. O medidor de PMU oferece o valor eficaz da corrente de ramo e o ângulo dessa corrente. Assim, quando há um erro na medida eficaz e a medida é transformada para a forma retangular, o erro se distribui. Dessa forma, é necessária uma abordagem apurada para detecção e tratamento desses erros nas medidas de corrente.

As diversas mudanças ocorridas no atual sistema de distribuição mostram que ainda não há métodos consolidados capazes de processar todas essas particularidades. Da mesma forma que o aumento da quantidade de informações disponibilizadas pelos avanços tecnológicos ajuda na observabilidade, são necessários métodos capazes de lidar com a grande quantidade e diversidade de informações e com a velocidade com que elas são fornecidas, comparando PMUs às medidas convencionais.

E ainda, neste novo cenário de operação, os sistemas de distribuição passam de uma operação radial passiva, com o fluxo de energia unidirecional, para uma operação ativa, com fluxos multidirecionais ocasionados pela inserção de Geração Distribuída e, no futuro, uma topologia mais malhada, na busca de maior segurança e confiabilidade. É interessante notar que a transição para uma topologia malhada também causa forte impacto sobre a escolha do método de estimação de estados. Dessa forma, métodos de Varredura *Forward/Backward Sweep*, os quais se destacam em sistemas de distribuição para sistemas com operação radial, devem ser aprimorados e sofrer modificações que buscam enfrentar as dificuldades atuais. É importante que as novas

ferramentas sejam robustas e utilizem um baixo custo computacional, de forma que a solução seja apresentada rapidamente, auxiliando na tomada de decisões do operador em tempo real.

Verifica-se assim que os temas abordados mostram que os sistemas de distribuição estão passando por processos de transformação e complexidade, destacando a importância de prever o uso de um estimador de estado adequado nos seus centros de controle em um futuro próximo.

A seguir, são tratados os problemas referentes ao uso de medidas de corrente e de unidades de medição fasorial no problema de estimação de estados.

3.3 USO DE MEDIDAS DE CORRENTE

As mudanças observadas na filosofia de operação do setor elétrico, como já foram discutidas anteriormente neste trabalho, mostram que é necessário superar as dificuldades existentes no uso de medidas de corrente, pois estas auxiliam a estender a observabilidade, além de estarem disponíveis em grande quantidade na distribuição.

Em (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004) apresenta-se uma modelagem para medidas de corrente para a obtenção de variáveis de estados na estimação. Para um ramo que conecta os nós i e j , a equação (3.1) define as medidas de magnitude de corrente das variáveis de estado:

$$I_{ij} = [AV_i^2 + BV_j^2 - 2V_i V_j (C \cos \theta_{ij} - D \sin \theta_{ij})]^{1/2} \quad (3.1)$$

onde:

$$A = g_{ij}^2 + (b_{ij}^2 + b_{sh}^2)^2$$

$$B = g_{ij}^2 + b_{ij}^2$$

$$C = g_{ij}^2 + b_{ij}(b_{ij} + b_{sh})$$

$$D = g_{ij}b_{sh}$$

θ_{ij} – diferença entre o ângulo de tensão da barra i (θ_i) e o ângulo de tensão da barra j (θ_j)

g_{ij} e $-b_{ij}$ – condutância e susceptância série.

b_{sh} – $\frac{1}{2}$ susceptância *shunt*.

Quando a susceptância *shunt* de linha é desprezada, a equação passa a ser:

$$I_{ij} = \sqrt{(g_{ij}^2 + b_{ij}^2)(V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij})} \quad (3.2)$$

Em relação à equação (3.1), a equação (3.2) não tem o termo seno. Segundo (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004), este termo é o maior responsável por problemas quando se utilizam as medidas de corrente, e quando o termo é desprezado (em consequência de ter-se desprezado a susceptância *shunt*) a não linearidade da equação é reduzida.

Assim, os termos da Jacobiana do problema são definidos por:

$$\frac{\partial I_{ij}}{\partial V_i} = \frac{g_{ij}^2 + b_{ij}^2}{I_{ij}} (V_i - V_j \cos \theta_{ij}) \quad (3.3)$$

$$\frac{\partial I_{ij}}{\partial \theta_i} = \frac{g_{ij}^2 + b_{ij}^2}{I_{ij}} (V_i V_j \sin \theta_{ij}) \quad (3.4)$$

Uma alternativa apresentada na literatura é incluir no modelo do estimador de estados o quadrado da medida de magnitude de corrente, I_{ij}^2 . Neste caso, a covariância da medida irá dobrar. Utilizando o quadrado da corrente, os termos da Jacobiana passam a ser definidos por:

$$\frac{\partial I_{ij}^2}{\partial V_i} = 2(g_{ij}^2 + b_{ij}^2)(V_i - V_j \cos \theta_{ij}) \quad (3.5)$$

$$\frac{\partial I_{ij}^2}{\partial \theta_i} = 2(g_{ij}^2 + b_{ij}^2)V_i V_j \sin \theta_{ij} \quad (3.6)$$

Considerando que as tensões são próximas de 1,0 pu e as aberturas angulares são pequenas, as equações (3.5) e (3.6) podem ser aproximadas por (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004):

$$\frac{\partial I_{ij}^2}{\partial v_i} \approx 2(g_{ij}^2 + b_{ij}^2)(V_i - V_j) \quad (3.7)$$

$$\frac{\partial I_{ij}^2}{\partial \theta_i} \approx 2(g_{ij}^2 + b_{ij}^2)\theta_{ij} \quad (3.8)$$

É possível observar que em caso de partida plana as equações (3.7) e (3.8) tendem à zero.

De acordo com as equações (3.7) e (3.8), medidas de corrente não podem ser acopladas ao subproblema ativo ou reativo (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004). Conforme é possível observar nas equações, apenas se o valor de θ_{ij} (ou $V_i - V_j$) for suficientemente grande é que as medidas de corrente podem ser acopladas à componente ativa (reativa) do problema.

3.4 UNIDADES DE MEDIÇÃO FASORIAL (PMUs)

As unidades de medição fasorial, PMUs (do inglês *Phasor Measurement Unit*), são utilizadas para coletar medidas da rede e disponibilizar informações de ângulo e fase sincronizadas no tempo, através de GPS (do inglês *Global Positioning System*). Considerando os dados disponibilizados pelas PMUs, buscou-se utilizá-las no processo de estimação de estados, sendo que os primeiros estudos foram apresentados por (PHADKE et al., 1985) e (PHADKE et al., 1986). Porém, a viabilização das informações e implementação criação das PMUs tornaram-se possíveis somente a partir do desenvolvimento do processo de sincronização.

As PMUs são instrumentos utilizados para a aquisição de sinais nominais senoidais de tensão e correntes nas barras e linhas do sistema, e através do processamento dos dados, obtém valores complexos de fasores de tensão e correntes nos elementos, e os disponibiliza para o operador. Segundo (HUANG et al., 2012), o uso de PMUs é um aspecto que influenciará e auxiliará diretamente nas redes de energia no futuro, pois além de coletar medidas da rede e disponibilizar informações, tem como principal vantagem a obtenção de medidas localizadas em pontos geograficamente distantes, auxiliando na monitoração do sistema em tempo real. Além disso, as PMUs são cerca de duas ordens de magnitude mais rápidas comparadas aos sensores tradicionais do sistema SCADA. Dessa forma, as PMUs permitem o aumento

da redundância de medidas disponíveis, provocando melhorias no processo de estimação de estados, além de torná-lo mais completo.

O problema de estimação de estados para sistemas de distribuição incorporando medidas fasoriais foi proposto por (ZHAO; ABUR, 2005), que apresentou um esquema hierárquico para o uso de PMUs na EED. Já em (JIANG et al., 2007) utilizou-se PMUs em cada região para obter um estimador de estados hierárquico que funciona em três passos. Segundo (HUANG *et al.*, 2012), os desafios principais a serem enfrentados no uso de PMUs na estimação de estados são o uso dessas medidas com as medidas convencionais a fim de obter o estado ótimo, e também, como lidar com a quantidade de dados proporcionados pelas PMUs. A inclusão das PMUs no processo de estimação de estados aumenta o tamanho das matrizes e vetores utilizados, e por serem muito precisas, a inclusão provoca mau condicionamento da matriz ganho. Em comparação às medidas convencionais, as PMUs apresentam taxa de amostragem duas ordens mais alta. Portanto, o sistema deve ter condições de escolher quais dados fornecidos pelas PMUs são relevantes, além de saber lidar com a falta de sincronia entre as PMUs e os dados obtidos convencionalmente. E ainda, não é possível que o sistema seja totalmente observável apenas com o uso de PMUs, pois tornaria o processo de medição muito caro e pouco viável. Assim, se faz necessário no processo de estimação de estados o uso de PMUs combinado às medidas tradicionais obtidas do SCADA, mas é possível que num futuro próximo o uso de apenas PMUs no sistema seja viável.

Em (COELHO, 2012) aborda-se as metodologias de inclusão das PMUs encontradas na literatura, e as divide em três categorias: métodos que associam PMUs a programas de estimação de estados já existentes; aqueles que incorporam informações do SCADA e PMUs na estimação de estados, e por fim, que utilizam as PMUs como única fonte de dados para o estimador.

Nos métodos que associam PMUs a programas de estimação de estados já existentes, as informações das PMUs são inseridas em um módulo a parte.

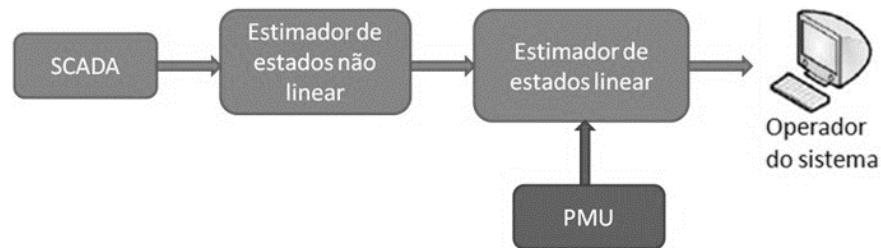


Figura 3 - PMUs inseridas no EE a partir de um módulo a parte

Fonte – COELHO, 2012.

A Figura 3 exemplifica o funcionamento do estimador de estados com as PMUs inseridas em um módulo a parte. Dessa forma, entende-se que na saída do EE não linear aloca-se um EE linear que processa as informações do estimador existente e das PMUs, e as transmite ao operador do sistema. Assim, entende-se que é interessante utilizar esse método quando se tem disponível um estimador de estados que não é capaz de processar as informações provenientes das PMUs, tornando as informações finais estimadas ainda mais confiáveis e precisas.

Em métodos que incorporam informações do SCADA e PMUs na estimação de estados são necessários uma maior quantidade de investimentos correspondente aos pacotes computacionais capazes de processar tais informações conforme ilustrado.

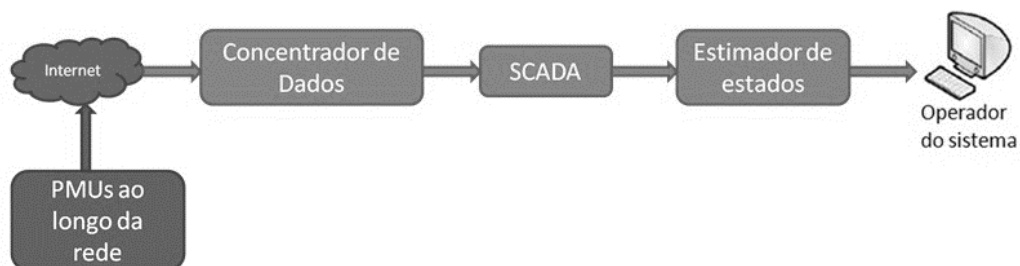


Figura 4 - EE capaz de incorporar dados do SCADA e das PMUs

Fonte – COELHO, 2012.

Assim, as medidas provenientes das PMUs alocadas ao longo da rede são processadas e enviadas ao concentrador de dados. Em seguida, são enviadas pelo SCADA e em seguida enviadas e processadas pelo estimador de estados. Esse

estimador de estados deve ser capaz de processar os dados de medidas fasoriais e medidas convencionais. Dessa forma, entende-se que esse método é indicado no desenvolvimento de novos pacotes computacionais, para ser capaz de processar os dois tipos de medidas provenientes do sistema, a fim de fornecer o melhor estado da rede. Para métodos que utilizam as PMUs como única fonte de dados para o estimador, entende-se que tal melhoria aumenta a velocidade de processamento do estimador de estados, além de simplificar todo o processo, já que o torna linear. Observa-se o fluxograma na Figura 5.

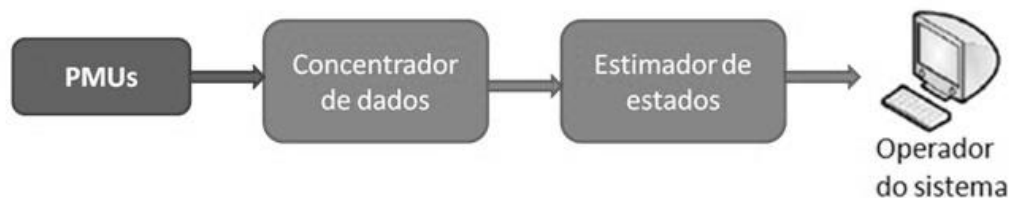


Figura 5 - PMUs como fonte única de dados

Fonte – COELHO, 2012.

O estimador de estados utilizando apenas PMUs apresentaria um processamento de dados mais veloz, o que possibilitaria uma rápida tomada de decisão pelo operador do sistema, além de tornar o sistema ainda mais confiável. Porém, o uso exclusivo de PMUs descarta o atual plano de medição existente fornecido pelos medidores convencionais. Assim, não se descarta o método, mas entende-se que seu uso torna-se viável num futuro mais distante, a partir da adequação dos medidores e da rede.

A seguir, abordam-se as formulações possíveis para as duas formas de incorporação de PMUs na estimação de estados.

3.4.1 Formulação do EE com incorporação simultânea de PMUs

Como já mencionado anteriormente, um estimador de estados que incorpora ao mesmo tempo medidas convencionais e medidas providas das PMUs exige mudanças no pacote computacional existente, de forma que a matriz Jacobiana seja capaz de processar os novos termos, além de um novo vetor de resíduos.

Segundo (GÓMEZ-EXPÓSITO *et al.*, 2011), dependendo da quantidade de dados provindos de PMUs a serem utilizados no estimador, é preferível utilizar o modelo polar ou retangular.

- Polar

Caso o sistema apresente apenas fasores de tensão, é preferível utilizar o modelo com coordenadas polares. Isso porque nessa situação exigem-se menos modificações e adaptações nos estimadores já existentes.

- Retangular

No futuro, quando as medidas de PMUs substituïrem as medidas convencionais, o modelo retangular será preferido. Nessa situação, o modelo resultante o estimador torna-se totalmente linear, fazendo com que o problema seja mais facilmente resolvido.

3.4.2 Formulação do EE com incorporação sequencial de PMUs

Nessa situação, primeiramente, as medidas convencionais são processadas, e então um novo estimador é desenvolvido, buscando incorporar as medidas fornecidas pelas PMUs às estimativas iniciais obtidas. Porém, é necessário transformar as medidas de coordenadas polares para retangulares.

Segundo (GÓMEZ-EXPÓSITO *et al.*, 2011), nessa formulação são necessários três estágios:

- 1° estágio

Num primeiro instante, o sistema deve ser observável considerando apenas as medidas convencionais. Dessa forma, o problema convencional não-linear da estimação de estados deve ser resolvido. Como subproduto, obtêm-se:

$$\text{cov}(\hat{x}) = G^{-1} \quad (3.9)$$

- 2° estágio

Então, o \hat{x} deve ser transformado em coordenadas retangulares, sendo que:

$$\hat{x}_r = f(\hat{x}) \quad (3.10)$$

Onde as funções não-lineares $f(\cdot)$ são representadas pelas equações:

$$\hat{V}_{Re} = \hat{V} \cos \hat{\theta} \quad (3.11)$$

$$\hat{V}_{Im} = \hat{V} \sin \hat{\theta} \quad (3.12)$$

A covariância de \hat{x}_r é obtida por:

$$cov(\hat{x}_r) = \hat{F} \cdot cov(\hat{x}) \cdot \hat{F}^T \quad (3.13)$$

Onde \hat{F} é a matriz Jacobiana de $f(\cdot)$ calculada para \hat{x} e é uma matriz diagonal 2x2.

- 3º estágio

Finalmente, o modelo linear de medidas obtido através das medidas providas das PMUs e dos dados estimados \hat{x}_r é definido por:

$$\hat{x}_r = x_r + \varepsilon_x \quad (3.14)$$

$$z_{V_r} = K x_r + \varepsilon_V \quad (3.15)$$

$$z_{I_r} = Y_r x_r + \varepsilon_I \quad (3.16)$$

Onde as covariâncias ε_V e ε_I são dadas por uma matriz diagonal.

E finalmente, o estado \hat{x} é dado por:

$$\begin{bmatrix} I \\ K_x \\ Y_r \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} W_x & 0 & 0 \\ 0 & W_V & 0 \\ 0 & 0 & W_I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ K_x \\ Y_r \end{bmatrix} \hat{x} = \begin{bmatrix} I \\ K_x \\ Y_r \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} W_x & 0 & 0 \\ 0 & W_V & 0 \\ 0 & 0 & W_I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{x}_r \\ z_{V_r} \\ z_{I_r} \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

Sendo que as matrizes W_x , W_V e W_I são as matrizes de ponderação, e são dadas pelo inverso das covariâncias correspondentes.

Essa formulação permite o uso de estimadores já existentes, permitindo que o pacote computacional apenas se adapte. E ainda, o sistema linear obtido para a resolução do problema no 3º estágio fornece uma solução não iterativa, evitando-se divergência do processo na busca pela solução do problema na presença de dados errôneos.

3.7. CONCLUSÃO

Neste capítulo discutiram-se as particularidades relacionadas ao sistema de distribuição, de modo que a necessidade da estimação de estados nesse setor seja suprida levando em conta duas vertentes: a adaptação de métodos existentes e consolidados para sistemas de transmissão ou o desenvolvimento de novos métodos levando em consideração a técnicas desenvolvidas especificamente para sistemas de distribuição baseados em varredura, como o Método de Soma das Correntes. Da mesma forma, apresentaram-se particularidades do sistema como o uso de medidas de corrente e o uso de unidades de medição fasorial, mostrando novos métodos que sejam capazes de incorporar tais características de forma que forneça o ponto de operação da rede de forma satisfatória.

4. ESTIMADOR DE ESTADOS DESACOPLADO PARA SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO

4.1. INTRODUÇÃO

Conforme discutido nos capítulos anteriores, a evolução dos sistemas de distribuição é uma realidade atual e tende a se consolidar no futuro. No entanto, os métodos atualmente consolidados não são capazes de processar tal evolução de forma satisfatória. Além disso, mesmo que haja uma tendência para que as características dos sistemas de distribuição se aproximem às do sistema de transmissão no que diz respeito à presença de geração (rede ativa) e a topologia (características mais malhada), os novos métodos de estimação de estados devem ser capazes de lidar com particularidades “fixas” dos sistemas de distribuição como a baixa relação X/R e os baixos níveis de tensão.

Vislumbra-se, portanto, duas vertentes dos métodos que atendam essas características dos sistemas de distribuição emergentes. A primeira seria a adaptação dos métodos de estimação de estados baseados em varredura, para que sejam capazes de lidar com a inserção de Geração Distribuída e mudanças previstas de topologia.

Alternativamente, pode-se optar pela exploração dos métodos tradicionais de estimação de estados desenvolvidos para os sistemas de transmissão. Nesse caso, surge a necessidade de desenvolvimento de novas técnicas e metodologias capazes de adequar esses métodos à baixa relação X/R e os baixos níveis de tensão.

Nesse trabalho, optou-se pela segunda alternativa mencionada acima. Na estimação de estados, método desacoplado rápido apresenta uma melhor velocidade do processo de convergência em relação aos outros métodos, o que é importante quando se trata da operação em tempo real. Os sistemas de distribuição apresentam uma grande quantidade de nós, e por isso, o uso de matrizes constantes torna-se uma vantagem. Dentre as vantagens, o método desacoplado rápido apresenta como desvantagem o problema de convergência quando se aplicam sistemas com baixa relação X/R, que é o caso dos sistemas de distribuição. Neste capítulo, apresenta-se a

técnica de normalização complexa, que tem como objetivo adequar a relação X/R dos sistemas de distribuição, e elevá-los a valores semelhantes aos de sistemas de transmissão. A metodologia proposta neste trabalho baseia-se no método desacoplado rápido de estimação de estados e na aplicação da técnica de normalização complexa por unidade.

Nesse sentido, este capítulo descreve o método desacoplado rápido de estimação de estados e a aplicação de metodologia de normalização complexa por unidade (cpu) para estudos de estimação de estados.

4.2. EVOLUÇÃO DO SISTEMA DE DISTRIBUIÇÃO

Atualmente, o estimador de estados é uma ferramenta bem consolidada para sistemas de transmissão. Porém, conforme já mencionado neste trabalho, há uma constante evolução no sistema elétrico de potência, dentre as quais se destaca aqui a mudança na filosofia de operação, com um maior impacto no sistema de distribuição. Até aqui, o sistema de distribuição, que pode ser tomado como tradicional, possui características bem definidas. Define-se o sistema como uma rede passiva e radial (com apenas um alimentador e sem Geração Distribuída), com baixa quantidade de medidas disponíveis para o operador (sendo maior parte dessas, medidas de magnitude de corrente ou pseudomedidas), em baixa tensão e com baixa relação X/R. Sendo assim, entende-se que para sistemas de distribuição, a simplicidade de operação e a topologia até então, além da escassez de unidades de medição, tornavam desnecessária e inviável a utilização do estimador de estados.

As evoluções atuais do setor elétrico tal como a automatização dos sistemas de distribuição, acelerado pelo advento das redes inteligentes, necessidades como monitoração e controle estão tornando-se parte da filosofia de operação desse sistema. Além disso, o sistema de distribuição deverá ser o setor mais impactado pelo surgimento das tecnologias das redes inteligentes, que devem impulsionar topologias mais malhadas, que permitam usufruir de recursos de Geração Distribuída, além de oferecer maior confiabilidade à rede (BARAN; MCDERMOTT, 2009; DURCE; LOURENÇO; TORTELLI, 2011).

Estudos relacionados à adequação de ferramentas de análise de fluxo de potência baseadas nos métodos de Newton-Raphson e suas vertentes desacopladas, antes exclusivas para sistemas de transmissão, foram propostos para sistemas de distribuição em trabalhos recentes (LOURENÇO, LODDI e TORTELLI, 2010) e (DURCE et al., 2011). Nesses trabalhos, introduziu-se o conceito de normalização complexa por unidade (cpu), capaz de adequar os baixos níveis de relação X/R de sistemas de distribuição através da escolha de um ângulo adequado de base, elevando o seu valor para níveis equivalentes aqueles encontrados na transmissão. Assim, pretende-se avaliar e adaptar essa nova técnica de normalização complexa por unidade (cpu) para aplicações nos estudos de EED, com o qual espera-se minimizar ou até mesmo eliminar os problemas numéricos advindos das baixas relações X/R , a exemplo do que foi proposto naqueles trabalhos com relação ao problema de fluxo de potência.

Para o futuro do sistema de distribuição, acredita-se que a sua evolução solucionará muitos problemas existentes hoje na operação desses sistemas, porém outros problemas poderão surgir. Com a possibilidade de uma topologia malhada, além do aumento da confiabilidade, a proximidade da topologia de sistemas de transmissão pode permitir uma melhor adaptação aos métodos já existentes e consolidados na literatura. Já o uso de PMUs e IED (Intelligent Electronic Devices) ocasionado pelo impulso das redes inteligentes provocará um aumento além do necessário na quantidade de medidas disponíveis, e assim, será necessário saber lidar com essa grande quantidade de informação. Porém, entende-se que a baixa relação X/R , que é um fator característico das redes de distribuição, se manterá. Assim, é importante que os métodos relacionados à estimação de estados sejam capazes de incorporar as constantes evoluções ocorridas no sistema. Mas, além disso, que seja possível incorporar técnicas à estimação que solucionem os problemas característicos desse sistema.

Dessa forma, apresentam-se os métodos desacoplados de estimação de estados e a normalização complexa por unidade, e, através da combinação das técnicas, busca-se minimizar o problema da baixa relação X/R dos sistemas de distribuição, e, ao mesmo tempo, atender a evolução desses sistemas, permitindo o uso de métodos já consolidados na literatura.

4.3. ESTIMADOR DE ESTADOS DESACOPLADO RÁPIDO VIA NORMALIZAÇÃO COMPLEXA

No capítulo 2 já foram apresentados os métodos desacoplados, mas nesta seção pretende-se apresentar uma vertente do método utilizada na metodologia deste trabalho.

4.3.1. Estimador de Estados Desacoplado Rápido

O princípio do desacoplamento rápido foi desenvolvido para uso na estimação de estados por (HORISBERGER; RICHARD; ROSSIER, 1976). Nessa proposta as aproximações são introduzidas no lado direito da equação normal, discutida no Capítulo 2. Assim, os estimadores desacoplados introduzem uma aproximação na matriz Jacobiana, e não somente na matriz ganho. O desempenho do método é comparável com o fluxo de potência desacoplado rápido. Em (ASCHMONEIT et al., 1976), (GARCIA; MONTICELLI; ABREU, 1979) e (ALLEMONG; RADU; SASSON, 1982) mostrou-se que o ponto chave para o sucesso do estimador desacoplado rápido é a introdução das mesmas aproximações dos dois lados da equação normal (MONTICELLI, 2000).

Na formulação desacoplada rápida do problema de estimação de estados, as equações das medidas são divididas em duas partes:

- Medidas de potência ativa (denotadas pelo subscrito P): medidas de injeção de potência ativa nas barras e medidas de fluxo de potência ativo nos ramos.
- Medidas de potência reativa (denotadas pelo subscrito Q): medidas de injeção de potência reativa nas barras, medidas de fluxo de potência reativo nos ramos e medidas de magnitude de tensão nas barras.

É importante ressaltar que as medidas de corrente não são incluídas em nenhum dos grupos de medidas, pois não podem ser associadas a nenhum subproblema, ou seja, não podem ser utilizadas diretamente na formulação desacoplada.

Conforme já apresentado neste trabalho, as matrizes de covariância e a matriz Jacobiana são dadas pelas equações (4.1) e (4.2), respectivamente, reproduzidas a seguir:

$$R = \begin{bmatrix} R_P & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & R_Q \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

$$H(V, \theta) = \begin{bmatrix} H_{P\theta} & H_{PV} \\ H_{Q\theta} & H_{QV} \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

Já o vetor de medidas é dado por:

$$z = \begin{bmatrix} z_P \\ z_Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t \\ p \\ u \\ q \\ V \end{bmatrix}$$

onde:

t é o vetor de medida de fluxo de potência ativa; p é o vetor de medida de injeção de potência ativa; u é o vetor de medida de fluxo de potência reativa; q é o vetor de medida de injeção de potência reativa e V é o vetor de magnitude de tensão nas barras.

O algoritmo do estimador de estados desacoplado rápido utilizado neste trabalho considera as seguintes aproximações (ABUR; GÓMEZ-EXPÓSITO, 2004):

- partida plana ($V_i = 1$ pu e $\Theta = 0^\circ$ para todas as barras);
- ignoram-se os elementos fora da diagonal na matriz de medidas Jacobiana (H_{PV} e $H_{Q\theta}$) e calculam-se os elementos da matriz ganho G com essa aproximação. Isso elimina os blocos da matriz ganho G que estão fora da diagonal, mantendo a matriz constante e desacoplada, conforme a matriz obtida com partida plana:

$$G = \begin{bmatrix} G_{P\theta} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & G_{QV} \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

onde:

$$G_{P\theta} = H_{P\theta}^t R_P^{-1} H_{P\theta} \text{ e } G_{QV} = H_{QV}^t R_Q^{-1} H_{QV}$$

- Consideram-se as mesmas aproximações para a matriz de medidas Jacobiana H quando se calcula o lado direito da equação:

$$T = \begin{bmatrix} H_{P\theta}^T R_P^{-1} \Delta z'_P \\ H_{QV}^T R_Q^{-1} \Delta z'_Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_P \\ T_Q \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

onde:

$$\Delta z'_P = \frac{\Delta z_P}{V};$$

$$\Delta z'_Q = \frac{\Delta z_Q}{V};$$

$$\Delta z_P = z_P - h_P(\hat{x});$$

$$\Delta z_Q = z_Q - h_Q(\hat{x});$$

Assim, o processo iterativo se dá até que o critério de convergência seja atingido, ou seja, $\max|\Delta\theta| < \varepsilon$ e $\max|\Delta V| < \varepsilon$, sendo $\Delta\theta = G_{P\theta}^{-1} * T_P$ e $\Delta V = G_{QV}^{-1} * T_Q$.

Existem formulações que desconsideram as resistências série nas matrizes H_{PV} e $H_{Q\theta}$, o que fornece as versões do método conhecidos como BX e XB, tal como as formulações apresentadas em (MONTICELLI; GARCIA, 1990). Porém, para este trabalho, utilizou-se o estimador de estados desacoplado rápido que considera as resistências série do sistema, buscando lidar com todas as características específicas dos sistemas de distribuição.

Considera-se o sistema descrito pela equação (4.5) para os Métodos BX e XB Estendidos, onde para o índice 0 consideram-se as matrizes computadas na partida plana e para o índice k consideram-se as matrizes computadas na k-ésima iteração:

$$\begin{bmatrix} H_{P\theta}^0 & H_{PV}^k \\ H_{Q\theta}^k & H_{QV}^0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\theta^k \\ \Delta V^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta z_P^k \\ \Delta z_Q^k \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

Sendo assim, apresentam-se os modelos do estimador desacoplado rápido (MONTICELLI, 1999):

- Método BX Estendido

Considera-se a k-ésima iteração para a equação (84). Assim, as iterações do método de Gauss-Newton são realizadas considerando uma matriz Jacobiana aproximada, e as submatrizes $H_{P\theta}$ e H_{QV} consideradas para um perfil plano de tensões ($V_i = 1$ pu e $\theta = 0^\circ$ para todas as barras). O problema para o sistema transformado a ser resolvido é descrito pela equação (4.7).

$$\begin{bmatrix} H_{P\theta}^0 & H_{PV}^k \\ \mathbf{0} & \tilde{H}_{QV}^k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\theta^k \\ \Delta V^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta z_P^k \\ \Delta \tilde{z}_Q^k \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

onde:

$$\tilde{H}_{QV}^k = H_{QV}^0 - H_{Q\delta}^k H_{P\delta}^l H_{PV}^k \text{ e } \tilde{z}_Q^k = z_Q^k - H_{Q\delta}^k H_{P\delta}^l z_P^k$$

A pseudo-inversa $H_{P\delta}^l = \left((H_{P\delta}^0)^T H_{P\delta}^0 \right)^{-1} (H_{P\delta}^0)^T$ e as submatrizes Jacobianas $H_{Q\theta}^k$ e H_{PV}^k que aparecem na expressão para \tilde{H}_{QV}^k são computadas na partida plana.

O algoritmo de iteração dessa formulação pode ser encontrado em (MONTICELLI, 1999).

- Método XB Estendido

Da mesma forma que ao método anterior, considera-se a k-ésima iteração para a equação (4.5). O problema a ser resolvido é descrito pela equação (4.8).

$$\begin{bmatrix} \tilde{H}_{P\theta}^k & \mathbf{0} \\ H_{Q\theta}^k & H_{QV}^k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\theta^k \\ \Delta V^k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta \tilde{z}_P^k \\ \Delta z_Q^k \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

onde:

$$\tilde{H}_{P\theta}^k = H_{P\theta}^0 - H_{PV}^k H_{QV}^l H_{Q\theta}^k \text{ e } \tilde{z}_P^k = z_P^k - H_{PV}^k H_{QV}^l z_Q^k$$

A pseudo-inversa $H_{QV}^l = \left((H_{QV}^0)^T H_{QV}^0 \right)^{-1} (H_{QV}^0)^T$ e as submatrizes Jacobianas H_{PV}^k e $H_{Q\theta}^k$ que aparecem na expressão para $\tilde{H}_{P\theta}^k$ são computadas na partida plana.

O algoritmo de iteração dessa formulação também pode ser encontrado em (MONTICELLI, 1999). Explorando o desacoplamento P θ -QV e utilizando matrizes constantes, o estimador de estados desacoplado rápido tem como característica a rapidez no seu desempenho. Tal característica valoriza o uso da formulação, pois além da necessidade de uma ferramenta que apresente a solução de forma rápida e eficaz para utilização na operação em tempo real, os sistemas de distribuição apresentam grande quantidade de nós, e a adoção de matrizes constantes evita que o algoritmo lide com matrizes de grande dimensão a cada iteração. Porém, conforme mencionado em (MONTICELLI; GARCIA. 1990), a baixa relação X/R ainda é um problema quando se aplica o estimador de estados desacoplado rápido em sistemas de distribuição. Para contornar esse problema, propõe-se nesse trabalho que a normalização complexa por unidade, proposta para estudos de fluxo de potência, seja estendida para o problema de estimação de estados. A adaptação dessa técnica para estimação de estados é descrita na próxima seção.

4.4 NORMALIZAÇÃO COMPLEXA POR UNIDADE (CPU)

A partir das necessidades de adaptação às mudanças ocorridas no sistema elétrico de potência, em (GARCIA; MONTICELLI, 1984) apresenta-se a técnica de rotação de eixos, que permite uma adequação dos valores de admitâncias e potências, a fim de obter valores diferentes dos originais para a relação X/R. Assim, a partir dessa técnica, desenvolveu-se em (LOURENÇO; LODDI; TORTELLI, 2010) e em (DURCE; LOURENÇO; TORTELLI, 2011) a Normalização Complexa por Unidade (cpu), e analisou-se o uso da técnica no Fluxo de Potência de sistemas interligados de transmissão e distribuição (T&D). Através do uso de uma base de potência complexa associada à escolha de um ângulo de base apropriado, ajustam-se as relações X/R das redes de distribuição, tornando seus valores semelhantes às relações X/R para redes de transmissão, permitindo assim, que as técnicas de Fluxo de Potência consolidadas para sistemas de transmissão possam ser aplicadas com sucesso nos sistemas de distribuição.

A técnica está baseada na adoção de um ângulo de base de potência complexa, ou seja:

$$\dot{S}_{k_{base}} = |\dot{S}_{k_{base}}| e^{-j\phi_{base}} \quad (4.9)$$

sendo ϕ_{base} o ângulo de base.

A técnica conhecida por rotação automática dos eixos foi sugerida por (GARCIA; MONTICELLI, 1984), resultando no cálculo de apenas um ângulo de rotação. O ângulo é calculado pela média dos ângulos individuais de cada ramo do sistema, resultado da aplicação da técnica dos mínimos quadráticos e da condição de otimalidade (GOMES, 2006):

$$\phi_{base} = \frac{\sum \left(90^\circ - \text{tg}^{-1} \left(\frac{x_{km}}{r_{km}} \right) \right)}{N_l} \quad (4.10)$$

onde x_{km} e r_{km} são a reatância e a resistência séries dos ramos, respectivamente, e N_l é o total de linhas.

Já as bases de tensão do sistema seguem a normalização convencional e são mantidas reais:

$$\dot{V}_{base} = |\dot{V}_{base}| e^{-j0} = V_{base} \quad (4.11)$$

A partir de (4.9) e (4.11), obtém-se a impedância base:

$$\dot{Z}_{base} = \frac{V_{base}}{\dot{S}_{k_{base}}^*} = |\dot{Z}_{base}| e^{-j\phi_{base}} \quad (4.12)$$

Em (4.12) verifica-se que a impedância de base na normalização complexa é dada pela relação entre a impedância original e a impedância de base. Observa-se a influência da fase da impedância original no ângulo de fase. Porém a magnitude permanece a mesma em relação à normalização em pu:

$$\dot{Z}_{cpu} = \frac{R_{\Omega} + jX_{\Omega}}{\dot{Z}_{base}} = \frac{|\dot{Z}_{\Omega}|e^{j\theta}}{|\dot{Z}_{base}|e^{-j\phi_{base}}} = |\dot{Z}_{pu}|e^{j(\theta + \phi_{base})} \quad (4.13)$$

sendo θ o ângulo de fase original da impedância.

De (4.13), entende-se que:

$$R_{cpu} = |\dot{Z}_{pu}| \cos(\theta + \phi_{base}) \quad (4.14)$$

$$X_{cpu} = |\dot{Z}_{pu}| \text{sen}(\theta + \phi_{base}) \quad (4.15)$$

Através da relação entre as equações (4.14) e (4.15) chega-se à relação X/R:

$$\frac{X_{cpu}}{R_{cpu}} = \text{tg}(\theta + \phi_{base}) \quad (4.16)$$

A Figura 6 ilustra a aplicação da cpu em um ramo com baixa relação X/R.

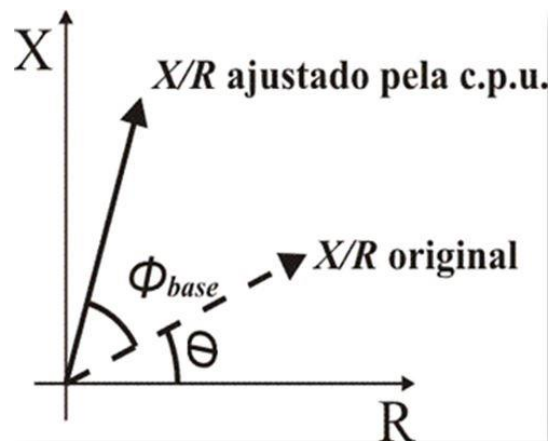


Figura 6 - Aplicação da normalização complexa por unidade

Fonte – DURCE et al., 2011.

A partir da normalização apresentada, obtêm-se novos valores para as impedâncias do sistema (R_{CPU} e X_{CPU}) e, conseqüentemente, novos parâmetros para a rede elétrica. Para que o estado original da rede seja mantido, as injeções de potência

ativa e reativa também devem ser normalizadas com a base complexa de potência, ou seja:

$$\dot{S}_{kcpu} = \frac{|\dot{S}_{kVA}|e^{j\theta_k}}{|\dot{S}_{kbase}|e^{-j\phi_{base}}} = |\dot{S}_{kpu}| e^{j(\theta_k + \phi_{base})} \quad (4.17)$$

$$\dot{S}_{kcpu} = (P_{kpu} + jQ_{kpu})e^{j\phi_{base}} \quad (4.18)$$

Conseqüentemente, as injeções de potência ativa e reativa também sofrem alterações e são dadas por:

$$P_{kcpu} = \frac{P_{kW}}{S_{kbase}} = |\dot{S}_{kpu}| \cos(\theta_k + \phi_{base}) \quad (4.19)$$

$$Q_{kcpu} = \frac{Q_{kVar}}{S_{kbase}} = |\dot{S}_{kpu}| \sin(\theta_k + \phi_{base}) \quad (4.20)$$

sendo θ_k o ângulo de fase original da potência complexa.

Para o fluxo de potência complexa a partir da normalização tem-se:

$$\dot{S}_{kmcu} = \frac{|\dot{S}_{kmVA}|e^{j\theta_{km}}}{|\dot{S}_{kmbase}|e^{-j\phi_{base}}} = |\dot{S}_{kmpu}| e^{j(\theta_{km} + \phi_{base})} \quad (4.21)$$

$$\dot{S}_{kmcu} = (P_{kmpu} + jQ_{kmpu})e^{j\phi_{base}} \quad (4.22)$$

Os fluxos de potência ativa e reativa são dados por:

$$P_{kmcu} = \frac{P_{kmW}}{S_{kmbase}} = |\dot{S}_{kmpu}| \cos(\theta_{km} + \phi_{base}) \quad (4.23)$$

$$Q_{kmcu} = \frac{Q_{kmVar}}{S_{kmbase}} = |\dot{S}_{kmpu}| \sin(\theta_{km} + \phi_{base}) \quad (4.24)$$

sendo θ_{km} o ângulo de fase original da potência complexa.

Já a base de corrente complexa pode ser descrita por:

$$\dot{I}_{base} = \frac{V_{base}}{|Z_{base}|e^{-j\theta_{base}}} = |\dot{I}_{base}|e^{j\theta_{base}} \quad (4.25)$$

Assim, obtém-se que:

$$\dot{I}_{cpu} = \frac{|\dot{I}_A|e^{j\beta}}{|\dot{I}_{base}|e^{-j\theta_{base}}} = |\dot{I}_{pu}|e^{j(\beta+\theta_{base})} \quad (4.26)$$

sendo β o ângulo de fase original da corrente.

A partir da equação (4.25), observa-se que como \dot{I}_{base} tem o mesmo ângulo de base de \dot{S}_{k-base} , porém de sentido oposto, garante-se um valor real para a base de tensão, mantendo o estado do sistema original. Isto pode ser verificado a partir da aplicação das equações (4.9) e (4.25) em $\dot{S} = \dot{V} \dot{I}^*$, resultando em:

$$\dot{S}_{kbase} = \dot{V}_{base} \dot{I}_{base}^* \quad (4.27)$$

$$|\dot{S}_{kbase}|e^{-j\theta_{base}} = V_{base} |\dot{I}_{base}|e^{-j\theta_{base}} \quad (4.28)$$

$$V_{base} = \frac{|\dot{I}_{base}|e^{-j\theta_{base}}}{|\dot{S}_{kbase}|e^{-j\theta_{base}}} \quad (4.29)$$

$$V_{base} = \frac{I_{base}}{S_{base}} \quad (4.30)$$

Então, conclui-se que a aplicação da cpu em uma rede implica em valores de tensões complexas das barras idênticos aos valores resultantes do emprego da normalização convencional (pu), ou seja, o estado do sistema encontrado por ambas as normalizações são equivalentes:

$$V_{cpu} \equiv V_{pu} \quad (4.31)$$

$$\theta_{cpu} \equiv \theta_{pu} \quad (4.32)$$

4.5 MEDIDAS COM NORMALIZAÇÃO COMPLEXA POR UNIDADE

Considerando a aplicação da normalização complexa para estudos de estimação de estados, é necessário que as medidas também sejam transformadas através da normalização complexa por unidade.

O vetor de medidas é definido por:

$$z_{cpu} = \begin{bmatrix} Z_{P_{cpu}} \\ Z_{Q_{cpu}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{cpu} \\ p_{cpu} \\ u_{cpu} \\ q_{cpu} \\ v_{cpu} \end{bmatrix}$$

onde:

t_{cpu} é o vetor de medidas de fluxo de potência ativa após a normalização complexa; p_{cpu} é o vetor de medidas de injeção de potência ativa após a normalização complexa; u_{cpu} é o vetor de medidas de fluxo de potência reativa após a normalização complexa; q_{cpu} é o vetor de medidas de injeção de potência reativa e v_{cpu} é o vetor de medidas de magnitude de tensão nas barras após a normalização complexa;

Tem-se ainda que:

$$z_P = \begin{bmatrix} t_{cpu} \\ p_{cpu} \end{bmatrix};$$

$$z_Q = \begin{bmatrix} u_{cpu} \\ q_{cpu} \\ v_{cpu} \end{bmatrix}.$$

A aplicação da normalização complexa às medidas de fluxo resulta em:

$$t_{cpu} = t_{pu} \cos \phi_{base} - u_{pu} \sin \phi_{base} \quad (4.33)$$

$$u_{cpu} = u_{pu} \cos \phi_{base} + t_{pu} \sin \phi_{base} \quad (4.34)$$

Sendo que a equação (4.33) corresponde à transformação da medida de fluxo de potência ativo e a equação (4.34) corresponde à transformação da medida de fluxo de potência reativo.

Já para as medidas de injeções de potência ativa e reativa, a transformação é dada pelas equações (4.35) e (4.36), respectivamente.

$$p_{cpu} = p_{pu} \cos \phi_{base} - q_{pu} \sin \phi_{base} \quad (4.35)$$

$$q_{cpu} = q_{pu} \cos \phi_{base} + p_{pu} \sin \phi_{base} \quad (4.36)$$

A medida de magnitude de tensão pela normalização complexa é a mesma daquela obtida com a normalização convencional, uma vez que a base de tensão é mantida real na normalização complexa por unidade, ou seja:

$$v_{cpu} = v_{pu} \quad (4.37)$$

4.6 RELAÇÃO X/R NORMALIZADA

Buscando realizar a comparação entre a relação X/R obtida antes e depois da normalização complexa por unidade, e assim, comprovar sua efetividade, utilizou-se neste trabalho duas formas de calcular a relação X/R do sistema analisado. Dessa forma, pretende-se mostrar que após a normalização dos dados, a relação X/R de um sistema de distribuição é elevada a valores semelhantes aos de sistemas de transmissão. É importante ressaltar que tais valores não possuem significado físico, e dessa forma, os valores obtidos servem apenas para comparação.

- Relação X/R considerando os parâmetros normalizados do sistema

Observa-se a equação (4.38):

$$\frac{X}{R_{total-parâmetros}} = \frac{\sum X}{\sum R} \quad (4.38)$$

A equação (4.38) mostra que a relação X/R total utilizada para comparação é calculada através da soma de todas as reatâncias dos ramos dividida pela soma de todas as resistências dos ramos do sistema analisado.

- Relação X/R considerando a quantidade de ramos do sistema

Observa-se a equação (4.39):

$$\frac{X}{R_{total-ramos}} = \frac{\sum\left(\frac{X}{R}\right)}{nR} \quad (4.39)$$

A equação (4.39) mostra que a relação X/R é calculada através da soma de todas as relações X/R de cada ramo dividida pela quantidade de ramos do sistema.

4.7 FLUXOGRAMA DA METODOLOGIA PROPOSTA

Com o objetivo de obter os estados dos sistemas de distribuição, opta-se pela normalização dos parâmetros do sistema, assim como das medidas envolvidas no processo de estimação, e após isso, os valores passam a ser expressos em pu ou cpu. Assim, apresenta-se na Figura 7 o fluxograma que envolve o processo de estimação de estados proposto.

Observa-se no algoritmo a possibilidade de optar pela normalização convencional, pu, ou pela normalização complexa, cpu. A ideia é permitir a avaliação do desempenho do estimador com cada uma das alternativas, independentemente se a relação X/R do sistema analisado é baixa ou não.

A partir da normalização, aplicam-se as medidas ao estimador de estados desacoplado rápido e se dá o processo de estimação até que o critério de convergência seja alcançado ($max|\Delta x| < \varepsilon$). Caso o estimador de estados não obtenha resultado mesmo depois da normalização de dados (pu ou cpu), opta-se por uma ferramenta para análise de fluxo de potência, buscando validar e comparar os estados (caso sejam obtidos com alguma das normalizações). É importante ressaltar que a ferramenta de normalização complexa por unidade pode ser acoplada a um pacote computacional já existente, isto é, se o operador já possui um estimador de estados, apenas utiliza-se a normalização complexa para a normalização dos dados.

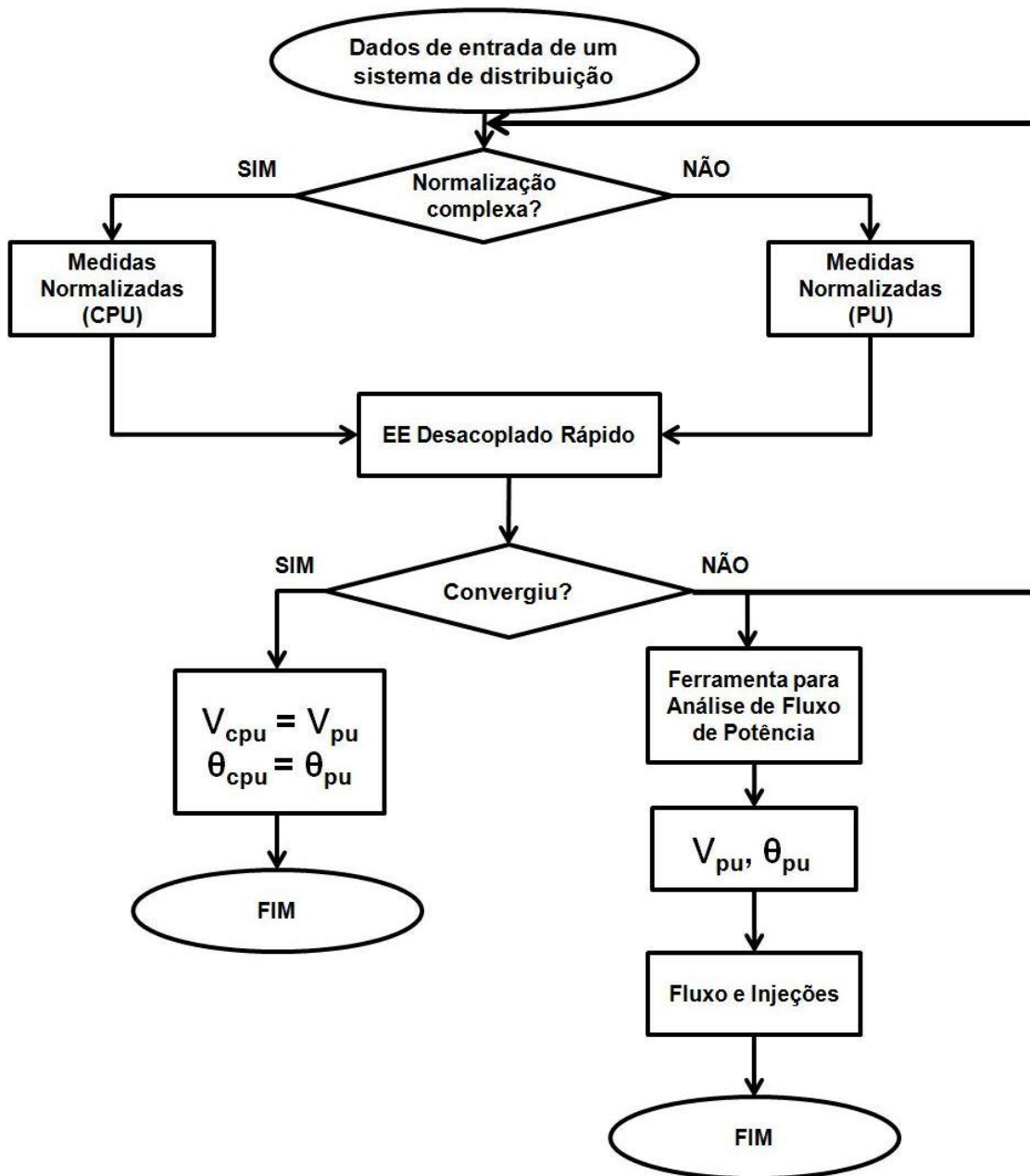


Figura 7 – Fluxograma do processo de estimação de estados através da metodologia proposta

Alcançada a convergência, obtêm-se os estados normalizados para todas as barras (V_{pu}, θ_{pu}) do sistema de distribuição e a partir disso, é possível ter outras informações sobre o sistema analisado como os fluxos e injeções de potência. Ao final do processo, faz-se possível a comparação entre os estados obtidos a partir da normalização complexa por unidade e os estados obtidos a partir da normalização convencional por unidade.

4.8 CONCLUSÕES

Neste capítulo apresentou-se a metodologia a ser utilizada no trabalho. Com a metodologia proposta pretende-se utilizar um método de estimação de estados já consolidado na literatura (Método Desacoplado Rápido) em conjunto com a normalização complexa por unidade, técnica recentemente desenvolvida e que já obteve sua efetividade comprovada em sistemas de distribuição, porém, na análise de fluxo de potência. Assim, a partir da aplicação de tal metodologia, busca-se que particularidades do sistema tal como a baixa relação X/R seja superada, a fim de obter o estado de operação do sistema de forma satisfatória.

A normalização complexa por unidade pode ser incorporada a um novo estimador de estados a partir do desenvolvimento de um novo pacote computacional. Assim, realiza-se o desenvolvimento de um programa específico que leve em consideração o uso dos dados originais e normalizados, evitando a necessidade da aplicação de normalização inversa para a obtenção das grandezas relativas aos fluxos de potência nos ramos e injeções nas barras. Mas também, destaca-se que a normalização complexa por unidade pode ser aplicada a pacotes computacionais já existentes. Dessa forma, não se faz necessário adaptar pacotes existentes para o uso da técnica, e da mesma forma, o seu desempenho é satisfatório para sistemas de distribuição. Nesse caso, existe a necessidade da aplicação da normalização inversa.

5 RESULTADOS

5.1 INTRODUÇÃO

O estimador de estados proposto no Capítulo 4 foi implementado em MATLAB, considerando o modelo não linear da rede elétrica. Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos através de simulações e testes com o programa desenvolvido. Um sistema teste de distribuição com 12 barras e um com 69 barras, que podem ser encontrados em (EMINOGLU; GÖZEL; HOCAOGLU, 2010) foram escolhidos para avaliar a viabilidade da abordagem desenvolvida. Diferentes situações de carregamento e topologia, bem como de inserção de fonte de GD, foram contempladas a fim de comprovar a eficácia e desempenho da nova abordagem. Nas duas situações, adotou-se um desvio padrão de 10^{-3} para todas as medidas e um critério de parada de 10^{-8} para convergência. E também, em todos os casos, utilizaram-se medidas de tensão em todas as barras que possuem GD e na barra de referência (barra 1) .

5.2 DADOS DOS SISTEMAS TESTADOS

Para os testes realizados nos dois sistemas-teste adotaram-se como medidas os fluxos de potência ativa e reativa e as injeções de potência ativa e reativa em todas as barras, pois, com os testes, visa-se analisar apenas o desempenho da técnica de normalização complexa por unidade para estimação de estados na distribuição. Assim, as medidas adotadas para o processo de estimação não influenciam no funcionamento satisfatório da técnica.

5.3 SISTEMA-TESTE DE 12 BARRAS

As subseções 5.3.1, 5.3.2 e 5.3.3 apresentam os estados (magnitudes e ângulos das tensões) do sistema-teste de 12 barras, em três formas de operação simuladas. Realizaram-se testes em 3 diferentes configurações de operação. No Caso 1 mantém-se a topologia original representada na Figura 8, sem a presença de GD. No Caso 2 a rede permanece operando de forma passiva e sem GD, porém considera-se uma

topologia malhada através da inclusão das seguintes interligações no sistema original da Figura 8: 1-6, 3-11, 5-8 e 10-12. No Caso 3 considerou-se a mesma forma de operação do Caso 2, e, ainda, a inserção de GD nas barras 6 e 12.

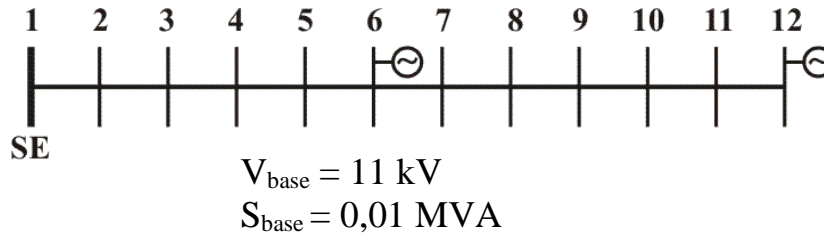


Figura 8 - Sistema-teste de distribuição de 12 barras

São apresentados os estados obtidos através do uso da normalização complexa por unidade (dados em cpu) e do uso da normalização (dados em pu). Conforme descrito na Figura 7 disposta na seção 4.6, caso não haja a convergência para a solução utilizando os dados convencionais, utiliza-se um programa computacional de fluxo de potência. Neste trabalho utilizou-se o pacote MATPOWER².

5.3.1 Caso 1

Nesta seção, considera-se a operação radial no caso 1 e apresentam-se os parâmetros de linha e de barra do sistema-teste utilizado. A normalização dos dados foi realizada utilizando um ângulo de base ϕ_{base} de $70,6407^\circ$, calculado a partir da equação (4.10), apresentada no capítulo 4.

A Tabela 5 mostra os dados de linha do sistema-teste de 12 barras originais (em Ω), os dados normalizados em pu e os dados normalizados (em cpu).

² MATPOWER é um pacote computacional para MATLAB para resolução de problemas de fluxo de potência e fluxo de potência ótimo.

Tabela 5 – Dados de linha do sistema-teste de 12 barras em diferentes representações

Linhas			$r (\Omega)$	$x (\Omega)$	Norm. Complexa (EE)			Norm. Convencional (FP)		
N°	De	Para			r (cpu)	x (cpu)	x/r	r (pu)	x (pu)	x/r
1	1	2	1,0890	0,4598	-6,00E-06	9,80E-05	-16,3	9,00E-05	3,80E-05	0,4
2	2	3	1,1858	0,4961	-6,00E-06	1,06E-04	-17,7	9,80E-05	4,10E-05	0,4
3	3	4	2,0933	0,8712	-1,00E-05	1,87E-04	-18,7	1,73E-04	7,20E-05	0,4
4	4	5	3,1823	1,3310	-1,60E-05	2,85E-04	-17,8	2,63E-04	1,10E-04	0,4
5	5	6	1,0890	0,4598	-6,00E-06	9,80E-05	-16,3	9,00E-05	3,80E-05	0,4
6	6	7	1,0043	0,4114	-4,00E-06	9,00E-05	-22,5	8,30E-05	3,40E-05	0,4
7	7	8	4,4044	1,2100	2,70E-05	3,76E-04	13,9	3,64E-04	1,00E-04	0,3
8	8	9	5,6386	1,5972	3,10E-05	4,83E-04	15,6	4,66E-04	1,32E-04	0,3
9	9	10	2,8919	0,8228	1,60E-05	2,48E-04	15,5	2,39E-04	6,80E-05	0,3
10	10	11	1,5125	0,4235	9,00E-06	1,30E-04	14,4	1,25E-04	3,50E-05	0,3
11	11	12	1,2342	0,3509	7,00E-06	1,06E-04	15,1	1,02E-04	2,90E-05	0,3

Observa-se nesta tabela que os dados obtidos através da normalização modificaram as relações X/R das linhas do sistema. É possível observar valores negativos de relação X/R da linha 1 até a linha 6, porém, considera-se seu valor módulo, já que os valores negativos são fictícios. Através da equação (4.38) obtém-se uma relação X/R de 15,99 e através da equação (4.39), de 16,70. Dessa forma, a normalização complexa se mostra efetiva, elevando as relações X/R de um sistema de distribuição para valores semelhantes aos de um sistema de transmissão.

Na Tabela 6 são apresentadas as medidas de injeção de potência ativa e reativa do sistema-teste de 12 barras originais (em MW e MVar), as medidas obtidas através da normalização convencional (em pu) e as medidas obtidas através da normalização complexa (em cpu).

Tabela 6 - Medidas de injeção de potência ativa e reativa do sistema-teste de 12 barras em diferentes representações

Barras	p (MW)	q (MVar)	Norm. Convencional (FP)		Norm. Complexa (EE)	
			p (pu)	q (pu)	p (cpu)	q (cpu)
1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
2	0,0600	0,0600	6,0000	6,0000	-3,6515	7,6594
3	0,0400	0,0300	4,0000	3,0000	-1,4917	4,7723
4	0,0550	0,0550	5,5000	5,5000	-3,3472	7,0211
5	0,0300	0,0300	3,0000	3,0000	-1,8257	3,8297
6	0,0200	0,0150	2,0000	1,5000	-0,7459	2,3861
7	0,0550	0,0550	5,5000	5,5000	-3,3472	7,0211
8	0,0450	0,0450	4,5000	4,5000	-2,7386	5,7446
9	0,0400	0,0400	4,0000	4,0000	-2,4343	5,1063
10	0,0350	0,0300	3,5000	3,0000	-1,6587	4,3010
11	0,0400	0,0300	4,0000	3,0000	-1,4917	4,7723
12	0,0150	0,0150	1,5000	1,5000	-0,9129	1,9149

A partir das Tabelas 5 e 6, os valores modificados pela normalização complexa são afetados de forma que a relação X/R se eleva em módulo, permitindo a comparação dos valores obtidos para esse sistema de distribuição com valores característicos de sistemas de transmissão.

Tabela 7 - Estados do sistema-teste de 12 barras para Caso 1

Barras	Normalização Complexa (EE)		Normalização Convencional (FP)	
	V (pu)	θ (°)	V (pu)	θ (°)
1	1,0000	0,0000	1,0000	0,0000
2	0,9940	0,1140	0,9940	0,1140
3	0,9890	0,2210	0,9890	0,2210
4	0,9810	0,4000	0,9810	0,4000
5	0,9700	0,6260	0,9700	0,6260
6	0,9670	0,6940	0,9670	0,6940
7	0,9640	0,7550	0,9640	0,7550
8	0,9550	1,0090	0,9550	1,0090
9	0,9470	1,2400	0,9470	1,2400

10	0,9440	1,3150	0,9440	1,3150
11	0,9440	1,3390	0,9440	1,3390
12	0,9430	1,3460	0,9430	1,3460

A Tabela 7 apresentam os estados do sistema de 12 barras considerando uma operação radial. Observa-se a exatidão entre os valores dos estados obtidos através da normalização complexa e da normalização convencional, o que atesta a efetividade do método na obtenção dos estados de um sistema de distribuição.

5.3.2 Caso 2

No Caso 2 analisa-se o comportamento do sistema malhado, assim quatro malhas foram fechadas entre as barras 1-6, 3-11, 5-8 e 10-12. Considerando os desafios pelos quais os sistemas de distribuição tendem a enfrentar no futuro, o caso 2 busca verificar o comportamento quando a ferramenta é aplicada num sistema que leva em conta tais modificações na operação. Realizou-se a normalização dos dados e medidas utilizando-se um ângulo base ϕ_{base} de 71.5952° , calculado a partir da equação (4.10), disposta no capítulo 4. A adição de malhas no sistema-teste provoca uma mudança no ângulo de base. Os valores adotados para a resistência e reatância das malhas adicionais foram de 0,000020 pu e 0,000377 pu, respectivamente.

Tabela 8 - Estado do sistema-teste de 12 barras para Caso 2

Barras	Normalização Complexa (EE)		Normalização Convencional (FP)	
	V (pu)	θ (°)	V (pu)	θ (°)
1	1,0000	0,0000	1,0000	0,0000
2	0,9970	0,0760	0,9970	0,0760
3	0,9940	0,1400	0,9940	0,1400
4	0,9920	0,1910	0,9920	0,1910
5	0,9920	0,2190	0,9920	0,2190
6	0,9920	0,2090	0,9920	0,2090
7	0,9910	0,2320	0,9910	0,2320
8	0,9900	0,2760	0,9900	0,2760

9	0,9880	0,3170	0,9880	0,3170
10	0,9880	0,2970	0,9880	0,2970
11	0,9890	0,2760	0,9890	0,2760
12	0,9890	0,2860	0,9890	0,2860

A Tabela 8 mostra que mesmo com a inserção de malhas no sistema-teste, a ferramenta forneceu os estados do sistema de forma satisfatória. Assim, mesmo com as evoluções do sistema e as dificuldades relacionadas a tal evolução, o método desenvolvimento é capaz de obter os estados do sistema.

5.3.3 Caso 3

Os testes realizados no Caso 3 levam em consideração o mesmo sistema utilizado no Caso 2, com a adição de Geração Distribuída nas barras 6 e 12. Busca-se a partir disso observar o comportamento da técnica considerando a unidades de geração em sistemas de distribuição, que é uma das principais contribuições da evolução das tecnologias de Redes Inteligentes.

Tabela 9 - Estado do sistema-teste de 12 barras para Caso 3

Barras	Normalização Complexa (EE)		Normalização Convencional (FP)	
	V (pu)	θ (°)	V (pu)	θ (°)
1	1,0000	0,0000	1,0000	0,0000
2	0,9970	0,0690	0,9970	0,0690
3	0,9950	0,1260	0,9950	0,1260
4	0,9930	0,1720	0,9930	0,1720
5	0,9930	0,1930	0,9930	0,1930
6	0,9940	0,1800	0,9940	0,1800
7	0,9930	0,2040	0,9930	0,2040
8	0,9920	0,2450	0,9920	0,2450
9	0,9900	0,2780	0,9900	0,2780
10	0,9910	0,2540	0,9910	0,2540
11	0,9920	0,2340	0,9920	0,2340
12	0,9920	0,2360	0,9920	0,2360

Observa-se que a topologia malhada e o aumento da quantidade de informações referentes às medidas permitiu um bom desempenho da técnica desenvolvida neste trabalho. A Tabela 9 mostra que adição de Geração Distribuída auxilia na obtenção dos estados, e que a sua inserção não interfere no processo de estimação de estados, mesmo com o uso da normalização complexa por unidade.

5.4 SISTEMA-TESTE DE 69 BARRAS

As subseções 5.4.1, 5.4.2 e 5.4.3 apresentam os estados (magnitudes e ângulos das tensões) do sistema-teste obtido para cada uma das 69 barras, para as três formas de operação simuladas. No Caso 1, mantém-se a topologia original representada na Figura 9, sem a presença de GD. No Caso 2 a rede permanece operando sem GD, porém considera-se uma topologia malhada, através da inclusão das seguintes interligações no sistema original da Figura 9: 16-27, 22-25, 35-47, 50-67, 67-20, 37-51, 52-43, 52-65, 69-53, 59-46 e 15-68. No Caso 3 considerou-se a mesma forma de operação do Caso 2, e, ainda, a inserção de GD nas barras 7, 27, 40 e 60.

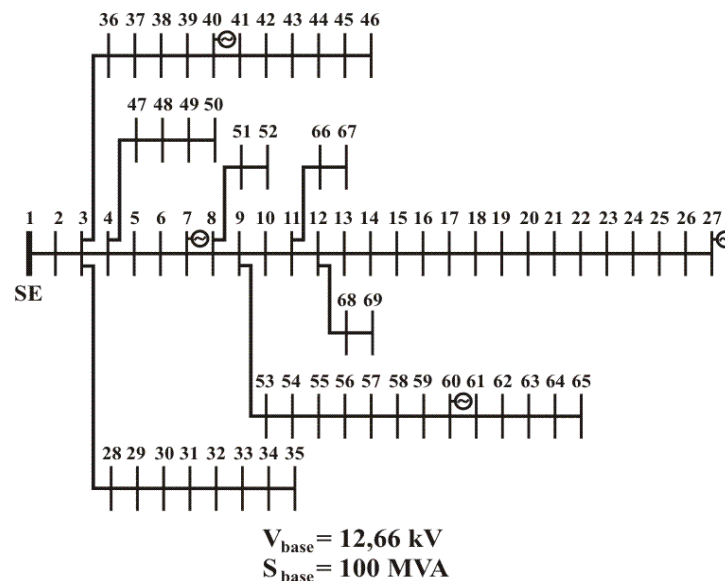


Figura 9 - Sistema-teste de distribuição de 69 barras

Da mesma forma que para o sistema-teste anterior, as seções a seguir apresentam os estados obtidos através da normalização complexa por unidade (dados em pu) e através da normalização convencional (dados em pu).

5.4.1 Caso 1

No Caso 1 considera-se um sistema de distribuição com operação radial, perfil esse o tradicional dos sistemas de distribuição. Nesta seção, apresentam-se os dados dos parâmetros de linha e de barra do sistema. Realizou-se a normalização dos dados e medidas utilizando-se um ângulo base ϕ_{base} de $57,3058^\circ$, calculado a partir da equação (4.10), disposta no capítulo 4.

A Tabela 10 apresenta os parâmetros originais das linhas de transmissão do sistema teste (em Ohms), os valores correspondentes para esses parâmetros obtidos com a normalização pu convencional e, finalmente, os valores correspondentes à aplicação da normalização complexa utilizando um ângulo de base de $57,3058^\circ$.

Tabela 10 - Dados de linha do sistema-teste de 69 barras em diferentes representações

N°	Linhas		$r (\Omega)$	$x (\Omega)$	Norm. Convencional (FP)			Norm. Complexa (EE)		
	De	Para			r (p.u.)	x (p.u.)	x/r	r (c.p.u.)	x (c.p.u.)	x/r
1	1	2	0,0005	0,0011	0,0003	0,0007	2,3	-0,0004	0,0006	-1,5
2	2	3	0,0005	0,0011	0,0003	0,0007	2,3	-0,0004	0,0006	-1,5
3	3	4	0,0014	0,0035	0,0009	0,0022	2,4	-0,0014	0,0019	-1,4
4	4	5	0,0252	0,0293	0,0157	0,0183	1,2	-0,0069	0,0231	-3,3
5	5	6	0,3661	0,1864	0,2284	0,1163	0,5	0,0255	0,2550	10,0
6	6	7	0,3811	0,1941	0,2378	0,1211	0,5	0,0265	0,2655	10,0
7	7	8	0,0922	0,0470	0,0575	0,0293	0,5	0,0064	0,0642	10,0
8	8	9	0,0494	0,0252	0,0308	0,0157	0,5	0,0034	0,0344	10,1
9	9	10	0,8190	0,2707	0,5110	0,1689	0,3	0,1339	0,5213	3,9
10	10	11	0,1872	0,0619	0,1168	0,0386	0,3	0,0306	0,1191	3,9
11	11	12	0,7113	0,2351	0,4438	0,1467	0,3	0,1163	0,4527	3,9
12	12	13	1,0300	0,3400	0,6426	0,2121	0,3	0,1686	0,6554	3,9
13	13	14	1,0441	0,3449	0,6514	0,2152	0,3	0,1708	0,6645	3,9
14	14	15	1,0580	0,3496	0,6601	0,2181	0,3	0,1730	0,6733	3,9

15	15	16	0,1967	0,0651	0,1227	0,0406	0,3	0,0321	0,1252	3,9
16	16	17	0,3744	0,1237	0,2336	0,0772	0,3	0,0612	0,2383	3,9
17	17	18	0,0046	0,0016	0,0029	0,0010	0,3	0,0007	0,0030	4,3
18	18	19	0,3276	0,1083	0,2044	0,0676	0,3	0,0535	0,2085	3,9
19	19	20	0,2106	0,0696	0,1314	0,0434	0,3	0,0345	0,1340	3,9
20	20	21	0,3416	0,1128	0,2131	0,0704	0,3	0,0559	0,2174	3,9
21	21	22	0,0139	0,0046	0,0087	0,0029	0,3	0,0023	0,0089	3,9
22	22	23	0,1592	0,0526	0,0993	0,0328	0,3	0,0260	0,1013	3,9
23	23	24	0,3464	0,1144	0,2161	0,0714	0,3	0,0566	0,2204	3,9
24	24	25	0,7488	0,2475	0,4672	0,1544	0,3	0,1224	0,4766	3,9
25	25	26	0,3089	0,1021	0,1927	0,0637	0,3	0,0505	0,1966	3,9
26	26	27	0,1733	0,0572	0,1081	0,0357	0,3	0,0283	0,1103	3,9
27	3	28	0,0043	0,0107	0,0027	0,0067	2,5	-0,0042	0,0059	-1,4
28	28	29	0,0640	0,1564	0,0399	0,0976	2,4	-0,0606	0,0863	-1,4
29	29	30	0,3978	0,1314	0,2482	0,0820	0,3	0,0651	0,2532	3,9
30	30	31	0,0702	0,0232	0,0438	0,0145	0,3	0,0115	0,0447	3,9
31	31	32	0,3510	0,1160	0,2190	0,0724	0,3	0,0574	0,2234	3,9
32	32	33	0,8391	0,2816	0,5235	0,1757	0,3	0,1349	0,5355	4,0
33	33	34	1,7079	0,5647	1,0656	0,3523	0,0	0,2791	1,0871	3,9
34	34	35	1,4739	0,4873	0,9196	0,3040	0,3	0,2409	0,9381	3,9
35	3	36	0,0043	0,0107	0,0027	0,0067	2,5	-0,0042	0,0059	-1,4
36	36	37	0,0640	0,1564	0,0399	0,0976	2,4	-0,0606	0,0863	-1,4
37	37	38	0,1053	0,1229	0,0657	0,0767	1,2	-0,0291	0,0967	-3,3
38	38	39	0,0305	0,0354	0,0190	0,0221	1,2	-0,0083	0,0279	-3,4
39	39	40	0,0018	0,0021	0,0011	0,0013	1,2	-0,0005	0,0016	-3,2
40	40	41	0,7283	0,8509	0,4544	0,5309	1,2	-0,2013	0,6692	-3,3
41	41	42	0,3100	0,3622	0,1934	0,2260	1,2	-0,0857	0,2848	-3,3
42	42	43	0,0410	0,0478	0,0256	0,0298	1,2	-0,0113	0,0376	-3,3
43	43	44	0,0091	0,0115	0,0057	0,0072	1,3	-0,0030	0,0087	-2,9
44	44	45	0,1088	0,1374	0,0679	0,0857	1,3	-0,0354	0,1034	-2,9
45	45	46	0,0010	0,0011	0,0006	0,0007	1,2	-0,0003	0,0009	-3,0
46	4	47	0,0034	0,0083	0,0021	0,0052	2,5	-0,0032	0,0046	-1,4
47	47	48	0,0851	0,2084	0,0531	0,1300	2,4	-0,0807	0,1149	-1,4
48	48	49	0,2898	0,7091	0,1808	0,4424	2,4	-0,2747	0,3911	-1,4
49	49	50	0,0822	0,2012	0,0513	0,1255	2,4	-0,0779	0,1110	-1,4
50	8	51	0,0928	0,0473	0,0579	0,0295	0,5	0,0064	0,0647	10,1
51	51	52	0,3319	0,1114	0,2071	0,0695	0,3	0,0534	0,2118	4,0

52	9	53	0,1741	0,0886	0,1086	0,0553	0,5	0,0121	0,1213	10,0
53	53	54	0,2031	0,1034	0,1267	0,0645	0,5	0,0142	0,1415	10,0
54	54	55	0,2842	0,1447	0,1773	0,0903	0,5	0,0198	0,1980	10,0
55	55	56	0,2813	0,1433	0,1755	0,0894	0,5	0,0196	0,1960	10,0
56	56	57	1,5900	0,5337	0,9920	0,3330	0,3	0,2556	1,0147	4,0
57	57	58	0,7838	0,2630	0,4890	0,1641	0,3	0,1260	0,5002	4,0
58	58	59	0,3042	0,1007	0,1898	0,0628	0,3	0,0497	0,1937	3,9
59	59	60	0,3861	0,1172	0,2409	0,0731	0,3	0,0686	0,2422	3,5
60	60	61	0,5074	0,2585	0,3166	0,1613	0,5	0,0353	0,3536	10,0
61	61	62	0,0975	0,0495	0,0608	0,0309	0,5	0,0068	0,0679	10,0
62	62	63	0,1451	0,0737	0,0905	0,0460	0,5	0,0102	0,1010	9,9
63	63	64	0,7105	0,3619	0,4433	0,2258	0,5	0,0494	0,4950	10,0
64	64	65	1,0410	0,5302	0,6495	0,3308	0,5	0,0724	0,7253	10,0
65	11	66	0,2012	0,0611	0,1255	0,0381	0,3	0,0357	0,1262	3,5
66	66	67	0,0046	0,0014	0,0029	0,0009	0,3	0,0008	0,0029	3,6
67	12	68	0,7394	0,2444	0,4613	0,1525	0,3	0,1208	0,4706	3,9
68	68	69	0,0046	0,0016	0,0029	0,0010	0,3	0,0007	0,0030	4,3

Nesta tabela, faz-se um comparativo entre os dados dos parâmetros das linhas (resistências e reatâncias) em ohm (Ω), em pu e em cpu, além de apresentar o valor da relação X/R. Assim, observa-se que grande parte dos dados obtidos através da aplicação da normalização complexa apresentam valores maiores de relação X/R comparando com os valores obtidos quando os dados passam apenas pela normalização convencional. Da mesma forma como foi realizado para o sistema de 12 barras, as novas relações X/R calculadas através da equação (4.38) foi de 3,95 e através da equação (4.39) de 4,65, ou seja, obtiveram-se valores característicos de sistemas de transmissão.

Na Tabela 11 apresentam-se as medidas de injeção de potência ativa e reativa (p e q, respectivamente) do sistema-teste de 69 barras utilizadas no processo de estimação de estados. Apresentam-se também um comparativo entre os valores das medidas em MW e MVar (para medidas de potência ativa e reativa, respectivamente), em pu, através da normalização convencional, e em cpu, obtidas após a normalização complexa com ângulo de base de 57,3058°.

33	0,0140	0,0100	0,0001	0,0001	0,0000	0,0002
34	0,0195	0,0140	0,0002	0,0001	0,0000	0,0002
35	0,0060	0,0040	0,0001	0,0000	0,0000	0,0001
36	0,0260	0,0186	0,0003	0,0002	0,0000	0,0003
37	0,0260	0,0186	0,0003	0,0002	0,0000	0,0003
38	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
39	0,0240	0,0170	0,0002	0,0002	0,0000	0,0003
40	0,0240	0,0170	0,0002	0,0002	0,0000	0,0003
41	0,0012	0,0010	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
42	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
43	0,0060	0,0043	0,0001	0,0000	0,0000	0,0001
44	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
45	0,0392	0,0263	0,0004	0,0003	0,0000	0,0005
46	0,0392	0,0263	0,0004	0,0003	0,0000	0,0005
47	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
48	0,0790	0,0564	0,0008	0,0006	0,0000	0,0010
49	0,3847	0,2745	0,0038	0,0027	-0,0002	0,0047
50	0,3847	0,2745	0,0038	0,0027	-0,0002	0,0047
51	0,0405	0,0283	0,0004	0,0003	0,0000	0,0005
52	0,0036	0,0027	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
53	0,0043	0,0035	0,0000	0,0000	0,0000	0,0001
54	0,0264	0,0190	0,0003	0,0002	0,0000	0,0003
55	0,0240	0,0172	0,0002	0,0002	0,0000	0,0003
56	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
57	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
58	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
59	0,1000	0,0720	0,0010	0,0007	-0,0001	0,0012
60	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
61	1,2440	0,8880	0,0124	0,0089	-0,0008	0,0153
62	0,0320	0,0230	0,0003	0,0002	0,0000	0,0004
63	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
64	0,2270	0,1620	0,0023	0,0016	-0,0001	0,0028
65	0,0590	0,0420	0,0006	0,0004	0,0000	0,0007
66	0,0180	0,0130	0,0002	0,0001	0,0000	0,0002
67	0,0180	0,0130	0,0002	0,0001	0,0000	0,0002
68	0,0280	0,0200	0,0003	0,0002	0,0000	0,0003
69	0,0280	0,0200	0,0003	0,0002	0,0000	0,0003

Na Tabela 12 apresentam-se os dados das medidas de fluxo de potência referente ao sistema-teste de 69 barras.

Tabela 12 - Medidas de fluxo de potência do sistema-teste de 69 barras em diferentes representações

Nº	Linhas		t (MW)	u (MVar)	Norm. Convencional		Norm. Complexa	
	De	Para			t (p.u.)	u (p.u.)	t (c.p.u.)	u (c.p.u.)
1	1	2	4,0300	2,8000	0,0403	0,0280	-0,0018	0,0490
2	2	3	4,0300	2,8000	0,0403	0,0280	-0,0018	0,0490
3	3	4	3,7500	2,6000	0,0375	0,0260	-0,0016	0,0456
4	4	5	2,9000	1,9900	0,0290	0,0199	-0,0011	0,0351
5	5	6	2,9000	1,9900	0,0290	0,0199	-0,0011	0,0351
6	6	7	2,8700	1,9700	0,0287	0,0197	-0,0011	0,0348
7	7	8	2,8000	1,9300	0,0280	0,0193	-0,0011	0,0339
8	8	9	2,6700	1,8400	0,0267	0,0184	-0,0010	0,0324
9	9	10	0,7800	0,5300	0,0078	0,0053	-0,0003	0,0094
10	10	11	0,7500	0,5100	0,0075	0,0051	-0,0003	0,0091
11	11	12	0,5700	0,3800	0,0057	0,0038	-0,0002	0,0068
12	12	13	0,3600	0,2400	0,0036	0,0024	0,0000	0,0043
13	13	14	0,3500	0,2300	0,0035	0,0023	0,0000	0,0042
14	14	15	0,3400	0,2300	0,0034	0,0023	0,0000	0,0041
15	15	16	0,3400	0,2300	0,0034	0,0023	0,0000	0,0041
16	16	17	0,3000	0,2000	0,0030	0,0020	0,0000	0,0036
17	17	18	0,2400	0,1600	0,0024	0,0016	-0,0001	0,0029
18	18	19	0,1800	0,1300	0,0018	0,0013	-0,0001	0,0022
19	19	20	0,1800	0,1300	0,0018	0,0013	-0,0001	0,0022
20	20	21	0,1800	0,1200	0,0018	0,0012	-0,0001	0,0021
21	21	22	0,0600	0,0400	0,0006	0,0004	0,0000	0,0008
22	22	23	0,0600	0,0400	0,0006	0,0004	0,0000	0,0007
23	23	24	0,0600	0,0400	0,0006	0,0004	0,0000	0,0007
24	24	25	0,0300	0,0200	0,0003	0,0002	0,0000	0,0003
25	25	26	0,0300	0,0200	0,0003	0,0002	0,0000	0,0003
26	26	27	0,0100	0,0100	0,0001	0,0001	0,0000	0,0002
27	3	28	0,0900	0,0700	0,0009	0,0007	-0,0001	0,0011

28	28	29	0,0700	0,0500	0,0007	0,0005	0,0000	0,0008
29	29	30	0,0400	0,0300	0,0004	0,0003	0,0000	0,0005
30	30	31	0,0400	0,0300	0,0004	0,0003	0,0000	0,0005
31	31	32	0,0400	0,0300	0,0004	0,0003	0,0000	0,0005
32	32	33	0,0400	0,0300	0,0004	0,0003	0,0000	0,0005
33	33	34	0,0300	0,0200	0,0003	0,0002	0,0000	0,0003
34	34	35	0,0100	0,0000	0,0001	0,0000	0,0000	0,0001
35	3	36	0,1900	0,1300	0,0019	0,0013	-0,0001	0,0023
36	36	37	0,1600	0,1100	0,0016	0,0011	-0,0001	0,0019
37	37	38	0,1300	0,0900	0,0013	0,0009	-0,0001	0,0016
38	38	39	0,1300	0,0900	0,0013	0,0009	-0,0001	0,0016
39	39	40	0,1100	0,0700	0,0011	0,0007	0,0000	0,0013
40	40	41	0,0900	0,0600	0,0009	0,0006	0,0000	0,0010
41	41	42	0,0800	0,0600	0,0008	0,0006	0,0000	0,0010
42	42	43	0,0800	0,0600	0,0008	0,0006	0,0000	0,0010
43	43	44	0,0800	0,0500	0,0008	0,0005	0,0000	0,0009
44	44	45	0,0800	0,0500	0,0008	0,0005	0,0000	0,0009
45	45	46	0,0400	0,0300	0,0004	0,0003	0,0000	0,0005
46	4	47	0,8500	0,6100	0,0085	0,0061	-0,0005	0,0105
47	47	48	0,8500	0,6100	0,0085	0,0061	-0,0005	0,0105
48	48	49	0,7700	0,5500	0,0077	0,0055	-0,0005	0,0095
49	49	50	0,3800	0,2700	0,0038	0,0027	-0,0002	0,0047
50	8	51	0,0400	0,0300	0,0004	0,0003	0,0000	0,0005
51	51	52	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
52	9	53	1,8600	1,2800	0,0186	0,0128	-0,0008	0,0225
53	53	54	1,8500	1,2700	0,0185	0,0127	-0,0008	0,0224
54	54	55	1,8100	1,2500	0,0181	0,0125	-0,0007	0,0220
55	55	56	1,7800	1,2300	0,0178	0,0123	-0,0007	0,0216
56	56	57	1,7700	1,2300	0,0177	0,0123	-0,0007	0,0215
57	57	58	1,7200	1,2100	0,0172	0,0121	-0,0009	0,0210
58	58	59	1,7000	1,2000	0,0170	0,0120	-0,0009	0,0208
59	59	60	1,5900	1,1300	0,0159	0,0113	-0,0009	0,0194
60	60	61	1,5800	1,1200	0,0158	0,0112	-0,0009	0,0193
61	61	62	0,3200	0,2300	0,0032	0,0023	-0,0002	0,0039
62	62	63	0,2900	0,2000	0,0029	0,0020	-0,0002	0,0035
63	63	64	0,2900	0,2000	0,0029	0,0020	-0,0002	0,0035
64	64	65	0,0600	0,0400	0,0006	0,0004	0,0000	0,0007

65	11	66	0,0400	0,0300	0,0004	0,0003	0,0000	0,0004
66	66	67	0,0200	0,0100	0,0002	0,0001	0,0000	0,0002
67	12	68	0,0600	0,0400	0,0006	0,0004	0,0000	0,0007
68	68	69	0,0300	0,0200	0,0003	0,0002	0,0000	0,0003

Conforme se pode observar nas Tabelas 10, 11 e 12, os valores modificados pela normalização complexa são afetados de forma que a relação X/R aumente, podendo ser comparados a valores característicos de níveis de transmissão.

Tabela 13 - Estado do sistema-teste de 69 barras para Caso 1

Barras	Normalização Complexa (EE)		Normalização Convencional (FP)	
	V (pu)	θ (°)	V (pu)	θ (°)
1	1,000	0,000	1,000	0,000
2	1,000	-0,001	1,000	-0,001
3	1,000	-0,002	1,000	-0,002
4	1,000	-0,006	1,000	-0,006
5	0,999	-0,018	0,999	-0,018
6	0,990	0,050	0,990	0,050
7	0,981	0,122	0,981	0,122
8	0,979	0,139	0,979	0,139
9	0,977	0,148	0,977	0,148
10	0,972	0,232	0,972	0,232
11	0,971	0,251	0,971	0,251
12	0,968	0,304	0,968	0,304
13	0,965	0,351	0,965	0,351
14	0,962	0,397	0,962	0,397
15	0,959	0,443	0,959	0,443
16	0,959	0,451	0,959	0,451
17	0,958	0,465	0,958	0,465
18	0,958	0,466	0,958	0,466
19	0,958	0,474	0,958	0,474
20	0,957	0,480	0,957	0,480
21	0,957	0,488	0,957	0,488
22	0,957	0,489	0,957	0,489
23	0,957	0,490	0,957	0,490
24	0,957	0,493	0,957	0,493
25	0,956	0,496	0,956	0,496
26	0,956	0,497	0,956	0,497

27	0,956	0,498	0,956	0,498
28	1,000	-0,003	1,000	-0,003
29	1,000	-0,005	1,000	-0,005
30	1,000	-0,003	1,000	-0,003
31	1,000	-0,003	1,000	-0,003
32	1,000	-0,001	1,000	-0,001
33	0,999	0,004	0,999	0,004
34	0,999	0,010	0,999	0,010
35	0,999	0,011	0,999	0,011
36	1,000	-0,003	1,000	-0,003
37	1,000	-0,009	1,000	-0,009
38	1,000	-0,012	1,000	-0,012
39	1,000	-0,012	1,000	-0,012
40	1,000	-0,012	1,000	-0,012
41	0,999	-0,023	0,999	-0,023
42	0,999	-0,028	0,999	-0,028
43	0,999	-0,029	0,999	-0,029
44	0,999	-0,029	0,999	-0,029
45	0,998	-0,031	0,998	-0,031
46	0,998	-0,031	0,998	-0,031
47	1,000	-0,007	1,000	-0,007
48	0,999	-0,052	0,999	-0,052
49	0,995	-0,191	0,995	-0,191
50	0,994	-0,211	0,994	-0,211
51	0,979	0,139	0,979	0,139
52	0,979	0,139	0,979	0,139
53	0,975	0,170	0,975	0,170
54	0,971	0,195	0,971	0,195
55	0,967	0,231	0,967	0,231
56	0,963	0,266	0,963	0,266
57	0,940	0,662	0,940	0,662
58	0,929	0,865	0,929	0,865
59	0,925	0,946	0,925	0,946
60	0,920	1,050	0,920	1,050
61	0,912	1,119	0,912	1,119
62	0,912	1,122	0,912	1,122
63	0,912	1,126	0,912	1,126
64	0,910	1,144	0,910	1,144
65	0,909	1,149	0,909	1,149
66	0,971	0,252	0,971	0,252
67	0,971	0,252	0,971	0,252
68	0,968	0,310	0,968	0,310
69	0,968	0,310	0,968	0,310

Na Tabela 13 apresentam-se os estados obtidos na estimação de estados através da normalização complexa e aqueles obtidos com normalização convencional e utilizando o programa de fluxo de potência, já que o estimador desacoplado não obteve convergência utilizando a normalização convencional (pu) devido ao mau condicionamento das matrizes relacionadas ao problema. Observa-se que os dados estimados obtidos através da normalização complexa dos dados foram satisfatórios e semelhantes aqueles obtidos com a aplicação da normalização convencional e o programa de fluxo de potência.

5.4.2 Caso 2

No Caso 2, simulou-se o sistema-teste de 69 barras com topologia malhada da rede, através da criação de onze malhas entre as barras 35-47, 50-67, 67-20, 37-51, 52-43, 52-65, 69-53, 59-46, 15-68, 16-27 e 22-25. Assim, buscou-se simular o funcionamento da ferramenta em uma forma diferente de operação, e que, conforme já foi mencionado neste trabalho, tende a ser tornar uma das futuras formas de operação dos sistemas de distribuição, considerando as atuais modificações do sistema. Nesta situação, realizou-se a normalização dos dados e medidas utilizando-se um ângulo base ϕ_{base} de $59,3125^\circ$, calculado a partir da equação (4.10), disposta no capítulo 4. Devido à adição de malhas no sistema-teste, houve mudança do ângulo de base. Os valores adotados para a resistência e reatância das malhas adicionais foram de 0,2482 pu e 0,0820 pu, respectivamente.

Tabela 14 - Estado do sistema-teste de 69 barras para Caso 2

Barras	Normalização Complexa (EE)		Normalização Convencional (FP)	
	V (pu)	θ (°)	V (pu)	θ (°)
1	1,000	0,000	1,000	0,000
2	1,000	-0,001	1,000	-0,001
3	1,000	-0,002	1,000	-0,002
4	1,000	-0,004	1,000	-0,004

5	1,000	-0,011	1,000	-0,011
6	0,997	-0,029	0,997	-0,029
7	0,994	-0,049	0,994	-0,049
8	0,994	-0,054	0,994	-0,054
9	0,993	-0,058	0,993	-0,058
10	0,991	-0,082	0,991	-0,082
11	0,991	-0,089	0,991	-0,089
12	0,991	-0,069	0,991	-0,069
13	0,991	-0,067	0,991	-0,067
14	0,991	-0,067	0,991	-0,067
15	0,991	-0,068	0,991	-0,068
16	0,990	-0,069	0,990	-0,069
17	0,990	-0,074	0,990	-0,074
18	0,990	-0,074	0,990	-0,074
19	0,990	-0,081	0,990	-0,081
20	0,990	-0,086	0,990	-0,086
21	0,990	-0,076	0,990	-0,076
22	0,990	-0,076	0,990	-0,076
23	0,990	-0,075	0,990	-0,075
24	0,990	-0,074	0,990	-0,074
25	0,990	-0,074	0,990	-0,074
26	0,990	-0,071	0,990	-0,071
27	0,990	-0,071	0,990	-0,071
28	1,000	-0,002	1,000	-0,002
29	1,000	-0,004	1,000	-0,004
30	1,000	-0,003	1,000	-0,003
31	1,000	-0,003	1,000	-0,003
32	1,000	-0,002	1,000	-0,002
33	1,000	-0,001	1,000	-0,001
34	1,000	0,000	1,000	0,000
35	1,000	-0,004	1,000	-0,004
36	1,000	-0,007	1,000	-0,007
37	0,998	-0,083	0,998	-0,083
38	0,997	-0,080	0,997	-0,080
39	0,997	-0,079	0,997	-0,079
40	0,997	-0,079	0,997	-0,079
41	0,992	-0,052	0,992	-0,052
42	0,990	-0,041	0,990	-0,041
43	0,990	-0,039	0,990	-0,039
44	0,990	-0,041	0,990	-0,041
45	0,989	-0,057	0,989	-0,057
46	0,989	-0,057	0,989	-0,057
47	1,000	-0,005	1,000	-0,005

48	0,998	-0,041	0,998	-0,041
49	0,992	-0,149	0,992	-0,149
50	0,991	-0,160	0,991	-0,160
51	0,994	-0,053	0,994	-0,053
52	0,991	-0,030	0,991	-0,030
53	0,992	-0,062	0,992	-0,062
54	0,992	-0,060	0,992	-0,060
55	0,991	-0,059	0,991	-0,059
56	0,991	-0,058	0,991	-0,058
57	0,988	-0,029	0,988	-0,029
58	0,987	-0,014	0,987	-0,014
59	0,986	-0,009	0,986	-0,009
60	0,984	0,043	0,984	0,043
61	0,980	0,079	0,980	0,079
62	0,980	0,076	0,980	0,076
63	0,981	0,072	0,981	0,072
64	0,983	0,053	0,983	0,053
65	0,989	0,007	0,989	0,007
66	0,991	-0,105	0,991	-0,105
67	0,991	-0,105	0,991	-0,105
68	0,991	-0,064	0,991	-0,064
69	0,991	-0,064	0,991	-0,064

Na Tabela 14 observam-se os estados obtidos com a estimação de estados através da normalização complexa e aqueles obtidos com normalização convencional, nesse caso novamente com o uso da ferramenta MATPOWER. Verifica-se que, mesmo com a operação em anel, os estados estimados com o estimador de estados desacoplado com uso da normalização complexa por unidade são os mesmos estados calculados a partir do fluxo de potência.

5.4.3 Caso 3

No Caso 3 considera-se a mesma topologia de operação do Caso 2, com a inserção de Geração Distribuída nas barras 7, 27, 40 e 60. Nesta situação, realizou-se a normalização complexa dos dados e medidas utilizando-se o mesmo ângulo base do Caso 2, ϕ_{base} de $59,3125^\circ$, calculado a partir da equação (4.10), disposta no capítulo 4.

Tabela 15 - Estado do sistema-teste de 69 barras para Caso 3

Barras	Normalização Complexa (EE)		Normalização Convencional (FP)	
	V (pu)	θ (°)	V (pu)	θ (°)
1	1,000	0,000	1,000	0,000
2	1,000	-0,001	1,000	-0,001
3	1,000	-0,001	1,000	-0,001
4	1,000	-0,002	1,000	-0,002
5	1,000	-0,006	1,000	-0,006
6	0,998	-0,008	0,998	-0,008
7	0,996	-0,011	0,996	-0,011
8	0,996	-0,013	0,996	-0,013
9	0,996	-0,015	0,996	-0,015
10	0,994	-0,032	0,994	-0,032
11	0,993	-0,036	0,993	-0,036
12	0,993	-0,020	0,993	-0,020
13	0,994	-0,019	0,994	-0,019
14	0,994	-0,020	0,994	-0,020
15	0,994	-0,022	0,994	-0,022
16	0,994	-0,024	0,994	-0,024
17	0,993	-0,026	0,993	-0,026
18	0,993	-0,026	0,993	-0,026
19	0,993	-0,031	0,993	-0,031
20	0,993	-0,035	0,993	-0,035
21	0,993	-0,028	0,993	-0,028
22	0,993	-0,028	0,993	-0,028
23	0,993	-0,027	0,993	-0,027
24	0,994	-0,027	0,994	-0,027
25	0,994	-0,027	0,994	-0,027
26	0,994	-0,027	0,994	-0,027
27	0,994	-0,028	0,994	-0,028
28	1,000	-0,001	1,000	-0,001
29	1,000	-0,003	1,000	-0,003
30	1,000	-0,002	1,000	-0,002
31	1,000	-0,002	1,000	-0,002
32	1,000	-0,001	1,000	-0,001
33	1,000	0,001	1,000	0,001
34	1,000	0,001	1,000	0,001
35	1,000	-0,002	1,000	-0,002
36	1,000	-0,004	1,000	-0,004

37	0,999	-0,039	0,999	-0,039
38	0,998	-0,026	0,998	-0,026
39	0,998	-0,022	0,998	-0,022
40	0,998	-0,022	0,998	-0,022
41	0,995	0,001	0,995	0,001
42	0,993	0,012	0,993	0,012
43	0,993	0,013	0,993	0,013
44	0,993	0,012	0,993	0,012
45	0,992	0,003	0,992	0,003
46	0,992	0,003	0,992	0,003
47	1,000	-0,003	1,000	-0,003
48	0,998	-0,027	0,998	-0,027
49	0,994	-0,094	0,994	-0,094
50	0,993	-0,094	0,993	-0,094
51	0,996	-0,011	0,996	-0,011
52	0,994	0,016	0,994	0,016
53	0,995	-0,017	0,995	-0,017
54	0,994	-0,014	0,994	-0,014
55	0,994	-0,011	0,994	-0,011
56	0,994	-0,008	0,994	-0,008
57	0,991	0,024	0,991	0,024
58	0,990	0,040	0,990	0,040
59	0,990	0,046	0,990	0,046
60	0,988	0,093	0,988	0,093
61	0,984	0,127	0,984	0,127
62	0,984	0,124	0,984	0,124
63	0,985	0,120	0,985	0,120
64	0,987	0,099	0,987	0,099
65	0,992	0,051	0,992	0,051
66	0,993	-0,050	0,993	-0,050
67	0,993	-0,050	0,993	-0,050
68	0,994	-0,018	0,994	-0,018
69	0,994	-0,018	0,994	-0,018

Neste caso, observa-se que a adição de Geração Distribuída auxiliou no processo de convergência da solução estimada. A topologia malhada e o aumento da quantidade de informações referentes às medidas, aliado ao uso da normalização complexa por unidade, permitiu um bom desempenho do estimador de estados desacoplado rápido nesta situação.

5.5 RESULTADOS

Nesta seção apresentam-se as comparações observadas em relação à quantidade de iterações em diferentes situações, relação X/R e, também, considerando-se uma variação de carga para o Caso 1.

5.5.1 Relação X/R

Através das equações (4.38) e (4.39), calcularam-se as relações fictícias para os sistemas-teste de 12 e 69 barras, e assim, permitir uma comparação sobre o comportamento das relações X/R após a normalização convencional (pu) e a normalização complexa por unidade (cpu).

Tabela 16 - Relações X/R para os sistemas de 12 e 69 barras

	12 barras		69 barras	
	$\sum x/\sum r$	$\sum(x/r)/nR$	$\sum x/\sum r$	$\sum(x/r)/nR$
pu	0,33	0,35	0,46	0,81
cpu	15,99	16,70	3,95	4,65

A Tabela 16 mostra que a relação X/R de um sistema-teste de distribuição de 12 barras teve sua relação elevada de 0,33 e 0,35 para 15,99 e 16,70, conforme a equação utilizada para o cálculo. Já para um sistema-teste de 69 barras as relações se elevaram de 0,46 e 0,81 para 7,41 e 4,65. Com isso, conclui-se que os valores das relações X/R, anteriormente características de sistemas de distribuição, elevaram-se para valores característicos de sistemas de transmissão, e que com a obtenção dos estados, a normalização complexa por unidade se mostra uma ferramenta eficaz para a estimação de estados em sistemas de distribuição.

5.5.2 Quantidade de Iterações

Considerando-se os testes realizados nos três casos descritos para os sistemas-teste de 12 e 69 barras, buscou-se observar a quantidade de iterações que foi necessária para cada situação, de modo que o sistema convergisse. Para cada situação considerou-se a equação (4.10), disposta no capítulo 4.

Tabela 17 - Resultados das simulações do sistema-teste de 12 barras

Operação	Normalização	ϕ_{base}	Iterações
Caso 1	pu	0°	não convergiu
	cpu	70,6407°	$i_p = 8; i_q = 7$
Caso 2	pu	0°	não convergiu
	cpu	71,5952°	$i_p = 5; i_q = 4$
Caso 3	pu	0°	não convergiu
	cpu	71,5952°	$i_p = 5; i_q = 4$

Tabela 18 - Resultados das simulações do sistema-teste de 69 barras

Operação	Normalização	ϕ_{base}	Iterações
Caso 1	pu	0°	não convergiu
	cpu	57,3058°	$i_p = i_q = 20$
Caso 2	pu	0°	não convergiu
	cpu	59,3125°	$i_p = 22; i_q = 21$
Caso 3	pu	0°	não convergiu
	cpu	59,3125°	$i_p = i_q = 22$

As Tabelas 17 e 18 apresentam o número de iterações de cada caso, utilizando critério de convergência de 10^{-8} . Observa-se que para os dois sistemas, o estimador de estados utilizando os dados normalizados através da normalização convencional (pu) não convergiram. Dessa forma, o uso da normalização complexa por unidade (cpu) mostra sua importância, e conforme já visto neste trabalho, mostra também sua efetividade.

Observou-se também a quantidade de iterações considerando-se diversos ângulos de base para o Caso 1. Os resultados obtidos estão ilustrados pela Figura 10.

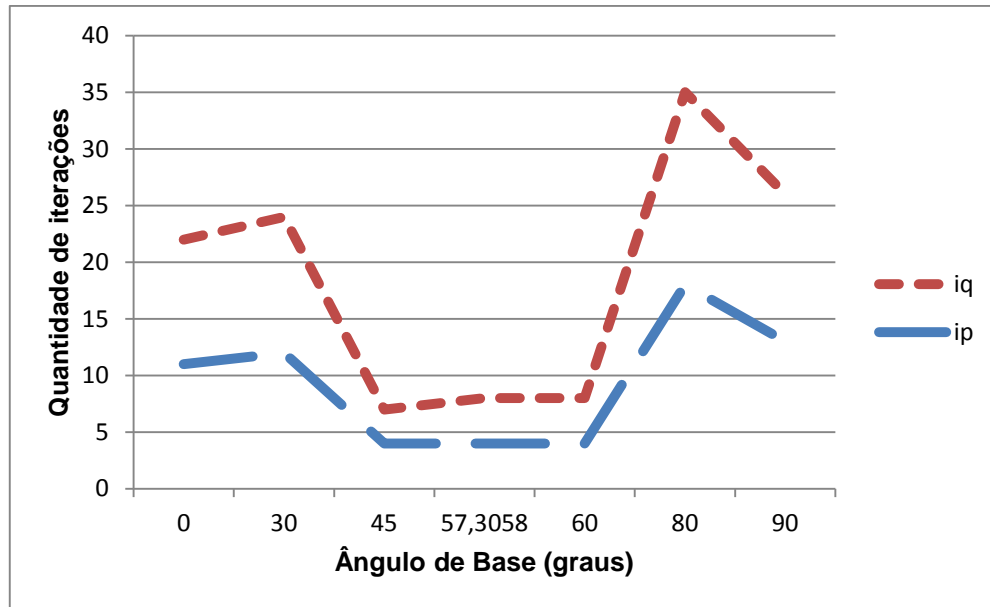


Figura 10 - Quantidade de iterações a partir da variação do ângulo de base

A partir da Figura 10 observa-se que o processo de convergência é afetado pela escolha do ângulo de base. O número de iterações foi menor quando próximo ao ângulo de base calculado através da equação (4.10). Assim, conforme o ângulo de base vai se aproximando desse valor calculado, a normalização complexa permite que o ângulo original dos ramos somado ao ângulo de base e se aproxime de 90° , e assim, a relação X/R pode chegar ao valor máximo possível para a maior parte dos ramos. Observa-se, ainda, que para os ângulos de base 0° e 90° não houve convergência.

5.5.3 Variação de Carga

Nessa situação, simulou-se o Caso 1 com diversos valores de ângulos de base possíveis, considerando 100%, 150% e 200% de carga.

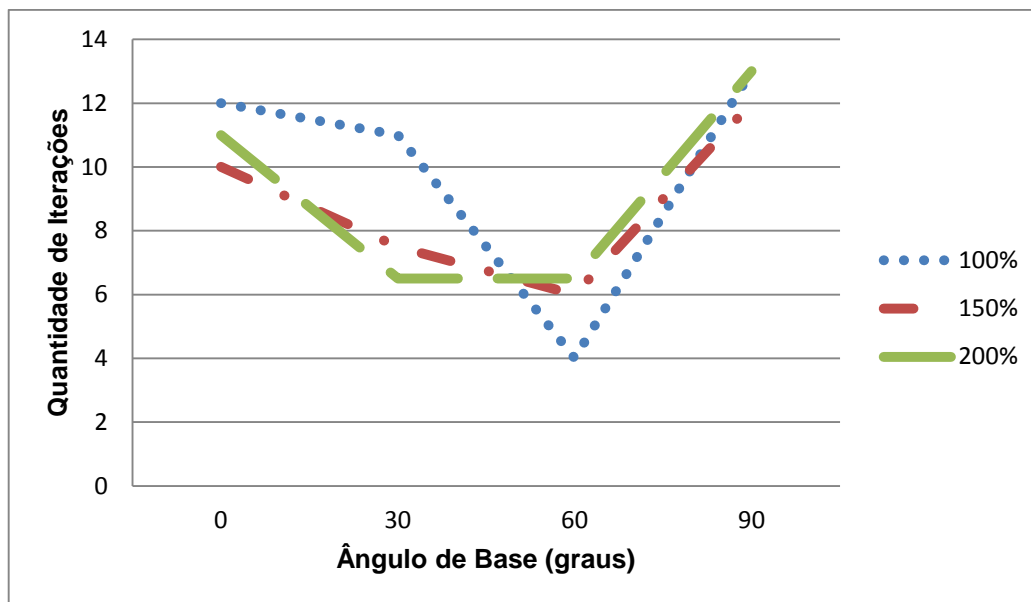


Figura 11 - Quantidade de iterações em relação ao ângulo de base para diversos carregamentos

Observa-se pela Figura 10 que, o processo de convergência ocorre de uma forma mais rápida quando a carga é normal, e que as melhores soluções obtidas são observadas quando se usa o ângulo de base calculado para esta situação. Conforme já observado em (TECCHIO; BENEDITO; ALBERTO, 2010), este comportamento era esperado. Isto porque quanto mais próximo do ponto máximo de carregamento do sistema, mais difícil será a convergência, devido ao mau condicionamento da matriz H e G próximo a esse ponto chamado de “ponto de colapso de tensão”.

5.6 CONCLUSÕES

Os resultados apresentados demonstram que o uso da normalização complexa viabiliza a aplicação do estimador de estados desacoplado rápido para sistemas de distribuição. É importante ressaltar que com o uso da normalização pu convencional não é possível obter soluções para os estados da rede. Observa-se, então, que o uso desse estimador em conjunto com a normalização complexa por unidade torna o processo de convergência possível, o que permite o uso de uma técnica de estimação de estados consolidada na literatura para sistemas de transmissão em sistemas de distribuição, que foi a linha adotada nesse trabalho.

Os resultados obtidos nas operações com topologia malhadas e com inserção de Geração Distribuída conectados diretamente às redes de distribuição sugerem que a normalização complexa (cpu) pode ser uma interessante ferramenta para sistemas de distribuição emergentes. Com as simulações apresentadas nesse capítulo mostrou-se a importância do uso do ângulo de base calculado em função dos parâmetros de rede. A escolha adequada do ângulo de base garante uma melhora na quantidade de iterações e na qualidade dos estados estimados. Dessa forma, quanto mais próximo do ângulo de base obtido através da fórmula proposta em (GOMES, 2006), mais efetivas as soluções obtidas para os estados da rede. Os valores de ângulo de base distantes desse ângulo de base não apresentavam boas soluções, e em situações extremas, o processo de convergência não ocorria.

Desta forma, conclui-se que o uso da normalização complexa por unidade no processo de estimação de estados é uma ferramenta válida para sistemas de distribuição atuais e futuros.

6 CONCLUSÕES

6.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

Neste trabalho apresentaram-se os conceitos necessários para o processo de estimação de estados em sistemas de distribuição. Buscou-se destacar os principais pontos do processo de estimação tais como a adaptação dos métodos de estimação desenvolvidos e consolidados para sistemas de transmissão, assim como os avanços relacionados aos sistemas de distribuição e que deverão influenciar no processo de estimação para esses sistemas.

Este trabalho propõe a adaptação do estimador de estados desacoplado rápido para sistemas de distribuição através da aplicação da normalização complexa por unidade. Também, analisaram-se as diferentes formas de operação possíveis, considerando os avanços observados na topologia do sistema de distribuição. Observou-se que a modificação da topologia da rede influencia na convergência do método, assim como a adoção do ângulo de base utilizado para a aplicação da normalização complexa por unidade.

Com relação à validação da metodologia proposta, a análise de diferentes formas de operação, considerando os avanços esperados para a topologia dos sistemas de distribuição emergentes e na disseminação de GD, permitiu comprovar a viabilidade da nova abordagem para cenários tradicionais de operação, cenários mais atuais com o novo comportamento de rede ativa e, ainda, cenários futuros com redes ativas associadas a topologias mais malhadas.

Verificou-se que a extensão da normalização complexa por unidade para os estudos de estimação de estados, proposta nesse trabalho, possibilita o ajuste necessário da baixa relação X/R dos sistemas de distribuição, elevando essa relação para valores comparados aos de sistemas de transmissão. Desta forma, permite-se que técnicas e formulações de estimação de estados, consolidadas para sistemas de transmissão, sejam aplicadas com sucesso em sistemas de distribuição, respeitando as particularidades desses sistemas e, ao mesmo tempo, atendendo as necessidades e expectativas futuras dos sistemas de distribuição.

Os resultados obtidos mostraram que a aplicação da normalização complexa por unidade no estimador de estados desacoplado rápido é satisfatório, o que permite o uso de uma formulação já consolidada para sistemas de transmissão sem que haja modificações no estimador. Da mesma forma, observou-se que não é possível aplicar os dados convencionais no estimador de estados desacoplado rápido, pois o estimador não consegue obter os estados do sistema. Assim, observa-se a importância da técnica.

A formulação apresentada permite então lidar com futuras alterações enfrentadas pelos sistemas de transmissão e de distribuição, decorrentes dos avanços ocasionados pelas tecnologias de *Smart Grid*.

6.2 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Apresentada a metodologia do trabalho, permite-se que aprimoramentos sejam realizados, levando em conta as futuras modificações possíveis na operação do sistema. Da mesma forma, as abordagens aqui apresentadas podem servir como base para trabalhos posteriores.

Seguem sugestões para trabalhos futuros:

- Uso do processo de estimação de estados generalizada em sistemas de distribuição;
- Desenvolver um estimador de estados para sistemas de distribuição capaz de processar medidas de corrente e/ou unidades de medição fasorial;
- Adaptar os conceitos obtidos para desenvolvimento de um estimador de estados para sistemas interligados de distribuição e transmissão;
- Incluir a detecção de erros no processo de estimação de estados para distribuição utilizando a técnica de normalização complexa por unidade;
- Realizar testes da técnica desenvolvida em sistemas reais.

REFERÊNCIAS

ABUR, Ali; GÓMEZ EXPÓSITO, Antonio. **Power system state estimation: theory and implementation**. New York, NY: CRC Press, Taylor & Francis, 2004. 327 p.

ABUR, Ali; GÓMEZ EXPÓSITO, Antonio. Observability and Bad Data Identification When Using Ampere Measurements in State Estimation. In: IEEE INTERNATIONAL SYMPOSIUM ON CIRCUITS AND SYSTEMS, 1993, Chicago. **Conference Publications...** 1993, p. 2668-2671.

ALLEMONG, J.J.; RADU, L.; SASSON, A.M.. A Fast and Reliable State Estimator Algorithm for the AEP's New Control Center. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. 101, p. 933-944, abr. 1982.

ALSAÇ, O.; VEMPATI, N.; SCOTT, B. MONTICELLI, A. Generalized State Estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 13, n. 3, p. 1069-1075, ago. 1998.

ASCHMONEIT, F.; DENZEL, D.; GRAF, R.; SCHELLSTEDE, G.. Developments o an Optimal State Estimator and Implementation in a Real-Time Computer System. In: CIGRÉ MEETING, 1976, Paris. **Conference Publications...** 1976.

BARAN, M.E. Challenges in State Estimation on Distribution Systems. In: POWER ENGINEERING SOCIETY SUMMER MEETING, 2001, Vancouver. **Conference Publications...** 2001, v. 1, p. 429-433.

BARAN, M.; MCDERMOTT, T.E. Distribution system state estimation using AMI data. In: POWER SYSTEMS CONFERENCE AND EXPOSITION (PSCE), 2009, Seattle. **Conference Publications...** 2009, p. 1-3.

CLEMENTS, K. A.; SIMÕES COSTA, Antônio J. A.. Topology Error Identification Using Normalized Lagrange Multipliers. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 13, n. 2, p. 3347-353, mai. 1998.

COELHO, Elizandra P. R. **Processamento Simultâneo de Erros na Estimação de Estados Generalizada**. Curitiba, PR: Editora UFPR, 2012. Originalmente apresentada como dissertação de mestrado, Universidade Federal do Paraná, 2012.

COLZANI, L. **Determinação de Sub-Redes Relevantes para Identificação de Erros Topológicos em Sistemas de Potência**. Florianópolis, SC: Editora UFSC, 2001. Originalmente apresentada como dissertação de mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, 2001.

COSTA, Vander M.; MARTINS, Nelson; PEREIRA, José Luiz R. Developments in the Newton-Raphson Power Flow Formulation Based on Current Injections. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 14, n. 4, p. 1320-1326, nov. 1999.

DURCE, Carolina; LODDI, Tarcisio; LOURENÇO, Elizete; TORTELLI, Odilon. Normalização Complexa para Cálculo de Fluxo de Potência em Redes de Distribuição Emergentes. In: LATIN-AMERICAN CONGRESS ON ELECTRICITY GENERATION AND TRANSMISSION (CLAGTEE), 9., 2011, Mar del Plata, Argentina. **Proceedings of...** 2011, p. 1-9.

DURCE, Carolina; LOURENÇO, Elizete; TORTELLI, Odilon. Power Flow Analysis for Interconnected T&D Networks with Meshed Topology. In: IEEE PES INTERNATIONAL CONFERENCE AND EXHIBITION ON INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES (ISGT Europe), 2., 2011, Manchester, Reino Unido. **Conference Publications...** 2011, p. 1-7.

DURCE, Carolina Corrêa. **Normalização Complexa e Cálculo de Fluxo de Potência para Sistemas Elétricos Emergentes**. Curitiba, PR: Editora UFPR, 2012. Originalmente apresentada como dissertação de mestrado, Universidade Federal do Paraná, 2012.

EMINOGLU, U.; GÖZEL, T.; HOCAOGLU, M. H. DSPFAP: Distribution systems power flow analysis package using Matlab graphical user interface (GUI). **Computer Applications in Engineering Education**, v. 18, n. 1, p. 1–13, 2010.

GARCIA, A.; MONTICELLI, A.; ABREU, P.. Fast Decoupled State Estimator and Bad Data Processing. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. 98, n. 5, p. 1645-1652, out. 1979.

GARCIA, A.; MONTICELLI, A.; Simulação de Redes de Distribuição de Energia Elétrica através de Fluxo de Carga Desacoplado Rápido. In: Seminário Nacional de Distribuição de Energia Elétrica (SENDI), 9., 1984, Bahia. **Anais eletrônicos...** 1984.

GEISLER, Kenneth I. Ampere Magnitude Line Measurements for Power System State Estimation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. PAS-103, n. 8, p. 1962-1969, ago. 1984.

GJELSVIK, A.; AAM, S.; HOLTEN, L. Hachtel's Augmented Matriz Method - A Rapid Method Improving Numerical Stability in Power System Static State Estimation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, n. 11, p. 2987-2991, nov. 1985.

GOMES, R.B.. **Resolução do problema de fluxo de carga para redes de distribuição utilizando o MDR com rotação automática de eixos**. Dissertação de mestrado, Universidade de Campinas, Mai. 2006.

GÓMEZ-EXPÓSITO, A.; ABUR, A.; VILLA JAÉN, A. DE LA; GÓMEZ-QUILES, C.; ROUSSEAU, P. On the use of PMUs in power system state estimation. 17th Power System Computation Conference. **Conference Proceedings...** Estocolmo, Suécia. 2011.

HOFFMAN, R. Practical state estimation for electric distribution networks. Power Systems Conference and Exposition. **Conference Proceedings...** p.510–517, 2006. Montreal, Canadá.

HOLTEN, L.; GJELSVIK, A.; AAM, S.; WU, F. F.; LIU, W. E. Comparison of Different Methods for State Estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 3, n. 4, p. 1798-1806, nov. 1988.

HORISBERGER, H. P.; RICHARD, J. C.; ROSSIER, C. A Fast Decoupled Static State-Estimator for Electric Power Systems. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. PAS-95, n. 1, p. 208-215, 1976.

HU, Y.; KUH, A.; YANG, T.; KAVCIC, A. A belief propagation based power distribution system state estimator. **IEEE Computational Intelligence Magazine**, v. 6, n. 3, p. 36–46, ago. 2011.

HUANG, Y.-F.; WERNER, S.; HUANG, J.; KASHYAP, N.; GUPTA, V. State Estimation in Electric Power Grids: Meeting New Challenges Presented by the Requirements of the Future Grid. **IEEE Signal Processing Magazine**, v. 29, n. 5, p. 33-43, set. 2012.

JIANG, W.; VITTAL, V.; HEYDT, G. A distributed state estimator utilizing synchronized phasor measurements. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 22, n. 2, p. 563-571, 2007.

KORRES, G. N.; HATZIARGYRIOU, N. D.; KATSIKAS, P. J. State Estimation in Multi-Microgrids. **European Transactions On Electrical Power**, v. 21, n. 2, p. 1178-1199, jun. 2010.

KORRES, G. N.; MANOUSAKIS, N. M.. State Estimation and Bad Data Processing for Systems Including PMU and SCADA Measurements. **Electric Power Systems Research**, v. 81, p. 1514-1524, Abr. 2011.

LAVORATO, Marina. **Planejamento integrado da expansão de sistemas de distribuição de energia elétrica**. Campinas, SP: Editora da Unicamp, 2010. Originalmente apresentada como tese de doutorado, Universidade Estadual de Campinas, 2010.

LEHTONEN, Matti; JALONEN, Mikko; MATSINEN, Arto; KURU, Jukka; HAAPAMÄKI, Vesa. A Novel State Estimation Model for Distribution Systems. In: POWER SYSTEMS COMPUTATION CONFERENCE (PSCC), 14., 2002, Sevilla. **Conference Publications...** Sevilla: 2002, v. 20, p. 24-28, 2002.

LI, Ke. State Estimation for Power Distribution System and Measurement Impacts. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 11, n. 2, p. 911-916, mai. 1996.

LIMA, João Marcos; COURTOUKE, Christina; GIMENES, Juan Antonio Salvatierra; RODRIGUES, Fernando; FERNANDEZ, José Manoel. Experiência da Copel na implementação de um estimador estático de estados no centro de operação do sistema. **Espaço Energia**. Curitiba, n. 7, out. 2007.

LIN, W.-M., TENG, J.-H.: Distribution fast decoupled state estimation by measurement pairing. **IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution**, 1996, v. 143, n.(1), p. 43-48.

LO, K. L.; MAHMOUD, Y. M. A Decoupled Linear Programming Technique for Power System State Estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. PWR-1, n. 1, p. 154-160, fev. 1986.

LOPES, Thales Terrola e. **Estimadores de Estado em Sistemas de Energia Elétrica Incluindo Restrições Fuzzy**. Rio de Janeiro: COPPE/UFRJ, 2008. Originalmente apresentada como tese de doutorado, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2008.

LOURENÇO, Elizete M. **Análise de Observabilidade e Identificação de Erros de Topologia na Estimação de Estados Generalizada**. Florianópolis, SC: Editora UFSC, 2001. Originalmente apresentada como tese de doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina, 2001.

LOURENÇO, Elizete; LODDI, Tarcisio; TORTELLI, Odilon. Unified Load Flow Analysis for Emerging Distribution Systems. In: IEEE PES INTERNATIONAL CONFERENCE AND EXHIBITION ON INNOVATIVE SMART GRID TECHNOLOGIES (ISGT), 2010, Gotemburgo, Suécia. **Conference Publications...** 2010, p. 1-7.

LOURENÇO, Elizete; SIMÕES COSTA, Antônio J. A. Identificação de Erros de Topologia Via Multiplicadores de Lagrange Normalizados e Testes de Hipóteses. In: Congresso Brasileiro de Automática, 13., 2000, Florianópolis. **Anais eletrônicos...** Florianópolis: UFSC, 2000.

LOURENÇO, Elizete; SIMÕES COSTA, Antônio J. A.; CLEMENTS, Kevin A.; CERNEV, Rafael A. A Topology Error Identification Method Directly Based on Collinearity Tests. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 21, n. 4, p. 1920-1929, jun. 2006.

LU, C.N.; TENG, J.H.; LIU, W.-H.E. Distribution System State Estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 10, n. 1, p. 229-240, fev. 1995.

MARTÍNEZ, Roger A.; SAMPER, Mauricio E.; VARGAS, Alberto. **Estimación y Pronóstico del Estado Operativo de las Redes Inteligentes de Distribución**. Latin-American Congress on Electricity Generation and Transmission, CLAGTEE. **Conference Publications...**Viña del Mar, Chile: 2013.

MEYER, Breno Torres. **Um Estudo da Tecnologia de Medição Fasorial Sincronizada e dos Impactos no Sistema Elétrico da Eletrosul**. Florianópolis, SC: Editora UFSC, 2010. Originalmente apresentada como monografia de pós-graduação, Universidade Federal de Santa Catarina, 2006.

MONTICELLI, A. **State Estimation in Electric Power Systems - A Generalized Approach**. 1999. 394 p.

MONTICELLI, A. Electric power system state estimation. **Proceedings of the IEEE**, v. 88, n. 2, p. 262–282, 2000.

MONTICELLI, A.; GARCIA, A. Fast Decoupled State Estimator. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 5, n. 2, p. 556–564, mai. 1990.

MONTICELLI, A.; GARCIA, A. Modeling Zero Impedance Branches in Power Systems State Estimation. In: IEEE PES Winter Meeting Conference, Phoenix. **Conference Publications...** Phoenix: 1991, v. 8, p. 364-370, 1991.

NAKA, S.; GENJI, T.; YURA, T.; FUKUYAMA, Y. A hybrid particle swarm optimization for distribution state estimation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 18, n. 1, p. 60–68, fev. 2003.

NUSRAT, N.; IRVING, M.; TAYLOR, G. Development of Distributed State Estimation Methods to Enable Smart Distribution Management Systems. IEEE International Symposium on Industrial Electronics. **Conference Publications...** Gdansk, Polônia: jun. 2011.

PHADKE, A. G.; THORP, J.S.; KARIMI, K. S. Real Time Voltage Phasor Measurements for Static State Estimation. **IEEE Transactions on PAS**, v. 104, n. 11, nov. 1985, p.3098-3107.

PHADKE, A. G.; THORP, J. S.; KARIMI, K. J. State estimation with phasor measurements. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. PWRS-1, n. 1, p. 233-238, 1986.

PAPOULIS, A. **Probability, Random Variables and Stochastic Processes**. 3 ed. Ed. McGraw Hill, 1991.

QUINTANA, V. H.; SIMÕES COSTA, A.; MIER, M. Bad Data Detection And Identification Techniques Using Estimation Orthogonal Methods. **Power Engineering Review, IEEE**, v. PER-2, n. September, p. 3356, 1982.

SCHWEPPE, F. C.; WILDES, J.; ROM, D. B. Power System Static-State Estimation, Part I, II, And III. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. PAS-89, n. 1, p.120-135, jan. 1970.

SIMÕES COSTA, Antônio J. A. **Apostila: Método da Equação Normal**. Florianópolis, 1998. Disponível em: <<http://www.labspot.ufsc.br/~simoies/assp/assp3.pdf>>. Acesso em: 03 fev. 2014.

SIMÕES COSTA, Antônio J. A. **Apostila: A Estimação de Estados via Método da Matriz Aumentada**. Florianópolis, 1998 a. Disponível em: <<http://www.labspot.ufsc.br/~simoies/assp/assp5.pdf>>. Acesso em: 03 fev. 2014.

SIMÕES COSTA, Antônio J. A.; QUINTANA, V. H.. A Robust Numerical Technique For Power Systems State Estimation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. 100, n. 2, p. 691-698, fev. 1981.

SIMÕES COSTA, Antônio J. A.; QUINTANA, V. H.. An Orthogonal Row Processing Algorithm for Power System Sequential State Estimation. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. 100, n. 8, p. 3791-3800, ago. 1981 a.

SIMÕES COSTA, Antônio J. A.; SALGADO, Roberto de S. **Apostila: Análise Estática de Segurança em Sistemas Elétricos de Potência**. Florianópolis, 2001. Disponível em: <<http://www.labspot.ufsc.br/~simoies/osee/notas-eesp.pdf>>. Acesso em: 19 mar. 2012.

SINGH, R; PAL, B. C.; JABR, R. A. Choice of Estimator for Distribution System State Estimation. **IET Generation, Transmission & Distribution (IETGTD)**. Ed. 7, n. 3, 2009. p. 666-678.

TECCHIO, P.P.V.; BENEDITO, R. A S; ALBERTO, L. F C. The Behavior Of WLS State Estimator Near The Maximum Loadability Point Of Power Systems. Power and Energy Society General Meeting. **Conference Publications...** p.1,6, 25-29, 2010. Minneapolis, MN, EUA.

VALVERDE, G.; CAI, D.; FITCH, J.; TERZIJA, V. Enhanced state estimation with real-time updated network parameters using SMT. Power and Energy Society General Meeting. **Conference Publications...** p.1-7, 2009. Calgary, Canadá.

VIDE, Paula Sofia Pita e Castro. **A Estimação de Estados em Sistemas Elétricos de Energia**. Porto: Editora UP, 2005. Originalmente apresentada como dissertação de mestrado, Faculdade de Engenharia da Universidade de Porto, 2005.

WU, F. F.; LIU, W. E.; HOLTEN, L.; GJELSVIK, A.; AAM, S. Observability Analysis and Bad Data Processing for State Estimation Using Hachtel's Augmented Matrix Method. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 3, n. 2, mai 1988.

ZHAO, L.; ABUR, A. Multi Area State Estimation Using Synchronized Phasor Measurements. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 20, n. 2, p. 611-617, 2005.

ZIMMERMAN, R. D.; MURILLO-SÁNCHEZ, C. E.; GAN D. MATPOWER: A Matlab Power System Simulation Package. Disponível em:
<<http://www.pserc.cornell.edu/matpower/>>. Acesso em: 19 out. 2013.