

MARCELO NANNI

**ESTIMADOR DE ESTADO ROBUSTO BASEADO NO
MÉTODO DA MÍNIMA MEDIANA**

Dissertação de Mestrado apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica

Orientador: Prof. Dr. João Bosco Augusto London Jr.

São Carlos
2009

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

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

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

N184e Nanni, Marcelo
Estimador de estado robusto baseado no método da
mínima mediana / Marcelo Nanni ; orientador João Bosco
Augusto London Jr. -- São Carlos, 2009.

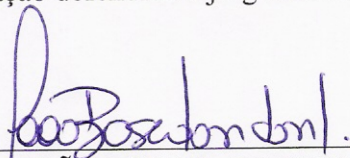
Dissertação (Mestrado-Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica e Área de Concentração em Sistemas
Elétricos de Potência) -- Escola de Engenharia de São
Carlos da Universidade de São Paulo, 2009.

1. Sistemas elétricos de potência. 2. Estimação de
estado. 3. Erros grosseiros. 4. Pontos de alavancamento.
I. Título.

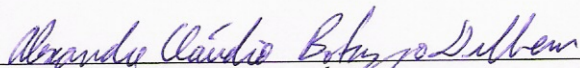
FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Engenheiro **MARCELO NANNI**

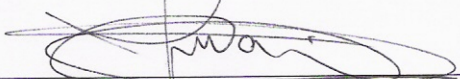
Dissertação defendida e julgada em 01/04/2009 perante a Comissão Julgadora:



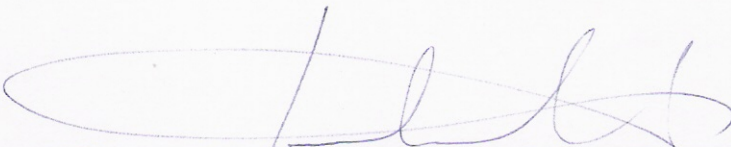
Prof. Dr. **JOÃO BOSCO AUGUSTO LONDON JÚNIOR (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos/USP) **APROVADO**



Prof. Dr. **ALEXANDRE CLÁUDIO BOTAZZO DELBEM**
(Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação/USP) **APROVADO**



Prof. Associado **JOSÉ ROBERTO SANCHES MANTOVANI**
(Universidade Estadual Paulista "Julio de Mesquita Filho"/UNESP) **Aprovado**



Prof. Associado **GERALDO ROBERTO MARTINS DA COSTA**
Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e
Presidente da Comissão de Pós-Graduação

À minha mãe, Estér, ao meu pai, Celso, e aos meus irmãos Giuliano,
Giovanni, Marciley e Junior.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus, acima de tudo, pois, sem Ele nada seria possível;

Ao professor João Bosco A. London Jr., pela orientação e ensinamentos;

Ao professor Alexandre Cláudio B. Delbem, pela co-orientação e apoio a este projeto de pesquisa;

Aos professores Luís Fernando C. Alberto, Rodrigo Andrade Ramos e Newton Geraldo Bretas, pelos ensinamentos e Amizade;

Aos meus pais, pelo amor e apoio incondicional;

Aos amigos Raphael, Moussa e Lizandra, pelas várias horas em que me ajudaram no desenvolvimento deste projeto e pela amizade;

Aos amigos Leandro, Saulo, Carol, Roman, Augusto e aos colegas do LACO, por toda a amizade;

Ao Marco e Marciley, pela paciência e amizade;

À FAPESP, pela concessão da bolsa de estudo.

Stay hungry, stay foolish.

(Stewart Brand)

RESUMO

NANNI, M. **Estimador de estado baseado no método da mínima mediana**. 2009. 144 f. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2009

Nas últimas décadas, diversos estimadores de estado foram desenvolvidos e aplicados em sistemas elétricos de potência (SEP), dos quais se destaca o baseado no método da Mínima Mediana. Isso em razão desse, conhecido como Estimador por Mínima Mediana do Resíduo Ponderado ao Quadrado (do inglês, *Weighted Least Median of Squares – WLMS*), ser capaz de filtrar erros grosseiros (EGs) existentes em medidas redundantes que atraem a convergência do processo de estimação de estado. Essas medidas são chamadas de ponto de alavancamento. Todavia, o estimador WLMS requer um alto custo computacional, tornando-se inviável para aplicação, em tempo real, em SEP de grande porte.

De uma forma geral, os motivos desse custo computacional são devido ao estimador WLMS exigir a realização das seguintes tarefas: (i) sorteio, dentre todas as medidas disponíveis, de diversos conjuntos observáveis de medidas com número de medidas igual ao número de variáveis de estado a serem estimadas; (ii) análise da redundância local das medidas disponíveis para cada um dos conjuntos observáveis sorteados; e (iii) execução de vários fluxos de carga.

Neste trabalho, propõe-se o desenvolvimento de um estimador de estado estatisticamente robusto, baseado no método da mínima mediana, porém, viável para aplicação em tempo real em SEP de grande porte. Para isso, foram propostas novas metodologias para realização das tarefas supracitadas. A metodologia proposta para realização das tarefas (i) e (ii) faz uso da estrutura da matriz H_{Δ} , pois, através dessa matriz, as análises de observabilidade e de redundância de medidas são realizadas de forma simples e direta. Para realizar a tarefa (ii), desenvolveu-se uma metodologia para cálculo de fluxo de carga, tomando por base um método de varredura direta/inversa.

Por fim, para aumentar a eficiência computacional em tempo real do estimador proposto, as tarefas a serem executadas pelo mesmo que não dependem de informações, que se tornam disponíveis em tempo real, são realizadas num processo *off-line*.

Como principais resultados deste trabalho, destacam-se: (i) um estimador de estado robusto; e (ii) uma metodologia eficiente para determinação da mínima redundância local de medidas e para sortear os conjuntos observáveis de medidas.

Palavras-chave: Sistemas elétricos de potência. Estimação de estado. Erros grosseiros. Pontos de alavancamento.

ABSTRACT

NANNI, M. **State estimator based on the least median method**. 2009. 144 p. Dissertation (Master study) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2009

In the last decades several state estimators were developed and applied to power systems. Among these estimators, the one based on the least median method is of interest to us. This because the Weighted Least Median of Squares (WLMS) estimator is capable of filtering gross errors corrupting redundant measurements called Leverage Points. Leverage Points are highly influential measurements that attract the state estimation's solution towards them. However, some of the WLMS estimator tasks require excessive computing time, making that estimator impracticable to large-scale power systems in real-time environment.

The WLMS estimator tasks requiring excessive computing time are: (i) selection, among all available measurements, of several samples with N non-redundant measurements for which the system is observable, where N is the number of system states to be estimated; (ii) determination of the minimum redundancy of the available measurements set; and (iii) the solution of several load flows (one for each selected samples of N measurements).

This work proposes a robust state estimator based on the least median method applicable to large-scale power systems in real-time environment. In order to do this, new methodologies were proposed to perform the tasks mentioned above. The proposed methodology to perform tasks (i) and (ii) is based on the analysis of the H_{Δ} matrix structure (this analysis enables both observability and redundancy analysis in a straightforward manner). To perform task (ii), it was developed a load flow methodology based on a forward/backward sweep power flow method.

Finally, in order to increase the computational efficiency of the proposed estimator in real-time environment, the tasks that do not depend on real-time information will be conducted by an *off-line* process.

As the main results of this work we could enumerate: (i) a robust state estimator; and (ii) an efficient methodology to determine both the minimum redundancy of the available measurement set and the observable samples with N non-redundant measurements.

Keywords: Power system. State estimator. Gross errors. Leverage point.

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1: Diagrama do sistema de 3 barras.	35
Figura 2.2: Espaço de fator do sistema de 3 barras apresentado na Figura 2.1: l_1 e l_2 são, respectivamente, a primeira e segunda coluna da matriz $(W^{-1/2} \cdot H)^t$	36
Figura 3.1: Diagrama do sistema de 5 barras.	48
Figura 4.1: Exemplo de um grafo.	59
Figura 4.2: Exemplo de uma árvore.	60
Figura 4.3: Exemplo de um grafo e sua RNP.	61
Figura 4.4: Sistema radial típico.	63
Figura 4.5: Sistema radial de 6 barras (todos os valores indicados na figura estão em p.u.).	65
Figura 4.6: Sistema Fracamente Malhado	68
Figura 4.7: Sistema Radial Equivalente ao Sistema Fracamente Malhado apresentado na Figura 4.6.	68
Figura 4.8: Representação das injeções nodais nas duas extremidades de um ponto de quebra de ciclo.	69
Figura 4.9: Ponto de quebra de ciclo de uma barra PV; (a) Antes da quebra; (b) Depois da quebra.	70
Figura 4.10: Sistema para a ilustração da construção da matriz sensibilidade.	71
Figura 4.11: Sistema malhado de 6 barras.	73
Figura 4.12: Sistema radial equivalente do sistema de 6 barras.	74
Figura 5.1: Sistema radial apenas com medidas de injeção.	82
Figura 5.2: Configurações de inserção de medidas de fluxo. (a) Configuração 1; (b) Configuração 2.	83
Figura 5.3: Sistema radial típico.	84
Figura 5.4: Fluxograma geral do estimador proposto.	93
Figura 5.5: Fluxograma do algoritmo de sorteio de bases.	94
Figura 5.6: Vetor de listas de dependências.	96
Figura 5.7: (a) Sistema malhado; (b) Sistema radial equivalente não observável; (c) Sistema radial equivalente observável.	98
Figura 5.8: Fluxograma do algoritmo que monta o sistema radial equivalente.	100

Figura 5.9: Fluxograma da etapa de estimação de estado.....	102
Figura 6.1: Sistema de 3 barras.....	106
Figura 6.2: Sistema de 14 barras.....	109
Figura 6.3: Sistema de 6 barras.....	111
Figura 6.4: Sistema radial equivalente 1.....	112
Figura 6.5: Sistema radial equivalente 2.....	114
Figura 6.6: Sistema radial equivalente (14 barras).....	116
Figura 6.7: Sistema de 30 barras do IEEE.	121
Figura 6.8. Sistema de 6 barras.....	126
Figura 6.9. Diagrama do sistema de 5 barras.....	127

LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1:	Número de bases necessárias ao EE WLMS.....	54
Tabela 4.1:	Grau dos nós do grafo apresentado na Figura 4.1.	59
Tabela 4.2:	Injeções nodais.	66
Tabela 4.3:	Passo <i>backward</i>	67
Tabela 4.4:	Resultado do método.	67
Tabela 4.5:	Cálculo da injeção nodal.	74
Tabela 4.6:	Passo <i>backward</i>	75
Tabela 4.7:	Passo <i>forward</i>	75
Tabela 4.8:	Cálculo da injeção nodal.	75
Tabela 4.9:	Passo <i>backward</i>	76
Tabela 4.10:	Passo <i>forward</i>	76
Tabela 4.11:	Cálculo da injeção nodal.	76
Tabela 4.12:	Passo <i>backward</i>	77
Tabela 4.13:	Passo <i>forward</i>	77
Tabela 6.1:	Estado estimado através do EE WLMS (sistema de 3 barras).	107
Tabela 6.2:	Resíduo ponderado das medidas (sistema de 3 barras -WLMS).....	107
Tabela 6.3:	Estado estimado, através do EE WLS (sistema de 3 barras).....	108
Tabela 6.4:	Resíduo normalizado das medidas (sistema de 3 barras -WLS).	108
Tabela 6.5:	Estado estimado, através do EE WLMS (sistema de 14 barras).	109
Tabela 6.6:	Resíduo ponderado das medidas (sistema de 14 barras -WLMS).....	110
Tabela 6.7:	Plano de medição.....	111
Tabela 6.8:	Ângulos de tensão nas barras, obtidos através do fluxo de carga convencional.....	112
Tabela 6.9:	Ângulos de tensão nas barras, obtidos através do fluxo de carga para sistemas radiais.....	113
Tabela 6.10:	Estado estimado através do EE WLMS (sistema de 3 barras).	117
Tabela 6.11:	Resíduo ponderado das medidas (sistema de 3 barras - WLMS).....	117
Tabela 6.12:	Estado estimado através do EE WLMS (sistema de 14 barras).	118
Tabela 6.13:	Resíduo ponderado das medidas (sistema de 14 barras -WLMS).....	118
Tabela 6.14:	Estado estimado através do EE WLS (sistema de 14 barras).....	119

Tabela 6.15: Resíduo normalizado das medidas (sistema de 14 barras - WLS).....	120
Tabela 6.16: Estado estimado através do EE WLMS (sistema de 30 barras).....	122
Tabela 6.17: Resíduo ponderado das medidas (sistema de 30 barras).....	122
Tabela 6.18: Estado estimado através do EE WLS (sistema de 30 barras).	123
Tabela 6.19: Resíduo normalizado das medidas (sistema de 30 barras).....	124
Tabela 6.20: Matriz H^t_{Δ} composta de todas as medidas.	128
Tabela 6.21: Matriz $H^t_{\Delta(m1,m5)}$	128
Tabela A.1: Dados de barra (sistema de 3 barras).	139
Tabela A.2: Dados de linha (sistema de 3 barras).	139
Tabela A.3: Dados dos medidores (sistema de 3 barras).....	139
Tabela A.4: Dados de barra (sistema de 14 barras).	140
Tabela A.5: Dados de linha (sistema de 14 barras).	140
Tabela A.6: Dados dos medidores (sistema de 14 barras).....	141
Tabela A.7: Dados de barra (sistema de 6 barras).	141
Tabela A.8: Dados de linha (sistema de 6 barras).	142
Tabela A.9: Dados de barra (sistema de 30 barras).	142
Tabela A.10: Dados de linha (sistema de 30 barras).	143
Tabela A.11: Dados dos medidores (sistema de 30 barras).....	144

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CCM	Conjunto Crítico de Medidas.
EE	Estimador de Estado.
EESEP	Estimação de Estado em Sistema Elétrico de Potência.
EG	Erro Grosseiro.
MC	Medida Crítica.
MRL	Mínima Redundância Local.
NRL	Nível de Redundância Local.
PA	Ponto de Alavancamento.
SDR	Sistema de Distribuição Radial.
SEP	Sistema Elétrico de Potência.
WLAV	Weighted Least Absolute Value.
WLMS	Weighted Least Median of Squares.
WLS	Weighted Least Squares.
WLTS	Weighted Least Trimmed Squares.

LISTA DE SÍMBOLOS

e	Vetor de erro das medidas.
ε^*	Ponto de quebra do EE.
$h(.)$	Vetor de funções não lineares que relaciona as medidas com as variáveis de estado do SEP.
H	Matriz Jacobiana.
Iq	Injeção de Quebra de Ciclo.
$J(x) [WLS]$	Somatório dos quadrados dos resíduos.
$J(x) [WLMS]$	Mínimo resíduo mediano ponderado ao quadrado.
m	Número de medidas do SEP.
M	Matriz Sensibilidade.
n	Número de barras do SEP.
N	Número de variáveis de estado a serem estimadas do SEP.
P	Potência ativa.
Q	Potência reativa.
r	Vetor de resíduo das medidas
R	Matriz de resistência.
s	Surplus.
σ	Desvio Padrão.
v	Posição mediana.
W	Matriz de covariância dos resíduos.
x	Vetor de estado estimado.
X	Matriz de reatância.
z	Vetor de medidas.

sumário

1 – INTRODUÇÃO	25
1.1 – OBJETIVOS	26
2 – FUNDAMENTOS DE ESTIMAÇÃO DE ESTADO EM SEP.....	29
2.1 – ESTIMADORES DE ESTADO EM SEP	29
2.1.1 – ESTIMADOR DE ESTADO WLS	30
2.1.2 – ESTIMADOR DE ESTADO WLMS	33
2.1.3 – MÉTODO PARA PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS	33
2.2 – PONTO DE ALAVANCAMENTO EM ESTIMAÇÃO DE ESTADO EM SEP	34
2.3 – ESTIMADORES WLS, WLAV E WLMS E PONTOS DE ALAVANCAMENTO	37
2.4 – OBSERVABILIDADE DE MEDIDAS	37
2.5 – REDUNDÂNCIA DE MEDIDAS	38
2.6 – CÁLCULO DE FLUXO DE CARGA	40
3 – ESTIMADOR DE ESTADO WLMS.....	43
3.1 – ROBUSTEZ: PONTO DE QUEBRA	43
3.2 – FORMULAÇÃO DO ESTIMADOR WLMS	44
3.3 – IDENTIFICAÇÃO DE MEDIDAS COM ERROS GROSSEIROS	47
3.4 – MEDIANA DOS RESÍDUOS UTILIZANDO REDUNDÂNCIA LOCAL	50
3.5 – DETERMINAÇÃO DA QUANTIDADE DE BASES A SEREM ANALISADAS	53
4 – ESTUDO DE METODOLOGIAS PARA MELHORIA DO EE WLMS.....	57
4.1 – REPRESENTAÇÃO NÓ-PROFUNDIDADE	58
4.2 – FLUXO DE CARGA DESTINADO A SISTEMAS RADIAIS	62
4.2.1 – ALGORITMO PARA CÁLCULO DE FLUXO DE POTÊNCIA PARA SISTEMAS RADIAIS.....	62
4.2.2 – EXTENSÃO DO ALGORITMO PARA SISTEMAS FRACAMENTE MALHADOS	67
4.3 – MATRIZ H_{Δ}	77
5 – DESENVOLVIMENTO E APRESENTAÇÃO DO EE PROPOSTO	81
5.1 – INTRODUÇÃO.....	81
5.2 – ADAPTAÇÃO DO FLUXO RADIAL PARA ESTIMAÇÃO DE ESTADO	81

5.2.1 – NOVO ALGORITMO PARA FLUXO RADIAL APLICADO À EESEP	84
5.3 – APLICAÇÃO DA MATRIZ H_{Δ} NO EE PROPOSTO	86
5.3.1 – OBTENÇÃO DA MÍNIMA REDUNDÂNCIA LOCAL	86
5.3.2 – DETERMINAÇÃO DAS K BASES	88
5.4 – PROGRAMA DESENVOLVIDO	91
5.4.1 – GERAÇÃO DAS K BASES	93
5.4.2 – DETERMINAÇÃO DO SISTEMA RADIAL EQUIVALENTE	96
5.4.3 – OBTENÇÃO DAS TELE-MEDIÇÕES E DETERMINAÇÃO DAS BASES DISPONÍVEIS	101
5.4.4 – ESTIMADOR DE ESTADO WLMS PROPOSTO	101
6 – TESTES E ANÁLISE DOS RESULTADOS	105
6.1 – SIMULAÇÕES COM O EE PROPOSTO	106
6.2 – IDENTIFICAÇÃO DO PROBLEMA NO EE PROPOSTO	111
6.3 – SIMULAÇÕES UTILIZANDO O EE WLMS PROPOSTO COM FLUXO DE CARGA CONVENCIONAL	117
6.4 – LIMITAÇÃO DO EE WLMS PARA PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS EM RAZÃO DA RADIALIDADE DO SISTEMA	125
6.5 – DESEMPENHO DA METODOLOGIA PARA IDENTIFICAÇÃO DA MRL	126
7 – CONCLUSÃO	131
7.1 – CONCLUSÕES	131
7.2 – PERSPECTIVAS FUTURAS	133
7.3 – PUBLICAÇÕES	134
8 – BIBLIOGRAFIA	135
ANEXO A	139
ANEXO A	139
PARÂMETROS DOS SISTEMAS	139
A.1 – PARÂMETROS DO SISTEMA DE 3 BARRAS	139
A.2 – PARÂMETROS DO SISTEMA DE 14 BARRAS	140
A.3 – PARÂMETROS DO SISTEMA DE 6 BARRAS	141
A.4 – PARÂMETROS DO SISTEMA DE 30 BARRAS	142

1 – INTRODUÇÃO

A operação em tempo real do Sistema Elétrico de Potência (SEP) requer uma grande quantidade de informações. Dentre essas, as variáveis de estado¹ do sistema são fundamentais, pois, a partir das mesmas, todas as demais variáveis podem ser calculadas. As variáveis de estado são obtidas a partir do processamento de um conjunto de medidas redundantes, constituído em geral de fluxos de potência ativa e reativa nas linhas de transmissão, de injeções de potência ativa e reativa e magnitudes de tensão nos barramentos.

Devido à grande dimensão dos SEPs, tais medições são obtidas pelos sistemas de telemedição, isto é, medições feitas à distância, as quais estão sujeitas a uma série de erros, tais como erros nos medidores, erros nos canais de comunicação e outros.

Assim, para a obtenção de um banco de dados confiável, é necessário que as medidas sejam filtradas. A ferramenta utilizada nos centros de operação, para realizar a filtragem e determinar o estado do SEP em tempo real, é o estimador de estado.

Dentre os muitos métodos estatísticos existentes para o cálculo das variáveis de estado, o que tem sido mais utilizado, para a estimação de estado em SEP, é o dos mínimos quadrados ponderados (do inglês, *Weighted Least Squares* - WLS) (SCHWEPPE; WILDES, 1970). Os motivos para a sua ampla utilização são a simplicidade da sua formulação e a facilidade quanto a sua implementação computacional.

Quando os erros nas medidas são Gaussianos, o estimador WLS funciona bem, falhando, entanto, na ocorrência de um ou mais Erros Grosseiros (EGs)² (ABUR; EXPÓSITO, 2004). Na tentativa de superar essa limitação, métodos para detecção e identificação de EGs foram desenvolvidos, dentre os quais os mais utilizados estão baseados na análise estatística dos resíduos das medidas³, ou em uma (sair) função dos mesmos. Os resíduos fornecem informações sobre eventuais violações das suposições relativas ao modelo de medição. Com base nessas informações podem-se detectar e identificar medidas portadoras de EGs.

¹ Tensões complexas nas barras do SEP.

² Em geral, dizemos que uma medida é portadora de Erro Grosseiro quando a mesma se desvia do seu valor verdadeiro de, no mínimo, três vezes a sua variância [Mili, Van Cutsem e Ribbens-Pavella (1984)].

³ Resíduo das medidas é a diferença entre o seu valor medido e o valor estimado das mesmas.

Na ocorrência de EG simples, isto é, quando apenas uma medida possui EG ou quando ocorrem EGs múltiplos não iterativos (ABUR E EXPÓSITO, 2004), os métodos para detecção e identificação de EGs, utilizando a análise dos resíduos, apresentam um desempenho satisfatório. Entretanto, tal análise falha na presença de EGs interativos, ou seja, na situação em que as medidas portadoras de EGs são redundantes entre si, porquanto, os resíduos são combinações lineares dos erros das medições. Nesta situação, nem sempre as medidas com EGs são aquelas com os resíduos normalizados de maior magnitude (MILI; VAN CUTSEM; RIBBENS-PAVELLA, 1984).

Devido a esse problema, o método do Mínimo Valor Absoluto Ponderado (do inglês, *Weighted Least Absolute Value* – WLAV) foi então desenvolvido e aplicado ao SEP (IRVING; OWEN; STERLING, 1978; KOTIUGA; VIDYASAGAR, 1982; ABUR; CELIK, 1991). Tal estimador mostrou-se mais robusto que o WLS na presença de EGs simples e múltiplos. Entretanto, o WLAV falha na ocorrência de EG em uma ou mais medidas redundantes, que possuam a característica de serem altamente *influentes*, atraindo a convergência do processo de estimação de estado. Essas medidas são chamadas de pontos de alavancamento (MONTICELLI, 2000).

Em busca de outro caminho, para contornar os problemas causados pelas medidas classificadas como pontos de alavancamento com EGs, Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991) propuseram o Estimador baseado no método da Mínima Mediana do Resíduo Ponderado ao Quadrado (do inglês, *Weighted Least Median of Squares* -WLMS) para SEP. Esse estimador foi a primeira proposta de estimador de estado (EE) robusto aplicado ao SEP, capaz de identificar EGs em medidas classificadas como pontos de alavancamento. Entretanto, tal estimador requer uma busca combinatorial, tornando-o inviável para aplicação em tempo real, em SEP de grande porte (FALCÃO; ARIAS, 1994; MONTICELLI, 2000).

1.1 – OBJETIVOS

Conforme mostrado anteriormente, dentre os estimadores desenvolvidos para SEP, o estimador WLMS, proposto por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), destaca-se por possibilitar o processamento de EGs, mesmo em medidas classificadas como pontos de alavancamento.

O estimador WLMS trabalha da seguinte forma: dentre as m medidas disponíveis, o estimador sorteia uma série de amostras com N medidas, sendo N o número de variáveis de

estado a serem estimadas, de modo que o SEP seja observável⁴. A função custo a ser minimizada é a mediana do conjunto dos quadrados dos resíduos ponderados de cada amostra de medidas selecionada. Para cada amostra, o estimador WLMS calcula as variáveis de estado x e o conjunto de resíduos r , gerados a partir de x , para todas as m medidas. Em seguida, os resíduos são ponderados, elevados ao quadrado e ordenados de forma crescente. Ao final do processo, o estado estimado \hat{x} corresponde àquela amostra que gerou o conjunto de resíduos r que tem o menor resíduo mediano ponderado ao quadrado.

O alto custo computacional que esse estimador exige, inviabiliza sua aplicação em tempo real, em SEP de grande porte. Os motivos desse alto custo computacional são os seguintes:

- (i) O cálculo das variáveis de estado para cada amostra de medidas deve ser precedido de uma análise de observabilidade;
- (ii) O tempo gasto para o cálculo das variáveis de estado para cada uma das amostras selecionadas;
- (iii) A determinação de todas as amostras de N medidas a serem utilizadas;
- (iv) A identificação da mínima redundância local (ver Seção 2.5), pois, através da mesma será determinado o número máximo de medidas portadoras de EGs que o estimador WLMS conseguirá filtrar.

O que se propõe neste projeto é o desenvolvimento de um estimador de estado robusto, baseado no estimador WLMS, desenvolvido por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), que não esteja sujeito às limitações supracitadas e, conseqüentemente, seja viável para aplicação em tempo real, em SEP de grande porte. Para isso, propõe-se à combinação do método desenvolvido em London Jr, Alberto e Bretas (2001), para determinar as amostras com N medidas e identificar a mínima redundância local do sistema, utilizando métodos mais eficientes para cálculo de fluxo de potência computacionalmente (LUO; SEMLYEN, 1990).

O método proposto por London Jr, Alberto e Bretas (2001) permite identificar conjuntos de medidas que dão a informação de determinada variável de estado. Através dessa informação, o mesmo possibilita a identificação do nível de redundância local de medidas de forma bastante simples e direta. Assim, acreditamos que o mesmo possa ser utilizado para realizar, de forma mais direta, as seguintes tarefas: seleção das amostras de N medidas observáveis e a identificação da mínima redundância local (itens (iii) e (iv) apresentados acima).

⁴ Dizemos que um SEP é observável, se for possível, através do conjunto de medidas disponível, resolver o sistema de equações que modela o SEP [Monticelli e Wu (1985), Wu e Monticelli (1985), Bretas (1996)].

Através de um método para cálculo de fluxo de carga computacionalmente mais eficiente, acreditamos que seja possível a análise das amostras, bem como a seleção daquela que minimiza a função do objetivo, de forma mais rápida. Além disso, propõe-se, como foi feito em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), a divisão das tarefas a serem realizadas para, desta forma, aumentar a eficiência do estimador WLMS.

Nessa divisão de tarefas, as que não dependem das medições, informações que se tornam disponíveis em tempo real, serão realizadas num processo *off-line*. Desta forma, reduzir-se-á o esforço computacional no processo *on-line*, onde o tempo é um fator limitante.

No processo *on-line*, serão realizadas as tarefas que dependem das medições, como: o cálculo da redundância local e o processo de estimação de estado propriamente dito.

Acredita-se que, com a aplicação desse conjunto de ferramentas, seja possível obter um estimador aplicável a SEPs de grande porte.

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

No Capítulo 2, são apresentados uma breve revisão sobre os EEs, seus problemas, bem como as limitações e as metodologias utilizadas juntamente ao EE para que o processo de estimação possa ser realizado.

No Capítulo 3, são apresentados, de forma mais completa, o EE e WLMS e toda a modelagem estatística em que o mesmo se baseia.

No Capítulo 4, são apresentadas metodologias que serão aplicadas ao estimador de estado WLMS, proposto por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), de forma a superar as limitações que esse estimador enfrenta.

No Capítulo 5, é apresentado o estimador de estado proposto neste trabalho juntamente com detalhes do seu desenvolvimento.

No Capítulo 6, são apresentados testes de forma a verificar a eficiência do estimador proposto e testar a capacidade desse estimador na identificação de medidas portadoras de EGs frente ao estimador WLS

E por fim, no Capítulo 7, são apresentadas as conclusões obtidas durante o desenvolvimento deste trabalho, juntamente com as perspectivas de trabalhos futuros baseados neste trabalho de dissertação.

2 – FUNDAMENTOS DE ESTIMAÇÃO DE ESTADO EM SEP

Este Capítulo apresenta uma breve revisão bibliográfica sobre os principais tópicos abordados neste trabalho.

Na Seção 2.1, encontra-se a formulação dos estimadores WLS e WLMS. Na Seção 2.2 é apresentado o conceito de medidas pontos de alavancamento (PA), e, em seguida, mostra-se como os estimadores WLS, WLAV e WLMS comportam-se na presença dessas medidas.

Na Seção 2.4 apresenta-se o conceito de observabilidade de sistemas. Na Seção 2.5, serão introduzidos os conceitos de redundância local e redundância global, bem como o método que será utilizado neste trabalho para o cálculo de redundância local das medidas de um sistema de medição.

Por fim, na Seção 2.6, é abordado o problema de cálculo de fluxo de carga, metodologia aplicada no estimador WLMS, por ser este cálculo determinante na eficiência computacional desse estimador.

2.1 – ESTIMADORES DE ESTADO EM SEP

Os problemas relacionados à estimação de estado em SEP têm sido estudados desde o final da década de 1960. Schweppe desenvolveu os primeiros trabalhos sobre estimadores de estado, apresentados em 1970, em uma série de três artigos juntamente com outros autores (SCHWEPPE, 1970; SCHWEPPE; ROM, 1970; SCHWEPPE; WILDES, 1970). Os trabalhos mostram a natureza geral do problema de estimação, a modelagem matemática, as técnicas iterativas para o cálculo da estimação e conceitos relacionados à detecção e à identificação de medidas com EGs. Desde então, várias pesquisas foram desenvolvidas relativas aos problemas ligados ao processo de estimação de estado (MONTICELLI, 1999; ABUR; EXPÓSITO, 2004).

Os estimadores de estado podem ser dinâmicos ou estáticos (Monticelli, 1999), entretanto, em razão da grande dificuldade de estimar a matriz transição de estado, exigida no processo de estimação dinâmica, os estimadores estáticos são os mais utilizados em SEP.

O termo estático refere-se ao fato de o modelo de rede utilizado ser estático, isto é, não são consideradas as variações entre as grandezas e a variável *tempo*. Desta forma, o SEP é representado por um conjunto de equações e inequações algébricas

Nesta seção, serão apresentados os estimadores estáticos de estado aplicados em SEP.

2.1.1 – Estimador de estado WLS

As medições realizadas e as variáveis de estado de um SEP (tensões complexas nas barras do SEP) estão relacionadas pelo seguinte modelo de medição:

$$Z = h(x) + e, \quad (2.1)$$

onde Z é o vetor de medidas ($m \times 1$); $h(\cdot)$ é o vetor de funções não lineares que relaciona as medidas com as variáveis de estado ($m \times 1$); x é o vetor de variáveis de estado $[(2n-1) \times 1]$; e é o vetor dos erros nas medidas ($m \times 1$), considerados como variáveis aleatórias independentes com distribuição Gaussiana de média zero (ABUR; EXPÓSITO, 2004) e matriz de covariância W ; sendo m e n o número de medidas e de barras do sistema, respectivamente. Geralmente o vetor de medidas é formado por medidas de magnitude de tensão, de fluxo e injeção de potência ativa e reativa.

A melhor estimativa do vetor de estado x , designada por \hat{x} , é o valor de x que torna mínimo o índice $J(x)$, dado por:

$$J(x) = e^t W^{-1} e \quad (2.2)$$

$$J(x) = [Z - h(x)]^t W^{-1} [Z - h(x)], \quad (2.3)$$

onde W^{-1} é a matriz de ponderação das medidas.

A partir do estimador de estado por mínimos quadrados ponderados, a estimativa do vetor de variáveis de estado x , designado por \hat{x} , é obtida de forma recursiva, através do cálculo da matriz Jacobiana $H(x) \approx \partial h(x) / \partial x$ e da solução do seguinte conjunto de equações (algoritmo iterativo Gauss-Newton (SCHWEPPE, 1970)):

$$G(x^k) \cdot (x^{k+1} - x^k) = H^T(x^k) \cdot W^{-1} \cdot [Z - h(x^k)], \quad (2.4)$$

onde x^k é o valor de x na iteração k , e

$$G(x^k) = H^T(x^k) \cdot W^{-1} \cdot H(x^k), \quad (2.5)$$

é a matriz Ganho.

Com base na Equação (2.4), pode-se elaborar o procedimento de estimação apresentado abaixo, denominado de algoritmo do Estimador WLS – Acoplado (MONTICELLI; 2000):

- i) Fazer $v = 0$ e escolher uma solução inicial $x^v = x^0$;
- ii) Calcular $G(x)$ no ponto $x = x^v$;
- iii) Obter a correção nas variáveis de estado:

$$\begin{cases} \Delta x^v = [G(x^v)]^{-1} \cdot H^T(x^v) \cdot W^{-1} \cdot [Z - h(x^v)]; \\ x^{v+1} = x^v + \Delta x^v; \end{cases} \quad (2.6)$$

- iv) Testar a convergência: se $|\Delta x_i^v|_{Max} \leq \varepsilon$, sendo ε a tolerância pré-especificada, o processo convergiu e $\hat{x} = x^{v+1}$. Caso contrário, faça $v=v+1$ e volte para o passo (ii).

A partir de algumas simplificações feitas em $H(x)$, pôde-se elaborar um procedimento para estimação computacionalmente mais eficiente, denominado de algoritmo do Estimador WLS - Desacoplado Rápido (versão b-x) (MONTICELLI, 2000). De forma geral, os algoritmos desacoplados baseiam-se no desacoplamento P θ - QV (Monticelli, 2000), conhecido como desacoplamento do modelo, e dividem uma iteração do algoritmo acoplado em duas meias iterações. Através do desacoplamento, o modelo de medição pode ser expresso como:

$$\begin{bmatrix} Z_p \\ Z_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_p(x) \\ h_q(x) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_p \\ e_q \end{bmatrix}, \quad (2.7)$$

onde os índices p e q indicam modelo P θ (ativo) e QV (reativo) respectivamente.

No modelo P θ , as variáveis de estado a serem estimadas são os ângulos de fase das tensões nodais e no modelo QV tais variáveis são as magnitudes das tensões nodais. No modelo P θ , o conjunto de medidas é formado apenas pelas medidas de potência ativa e, no modelo QV, pelas medidas de potência reativa e de magnitude de tensão.

A partir dos vetores de funções não lineares $h_p(x)$ e $h_q(x)$, obtém-se:

$$H(x) = \frac{\partial h(x)}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_p(\theta)}{\partial \theta} & \frac{\partial h_p(V)}{\partial V} \\ \frac{\partial h_q(\theta)}{\partial \theta} & \frac{\partial h_q(V)}{\partial V} \end{bmatrix} \triangleq \begin{bmatrix} H_{p\theta} & H_{pV} \\ H_{q\theta} & H_{qV} \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

Temos ainda:

$$W^{-1} = \begin{bmatrix} W_p & 0 \\ 0 & W_q \end{bmatrix}. \quad (2.9)$$

As particularidades do algoritmo desacoplado rápido, versão b-x, são as seguintes (MONTICELLI; GARCIA, 1990):

- a matriz Jacobiana é calculada com $V = 1$ p.u. e $\theta = 0$ rad para todas as barras do sistema;
- as submatrizes H_{pV} e $H_{q\theta}$ são desprezadas;
- as resistências das linhas de transmissão são desprezadas no cálculo da submatriz H_{qV} .

Com essas aproximações, as iterações para este algoritmo são executadas da seguinte maneira:

- meia iteração: cálculo do incremento $\Delta\theta$ (acoplamento ativo):

$$\begin{cases} \Delta\theta^v = [G_{p\theta}]^{-1} \cdot H_{p\theta}^T \cdot W_p^{-1} \cdot [Z_p - h(\theta^v, V^v)] \\ \theta^{v+1} = \theta^v + \Delta\theta^v \end{cases} \quad (2.10)$$

- meia iteração: cálculo do incremento ΔV (acoplamento reativo):

$$\begin{cases} \Delta V^v = [G_{qV}]^{-1} \cdot H_{qV}^T \cdot W_q^{-1} \cdot [Z_q - h(\theta^{v+1}, V^v)] \\ V^{v+1} = V^v + \Delta V^v \end{cases} \quad (2.11)$$

2.1.2 – Estimador de estado WLMS

Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991) propuseram o EE baseado no método da Mínima Mediana do Resíduo ao Quadrado (WLMS) para SEP. Esse foi o primeiro estimador estatisticamente robusto, aplicado ao SEP, capaz de filtrar EGs existentes, em mais de uma medida, classificadas como ponto de alavancamento.

O estimador WLMS trabalha da seguinte forma: dentre as m medidas disponíveis, ele sorteia uma série de amostras com N medidas, sendo N o número de variáveis de estado a serem estimadas, de modo que o SEP seja observável. A função objetivo a ser minimizada é a mediana do conjunto dos quadrados dos resíduos ponderados, correspondentes a cada conjunto de medidas selecionado. Assim, para cada amostra, calculam-se as variáveis de estado e computam-se os resíduos ponderados. Ao final do processo, as variáveis de estado, consideradas válidas, são aquelas obtidas a partir da amostra que torna mínima a função *objetivo*.

Posteriormente, Mili, Cheniae e Rousseeuw (1994) desenvolveram uma expressão para determinar a mediana que minimiza o resíduo quadrático ponderado, considerando a redundância local de medidas. No trabalho anterior (MILI; PHANIRAJ; ROUSSEEUW, 1991), aquela expressão era obtida em termos de redundância global. O Estimador WLMS será apresentado em detalhes no Capítulo 3.

2.1.3 – Método para processamento de erros grosseiros

Após proceder-se a estimativa do vetor de variáveis de estado, \hat{x} , é necessário verificar a existência de medidas portadoras de EGs. A detecção dessas pode realizar-se pela análise do índice $J(\hat{x})$, isto é, da função a tornar-se mínima em (2.2).

Admitindo-se a hipótese de que o vetor dos erros nas medidas possua distribuição normal, caso não haja qualquer medida com Handschin *et al.* (1975) demonstraram que o índice $J(\hat{x})$ apresenta uma distribuição Qui-quadrada (χ^2), com $m-N$ graus de liberdade, sendo $N = 2n-1$ o número de variáveis de estado a serem estimadas.

Ao se escolher uma possibilidade $1-\alpha$, de falso alarme, sendo α o nível de significância do teste, determina-se o parâmetro C , utilizado para detectar a existência de EGs, da seguinte forma: se $J(\hat{x}) > C$, rejeita-se a hipótese de que não haja EG; e se $J(\hat{x}) \leq C$, aceita-se a mesma.

Outro caminho para detecção de EGs é pela análise dos resíduos normalizados. Admite-se a mesma hipótese de que o vetor de erros nas medidas possua distribuição normal, caso não haja medida com EG, o vetor dos resíduos r é calculado para \hat{x} , normalizado e submetido a um teste de validação:

$$r_i^N = \frac{|r_i|}{\sqrt{\Omega_{ii}}} \leq \alpha \text{ (threshold)}, \quad (2.12)$$

onde $\sqrt{\Omega_{ii}}$ é o desvio padrão do i -ésimo componente do vetor dos resíduos; Ω é a matriz covariância dos resíduos, dada por:

$$\Omega = R - H(\hat{x}) \cdot [H^T(\hat{x}) \cdot W^{-1} \cdot H(\hat{x})]^{-1} \cdot H^T(\hat{x}); \quad (2.13)$$

α é o limite de identificação e depende de níveis de probabilidade aceitáveis de falso-alarme e de não identificação (geralmente $\alpha = 3$ (ABUR; EXPÓSITO, 2004)).

Sendo $r_{i \text{ Max}}^N$ o maior resíduo normalizado, se $r_{i \text{ Max}}^N > \alpha$, a correspondente medida i é portadora de EG.

2.2 – PONTO DE ALAVANCAMENTO EM ESTIMAÇÃO DE ESTADO EM SEP

A designação *ponto de alavancamento* (do inglês: *leverage point*) foi inicialmente empregada em análise de estatística robusta de regressão (HUBER, 1964; ROUSSEEUW; LEROY, 1987), introduzida no problema de estimação de estado em SEP por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991).

Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991) dizem que as medidas caracterizadas como ponto de alavancamento são aquelas que possuem posições discrepantes (*outliers*) em relação às demais projetadas no espaço de fator, definido a seguir.

No processo de Estimação de Estado em SEP (EESSEP), o espaço de fator é definido como o espaço de dimensão N , gerado pelas linhas $l_i^t (i=1, \dots, m)$ da matriz Jacobiana ponderada $W^{-1/2} \cdot H$. Desta forma, cada uma das linhas l_i^t representa um ponto no espaço de

fator. Assim, a medida ponto de alavancamento corresponde a um ponto l'_i afastado dos demais no espaço de fator.

As seguintes situações tendem a gerar medidas no ponto de alavancamento em SEP (MILI; PHANIRAJ; ROUSSEEUW, 1991):

- medidas de fluxo e de injeção de potência adjacentes às linhas de transmissão que são relativamente curtas, quando comparadas às demais linhas de transmissão do sistema;
- medidas de injeção de potência adjacentes às barras que apresentam elevado número de linhas incidentes.

Exemplo de medidas pontos de alavancamento em SEP

Para caracterizar as medidas ponto de alavancamento em SEP, será utilizado o sistema de três barras, ilustrado na Figura 2.1, apresentado em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991). Considera-se, inicialmente, que a reatância de todas as linhas daquele sistema seja igual a 1 p.u.

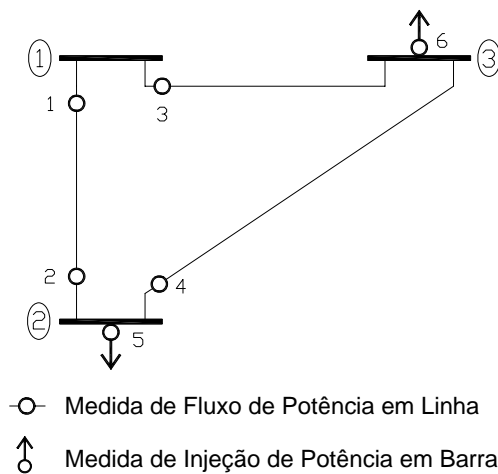


Figura 2.1. Diagrama do sistema de 3 barras.

Para simplificar a nossa análise, consideraremos o estimador WLS linear como apresentado em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991).

Assim, para o estimador linear, temos o seguinte modelo de medição:

$$Z_a = Hx_a + e_a, \quad (2.14)$$

onde: Z é o vetor de medidas de potência ativa ($m_a \times 1$);

H é a correspondente matriz Jacobiana [$m_a \times (n-1)$];

x_a é o vetor das variáveis de estado a serem estimadas, que para o modelo linear, são os ângulos de fase nas barras do sistema [$(n-1) \times 1$];

e_a é o vetor dos erros das medidas de potência ativa ($m_a \times 1$) e

m_a é o número total de medidas de potência ativa e n é o número de barras do sistema.

Tomando-se como referência a barra 3 ($\theta_3 = 0^\circ$) e considerando-se $W^{-1} = I$, sendo I a matriz identidade de dimensão ($m_a \times m_a$), temos que:

$$\left(W^{-1/2} \cdot H\right)^t = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 & 0 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & 0 & 1 & 2 & -1 \end{bmatrix}. \quad (2.15)$$

Pela Figura 2.2(a), pode-se verificar que o sistema não apresenta medidas ponto de alavancamento, pois nenhum dos pontos encontra-se afastado dos demais. Agora, se encurtarmos a linha 1-3, fazendo com que $1/X_{13}$ seja igual a 5 p.u., os pontos 3 e 6 serão movidos em direção oposta, como mostra a Figura 2.2(b). Essas medidas tornam-se medidas ponto de alavancamento, pois as mesmas correspondem, respectivamente, às colunas $[5 \ 0]^t$ e $[-5 \ -1]^t$ da nova matriz $\left(W^{-1/2} \cdot H\right)^t$. Entretanto, se apenas a linha 2-3 for encurtada, então os pontos 4 e 5 serão movidos na direção positiva do eixo l_2 , enquanto o ponto 6 será movido na direção negativa, como mostra a Figura 2.2(c).

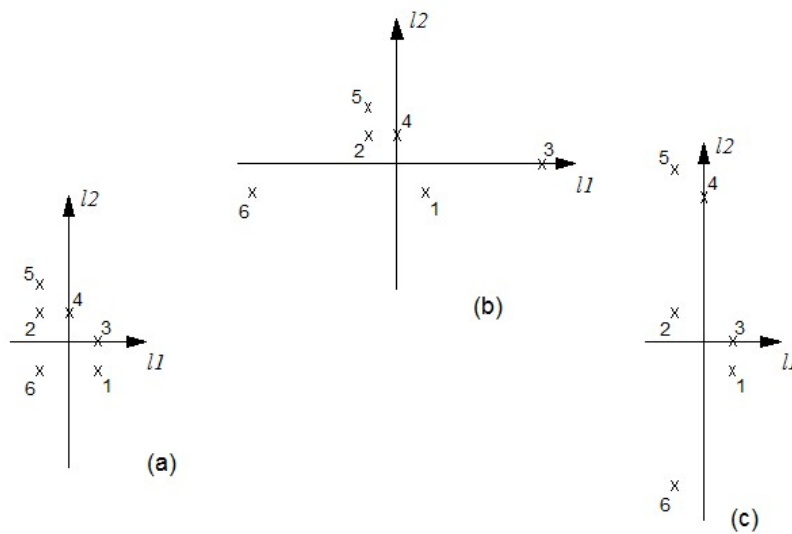


Figura 2.2. Espaço de fator do sistema de 3 barras apresentado na Figura 2.1: l_1 e l_2 são,

respectivamente, a primeira e segunda coluna da matriz $\left(W^{-1/2} \cdot H\right)^t$.

Pode-se observar neste exemplo que medições em linhas com baixa reatância geram pontos afastados dos demais no espaço de fator gerado pelas linhas da matriz $(W^{-1/2} \cdot H)^t$, resultando assim em medidas que terão grande influência no processo de EE, chamadas de pontos de alavancamento

2.3 – ESTIMADORES WLS, WLAV E WLMS E PONTOS DE ALAVANCAMENTO

Como mencionado no Capítulo 1, na presença de medidas com EGs simples, o estimador WLS falha, mas o WLAV não, por ser insensível a medidas com EGs simples. O estimador WLS, associado à análise dos resíduos normalizados, apresenta um bom desempenho na ocorrência de EGs simples, mesmo quando esse ocorre em uma única medida ponto de alavancamento (ABUR; EXPÓSITO 2004).

Quando os EGs estão associados às medidas caracterizadas como pontos de alavancamento, o estimador WLAV é drasticamente afetado e produz estimativas incorretas.

Na presença de mais de um EG associados às medidas pontos de alavancamento, o teste do resíduo normalizado para o estimador WLS também falha.

Finalmente, vale destacar que o estimador de estado WLMS é insensível às medidas com EGs, mesmo quando tais erros estão associados às medidas classificadas como pontos de alavancamento.

2.4 – OBSERVABILIDADE DE MEDIDAS

Antes da resolução do problema de estimação de estado, temos que verificar se o sistema é observável, isto é, se é possível, através do conjunto disponível de medidas (analógicas⁵ e virtuais⁶), estimar todas as variáveis de estado do sistema. Em caso afirmativo, o sistema é dito observável. Caso contrário, temos duas opções:

- (i) determinar as partes observáveis do sistema, as chamadas ilhas observáveis, e estimar suas variáveis de estado isoladamente; ou

⁵ Medidas obtidas através das tele-medições, geralmente compostas de fluxo de potência ativa e reativa nas linhas, injeção de potência ativa e reativa e algumas magnitudes de tensão nas barras.

⁶ São as medidas de injeção zero em barras de passagem.

- (ii) restaurar a observabilidade através de pseudo-medidas (dados de previsão de carga, previsão de geração, dados históricos, etc, que fazem parte do banco de dados dos centros de operação).

Vários métodos foram desenvolvidos acerca do problema, tendo como base os conceitos de observabilidade expostos em Krumpholz, Clements e Davis (1980):

- a) Observabilidade Algébrica: um SEP é dito *algebricamente observável*, se a matriz Jacobiana H , que corresponde à associação desse sistema a um conjunto de medidas, tiver posto igual ao número de variáveis de estado a serem estimadas;
- b) Observabilidade Topológica: esta definição baseia-se em conceitos da teoria de grafos. Um SEP é dito *topologicamente observável*, levando-se em consideração um conjunto de medidas, se existir uma árvore geradora de posto completo associada a esse sistema, ou seja, se existir uma árvore que além de relacionar todas as barras do sistema, possua uma medida distinta associada a cada um de seus ramos.

De forma geral, diz-se que um sistema é observável se o conjunto de medidas é suficiente para estimação de todas as suas variáveis de estado. Caso contrário, ele não é observável. Considerando-se o conceito de observabilidade algébrica, é possível analisar a observabilidade do sistema elétrico pela análise da fatoração triangular de H (KRUMPHOLZ; CLEMENTS; DAVIS, 1980). Assim, dada uma matriz Jacobiana H associada a um sistema elétrico com m medidas e n barras, sendo $m \geq 2n-1$, se o sistema for observável, apenas um pivô nulo aparecerá ao final da fatoração triangular da matriz H e todos os elementos da última coluna dessa matriz serão nulos (LONDON JR, 2000).

2.5 – REDUNDÂNCIA DE MEDIDAS

O sucesso do processo de EESEP depende do número, tipo e localização dos medidores instalados no sistema. Em outras palavras, a estimação adequada depende da redundância local das medidas disponíveis, conceito que é formalmente definido ao longo desta Seção.

A redundância é importante não apenas para garantir a observabilidade do sistema, mesmo na perda de medidas, mas também para garantir a ausência de medidas críticas (MCs)

e de conjuntos críticos de medidas (CCMs), uma vez que não é possível detectar a ocorrência de EG em MCs, nem mesmo identificar tais erros em medidas pertencentes aos CCMs.

Na literatura, MC e CCM são definidos da seguinte forma:

- MC é a medida que, se retirada do conjunto de medidas associado a um sistema observável, torna o mesmo não observável (BRETAS *et al.*, 2005);
- CCM, também conhecido na literatura como *minimally dependent sets of measurements*, ou *bad data groups*, é o conjunto de medidas formado por medidas não críticas, em que a eliminação de uma medida qualquer, a ele pertencente, torna as medidas remanescentes críticas (LONDON JR; ALBERTO; BRETAS, 2007).

Em termos de redundância local de medidas, também chamada de redundância local inteira em Al-Atwan e Koglin (1998), MC possui nível de redundância zero, e as medidas que constituem um CCM possuem nível de redundância local 1 (LONDON JR; ALBERTO; BRETAS, 2007).

Para formalizar a definição de nível de redundância local, é necessário primeiramente definir o conjunto p -crítico de medidas (LONDON JR; ALBERTO; BRETAS, 2001, 2007). Esse conjunto também conhecido na literatura como *critical k-tuple*, é o conjunto de p medidas ($p \geq 1$), associadas a um sistema de potência observável, as quais, caso perdidas, tornam tal sistema não observável. Observe que a remoção de qualquer conjunto de k medidas, pertencentes a um conjunto p -crítico, com $k < p$, não causa a perda da observabilidade do sistema.

De acordo com a definição de conjunto p -crítico temos: medida crítica é um conjunto p -crítico com $p = 1$; par crítico é um conjunto p -crítico com $p = 2$, e assim por diante.

A partir da definição de conjunto p -crítico, define-se o Nível de Redundância Local (NRL) de uma medida. O NRL de uma medida é igual a $p-1$, se o conjunto p -crítico, com menor número de medidas a que essa medida pertence, possuir p medidas.

Considerando-se a definição de NRL, para possibilitar a detecção e identificação de EGs, as medidas disponíveis de um sistema de medição devem possuir NRL maior que 1.

É importante destacar que a análise da confiabilidade de um sistema de medição deve ser realizada através do NRL e não do nível de redundância global⁷, porque, como foi apresentado em um exemplo no trabalho de Celik e Liu (1995), mesmo para um sistema de medição com alto nível de redundância global, há a possibilidade de existirem MCs e/ou CCMs.

⁷ O nível de redundância global de um sistema de medição é definido como a razão entre o número de medidas e o número de variáveis de estado a serem estimadas (ALI ABUR, 2004).

Face ao exposto, diversos métodos para identificação de MCs, CCMs e NRL de medidas foram desenvolvidos.

Os métodos para identificação de MCs e de CCMs podem ser divididos, de forma geral, em dois grupos: os topológicos (CLEMENTS; KRUMPHOLZ; DAVIS, 1981; CRAINIC et al., 1990; KORRES; CONTAXIS, 1991; BRETAS et al.; 2005), baseados na teoria de grafos; e os numéricos (KORRES; CONTAXIS, 1991), baseados em análise estatística. Os métodos do primeiro grupo possuem a vantagem de possibilitar a identificação de MCs e de CCMs, sem a exigência de cálculos numéricos; por outro lado, exigem a criação de rotinas complexas e lentas, sendo de natureza combinatorial e não possibilitando a identificação de CCMs de uma forma direta.

Os métodos numéricos, por outro lado, são conceitualmente mais simples, podendo, entretanto, apresentar problemas numéricos, pois a maioria desses métodos requerem o cálculo e a análise da chamada matriz de sensibilidade dos resíduos (ABUR; EXPÓSITO, 2004). As medidas críticas correspondem às linhas linearmente independentes da matriz Jacobiana, assim, os elementos da diagonal principal da matriz de sensibilidade de resíduos correspondentes às medidas críticas são nulos.

Alguns métodos foram desenvolvidos para identificação do NRL de medidas, dentre os quais destaca-se o proposto por London Jr, Alberto e Bretas (2001). Esse método identifica o NRL de forma bastante simples e direta, sem uso de teoria da grafos, nem exige a obtenção nem análise da matriz de sensibilidade dos resíduos.

O método proposto por London Jr, Alberto e Bretas (2001) baseia-se na análise da estrutura da chamada matriz H_{Δ} , obtida via fatoração triangular da matriz H (ver Capítulo 4).

2.6 – CÁLCULO DE FLUXO DE CARGA

Motivado pela grande importância do método de fluxo de carga na eficiência computacional do EE que será proposto neste trabalho, será realizada uma breve revisão sobre o assunto nesta Seção. Entre os métodos analisados, estão os métodos desenvolvidos para sistemas radiais, que, devido as suas características vantajosas, são particularmente estudados neste trabalho.

O cálculo do fluxo de carga em SEP consiste na determinação das variáveis de estado do sistema (tensões complexas nas barras do SEP), distribuição dos fluxos de potência ativa e

reativa, entre outras grandezas, a partir de um conjunto de N medidas, sendo N o número de variáveis de estado a serem determinadas.

Entre os métodos tradicionais para cálculo de fluxo de carga, em sistemas de transmissão, estão o de Newton-Raphson e as versões modificadas do mesmo (MONTICELLI, 1983). Tais métodos dependem da solução de um sistema linear (MONTICELLI, 1983) a cada iteração do seu processo de convergência, solução esta que apresenta uma complexidade computacional de ordem $O(N^3)$.

Dessa forma, os métodos tradicionais de fluxo de carga exigem um grande esforço computacional para produzirem uma saída quando são aplicados a sistemas de grande porte.

Outra desvantagem dos métodos tradicionais é que os mesmos podem apresentar um baixo desempenho quando aplicados a redes de distribuição, principalmente para redes radiais com um grande número de barras. Isso se deve às características particulares dos Sistemas de Distribuição Radiais (SDRs), dentre as quais podemos citar: baixa relação X/R (reatância/resistência) dos cabos dos alimentadores, trechos com impedâncias relativamente baixas⁸, associados a trechos com impedâncias altas e grande número de barras de carga. Esses fatores tornam as matrizes associadas aos SDRs mal-condicionadas, dificultando o cálculo de fluxo de carga através dos métodos tradicionais supracitados (DAS; NAGI; KOTHARI, 1994), que exigem a fatoração de matrizes. Sendo assim, a convergência daqueles métodos é mais lenta para SDRs, exigindo um grande número de iterações ou até mesmo divergindo.

Face ao exposto, outros métodos para cálculo de fluxo de carga foram desenvolvidos na tentativa de superar tais limitações (SHIRMOHAMMADI *et al.*, 1988; LUO; SEMLYEN, 1990; ZHANG *et al.*, 1995; LIN; TENG, 1996; EXPÓSITO; RAMOS, 1999; LOSI; RUSSO, 2003).

Dentre os métodos citados acima, o método de fluxo de carga, apresentado por Shirmohammadi *et al.* (1988), é o que melhor se aplica ao problema de EE, devido ao modelo que o mesmo utiliza para representar a rede elétrica e pelo fato desse poder ser aplicado a sistemas malhados.

Com o intuito de aproveitar as características radiais dos sistemas de distribuição, Shirmohammadi *et al.* (1988) propuseram um método destinado ao cálculo de fluxo de carga para SRD computacionalmente mais eficiente⁹ que os métodos tradicionais. O conjunto de equações que representam o modelo estático da rede é solucionado através da aplicação

⁸ Representação de chaves seccionadoras, reguladores de tensão e trechos pequenos de linhas.

⁹ De acordo com a definição de eficiência computacional apresentada em Cormen *et al.* (1990).

direta das leis de Kirchhoff (da tensão e da corrente). Tal método apresenta uma complexidade computacional de ordem $O(N)$. Embora o método proposto por Shirmohammadi *et al.* (1988) tenha sido desenvolvido para sistemas radiais, o mesmo pode ser aplicado a sistemas fracamente malhados. Entretanto, para isso, é necessário, primeiramente, quebrar as malhas do sistema, de forma a convertê-lo em um sistema radial equivalente.

Cada quebra de malha é realizada desligando-se, virtualmente, uma linha em uma barra específica (convertendo assim a malha em um ramo acíclico) para que seja criada uma barra fictícia na extremidade da linha desconectada. Define-se como ponto de quebra de ciclo o seguinte conjunto: barra fictícia criada e barra onde a linha foi desconectada.

A corrente interrompida nas linhas, devido à criação de cada ponto de quebra de ciclo, tem sua influência compensada através de injeções de correntes nas duas barras do ponto de quebra de ciclo, sendo consideradas com polaridades opostas. As correntes são calculadas utilizando-se um circuito equivalente. Desta forma, para cada quebra de ciclo obtém-se um circuito equivalente. No caso de vários pontos de quebra, são necessários vários circuitos equivalentes, representados pela chamada matriz de quebra de ciclo (SHIRMOHAMMADI *et al.*; 1988). A ordem da matriz de quebra de ciclo é duas vezes o número de pontos de quebra de ciclo.

Para atualizarem-se as correntes injetadas nos pontos de quebra de ciclo, é necessária a solução de um sistema linear, cuja matriz de coeficientes é a matriz de quebra de ciclo. A solução desse sistema faz-se necessária a cada iteração. Logo, o cálculo de fluxo de potência de sistemas malhados, a partir da metodologia descrita acima, apresenta uma complexidade computacional de ordem $O(N+m_{qc}^3)$ para cada iteração, onde m_{qc} é o número de pontos de quebras de ciclo. O termo cúbico é relativo à complexidade da resolução de um sistema linear de m_{qc} variáveis para a determinação das correntes injetadas.

Na Seção 4.2 será apresentada a formulação do método proposto por Shirmohammadi *et al.* (1988) com mais detalhe.

3 — ESTIMADOR DE ESTADO WLMS

Com base nas referências (MILI; PHANIRAJ; ROUSSEEUW, 1991; MILI *et al.*, 1992; MILI; CHENIAE; ROUSSEEUW, 1994), apresenta-se neste Capítulo o conceito de robustez estatística, bem como a formulação do estimador de estado WLMS e o conceito de *surplus* de um conjunto de medidas.

3.1 – ROBUSTEZ: PONTO DE QUEBRA

Um estimador é dito estatisticamente robusto se for capaz de estimar os parâmetros do modelo do evento em estudo, a partir de observações contaminadas com valores arbitrários de afastamento¹⁰ sem afetar o ajuste do modelo. Para formalizar essa capacidade de filtragem, foi introduzido o conceito de ponto de quebra.

A primeira definição de ponto de quebra, apresentada por Hodges Jr. (1967), restringia-se ao modelo de regressão linear. Hampel (1971) generalizou tal definição ao apresentar um desenvolvimento assintótico, porém de difícil interpretação (ROUSSEEUW; LEROY, 1987).

Ilustra-se, a seguir, a definição de ponto de quebra, apresentada em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), que é geral, porém, com uma formulação bem simples, utilizando um conjunto finito de observações.

Seja Z uma amostra de m observações não corrompidas por erros grosseiros e \hat{x} o estado estimado a partir de Z .

Consideremos agora todas as possibilidades de amostras contaminadas Z' , obtidas ao se substituírem f observações originais por valores arbitrários (podendo ser valores muito distantes dos valores verdadeiros, isto é, amostras com EGs). Estamos supondo assim uma fração de contaminação de f/m . Denotemos por \hat{x}' o estado estimado a partir de Z' ; e por b_{\max} a máxima alteração no estado estimado causada pelas f contaminações, isto é:

¹⁰ No caso de SEP, quando esses afastamentos são grandes, os mesmos são chamados de EGs.

$$b_{\max} = \max_{Z'} \|\hat{x} - \hat{x}'\|, \quad (3.1)$$

onde $\|\cdot\|$ corresponde à norma euclidiana.

O ponto de quebra ε^* , do estimador de estado na amostra Z , é dado por

$$\varepsilon^* = \left\{ \max_{Z'} \varepsilon = f/m; b_{\max} \text{ é finito} \right\}. \quad (3.2)$$

Ou seja, ponto de quebra ε^* é a maior fração de contaminação que não levará o estado estimado \hat{x}' a tomar valores arbitrariamente distantes de \hat{x} .

Essa formulação foi desenvolvida para regressão linear, entretanto, os conceitos de robustez e de ponto de quebra podem ser aplicados a sistemas não lineares, como será apresentado ao decorrer deste Capítulo.

3.2 – FORMULAÇÃO DO ESTIMADOR WLMS

Como apresentado no capítulo 2, o EE WLMS sorteia uma série de amostras observáveis com N medidas, dentre as m medidas disponíveis. Para cada amostra sorteada, o estimador WLMS calcula as variáveis de estado x e o conjunto de resíduos r gerados a partir de x , para todas as m medidas. Em seguida, esses resíduos são ponderados, elevados ao quadrado e ordenados de forma crescente ($r_{w(1)}^2 \leq \dots \leq r_{w(m)}^2$). Ao final do processo, o estado estimado \hat{x} corresponde àquela amostra que gerou o conjunto de resíduo r que tem o menor resíduo mediano ponderado ao quadrado.

Ao se formalizar esse processo, o estimador de estado tem a seguinte formulação:

$$\underset{x_i}{\text{minimizar}} \text{ mediana}_{\nu}(\bar{r}_{wv}^2), \quad (3.3)$$

onde x_i é o vetor de variáveis de estados obtidos pelas amostras de N medidas; ν é a posição mediana dos resíduos ponderados elevados ao quadrado e; r_{wv}^2 é o resíduo mediano ponderado ao quadrado. No caso de regressão linear, a mediana dos resíduos é dada por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991):

$$\nu = \left[\frac{m}{2} \right] + \left[\frac{N+1}{2} \right], \quad (3.4)$$

onde $[\cdot]$ denota a parte inteira do argumento.

Para entender de forma mais clara o funcionamento do estimador WLMS, deve-se analisar o algoritmo apresentado por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991). Assim, antes de apresentar tal algoritmo, vamos analisar a idéia que o norteia.

O passo inicial do algoritmo é sortear, dentre as medidas disponíveis, uma série de k amostras com N medidas, de modo que o sistema elétrico seja observável como um todo.

Para cada uma das amostras, calculam-se as variáveis de estado e os resíduos ponderados r_w das m medidas disponíveis. A equação do resíduo ponderado para medida i pode ser escrita como (MONTICELLI, 1999):

$$r_{wi} = \frac{r_i}{\sqrt{W_{ii}}}, \quad (3.5)$$

onde W é a matriz de covariância das medidas.

Em seguida, esses resíduos ponderados são elevados ao quadrado e ordenados de forma crescente, isto é:

$$\text{Amostra 1: } r_{w(1)}^2 \leq \dots \leq r_{w(\nu)}^2 \leq \dots \leq r_{w(m)}^2$$

$$\text{Amostra 2: } r_{w(1)}^2 \leq \dots \leq r_{w(\nu)}^2 \leq \dots \leq r_{w(m)}^2$$

•
•
•

$$\text{Amostra k: } r_{w(1)}^2 \leq \dots \leq r_{w(\nu)}^2 \leq \dots \leq r_{w(m)}^2.$$

A estimativa WLMS corresponde àquela amostra que minimiza o ν -ésimo resíduo ponderado ao quadrado.

Ante o exposto, o algoritmo do estimador WLMS pode ser definido pelos passos:

- Passo 1 - Por intermédio de um procedimento combinatório, sorteiam-se k conjuntos distintos com N medidas, de modo que o sistema seja observável para qualquer um desses conjuntos, sendo os conjuntos chamados de bases. Para garantir que o sistema seja observável para qualquer uma das bases, realiza-se uma análise de observabilidade. Em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), utilizou-se o método proposto por Monticelli e Wu (1985) para realizar a análise de observabilidade;
- Passo 2 - Calcule o vetor de variáveis *estado* para uma das bases através de um método de fluxo de carga;
- Passo 3 - Através do vetor de variáveis *estado* calculado no passo anterior, calcule o resíduo ponderado das m medidas disponíveis no sistema. Eleve cada resíduo ao quadrado e ordene-os de forma crescente;
- Repita os passos 2 e 3 para todas as k bases;
- Passo 4 - Através da Equação (3.4), determine a posição da mediana do resíduo (ν);
- Passo 5 - A estimativa WLMS é o vetor de estado calculado a partir da base que possui o menor ν -ésimo resíduo.

De acordo com Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), o estimador WLMS é um estimador estatisticamente robusto, isto é, com elevado ponto de quebra. Pois, as suas estimativas não são arbitrariamente corrompidas, mesmo quando a metade das medidas redundantes estiver contaminada com EG; independente de as mesmas serem ou não medidas ponto de alavancamento.

Desta forma, fazendo $f = ((m - N) / 2)$, isto é, a metade das medidas redundantes com EGs, determina-se pela Equação (3.2) o ponto de quebra ε^* do estimador WLMS para regressão linear, resultando:

$$\varepsilon^* = [(m - N) / 2] / m, \quad (3.6)$$

onde $[.]$ denota-se a parte inteira do argumento.

Importa salientar que tal análise foi realizada ao se considerar o modelo de regressão linear, e não o modelo de medição associado ao processo de EESEP. Devido a isto, a EE aplicada ao SEP, utilizando-se o método WLMS, apresentará algumas modificações, como será apresentado no decorrer deste Capítulo.

3.3 – IDENTIFICAÇÃO DE MEDIDAS COM ERROS GROSSEIROS

Após encontrar a estimativa WLMS, é possível a determinação das medidas portadoras de EGs pelo teste dos resíduos padronizados (r_{si}), calculados da seguinte forma (MILI; PHANIRAJ; ROUSSEEUW, 1991):

Inicialmente, é realizada a relação definida em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991).

$$J(x) = r_{w(v)}^2, \quad (3.7)$$

onde $r_{w(v)}^2$ é o resíduo ponderado ao quadrado na posição mediana da estimativa WLMS.

Então, o resíduo padronizado é dado por:

$$|r_{si}| = |r_{wi}| / \hat{\sigma}_r > 2,5, \quad (3.8)$$

onde

$$\hat{\sigma}_r = 1,4826 \left(1 + \frac{5}{m + N} \right) \sqrt{J(x)}. \quad (3.9)$$

Considerando-se que os erros nas medidas obedeçam a uma distribuição Gaussiana com desvio padrão σ , Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991) demonstraram que com o aumento da redundância, isto é, aumento de m para um mesmo valor de N , σ_r tende a σ .

Em razão de o estimador de estado WLMS não ser eficiente para filtrar ruídos Gaussianos, Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991) sugeriram que, após a identificação de medidas portadoras de EGs pelo estimador WLMS, tais medidas fossem eliminadas a fim de se processar um estimador de estado WLS, pois o estimador WLS é mais eficiente que o WLMS em termos de ruídos Gaussianos. Entretanto, a aplicação direta do estimador WLS não é indicada, uma vez que o mesmo perde a robustez na presença de medidas ponto de alavancamento com EGs.

Devido à deficiência do estimador WLMS para filtrar ruídos Gaussianos, Rousseeuw e Leroy (1987) propõem uma variação do mesmo, chamada de estimador WLTS (do inglês,

Weighted Least Trimmed Squares). Ao invés de analisar a mediana dos resíduos ponderados ao quadrado, o estimador WLTS procura por um conjunto de medidas que minimize a somatória dos resíduos até a mediana dos resíduos. Com isto, Rousseeuw e Leroy (1987) afirmam que o estimador WLTS torna-se eficiente para ruídos Gaussianos, sem perder as propriedades do estimador WLMS.

Deve-se destacar que, em razão de a posição mediana dos resíduos, determinada pela Equação (3.4), ter sido desenvolvida para o modelo de regressão linear que utiliza a redundância global, em muitas situações, a mesma falha para o processo de EESEP, como será mostrado no exemplo a seguir, pois o mesmo necessita que as análises sejam realizadas levando-se em conta a redundância local das medidas.

Exemplo 1 [Este exemplo foi apresentado em Mili *et al.* (1992)]:

Para exemplificar a utilização do estimador WLMS linear, o mesmo será aplicado ao sistema de 5 barras, associado ao conjunto de medidas ilustrado na Figura 3.1. Assim como foi feito em Mili *et al.* (1992), vamos considerar que todas as linhas daquele sistema possuem resistência nula e reatância igual a 1pu.

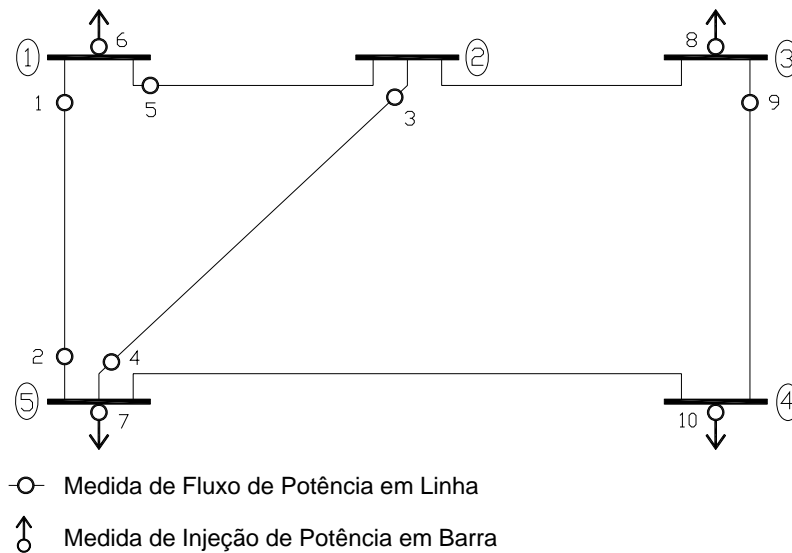


Figura 3.1. Diagrama do sistema de 5 barras.

Considerando-se as dez medidas disponíveis e tomando-se a barra 5 como referência de ângulo ($\theta_5 = 0$), obtém-se a seguinte matriz H^T :

$$H^T = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 & 1 & 2 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 2 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & -1 & -1 & -1 & 2 \end{bmatrix}, \quad (3.10)$$

sendo $Z^{\text{verdadeiro}} = 0$, o vetor das medidas *verdadeiras*, isto é, sem ruído (conhecido apenas para simulação).

Considerando-se que o vetor \underline{Z} medido tenha um EG na medida Z_{10} , tem-se: $Z^T = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 30]$.

Ao se substituir $m = 10$ e $N = 4$ na Equação (3.4), determina-se a posição mediana dos resíduos da regressão:

$$v = \left\lceil \frac{10}{2} \right\rceil + \left\lceil \frac{4+1}{2} \right\rceil = 7. \quad (3.11)$$

Para se possibilitar a determinação de todas as variáveis de estado do sistema, é necessário sortear bases contendo quatro medidas.

Como estamos considerando, neste exemplo, a existência de apenas uma medida com EG, temos, em geral, duas possibilidades de base: a primeira possibilidade é a de sortear bases sem a medida portadora de EG, ou seja, sem a medida Z_{10} ; ou então, a segunda possibilidade é a de sortear bases com a presença da medida portadora de EG, ou seja, com a medida Z_{10} .

Consideremos, inicialmente, um conjunto contendo a medida Z_{10} ; por exemplo, a base formada pelas medidas: Z_1, Z_3, Z_8 e Z_{10} .

Através dessas medidas calculam-se as seguintes variáveis de estado: $\theta_1 = \theta_2 = \theta_5 = 0$, $\theta_3 = 10$ e $\theta_4 = 20$ (considera-se $W^l = I$, sendo W^l a matriz de ponderação). A partir dessas variáveis de estado, obtém-se:

$$\begin{aligned} r_{Z_1} = r_{Z_2} = r_{Z_3} = r_{Z_4} = r_{Z_5} = r_{Z_6} = r_{Z_8} = r_{Z_{10}} &= 0; \\ r_{Z_7} &= -20; \quad r_{Z_9} = -10. \end{aligned} \quad (3.12)$$

Como resultado disso, o vetor resíduo ponderado ao quadrado, e então ordenado, para essa base, é:

$$r_{Z_1}^2 = \dots = r_{Z_{10}}^2 = 0; \quad r_{Z_9}^2 = 100; \quad r_{Z_7}^2 = 400. \quad (3.13)$$

(1) ... (8) (9) (10)

Agora, seleciona-se uma base de medidas livre de EG, por exemplo, a base formada pelas medidas: Z_1 , Z_3 , Z_8 e Z_9 . O conjunto de medidas resulta nas seguintes variáveis de estado: $\theta_1 = \theta_2 = \theta_3 = \theta_4 = \theta_5 = 0$. A partir dessas variáveis de estado, obtém-se:

$$r_{Z_1} = r_{Z_2} = r_{Z_3} = r_{Z_4} = r_{Z_5} = r_{Z_6} = r_{Z_7} = r_{Z_8} = r_{Z_9} = 0; \quad (3.14)$$

$$r_{Z_{10}} = -30.$$

Como resultado dessa nova estimativa, obtém-se o seguinte vetor resíduo ordenado ao quadrado:

$$r_{Z_1}^2 = \dots = r_{Z_9}^2 = 0; \quad r_{Z_{10}}^2 = 900. \quad (3.15)$$

(1) ... (9) (10)

Uma vez que, tanto a base livre de EG quanto a base contendo EG resultaram em $r_{w(v)}^2 = 0$, concluí-se que o estimador WLMS falha para este caso, pois a estimativa de qualquer uma das bases poderia ser escolhida como estimativa WLMS.

3.4 – MEDIANA DOS RESÍDUOS UTILIZANDO REDUNDÂNCIA LOCAL

Para contornar o problema apresentado na Seção anterior, Mili *et al.* (1992) introduziram, através de uma análise algébrica, os conceitos de **conjunto fundamental** e **surplus**, relacionados à redundância local das medidas, para efeito de EESEP a partir do estimador WLMS.

Definição 3.1: Conjunto fundamental é um conjunto de medidas redundantes que dão informação sobre uma mesma variável de estado.

Definição 3.2: O surplus s_i , de um conjunto fundamental, é o menor número de medidas desse conjunto que, removidas, torna-se crítica pelo menos uma das medidas remanescentes no sistema.

O conceito de *surplus* pode ser expandido para o sistema como um todo pela seguinte definição.

Definição 3.3: O mínimo surplus s^ de um sistema é o menor número de medidas desse sistema que, removidas, torna crítica pelo menos uma das medidas remanescentes.*

Pelas Definições 3.2 e 3.3, verifica-se que s^* é igual ao mínimo s_i . Assim, ao se formalizar temos:

$$s^* = \min_i s_i \quad (3.16)$$

De acordo com a Definição 3.3, e com a definição de conjunto p -crítico de medidas, apresentada no Capítulo 2, verifica-se que o *surplus* s^* de um sistema pode ser obtido a partir do menor conjunto p -crítico associado a esse sistema, isto é, o conjunto p -crítico com menor número de elementos. Assim, se o menor conjunto p -crítico apresenta k medidas, então $s^* = k - 1$.

É preciso lembrar ainda da definição de NRL, apresentada também no Capítulo 2, assim, pode-se concluir que o mínimo *surplus* s^* de um sistema é igual à mínima redundância local (MRL) desse sistema, isto é, igual ao menor NRL de medidas, dentre as medidas disponíveis no sistema.

Para um sistema em que as medidas não estão homogeneamente distribuídas entre os conjuntos fundamentais, fato esse que ocorre frequentemente em SEP, o *surplus* diferencia-se bastante de conjunto para conjunto. Como o espalhamento de resíduo de uma medida portadora de EG está confinado principalmente a um conjunto particular de medidas, precisamos definir o ponto de quebra local.

Definição 3.4: O ponto de quebra local, associado a um conjunto fundamental, é a máxima fração de medidas com EGs, que pode existir nesse conjunto fundamental, sem levar à máxima alteração da estimativa (definida neste texto como b_{max}) a um valor arbitrariamente grande.

O conceito de ponto de quebra local pode ser extrapolado para todo o sistema, uma vez que se use o *surplus* do sistema em sua análise. Desta forma, em termos de redundância local, pode-se afirmar que as estimativas WLMS não serão corrompidas mesmo quando $\frac{s^*}{2}$ das medidas estiverem com EGs, independente de as mesmas serem ou não medidas ponto de alavancamento (antes, tal análise havia sido feita em termos de redundância global). Sendo assim, o número máximo de medidas portadoras de EGs que um plano de medição pode conter, sem comprometer o resultado do estimador, é dado por:

$$\frac{s^*}{2}. \quad (3.17)$$

A partir dos conceitos de NRL de medidas, apresentados nesta Seção, segundo Mili *et al.* (1992), o estimador WLMS irá minimizar o ν -ésimo resíduo ordenado ao quadrado, onde ν é calculado da seguinte forma:

$$\nu = m - \left[\frac{s^* + 1}{2} \right], \quad (3.18)$$

onde $[.]$ denota a parte inteira do argumento.

Exemplo 2 [Este exemplo foi apresentado por Mili *et al.* (1992)]:

A partir das análises relacionadas à redundância local, o estimador WLMS linear será aplicado novamente no sistema de 5 barras, mostrado na Figura 3.1. Para encontrarmos o valor de ν do estimador WLMS, dado pela Equação (3.18), precisaremos inicialmente determinar o *surplus* de cada conjunto fundamental.

O conjunto fundamental 1, associado à variável de estado θ_1 , contém cinco medidas¹¹: Z_1, Z_2, Z_5, Z_6 e Z_7 . O *surplus* desse conjunto é igual a 4, pois é necessária a eliminação de pelo menos quatro medidas desse conjunto para tornar a medida remanescente crítica. O conjunto fundamental 2, associado à barra 2, possui as medidas Z_3, Z_4, Z_5, Z_6, Z_7 e Z_8 ; entretanto, uma vez removidas as medidas Z_7 e Z_8 , as medidas Z_9 e Z_{10} tornam-se críticas. Logo, o *surplus* desse conjunto é igual a 2.

¹¹ Os conjuntos fundamentais são constituídos pelas medidas que relacionam a mesma variável de estado. No caso do exemplo proposto, o conjunto fundamental 1 é composto pelas medidas que relacionam a variável de estado θ_1 .

Estendendo essa análise para os demais conjuntos fundamentais, obtém-se: $s_3^* = s_4^* = s_5^* = 2$, que resulta em um mínimo *surplus* igual a 2. Uma vez que o valor de s^* foi encontrado, determina-se o valor de ν , segundo a Equação (3.18).

$$\nu = m - \left[\frac{s^* + 1}{2} \right] = 10 - \left[\frac{2 + 1}{2} \right] = 9. \quad (3.19)$$

Ao serem utilizados os mesmos dados do exemplo 1, e com a medida portadora de EG pertencente à base, temos o vetor de resíduos de acordo com a Equação (3.13), resultando assim no ν -ésimo resíduo ponderado ao quadrado igual a 100. Entretanto, se a medida Z_{10} , medida portadora de EG, não participar da base, o vetor de resíduo, para qualquer combinação de base, será o mesmo apresentado na Equação (3.15) e, portanto, o índice $J(x)$ é igual a zero.

Sendo assim, o estimador WLMS rejeitaria a estimativa obtida a partir do conjunto base que possui a medida portadora de EG, pois tal estimativa resulta no maior índice $J(x)$.

3.5 – DETERMINAÇÃO DA QUANTIDADE DE BASES A SEREM ANALISADAS

Inicialmente, o espaço de busca para o estimador WLMS é da ordem de C_N^m ¹², o que tornaria o processo computacionalmente inviável, mesmo para sistemas de pequeno porte. Entretanto, como sugerido em Rousseeuw e Leroy (1987), pode ser considerada apenas uma quantidade k de bases aleatórias, nas quais a probabilidade P , de que ao menos uma das bases esteja livre de EG, seja próxima de 1 (tipicamente 0,95), quando se considera uma fração ξ de medidas contaminadas, dentre as m medidas disponíveis. O número k é encontrado pela seguinte equação:

$$P = 1 - (1 - (1 - \xi)^N)^k. \quad (3.20)$$

Como pela análise de *surplus* podemos identificar o número máximo de medidas portadoras de EGs que um sistema pode conter, sem comprometer a estimativa do estimador

¹² Combinação de m medidas N a N .

WLMS, é conveniente, então, que se faça como sugerido em Mili, Cheniae e Rousseeuw, (1994):

$$\xi = \frac{s^* / 2}{m}. \quad (3.21)$$

Assim, serão selecionadas k bases de forma que o método possa estimar as variáveis de estado de um sistema portador do número máximo de medidas com EGs, sem ultrapassar o ponto de quebra.

Para que seja selecionado um número mais conservador de bases, é comum serem utilizadas $2k$ bases no processo de estimação (MILI; CHENIAE; ROUSSEEUW, 1994).

Na Tabela 3.1, são mostrados alguns exemplos de números de bases necessárias para o processo de estimação, em relação ao número de variáveis de estado (N), de medidas disponíveis (m) e do mínimo *surplus* s^* , para distintos sistemas de medição.

Tabela 3.1 - Número de bases necessárias ao EE WLMS.

N	m	s^*	ξ	k	$2k$
13	34	2	0,029	3	6
29	56	3	0,027	5	10
117	247	5	0,01	9	18

Em caso de medidas virtuais de injeção zero, as mesmas devem ser adicionadas em todas as bases, uma vez que possuem valores exatos (sem ruído); em seguida, o número de medidas virtuais deve ser subtraído do número de incógnitas N , quando for calculado k , pela Equação (3.20).

Em MILI; CHENIAE; ROUSSEEUW, 1994, é sugerido que, na implementação do método WLMS, sejam realizadas algumas melhorias no sentido de diminuir o tempo computacional, tais como:

- Utilizar a versão desacoplada rápida do método de Newton-Raphson, para a resolução do processo iterativo de obtenção das variáveis de estado, para cada uma das bases selecionadas;
- Realizarem-se a análise de observabilidade e o cálculo da matriz Jacobiana das bases selecionadas através de um processo *off-line*;

- Decomposição do SEP em pequenas áreas observáveis, para diminuir o espaço de busca do estimador WLMS.

4 – ESTUDO DE METODOLOGIAS PARA MELHORIA DO EE WLMS

Para atingir o objetivo deste trabalho, é necessário o desenvolvimento de um conjunto de ferramentas que, quando aplicadas ao estimador de estado WLMS proposto por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), tornem o mesmo factível para operação em tempo real.

Um dos grandes problemas apresentado pelo estimador WLMS é o alto custo computacional exigido para o cálculo do fluxo de carga para todas as bases sorteadas para o processo de estimação de estado.

Uma alternativa para superar essa limitação é o desenvolvimento de um método para o cálculo de fluxo de potência computacionalmente mais eficiente que os métodos baseados na resolução de sistemas lineares, que exigem a fatoração de matrizes. Além disto, tal método deve contemplar as medidas de fluxo de potência em linhas de transmissão e transformadores, uma vez que o mesmo será utilizado para determinar as variáveis de estado a partir de sistemas de medição destinados ao processo de EESEP.

Após a análise de alguns métodos para cálculo de fluxo de potência, (SHIRMOHAMMADI *et al.*, 1988; BALOUKTSIS; KARTAS; TSANAKAS, 1992; ZHANG *et al.*, 1995; LIN; TENG, 1996; RAJICIC; TALESKI, 1998; DELBEM, 2002; DELBEM; BRETAS; CARVALHO, 2002; LOSI; RUSSO, 2003; DELBEM; CARVALHO; BRETAS, 2005), decidiu-se por utilizar, como base para o desenvolvimento do método para cálculo de fluxo de potência almejado, o método desenvolvido por Shirmohammadi *et al.* (1988), que se destina a sistemas radiais ou fracamente malhados.

Este método foi escolhido por contemplar todas as necessidades anteriormente citadas, enquanto os outros métodos para fluxo de carga, apresentados acima, mostraram algumas desvantagens que inviabilizaram seus usos para a EESEP.

Deve-se destacar que, para aplicar o método desenvolvido por Shirmohammadi *et al.* (1988) em sistemas malhados, é necessário, primeiramente, quebrar as malhas do sistema de forma a convertê-lo em um sistema radial equivalente. Tendo em vista que os SEP são malhados, analisou-se o trabalho proposto por Luo e Semlyen (1990), que apresenta uma forma diferenciada para transformar um sistema malhado em um equivalente radial.

Para melhorar o desempenho computacional do método proposto neste trabalho para cálculo de fluxo de potência, os dados do SEP serão armazenados através da Representação Nó-Profundidade (RNP), proposta por Delbem *et al.* (2004). Isto em razão de a RNP ser uma estrutura simples, de fácil manipulação, que permite um acesso fácil às conexões de cada elemento do sistema.

Outra tarefa a ser realizada em tempo real, pelo estimador WLMS proposto, é a determinação da mínima redundância local. Essa informação é de suma importância para o estimador WLMS, pois, além de definir a mediana que minimiza o resíduo ao quadrado ponderado (veja Seção 3.4), determina o número máximo de medidas portadoras de EGs que o estimador conseguirá filtrar (veja Seção 3.5). Para realizar essa tarefa, será utilizado o método proposto em London Jr, Alberto e Bretas (2001), em razão de o mesmo possibilitar a identificação do NRL de medidas de forma bastante simples e direta, pela obtenção e análise da matriz H_{Δ} .

Outra tarefa a ser realizada através da análise da matriz H_{Δ} é a seleção dos conjuntos de bases. Essa análise possibilita a identificação das medidas que dão informações quanto à determinada variável de estado e pode ser utilizada para guiar o sorteio dos conjuntos bases¹³, que devem ser observáveis e possuir um número de medidas igual ao número de variáveis de estado a serem estimadas.

O restante deste Capítulo apresenta o fundamento das metodologias supracitadas.

4.1 – REPRESENTAÇÃO NÓ-PROFUNDIDADE

Esta Seção introduz a representação computacional para grafos do tipo floresta, denominada Representação Nó-Profundidade (RNP), desenvolvida por Delbem *et al.* (2004). Entretanto, inicialmente, será feita uma breve introdução sobre teoria de grafos.

Teoria de grafos

Um grafo $G(Vt, A)$ é definido pelo par Vt e A , em que:

- Vt – conjunto de vértices ou nós do grafo;
- A – conjunto de pares de nós não-ordenados: as arestas do grafo.

¹³ O conceito de *base* é definido na Seção 3.2.

Se u e v são dois nós de um grafo e se o caminho que liga o par u e v é uma aresta y ¹⁴, diz-se que y conecta u e v , como pode ser visto na Figura 4.1. Neste caso, a aresta y é dita ser incidente aos nós u e v .

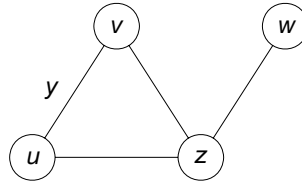


Figura 4.1. Exemplo de um grafo.

A ordem de um grafo G é dada pelo número de elementos do conjunto de nós, ou seja, pelo número de nós de G ; a ordem do grafo apresentado na Figura 4.1 é 4. O grau de um nó é dado pelo número de arestas que lhe são incidentes. A Tabela 4.1 informa o grau de cada nó do grafo apresentado na Figura 4.1.

Tabela 4.1 - Grau dos nós do grafo apresentado na Figura 4.1.

Nó	Grau
w	1
u	2
v	2
z	3

Um caminho é uma sequência de nós, tal que, de cada um dos nós exista uma aresta distinta, para o nó seguinte. Além disso, se nenhum dos nós no caminho se repete, ele é chamado de caminho simples ou cadeia. O comprimento do caminho é o número de arestas que o caminho usa. Dois caminhos são independentes se não tiverem qualquer nó em comum, exceto o primeiro e o último.

Se um caminho começa e acaba no mesmo nó, ele é chamado de ciclo. Um exemplo de ciclo é a sequência de arestas $[u, v]$, $[v, z]$, $[z, u]$ da Figura 4.1, ou o caminho $[u, v, z, u]$.

Um par de nós em um grafo é um par conexo, se existir um caminho entre eles. Um grafo $G(Vt, A)$ é um grafo conexo, se todo par de nós em $G(Vt, A)$ for um par conexo.

Diz-se que Y , por exemplo, é um subgrafo conexo máximo de um grafo G , se o único subgrafo conexo contendo Y é o próprio Y . Um subgrafo conexo Y máximo também é chamado de componente.

¹⁴ y também é representado neste trabalho por $[u,v]$

Um grafo chama-se acíclico se não contém ciclos. Uma árvore é um grafo conexo acíclico. Seja $G(Vt, A)$ um grafo de ordem $n > 2$; as propriedades seguintes são equivalentes, para caracterizar o grafo G como uma árvore:

- G é conexo e acíclico;
- G é acíclico e tem $n - 1$ arestas;
- G é conexo e tem $n - 1$ arestas;
- G é acíclico e por adição de uma aresta cria-se um ciclo e somente um;
- G é conexo, mas deixa de sê-lo se uma aresta é eliminada (todas as arestas são pontes¹⁵).
- Todo par de nós de G é unido por uma e somente uma cadeia simples.

Um grafo formado por um conjunto de árvores é chamado de floresta. Logo, cada componente de uma floresta é uma árvore. No caso de uma floresta com apenas uma árvore, tem-se uma floresta conexa. Assim, uma árvore é uma floresta conexa.

É usual chamar um dos nós de uma árvore de nó raiz. Esse nó, em geral, funciona como uma referência de onde se inicia a árvore. Um nó raiz pode ter grau maior ou igual a um.

Em uma árvore, os nós nas extremidades, com exceção do nó raiz, são chamados de nós folhas. Um nó folha tem grau igual a 1. A Figura 4.2 mostra um exemplo de uma árvore.

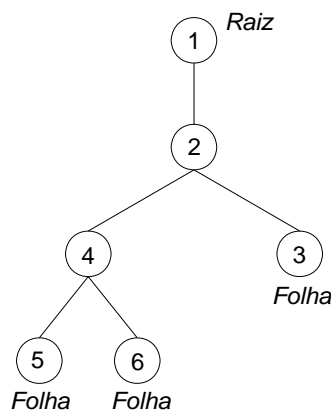
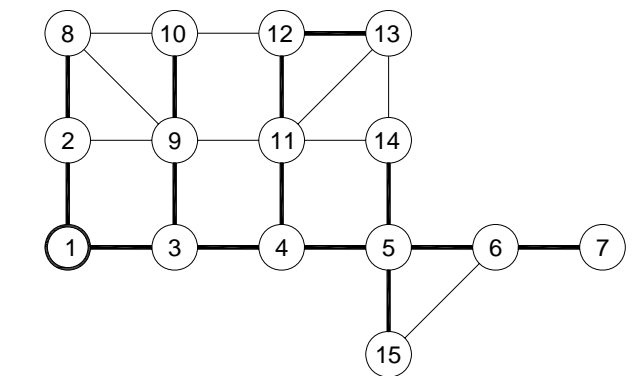


Figura 4.2. Exemplo de uma árvore.

¹⁵ Uma aresta é dita como uma ponte se sua remoção provocar uma redução na conectividade do grafo.

Representação Nó-Profundidade.

A RNP baseia-se nos conceitos de caminho e profundidade dos nós de um grafo (árvore). A representação consiste basicamente de uma lista linear contendo os nós de uma árvore e suas respectivas profundidades (DELBEM *et al.*, 2004). A ordem em que os pares (nó, profundidade) são dispostos na lista é importante. A representação de uma árvore é obtida a partir de uma busca em profundidade, que produz uma lista dos pares (n_x, p_x) ; onde n_x é um nó pertencente à árvore e p_x é sua respectiva profundidade, em uma sequência apropriada enquanto um nó n_x é visitado. A Figura 4.3(a) mostra um grafo cuja árvore geradora, representada pelas linhas espessas, está armazenada na RNP ilustrada na Figura 4.3(b). A árvore geradora de um grafo é uma árvore contendo todos os seus nós.



(a) Grafo

Profundidade	0	1	2	1	2	3	2	3	4	5	3	4	4	5	4
Nó	1	2	8	3	9	10	4	11	12	13	5	14	6	7	15

(b) Representação Nó-Profundidade

Figura 4.3. Exemplo de um grafo e sua RNP.

Importa lembrar que para representar a topologia de um SEP através de grafo, cada barra do SEP é representada por um nó de grafo; e as ligações entre as barras (linhas de transmissão ou transformadores) são representadas por arestas de grafo. Como trataremos de sistemas radiais equivalentes, cuja topologia pode ser representada por uma árvore de grafo, optou-se por utilizar a RNP na implantação do fluxo de potência radial. Isto em razão de a mesma apresentar uma formulação que simplifica a manipulação dos dados. Além disto, na

estrutura RNP, os nós estão ordenados de acordo com uma relação normalmente chamada de pai-filho, indo dos nós terminais para o nó raiz. Tal pré-ordenação de nós é conveniente para fazer o fluxo de carga em sistemas radiais.

4.2 – FLUXO DE CARGA DESTINADO A SISTEMAS RADIAIS

Nesta Seção será descrito o método para cálculo de fluxo de carga proposto por Shirmohammadi *et al.* (1988), que se destina a sistemas radiais ou fracamente malhados. Também será descrito o método proposto por Luo e Semlyen (1990), que possibilita a conversão de um sistema malhado em um radial equivalente.

O método proposto por Shirmohammadi *et al.* (1988) foi desenvolvido inicialmente para sistemas radiais, entretanto, o mesmo pode ser aplicado para sistemas fracamente malhados. Porém, para isto, os autores indicam a necessidade de, primeiramente, quebrar as malhas do sistema, de forma a convertê-lo em um sistema radial equivalente. A barra escolhida para realizar a quebra é chamada de ponto de quebra de ciclo. Cada ponto de quebra de ciclo abre apenas uma malha do sistema.

O sistema radial, por sua vez, é eficientemente solucionado através da aplicação direta das leis de Kirchhoff da tensão e da corrente (LKT e LKC respectivamente).

A influência das quebras das malhas do sistema é compensada pelas injeções de corrente nos dois nós do ponto de quebra de ciclo. As correntes injetadas nas quebras de malha são calculadas usando uma matriz sensibilidade, apresentada por Luo e Semlyen (1990).

4.2.1 – Algoritmo para cálculo de fluxo de potência para sistemas radiais

Seja um sistema radial, como o apresentado na Figura 4.4, o algoritmo para cálculo de fluxo de potência proposto por Shirmohammadi *et al.* (1988), assumindo o modelo de carga de potência constante, é apresentado a seguir.

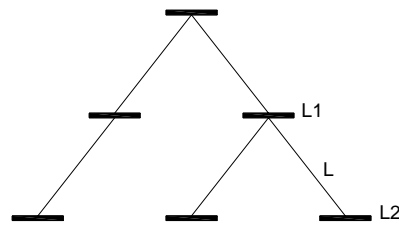


Figura 4.4. Sistema radial típico.

Inicialmente deve-se especificar a tensão do nó raiz¹⁶ e assumir, como estimativa inicial, a tensão com módulo 1p.u. e com ângulo de 0 (zero) grau para todas as demais barras do SEP.

1. **Cálculo da corrente nodal:** Na iteração k , a injeção de corrente nodal $\dot{I}_i^{(k)}$ é calculada como,

$$\dot{I}_i^{(k)} = \left(\dot{S}_i / \dot{V}_i^{(k-1)} \right)^* - \dot{Y}_i^{Sh} \dot{V}_i^{(k-1)} \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (4.1)$$

em que $\dot{V}_i^{(k-1)}$ é a tensão na barra i , calculada durante a $(k-1)$ -ésima iteração;

\dot{S}_i é a injeção de potência complexa especificada na barra i ;

\dot{Y}_i^{Sh} é a soma de todos os elementos shunts da barra; e

n é o numero total de barras da representação radial do sistema. A simbologia $(.)^*$ significa o conjugado desse valor complexo.

2. **Backward:** Na iteração k , a partir das linhas conectadas às barras folhas do grafo (barras com maiores profundidades) e movendo-se até as linhas conectadas à barra raiz (com profundidade zero), calcula-se a corrente (\dot{F}_L) na linha L , que liga uma barra $L2$ à sua barra antecessora $L1$, conforme ilustrado na Figura 4.4, da seguinte forma:

¹⁶ Na representação de SEP, o nó raiz é a barra tomada como referência angular do sistema.

$$\dot{F}_L^{(k)} = -\dot{I}_{L2}^{(k)} + \Sigma \left(\begin{array}{c} \text{Corrente nas} \\ \text{linhas que saem} \\ \text{do nó } L2 \end{array} \right), \quad L = p, p-1, \dots, 1, \quad (4.2)$$

onde, $\dot{I}_{L2}^{(k)}$ é a injeção líquida de corrente no nó $L2$ e p é o número de linhas que o sistema possui. Aqui é utilizada a aplicação direta da LKC.

3. **Forward:** As tensões complexas das barras são atualizadas nesse passo, começando pelas barras que estão conectadas à barra raiz e seguindo até as barras folhas do grafo. Seja L a linha que liga uma barra $L2$ à sua barra antecessora $L1$, a tensão de $L2$ é calculada usando a atualização da tensão na iteração k de $L1$, e o fluxo de linha calculado no passo 2:

$$\dot{V}_{L2}^{(k)} = \dot{V}_{L1}^{(k)} - \dot{Z}_L \dot{F}_L^{(k)} \quad L = 1, 2, \dots, p, \quad (4.3)$$

em que \dot{Z}_L é a impedância série da linha L . Utiliza-se, aqui, a aplicação direta da LKT.

Os passos 1, 2 e 3 são repetidos até que seja alcançado o critério de convergência, descrito a seguir.

Critério de Convergência

É usado como critério de convergência o maior erro de potência ativa e reativa nas barras do sistema, ou seja, o processo converge se o maior erro de potência ativa e reativa nas barras do sistema for menor que uma tolerância previamente especificada. Como foi descrito anteriormente, em cada iteração, são calculadas a injeção de corrente e, posteriormente, as tensões das barras do sistema. Assim, a potência complexa injetada na barra i (ou a potência complexa líquida na barra i) $S_i^{(k)}$ é calculada como:

$$\dot{S}_i^{(k)} = \dot{V}_i^{(k)} \dot{I}_i^{(k)*} - \dot{Y}_i \left| \dot{V}_i^{(k)} \right|^2 \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (4.4)$$

O erro de potência ativa e reativa na barra i é calculado da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \Delta P_i^{(k)} &= \text{Re} \left[\dot{S}_i^{(k)} - \dot{S}_i \right] \\ \Delta Q_i^{(k)} &= \text{Im} \left[\dot{S}_i^{(k)} - \dot{S}_i \right] \end{aligned} \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (4.5)$$

em que \dot{S}_i é a potência injetada especificada na barra i .

Exemplo 4.1:

Para exemplificar o método de cálculo de fluxo de carga supracitado, será resolvido um fluxo de carga linear para um sistema radial. Isto é, será levado em conta apenas o fluxo de potência ativa do sistema, e será determinado apenas o ângulo de tensão das barras do sistema.

O sistema tomado como exemplo é um sistema radial de 6 barras, mostrado na Figura 4.5.

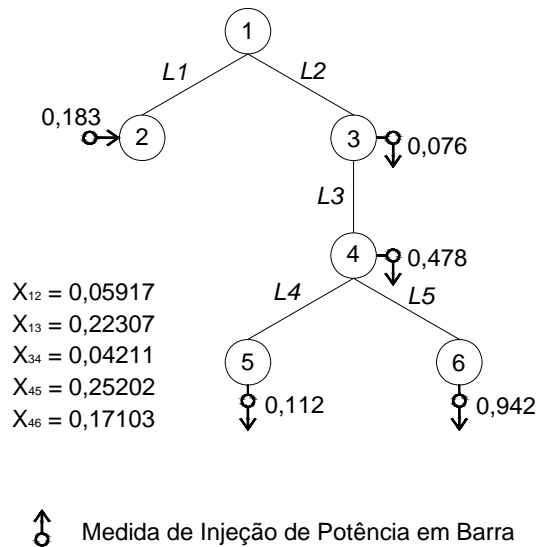


Figura 4.5. Sistema radial de seis barras (todos os valores indicados na figura estão em p.u.).

No fluxo de carga linear, as perdas são desprezadas e todas as magnitudes de tensão são consideradas iguais a 1 p.u. Em função dessas aproximações, o fluxo de potência ativa entre as barras k e m e a injeção de potência ativa na barra k são calculados pelas seguintes expressões (MONTICELLI, 1983):

$$F_{km} = \frac{\delta_k - \delta_m}{x_{km}}, \quad (4.6)$$

$$I_k = \sum_{m \in \Omega_k} \left(\frac{\delta_k - \delta_m}{x_{km}} \right), \quad (4.7)$$

sendo δ_k e δ_m os ângulos de tensão nas barras k e m respectivamente, x_{km} a reatância da linha de transmissão que liga as barras k e m , e Ω_k representa o conjunto das barras vizinhas da barra k .

Observação 4.1: A equação do fluxo de potência ativa escrita desta forma permite analogias com a lei de Ohm para um circuito de corrente contínua (CC). Em razão disto, o fluxo de potência linear é conhecido como fluxo de carga CC.

Pelo fato de ser utilizado, neste exemplo, o fluxo de carga CC, não será necessário realizar o cálculo da corrente injetada nas barras. Todavia, serão utilizados, diretamente, a injeção e o fluxo de potência ativa. A sequência de cálculo continua a mesma apresentada anteriormente, entretanto, a Equação (4.2) será substituída pela Equação (4.8), e a Equação (4.3) será substituída pela (4.9).

$$F_L^{(k)} = -I_{L2}^{(k)} + \Sigma \left(\begin{array}{l} \text{Fluxo de potência} \\ \text{ativa nas linhas que} \\ \text{saem do nó } L2 \end{array} \right), \quad L = p, p-1, \dots, 1, \quad (4.8)$$

$$\delta_{L2}^{(k)} = \delta_{L1}^{(k)} - X_L F_L^{(k)} \quad L = 1, 2, \dots, p, \quad (4.9)$$

onde $F_L^{(k)}$ é o fluxo de potência na linha L , $I_{L2}^{(k)}$ é a injeção de potência no nó $L2$ e p é o número de linhas que o sistema possui.

Portanto, a injeção nodal de potência ativa é apresentada na Tabela 4.2.

Tabela 4.2 - Injeções nodais

Grandeza	[p.u.]
I_1	-
I_2	0,183
I_3	-0,076
I_4	-0,478
I_5	-0,112
I_6	-0,942

O fluxo de potência ativa nas linhas de transmissão é calculado no passo *Backward*, como mostrado a seguir.

Tabela 4.3 - Passo *backward*

Grandeza a ser calculada	Equação	Resultado [p.u.]
F_{46}	I_6	-0,942
F_{45}	I_5	-0,112
F_{34}	$I_4 + F_{46} + F_{45}$	-1,532
F_{13}	$I_3 + F_{34}$	-1,608
F_{12}	I_2	0,183

Agora, calcula-se o ângulo nas barras do sistema, através do passo *Forward*, como mostrado a seguir.

Tabela 4.4 - Resultado do método

Grandeza a ser calculada	Equação	Resultado [grau]
δ_1	Barra de referência	0
δ_2	$\delta_1 + X_{12} * F_{12}$	0,62
δ_3	$\delta_1 + X_{13} * F_{13}$	-20,55
δ_4	$\delta_3 + X_{34} * F_{34}$	-24,25
δ_5	$\delta_4 + X_{45} * F_{45}$	-25,86
δ_6	$\delta_4 + X_{46} * F_{46}$	-33,48

Por se tratar de um sistema radial linearizado, os ângulos de tensão das barras dos sistemas foram obtidos sem a necessidade de realizar um processo iterativo.

4.2.2 – Extensão do algoritmo para sistemas fracamente malhados

Quebra de Ciclo

Conforme mencionado anteriormente, o algoritmo de fluxo de potência radial não pode ser aplicado diretamente para sistemas malhados, como o apresentado na Figura 4.6. Entretanto, selecionando-se quatro pontos de quebra de ciclo, obtém-se o sistema radial equivalente, apresentado na Figura 4.7.

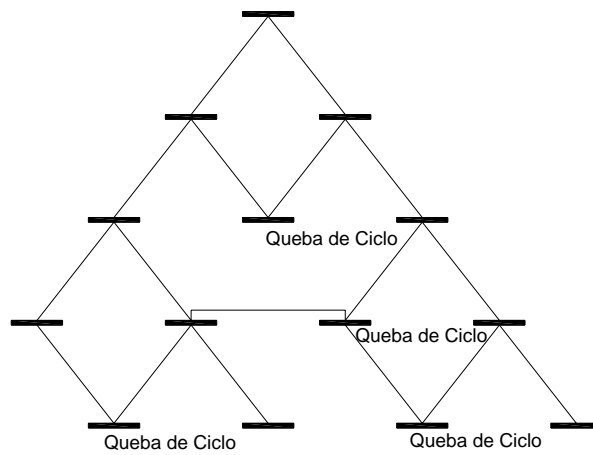


Figura 4.6. Sistema Fracamente Malhado.

Ao quebrar a malha em uma barra j , um dos terminais da linha, que fechava a malha, é desconectado; cria-se então uma barra fictícia que será conectada àquele terminal. A Figura 4.7 mostra o sistema anterior, apresentado na Figura 4.6, de forma radial, isto é, após a quebra dos ciclos.

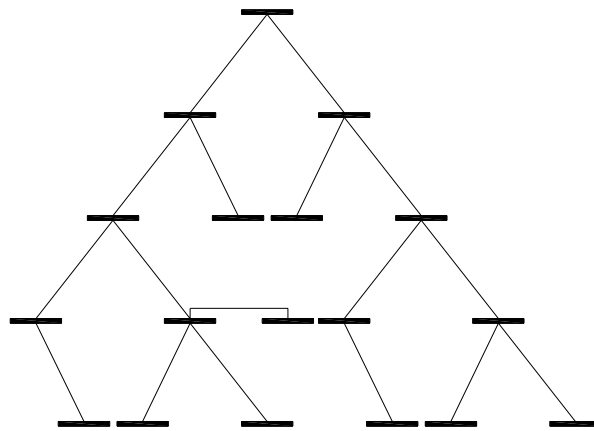


Figura 4.7. Sistema Radial equivalente ao Sistema Fracamente Malhado apresentado na Figura 4.6.

A corrente interrompida pela criação de cada ponto de quebra de ciclo pode ser substituída por injeções de correntes nas duas extremidades da quebra (uma injeção na barra real e outra na fictícia), sem afetar as condições operacionais do sistema. Ao aplicar o fluxo de potência radial, a corrente no ponto de quebra j , Iq_j deve ser aplicada com polaridade oposta nas duas barras terminais do ponto de quebra.

$$\begin{aligned} I_{j1}^{(k)} &= -Iq_j^{(k)} \\ I_{j2}^{(k)} &= Iq_j^{(k)} \end{aligned} \quad j = 1, 2, \dots, l, \quad (4.10)$$

onde $j1$ e $j2$ são as duas barras terminais do ponto de quebra; $I_{j1}^{(k)}$ e $I_{j2}^{(k)}$ são as duas injeções de corrente com polaridades opostas nesses nós; e l é o numero total de pontos de quebra de ciclo. Esquemáticamente, a compensação da quebra de malha por injeções de correntes pode ser vista na Figura 4.8.

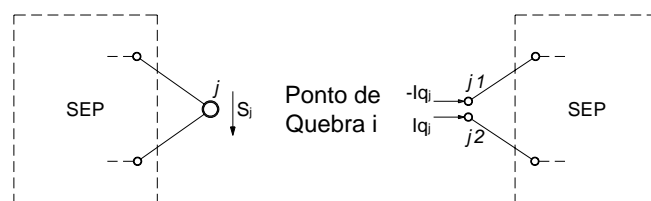


Figura 4.8. Representação das injeções nodais nas duas extremidades de um ponto de quebra de ciclo.

Correção da Compensação de Quebra de Ciclo

Em Shirmohammadi *et al.* (1988), a correção de quebra de ciclo é realizada através de injeções de corrente fictícias, nos pontos de quebras, que são calculadas a partir de uma técnica de compensação multiportas, apresentada em Tinney (1971).

Em Luo e Semlyen (1990), trata-se a correção de quebra de ciclo de forma semelhante. Entretanto, ao invés de utilizar o método de compensação multiportas, utiliza-se o método baseado na matriz sensibilidade M ; e ao invés de injeções de corrente constante, aplicam-se injeções de potência constante; tal relação é apresentada na Equação (4.11).

$$M \Delta \dot{S} = \Delta \dot{V}, \quad (4.11)$$

onde $\Delta \dot{V}$ é o vetor das diferenças da tensão complexa entre as barras terminais dos pontos de quebra de ciclo; e $\Delta \dot{S}$ é o vetor das correções das injeções de potência complexa.

Neste trabalho, será utilizada a metodologia para correção de quebra de ciclo proposta por Luo e Semlyen (1990), isto em razão da mesma ser de mais fácil implementação computacional que aquela apresentada por Shirmohammadi *et al.* (1988).

Desenvolvendo a Equação (4.11), Luo e Semlyen (1990) apresentam o seguinte sistema:

$$\begin{bmatrix} X & R \\ -R & X \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta Q \\ \Delta P \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta v \\ \Delta \delta \end{bmatrix}, \quad (4.12)$$

o qual corresponde à Equação (4.11).

Em Luo e Semlyen (1990), são incluídas, na modelagem de fluxo radial, as barras do tipo PV (barras com o módulo da tensão e a geração de potência ativa constantes). A aplicação da metodologia para barras PV não será utilizada neste trabalho, entretanto, cabe aqui mostrar o desenvolvimento feito pelos autores.

Tais barras são tratadas como um tipo particular de quebra de ciclo. Cria-se uma barra artificial, onde é fixado o módulo pré-definido da tensão da barra PV. Já que a injeção de potência ativa P é especificada, não é necessário calcular a atualização da mesma, portanto, a única incógnita associada ao ponto de quebra de ciclo de uma barra PV é a injeção de potência reativa. Isto representa a metade dos cálculos necessários para uma quebra de ciclo. A Figura 4.9 mostra a adição da barra artificial para o caso de uma barra PV, onde V^s é a tensão definida nesta barra.

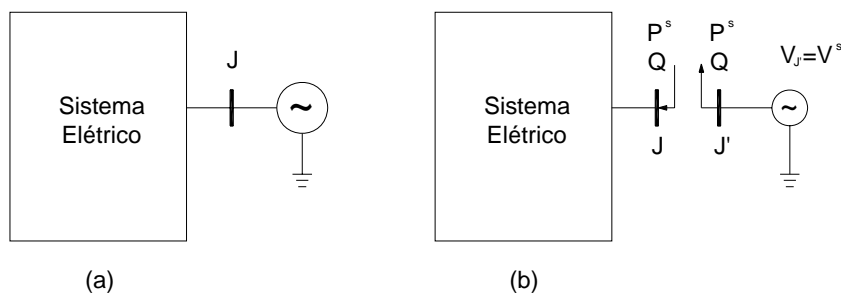


Figura 4.9. Ponto de quebra de ciclo de uma barra PV: (a) antes da quebra; (b) depois da quebra.

Para ilustrar como se obtém a matriz sensibilidade, apresenta-se um exemplo. Na construção da matriz reatância X , a reatância dos elementos da diagonal principal é obtida, somando-se a reatância das linhas que formam o caminho que conecta as duas barras do ponto de quebra de ciclo. Já os elementos fora da diagonal principal, que representam a reatância mútua entre dois pontos de quebra de ciclo, é a soma da reatância das linhas que

são comuns aos caminhos correspondentes a esses pontos de quebra de ciclo. A mesma regra se aplica para construção da matriz resistência R .

No caso de um ponto de quebra de ciclo devido a uma barra do tipo PV, o caminho que representa o ciclo está entre a barra PV, em análise, e a barra raiz do sistema.

A título de exemplo, consideraremos o sistema apresentado em Luo e Semlyen (1990), Figura 4.10, que possui três pontos de quebra de ciclo (1-1', 2-2' e 3-3'), onde 3-3' representa o ponto de quebra de ciclo devido a uma barra PV. As impedâncias de linhas estão expostas na Figura 4.10.

As matrizes R e X , para este exemplo, são respectivamente:

$$R = \begin{bmatrix} 0,7 & -0,5 & 0,2 \\ -0,5 & 0,65 & -0,2 \\ 0,2 & -0,2 & 0,35 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

$$X = \begin{bmatrix} 1,4 & -1,0 & 0,4 \\ -1,0 & 1,3 & -0,4 \\ 0,4 & -0,4 & 0,7 \end{bmatrix}, \quad (4.14)$$

e a matriz sensibilidade, dada pela Equação (4.11), é a seguinte:

$$\begin{bmatrix} 1,4 & -1,0 & 0,4 & 0,7 & -0,5 \\ -1,0 & 1,3 & -0,4 & -0,5 & 0,65 \\ 0,4 & -0,4 & 0,7 & 0,2 & -0,2 \\ -0,7 & 0,5 & -0,2 & 1,4 & -1,0 \\ 0,5 & -0,65 & 0,2 & -1,0 & 1,3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta Q_1 \\ \Delta Q_2 \\ \Delta Q_3 \\ \Delta P_1 \\ \Delta P_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta v_1 \\ \Delta v_2 \\ \Delta v_3 \\ \Delta \delta_1 \\ \Delta \delta_2 \end{bmatrix}. \quad (4.15)$$

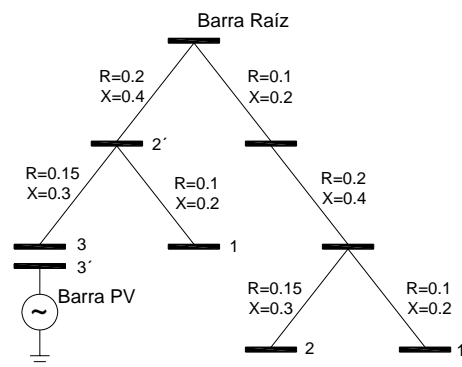


Figura 4.10. Sistema para a ilustração da construção da matriz sensibilidade.

Note que a barra real (barra numerada sem o apóstrofo) e a barra fictícia (barra numerada com apóstrofo) do ponto de quebra de ciclo são escolhidas ao acaso. Esta escolha não afetará a convergência do sistema, entretanto determinará o sinal dos elementos fora da diagonal principal das matrizes R e X , Equações (4.13) e (4.14). Deve-se, portanto, observar o sentido dos caminhos.

Primeiramente, convencionou-se que o caminho que liga a barra real à barra fictícia, de um sistema radial equivalente, tem como sentido positivo aquele que vai da barra real para a barra fictícia. Para barra PV, o sentido positivo é aquele que vai do ponto de quebra à barra raiz.

Ao encontrar a intersecção entre dois caminhos, é necessário verificar se os dois caminhos têm o mesmo sentido no trecho em comum. Se sim, os valores fora da diagonal principal, referentes a essa intersecção, têm sinal positivo; caso contrário, os elementos receberão sinal negativo.

O processo de identificação dos caminhos que ligam uma barra real a uma barra fictícia torna-se simples com a utilização da estrutura RNP. Esta representação armazena a estrutura das redes radiais em forma de grafos, como apresentado na Seção 4.1, e, uma vez que se torna necessário conhecer o caminho entre dois nós do grafo (barras do sistema), basta fazer uma busca em árvore para determiná-lo.

Processo Iterativo de Compensação

Descreve-se, a seguir, o processo iterativo para cálculo da compensação de injeção de potência no ponto de quebra de ciclo e, usando a matriz sensibilidade:

1. Calcule a matriz sensibilidade M (referente aos pontos de quebra de ciclo), conforme mostrado na Equação (4.12);
2. Calcule a diferença de tensão entre as barras terminais de cada ponto de quebra de ciclo, a cada iteração do algoritmo de solução de sistemas radiais, apresentado nesta Seção, utilizando as injeções de potência de compensação, calculadas na iteração anterior. Os valores iniciais para as injeções de potência são zero;
3. Calcule o incremento de atualização das injeções de potência de compensação, usando a Equação (4.15). Na iteração k :

$$\Delta \dot{S}^{(k)} = M^{-1} \Delta \dot{V}^{(k)}; \quad (4.16)$$

4. Atualize as injeções de potência, na iteração k , da seguinte forma:

$$\dot{S}^{(k)} = \dot{S}^{(k-1)} + \Delta \dot{S}^{(k)}; \quad (4.17)$$

5. Repita os passos 2, 3 e 4 até que os critérios de convergência do sistema sejam alcançados, ou seja, até que o erro máximo da tensão no ponto de quebra, calculado no passo 2, esteja dentro dos limites predefinidos.

Neste trabalho, os cálculos serão realizados até que o erro supracitado esteja abaixo de 10^{-3} pu para a diferença no módulo da tensão e abaixo de 10^{-3} rad para a diferença angular.

Exemplo 4.2

A Figura 4.11 apresenta o sistema de 6 barras. Para realizar o cálculo de fluxo carga linearizado pelo método descrito acima, é necessário, primeiramente, quebrar o ciclo formado pelas barras 1, 2 e 3. E ao se transformar a barra 3 em um ponto de quebra de ciclo, teremos um sistema radial equivalente ao mostrado na Figura 4.12.

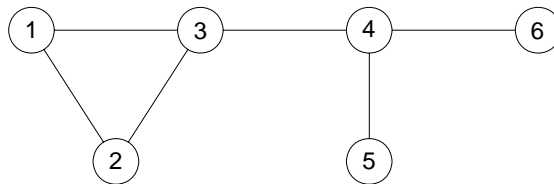


Figura 4.11. Sistema malhado de 6 barras.

Tabela 4.6 - Passo *backward*.

Variável a ser calculada	Equação	Resultado [p.u.]
F ₄₆	I ₆	-0,942
F ₄₅	I ₅	-0,112
F ₃₄	I ₄ +F ₄₆ +F ₄₅	-1,532
F ₁₃	I ₃ +F ₃₄	-1,608
F _{23'}	I _{3'}	0,0
F ₁₂	I ₂ +F _{23'}	0,183

Tabela 4.7 - Passo *forward*.

Variável a ser calculada	Equação	Resultado [grau]
δ ₁	Barra de referência	0
δ ₂	δ ₁ +X ₁₂ *F ₁₂	0,62
δ _{3'}	δ ₂ +X _{23'} *F _{23'}	0,62
δ ₃	δ ₁ +X ₁₃ *F ₁₃	-20,55
δ ₄	δ ₃ +X ₃₄ *F ₃₄	-24,25
δ ₅	δ ₄ +X ₄₅ *F ₄₅	-25,86
δ ₆	δ ₄ +X ₄₆ *F ₄₆	-33,48

Note que a carga da barra 3 (injeção especificada) é aplicada somente à barra real da quebra de ciclo.

Com a primeira iteração do fluxo de carga realizada, calcula-se então a diferença angular no ponto de quebra de ciclo, sendo o ângulo utilizado em radianos.

$$\Delta\delta = \delta_{3'} - \delta_3 = 0,467. \quad (4.19)$$

Como o erro calculado é maior do que o critério de convergência, que no caso deste trabalho é de 10^{-3} , a potência ativa injetada Iq é atualizada da seguinte forma:

$$\begin{aligned} \Delta P &= \Delta\delta / M = 0,972 \\ Iq^1 &= Iq^0 + \Delta P = 0,972. \end{aligned} \quad (4.20)$$

2º Iteração

Tabela 4.8 - Cálculo da injeção nodal.

Variável a ser calculada	Equação	Resultado [p.u.]
I ₁	Barra de referência	-
I ₂	0,183	0,183
I ₃	-0,076+Iq	0,896
I _{3'}	-Iq	-0,972
I ₄	-0,478	-0,478
I ₅	-0,112	-0,112
I ₆	-0,942	-0,942

Tabela 4.9 - Passo backward.

Variável a ser calculada	Equação	Resultado [p.u.]
F ₄₆	I ₆	-0,942
F ₄₅	I ₅	-0,112
F ₃₄	I ₄ +F ₄₆ +F ₄₅	-1,532
F ₁₃	I ₃ +F ₃₄	-0,636
F _{23'}	I _{3'}	-0,972
F ₁₂	I ₂ +F _{23'}	-0,789

Tabela 4.10 - Passo forward.

Variável a ser calculada	Equação	Resultado [grau]
δ ₁	Barra de referência	0
δ ₂	δ ₁ +X ₁₂ *F ₁₂	-2,68
δ _{3'}	δ ₂ +X ₂₃ *F _{23'}	-13,7
δ ₃	δ ₁ +X ₁₃ *F ₁₃	-8,13
δ ₄	δ ₃ +X ₃₄ *F ₃₄	-11,83
δ ₅	δ ₄ +X ₄₅ *F ₄₅	-13,44
δ ₆	δ ₄ +X ₄₆ *F ₄₆	-21,06

Cálculo da diferença angular no ponto de quebra de ciclo:

$$\Delta\delta = \delta_{3'} - \delta_3 = 0,0972 . \quad (4.21)$$

Atualização da potência injetada P:

$$\begin{aligned} \Delta P &= \Delta\delta / M = -0,202 \\ Iq^1 &= Iq^0 + \Delta P = 0,770. \end{aligned} \quad (4.22)$$

3º Iteração

Tabela 4.11 - Cálculo da injeção nodal.

Variável a ser calculada	Equação	Resultado [p.u.]
I ₁	Barra de referência	-
I ₂	0,183	0,183
I ₃	-0,076+Iq	0,694
I _{3'}	-Iq	-0,770
I ₄	-0,478	-0,478
I ₅	-0,112	-0,112
I ₆	-0,942	-0,942

Tabela 4.12 - Passo *backward*.

Variável a ser calculada	Equação	Resultado [p.u.]
F ₄₆	I ₆	-0,942
F ₄₅	I ₅	-0,112
F ₃₄	I ₄ +F ₄₆ +F ₄₅	-1,532
F ₁₃	I ₃ +F ₃₄	-0,838
F ₂₃ '	I ₃ '	-0,770
F ₁₂	I ₂ +F ₂₃ '	-0,587

Tabela 4.13 - Passo *forward*.

Variável a ser calculada	Equação	Resultado [grau]
δ ₁	Barra de referência	0
δ ₂	δ ₁ +X ₁₂ *F ₁₂	-1,99
δ ₃ '	δ ₂ +X ₂₃ *F ₂₃ '	-10,73
δ ₃	δ ₁ +X ₁₃ *F ₁₃	-10,69
δ ₄	δ ₃ +X ₃₄ *F ₃₄	-14,38
δ ₅	δ ₄ +X ₄₅ *F ₄₅	-16,00
δ ₆	δ ₄ +X ₄₆ *F ₄₆	-23,61

Cálculo da diferença de angular no ponto de quebra de ciclo:

$$\Delta\delta = \delta_{3'} - \delta_3 = 0,0007. \quad (4.23)$$

O critério de convergência foi alcançado, portanto, o processo iterativo do fluxo de carga é encerrado na terceira iteração.

4.3 – MATRIZ H Δ

Inicialmente, o método proposto por London Jr, Alberto e Bretas (2001) permite a identificação de conjuntos de p medidas ($p \geq 1$), associadas a um sistema de potência observável, que, caso perdidas, tornam tal sistema não observável. Devido ao fato desses conjuntos de medidas causarem a perda da observabilidade, os mesmos são chamados de conjuntos p -críticos de medidas.

Para $p = 1$, o método proposto por London Jr, Alberto e Bretas (2001) permite identificar as medidas críticas; para $p = 2$ os pares críticos; para $p = 3$ os trios críticos; e assim por diante. Por intermédio desses conjuntos de medidas, o método permite identificar o nível de redundância das medidas da seguinte forma: se o tamanho do menor conjunto p -

crítico¹⁷, a que determinada medida pertencer, for igual a p , a mesma terá nível de redundância ($p-1$). Tendo em vista essa definição, a medida crítica terá nível de redundância 0. Já uma medida não crítica, pertencente a, pelo menos, um par crítico de medidas, terá nível de redundância 1; e assim por diante.

Para a identificação dos conjuntos p -críticos de medidas, o método baseia-se nas relações de dependência linear das linhas da matriz Jacobiana H do estimador de estado por mínimos quadrados. Como a condição para que haja observabilidade algébrica é que o posto da matriz Jacobiana H seja igual a N , isto é, igual ao número de variáveis de estado a serem estimadas, pode-se afirmar que as medidas críticas correspondem às linhas linearmente independentes dessa matriz.

Seguindo o mesmo raciocínio, as p medidas que constituem um conjunto p -crítico e correspondem a p linhas da matriz H , que, caso sejam retiradas simultaneamente, fazem com que o posto da matriz H diminua de uma unidade. Contudo, a retirada simultânea de quaisquer ($p-1$) linhas desse conjunto não reduz o posto da matriz H . Em face dessas características, a idéia principal que norteia o método é a análise das relações de dependência linear, entre as linhas da matriz H . Entretanto, é difícil a obtenção dessas relações através de uma análise direta da estrutura da matriz H . Contudo, pelo Teorema 1, apresentado a seguir, considerando o modelo $P\theta$ ¹⁸, demonstra-se que, com uma conveniente mudança de base, no espaço das variáveis de estado, essa análise é bastante simplificada.

Teorema 1

Considere a matriz Jacobiana H , associada a um sistema de potência com m medidas e n barras, sendo $m > (n-1)$. Se o sistema de potência é observável ($\text{posto}(H) = (n-1)$), então existe uma mudança de base C , no espaço das variáveis de estado, tal que nessa nova base o operador H terá a seguinte forma:

$$H_{\Delta} = \left[\begin{array}{c|c} I & 0 \\ \hline R & 0 \end{array} \right],$$

onde: $H_{\Delta} \Rightarrow$ operador H na nova base;

$I \Rightarrow$ matriz identidade de dimensão $(n-1) \times (n-1)$;

$R \Rightarrow$ submatriz de dimensão $[m-(n-1)] \times (n-1)$.

¹⁷ Com menor número de medidas.

¹⁸ Para este modelo, consideram-se apenas as medidas de potência ativa; as variáveis de estado a serem estimadas são os ângulos de fase nas barras do sistema. Sendo n o número total de barras do sistema, devem ser estimados $(n-1)$ ângulos de fase, pois uma das barras é usada como referência angular.

Observação 4.2: A última coluna da matriz H_{Δ} é constituída apenas por zeros, por corresponder à barra escolhida como referência angular.

A matriz H_{Δ} relaciona as medidas com as variáveis de estado equivalentes¹⁹, que são combinações lineares das variáveis de estado *reais*. A demonstração desse Teorema é apresentada em London Jr, Alberto e Bretas (2001). Analisando a estrutura da submatriz I , da matriz H_{Δ} , verifica-se que as suas $(n-1)$ linhas são, isoladamente, linearmente independentes. Em razão disto, as medidas correspondentes a essas linhas são chamadas de *medidas básicas*, pois são suficientes para tornar o sistema em consideração observável. E as outras são chamadas de *medidas suplementares*. Considerando-se a estrutura da matriz H_{Δ} , demonstrou-se em London Jr, Alberto e Bretas (2001) que:

- toda medida crítica pertence ao conjunto de medidas básicas;
- toda medida suplementar possui nível de redundância maior que 0 (são redundantes);
- todo conjunto p -crítico de medidas possui pelo menos uma medida básica.

A partir dessas afirmativas, o método permite realizar a identificação dos conjuntos p -críticos de medidas em duas fases, que são as seguintes:

Fase 1: identificação dos conjuntos p -críticos de medidas, que contêm apenas uma medida básica;

Fase 2: identificação dos conjuntos p -críticos de medidas, que contêm mais de uma medida básica;

A segunda fase é uma aplicação iterativa da primeira, sendo que, para realizá-las, considera-se o seguinte Teorema, cuja demonstração é apresentada em London Jr, Alberto e Bretas (2001):

Teorema 2

As p medidas, correspondentes às linhas dos p elementos não nulos que pertencem a uma coluna da matriz H_{Δ} , formam um conjunto p -crítico de medidas, que contém apenas uma medida básica.

¹⁹ As linhas da matriz H correspondem às medidas e as suas colunas às variáveis de estado *reais*.

Através do Teorema 2, verifica-se que, quando uma coluna possui apenas um elemento não nulo, isso significa que a informação da variável de estado equivalente, correspondente àquela coluna, é fornecida apenas por uma medida. Portanto, essa medida é crítica (tem nível de redundância 0).

Para realizar a Fase 2 do processo de identificação, utilizando as diretrizes do Teorema 2, elimina-se uma medida básica não crítica da matriz H_A , para, em sequência, proceder-se à obtenção da nova matriz H_A . Como a medida retirada é linearmente dependente de pelo menos uma medida suplementar, existe outra medida que pode substituí-la. Ao se efetuar essa substituição, obtém-se a nova matriz H_A . A análise das linhas desta matriz, considerando o Teorema 2, permite a seguinte conclusão: as p medidas, associadas aos **novos** conjuntos p -críticos identificados, constituirão, juntamente com a medida básica que foi retirada, um conjunto $(p+1)$ -crítico de medidas.

Aplicando-se esse processo com relação a todas as medidas básicas, com nível de redundância maior ou igual a 1, identificam-se todos os conjuntos p -críticos, contendo duas medidas básicas. Continua-se esse processo eliminando-se os conjuntos de i medidas básicas, com nível de redundância maior ou igual a i , assim, todos os conjuntos p -críticos de medidas, com $p \geq (i + 1)$, contendo $(i + 1)$ medidas básicas, serão identificados.

Através de uma análise de todos os conjuntos p -críticos de medidas, que tiverem sido identificados, o método permite identificar o nível de redundância de cada uma das medidas, associadas a um sistema de potência observável. A eficiência do método é demonstrada em diversos testes que estão realizados e apresentados em London Jr, Alberto e Bretas (2001).

5 – DESENVOLVIMENTO E APRESENTAÇÃO DO EE PROPOSTO

5.1 – INTRODUÇÃO

O que se propõe neste projeto é o desenvolvimento de um estimador de estado robusto, baseado no estimador WLMS desenvolvido por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), que não esteja sujeito às limitações existentes desse estimador. Para isso, pretende-se utilizar em conjunto: o método desenvolvido em London Jr, Alberto e Bretas (2001) para a determinação da mínima redundância local e guiar o sorteio das bases utilizadas pelo estimador WLMS; o método para cálculo de fluxo de carga proposto por Shirmohammadi *et al.* (1988) para determinar o valor das variáveis de estado do sistema em função do conjunto de medidas disponíveis; e a representação computacional de grafos denominada Representação Nó-Profundidade (RNP), apresentada por Delbem *et al.* (2004), para o armazenamento do SEP durante o processo de fluxo de carga.

Neste Capítulo serão apresentadas as adaptações que devem ser realizadas nos métodos supracitados, para possibilitar a aplicação dos mesmos ao estimador de estado WLMS proposto por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991).

Será apresentado também o programa computacional proposto, mostrando-se as divisões de tarefas entre os processos *on-line* e *off-line*, bem como todas as etapas necessárias à execução do estimador proposto.

5.2 – ADAPTAÇÃO DO FLUXO RADIAL PARA ESTIMAÇÃO DE ESTADO

Para aplicar o algoritmo para cálculo de fluxo de potência, apresentado na Seção 4.2.2, ao estimador de estado WLMS proposto por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), apresentado no Capítulo 3, foram realizadas algumas adaptações, que serão apresentadas a seguir. Tais adaptações foram necessárias porque o algoritmo para o cálculo de fluxo de carga para sistemas radiais, em sua formulação original, não considera medidas de fluxo de potência em linhas de transmissão e transformadores.

Possibilidades de Configurações Com Medidas de Fluxo

Quando o conjunto de medidas utilizado para o cálculo do fluxo de potência de sistemas radiais é composto apenas por medidas de injeção, conforme o sistema da Figura 5.1, o procedimento utilizado é o mesmo apresentado na Seção 4.2.1.

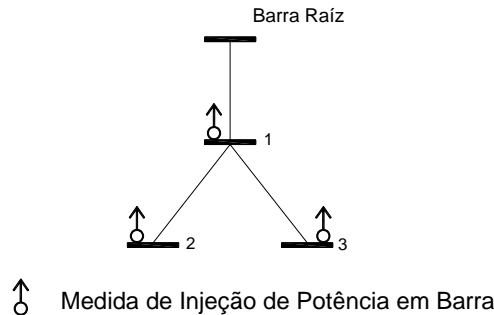


Figura 5.1. Sistema radial apenas com medidas de injeção.

Entretanto, uma vez que serão analisados conjuntos de medição destinados ao processo de EESEP, é possível que haja medidas de fluxo, o que necessita de uma abordagem especial no cálculo de fluxo de carga.

Como citado anteriormente no estimador de estado WLMS proposto, utilizam-se apenas conjuntos de medidas observáveis, onde todas as medidas são críticas, isto é, com número de medidas igual ao número de variáveis de estado a serem estimadas. Sendo assim, para empregar uma medida de fluxo, é necessário que a mesma *substitua* uma medida de injeção de uma barra. Logo, a informação da injeção líquida dessa barra é definida por aquela medida de fluxo, isto é, a informação de injeção da barra é dependente da medida de fluxo.

De forma geral, há apenas duas possibilidades de configurações quando são utilizadas medidas de fluxo de potência em um ramo do sistema radial equivalente²⁰, para o cálculo de fluxo de carga:

- a. A primeira configuração é aquela onde a medida de fluxo está em um ramo ligado a uma barra sem medida de injeção, através de um caminho *sem* bifurcação. Portanto, a injeção de potência líquida, nessa barra, é dependente daquela medida de fluxo (Figura 5.2(a)).

²⁰ As linhas de transmissão e os transformadores do SEP são representados pelos ramos do sistema radial equivalente.

- b. A segunda configuração é aquela onde a medida de fluxo está em um ramo ligado a uma barra sem medida de injeção, através de um caminho *com* bifurcações (Figura 5.2(b)).

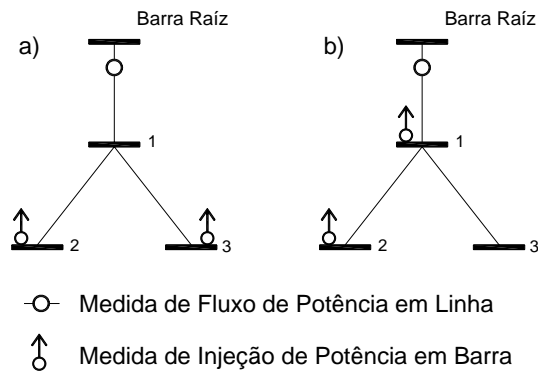


Figura 5.2. Configurações de inserção de medidas de fluxo. (a) Configuração 1; (b) Configuração 2.

A busca pela barra sem medida de injeção, na qual a informação da injeção de potência líquida depende de uma medida de fluxo, pode ser realizada da seguinte forma:

1. Ao encontrar uma medida de fluxo em um ramo L , verifique se a barra $L2$, como mostrado na Figura 4.4 e rerepresentado pela Figura 5.3, possui medida de injeção. Se não possuir, a injeção líquida da barra $L2$ é dependente dessa medida de fluxo, então o processo de busca é encerrado. Se for encontrada, na barra $L2$, medida de injeção, então escolha um dos ramos que saem de $L2$ para chamá-lo de L e vá para o passo 2. Faça isso para todos os ramos que saem de $L2$.
2. Verifique se L possui medida de fluxo. Se sim, a barra dependente da medida de fluxo em análise não está nesse ramo, volte para o nó anterior e busque por outro ramo. Se não, verifique se a barra $L2$ referente ao atual ramo L possui medida de injeção. Se não possuir, a injeção líquida da barra $L2$ é dependente da medida de fluxo, então o processo de busca é encerrado. Se possuir, então escolha um dos ramos que saem de $L2$ para chamá-lo de L e recursivamente volte para o passo 2. Faça isso para todos os ramos que saem da barra $L2$ atual.

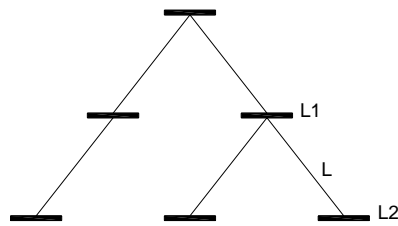


Figura 5.3. Sistema radial típico.

5.2.1 – Novo algoritmo para fluxo radial aplicado à EESEP

Pela análise das duas configurações de conjuntos de medidas compostas por medidas de fluxo de potência pode-se então, no caso de um sistema radial, associar a informação dada por uma medida de fluxo diretamente a uma barra sem medida de injeção. Essa associação será realizada por inserção de uma injeção de corrente fictícia na barra sem medida de injeção. O valor desta injeção fictícia será calculado em função da diferença entre o valor da medida de fluxo de potência e o fluxo resultante do passo *Backward* do sistema no ramo onde se encontra a medida de fluxo. Quando o processo de fluxo de potência é iniciado, as injeções fictícias são inicializadas com valor zero (0).

Desta forma, o algoritmo do fluxo de potência radial pode ser reescrito da seguinte forma:

1. **Cálculo da corrente nodal:** o cálculo da injeção de corrente nodal é realizado como mostrado pela Equação (4.1), sendo esta equação reescrita pela Equação (5.1).

$$\dot{I}_i^{(k)} = \left(\dot{S}_i / \dot{V}_i^{(k-1)} \right)^* - \dot{Y}_i^{Sh} \dot{V}_i^{(k-1)} \quad i = 1, 2, \dots, n ; \quad (5.1)$$

2. **Backward:** calcula-se a corrente nos ramos do sistema radial equivalente como foi apresentado na Equação (4.2), que foi formulada de acordo com a Figura 4.4. Ao encontrar uma medida de fluxo em um ramo *L*, busca-se a barra sem medida de injeção, conforme apresentado anteriormente, então a injeção fictícia é calculada como:

$$\dot{I}_{Ficticio}^{(k)} = \dot{F}_L^{(k)} - \left(M \dot{F}_L / \dot{V}_{Li}^{(k-1)} \right)^* , \quad (5.2)$$

onde $M\dot{F}_L$ é a medida de fluxo de potência complexa no ramo L e $\dot{V}_{Li}^{(k-1)}$ é a tensão calculada na iteração $(k-1)$ da barra origem da medida de fluxo. É importante observar o sentido da medida de fluxo, pois o sentido positivo é do fluxo que vai de $L1$ para $L2$, sendo $L1$ e $L2$ como apresentados na Figura 5.3.

Uma vez calculada a injeção fictícia, atualizam-se as correntes nos ramos que ligam a barra com injeção fictícia e a medida de fluxo; então retoma-se o processo de cálculo do fluxo de potência;

3. **Forward:** as tensões complexas das barras são atualizadas utilizando a Equação (4.3), segundo reescritas pela Equação (5.3).

$$\dot{V}_{L2}^{(k)} = \dot{V}_{L1}^{(k)} - \dot{Z}_L \dot{F}_L^{(k)} \quad L = 1, 2, \dots, p. \quad (5.3)$$

Os passos 1, 2 e 3 são repetidos até que seja alcançada a convergência; as injeções fictícias são calculadas a cada iteração.

As principais vantagens dos métodos baseados em fluxo de potência radial sobre os métodos tradicionais que utilizam a resolução de sistemas lineares são:

- A ordem de complexidade computacional dos métodos para sistemas radiais é linear, enquanto a dos métodos que utilizam a solução de sistemas lineares é cúbica;
- Os métodos baseados em fluxo de potência radial não apresentam problemas de mau-condicionamento numérico nem de convergência, em função das condições iniciais (SHIRMOHAMMADI *et al.*, 1988);
- Em termos de sistemas fracamente malhados, os métodos baseados em fluxo de carga radial ainda são mais eficientes computacionalmente que os métodos tradicionais, os quais exigem a solução de sistemas lineares. Observe que a solução do problema de fluxo de carga pelos métodos baseados em fluxo de potência radial, para sistemas fracamente malhados, exige a solução de um sistema linear cuja matriz de coeficientes é a matriz quebra de ciclo, cuja ordem é muito menor do que o número de barras do sistema. Já a solução pelos métodos tradicionais vai exigir a solução de um sistema linear, cuja matriz de coeficientes é a Jacobiana, que tem ordem igual ao número de variáveis de estado a serem estimadas, o qual é superior ao número de barras do sistema;

- Pelo fato de a matriz de quebra de ciclo ser uma matriz de impedância, não é necessário realizar a atualização da mesma a cada iteração, o que permite a sua pré-fatoração em um processo *off-line*. Já os métodos baseados na solução através da Jacobiana necessitam da atualização da mesma a cada iteração, sendo esta etapa realizada em um processamento *on-line*.

5.3 – APLICAÇÃO DA MATRIZ H_{Δ} NO EE PROPOSTO

Conforme mencionado no Capítulo 1, na tentativa de reduzir o esforço computacional exigido pelo estimador WLMS proposto por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), este trabalho sugere a utilização do método apresentado por London Jr, Alberto e Bretas (2001), que se baseia na análise da matriz H_{Δ} , para a realização das seguintes tarefas:

- seleção das amostras de N medidas observáveis, sendo N o número de variáveis de estado a serem estimadas e;
- identificação da MRL.

5.3.1 – Obtenção da mínima redundância local

Para obtenção das estimativas WLMS, é necessário determinar a MRL das medidas disponíveis, conforme apresentado no Capítulo 3. Para obter essa informação, [Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991)] propõem um procedimento que consiste dos seguintes passos:

Passo 1: obtenção do *surplus* s_i de cada conjunto fundamental de medidas²¹. Para determinar o *surplus* s_i de um conjunto fundamental, em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), utiliza-se uma busca combinatória que consiste em simular a eliminação das medidas do correspondente conjunto fundamental, uma por uma, até que uma das medidas remanescentes no sistema se torne crítica;

Passo 2: a mínima redundância do sistema, ou o *surplus* s^* do sistema, é igual ao mínimo s_i , isto é: $s^* = \min_i s_i$

²¹ As definições de *surplus* e conjunto fundamental de medidas estão apresentadas no Capítulo 3.

Vale lembrar que a determinação da mínima redundância não pode ser realizada considerando todas as medidas instaladas em um sistema, pois, medidas podem se tornar indisponíveis em um determinado instante da operação de um SEP, em razão da possibilidade de ocorrência de problemas no sistema de aquisição de dados, o que pode acarretar na perda de medidas. Assim sendo, a determinação da mínima redundância deve ser realizada em um processamento on-line, para cada uma das amostras de medidas que se torna disponível para estimação de estado.

Conforme mencionado na Seção 3.4., a mínima redundância local de um sistema de medidas, ou o *surplus* s^* de um sistema, pode ser obtida a partir do menor conjunto p -crítico daquele sistema. Ou seja, se o menor conjunto p -crítico apresenta $p = k$, então, a mínima redundância local será $k-1$ ($s^* = k - 1$).

Na Seção 4.3, mostrou-se que os conjuntos p -críticos de medidas podem ser identificados, de uma forma simples e direta, pela análise da matriz H_A . Desta forma, propõe-se a utilização dessa matriz para a determinação da MRL.

Para diminuir o tempo de processamento necessário para identificar a MRL de uma amostra, obtém-se, em um processamento *off-line*, a matriz H_A , considerando a disponibilidade de todas as medidas instaladas no sistema. Em seguida, também em um processamento *off-line*, determina-se a MRL das medidas instaladas no sistema, que denominaremos de MRLT. A partir dessas informações, a determinação da mínima redundância local de uma amostra de medidas é realizada da seguinte forma (processamento on-line):

Passo 1: Se estiverem disponíveis todas as medidas instaladas no sistema, PARE, a MRL dessa amostra é igual a MRLT. Caso contrário, vá para o próximo passo;

Passo 2: Atualize a matriz H_A obtida anteriormente e remova as colunas correspondentes às medidas não disponíveis (isto exige apenas re-fatoração parcial da matriz H_A obtida *off-line*). Pela análise da estrutura da matriz H_A atualizada, identifique os conjuntos p -críticos formados por apenas uma medida básica. Se for identificado algum conjunto p -crítico com $p \leq 2$ PARE, pois, como apresentado na Seção 3.4, a identificação de uma medida portadora de EG é impossibilitada quando a mesma é uma medida crítica, ou pertence a um par crítico. Caso contrário, vá para o próximo passo;

Passo 3: Inicia-se o procedimento de busca por conjuntos p -críticos formados por mais de uma medida básica. Conforme apresentado na Seção 4.3, tal procedimento exige a remoção de conjuntos de medidas básicas.

Para reduzir o tempo de processamento exigido por esse procedimento, o mesmo será iniciado para conjuntos contendo duas medidas básicas.

Se a remoção de quaisquer duas medidas tornar o sistema não observável, PARE, isto indica que há um par crítico formado por duas medidas básicas, portanto, o processo deve ser interrompido pelo mesmo motivo apresentado no passo 2.

Caso contrário, continue o procedimento de busca. Como o objetivo é encontrar o menor conjunto p -crítico de medidas, o procedimento de remoção de i medidas básicas termina quando i se tornar maior que k , sendo k o número de medidas do menor conjunto p -crítico encontrado até aquele momento da busca. MRL será igual a $k-1$ (ou, $s^* = k-1$).

5.3.2 – Determinação das k bases

Assim como a identificação da MRL, a determinação das k bases é uma tarefa a ser realizada em um processamento *on-line*, uma vez que a mesma deve considerar apenas as medidas disponíveis em um determinado instante de tempo.

A determinação das k bases é um procedimento dispendioso computacionalmente, em razão de envolver os seguintes passos:

- sortear, aleatoriamente, um conjunto de N medidas;
- verificar se esse conjunto de medidas é observável;
- se a base sorteada for observável, a mesma deve ser comparada com as demais bases já obtidas para evitar a utilização de bases repetidas no EE WLMS.

O grande problema para obtenção das k bases é o sorteio das medidas, pois, em um universo de m medidas, o número de combinações que se têm ao sortear N medidas é da ordem de C_N^m , o que nos deixa um número elevado de combinações. Como a grande maioria das C_N^m combinações possíveis não são observáveis, um sorteio de medidas completamente aleatórias acarretaria um tempo excessivo para obtenção das k bases. Para sistemas de grande dimensão, tal sorteio pode desencadear uma explosão combinatória.

Na tentativa de aumentar a possibilidade de selecionar amostras observáveis contendo N medidas, o seguinte procedimento para determinação das k amostras de medidas foi proposto em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991): primeiro obtêm-se todos os conjuntos

fundamentais; em seguida, seleciona-se randomicamente uma medida de cada um dos conjuntos fundamentais.

Alguns testes topológicos são realizados para identificar e rejeitar um grande número de amostras não observáveis, por exemplo: deve-se rejeitar qualquer amostra contendo medida de fluxo de potência ativa (reativa) situada:

- i) nos dois terminais de uma mesma linha de transmissão;
- (ii) em todas as linhas incidentes a um nó que possui medida de injeção de potência ativa (reativa),
- (iii) todas as linhas que formam uma malha. Também devem ser rejeitadas as amostras de medidas reativas que não possuem medida de magnitude de tensão. Devido à possibilidade da seleção de amostras não observáveis com N medidas, mesmo depois de todo o procedimento supracitado, Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991) sugerem ainda a utilização de uma técnica para análise de observabilidade que consiste na análise dos pivôs obtidos durante a fatoração triangular das matrizes Jacobiana, associadas a cada uma das amostras selecionadas (MONTICELLI; WU, 1986).

Em razão de a matriz H_{Δ} possibilitar a identificação das medidas que dão informação de uma variável de estado (LONDON JR; ALBERTO; BRETAS, 2001), verifica-se que a mesma pode ser utilizada para orientar, de uma forma bastante simples e direta, o sorteio de medidas, aumentando assim a possibilidade de sortear apenas amostras observáveis com N medidas.

O procedimento proposto para obtenção das bases, a partir de matriz H_{Δ} , é bastante simples. Inicialmente, determinam-se as informações fornecidas por cada medida. Para isto, basta que sejam identificados os elementos não nulos que aparecem nas linhas da matriz H_{Δ} . Por exemplo, se a linha correspondente à medida m_i possui elementos não nulos nas colunas a , b e c ; a medida m_i dá informação das variáveis de estado equivalentes correspondente às colunas a , b e c . Desta forma, através da estrutura da matriz H_{Δ} é possível determinarem-se as medidas que dão informação de cada uma das variáveis de estado equivalentes. Conseqüentemente, pode-se guiar o sorteio das medidas aumentando assim a possibilidade de sortear apenas conjuntos de medidas observáveis, isto é, dando informação de todas as variáveis de estado equivalentes. Entretanto, em razão de existir ainda a possibilidade de serem sorteadas bases não observáveis, é necessário realizar uma análise de observabilidade para cada uma das bases sorteadas.

O motivo de o procedimento proposto para obtenção das bases, a partir da matriz H_{Δ} , poder levar ainda a amostras não observáveis é o fato de não ser possível, pela análise direta da estrutura da matriz H_{Δ} , determinar as relações de dependência linear entre as linhas correspondentes às medidas básicas (London Jr; Alberto; Bretas, 2001). Assim, pode-se deixar de selecionar um conjunto de medidas básicas que constituem um conjunto p -crítico.

Neste trabalho, a análise de observabilidade, para cada base selecionada, é realizada a partir da matriz H_{Δ} obtida considerando todas as medidas instaladas no sistema. Para isso, o primeiro passo é remover dessa matriz todas as linhas correspondentes às medidas que não fazem parte da base selecionada. Se for possível, a partir de um processo de re-fatoração parcial (CHAN; BRANDWAJN, 1986), obter uma nova matriz H_{Δ} de posto completo é porque a base selecionada é observável. Caso contrário, ela não é observável. Observe que, como mostrado em London Jr, Alberto e Bretas (2007), esse processo de atualização da matriz H_{Δ} após a remoção de medidas exige apenas re-fatorações parciais de uma matriz esparsa, o que não demanda um grande esforço computacional.

Para diminuir a quantidade de processamento a ser realizado *on-line*, propõe-se que o sorteio das k bases seja realizado no processo *off-line*. Portanto, elas serão obtidas considerando todas as medidas instaladas no sistema. Entretanto, como mencionado anteriormente, durante a operação em tempo real, podem ocorrer problemas que acarretarão na indisponibilidade de algumas medidas, o que inviabiliza a utilização das bases que contêm estas medidas no processo de EESEP.

Devido a isto, durante o processo *off-line* de obtenção das amostras observáveis contendo N medidas, serão armazenadas as relações entre medidas e bases. Assim, para cada uma das amostras de medidas que chegam ao centro de operação, será possível a determinação das bases disponíveis, através da análise das medidas disponíveis naquele instante.

5.4 – PROGRAMA DESENVOLVIDO

O estimador WLMS proposto foi implementado computacionalmente através da linguagem C, com o auxílio do ambiente de desenvolvimento Eclipse, utilizando o sistema operacional Linux. O compilador utilizado foi g++.

Em busca de se obter o máximo de eficiência do estimador, quando o mesmo for executado em tempo real, houve uma divisão de tarefas da seguinte forma:

Processamento *Off-line*

Tarefas que não necessitam conhecer quais medidas estão disponíveis em um determinado instante, nem mesmo os valores dessas medidas, informações que se tornam disponíveis em tempo real, serão realizadas num processo *off-line*.

As tarefas a serem executadas no processamento *off-line* são as seguintes:

- *Obtenção dos Dados do Sistema*: por meio de um arquivo de entrada de dados, obtêm-se a topologia e os parâmetros (linhas e transformadores, tap's de transformadores) do sistema a ser analisado, bem como a configuração de medidores existente no sistema. Todos os dados são armazenados para utilização no decorrer do programa;
- *Geração das k Bases para o Estimador WLMS*: o processo de geração das bases utilizadas pelo estimador WLMS é computacionalmente dispendioso, pois, para cada base criada é necessário realizar o sorteio de N medidas, dentre as m disponíveis; realizar a análise de observabilidade e, por fim, garantir a inexistência de bases idênticas. Como sabemos de antemão quais são os medidores instalados no SEP, é possível realizar esta etapa de forma *off-line* e apenas verificar eventuais indisponibilidades de medidores no processo *on-line*. Esta etapa é apresentada com mais detalhes na Seção 5.3.2;
- *Determinação do Sistema Radial Equivalente para cada uma das k bases*: O algoritmo de resolução de fluxo de potência, proposto neste projeto, foi desenvolvido para sistemas radiais, pois, o mesmo baseia-se nas metodologias propostas por Shirmohammadi *et al.* (1988); Luo e Semlyen (1990). Tal algoritmo requer a conversão dos sistemas malhados em um sistema radial equivalente para que o mesmo possa ser aplicado. Essa conversão é realizada através de uma busca das conexões entre as barras do sistema e por meio de uma metodologia para simular a

quebra dos ciclos do SEP. A metodologia para conversão de um sistema malhado em um sistema radial equivalente será mostrada na Seção 5.2;

- *Preparação de Dados para o Processo On-Line*: em busca de minimizarem-se os cálculos durante o processamento *on-line*, os dados referentes às bases e ao sistema radial equivalente são organizados de forma a diminuir o tempo necessário para o cálculo de cada fluxo de carga utilizado pelo estimador WLMS. O armazenamento dos dados será realizado utilizando a representação computacional de grafos RNP, desenvolvida por Delbem *et al.* (2004), apresentada na Seção 4.1.

Processamento On-Line

Tarefas que dependem das medidas disponíveis em um determinado instante de tempo e dos seus valores.

- *Identificação de Medidas Disponíveis em um Determinado Instante da Operação*: como o sistema de telemedição está sujeito a falhas, medidas podem se tornar indisponíveis em um instante da operação. Portanto, é necessário identificar quais são as medidas disponíveis para o processo de estimação de estado, para cada amostra de medidas que chega ao centro de controle;
- *Determinação da Mínima Redundância Local*: Uma vez conhecido o conjunto de medidas disponível, em um instante da operação, é necessário identificar a mínima redundância local do sistema. Para realizar tal análise, é utilizada a metodologia apresentada em London Jr, Alberto e Bretas (2001), conforme Seção 5.3.1;
- *Determinação das Bases disponíveis*: ao se conhecer o conjunto de medidas disponível em um instante da operação, determinam-se as bases disponíveis naquele instante dentre as bases criadas no processamento *off-line*. Para aperfeiçoar o processo de determinação das bases disponíveis, cria-se no processamento *off-line* uma estrutura de dados relacionando as bases com as medidas que as compõe. Assim, conhecendo as medidas disponíveis, determinam-se, de forma bastante direta, as bases disponíveis;
- *Estimação de Estado e Identificação de Medidas com Erros Grosseiros*: o processo de estimação de estado através do estimador WLMS (MILI *et al.*, 1992) e a identificação de medidas com EGs serão realizados conforme apresentado no Capítulo 3.

Seguindo a divisão de processamento supracitada, o algoritmo desenvolvido obedece ao fluxograma da Figura 5.4.

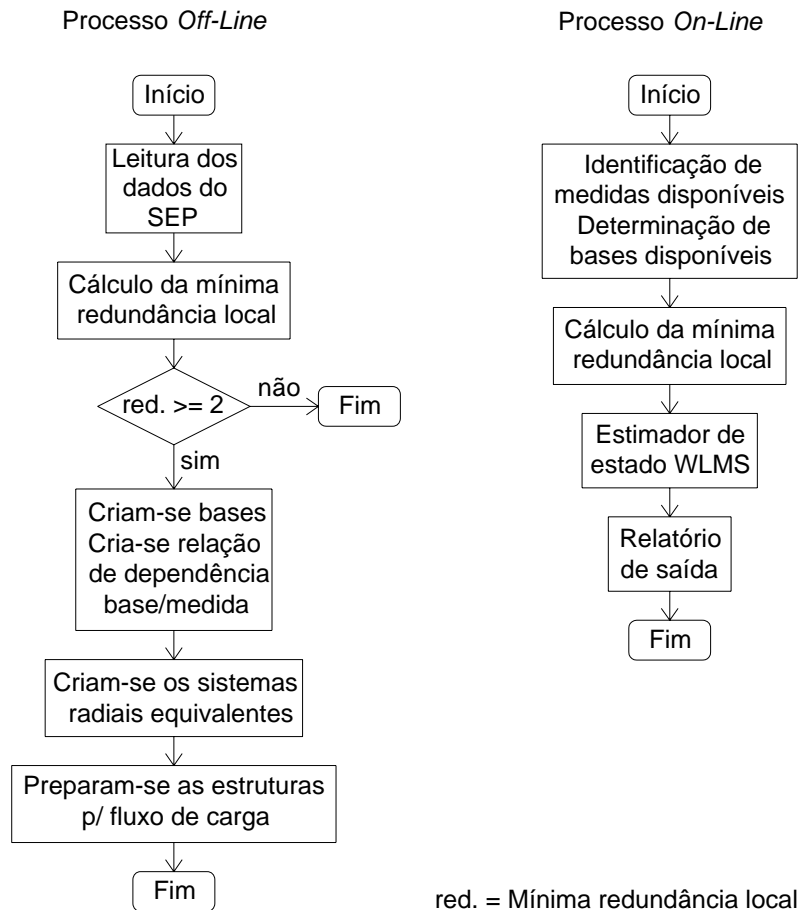


Figura 5.4. Fluxograma geral do estimador proposto.

Nas próximas subseções, serão detalhados os algoritmos das principais tarefas a serem executadas pelo estimador proposto.

5.4.1 – Geração das k bases

Nesta etapa, são sorteadas as bases utilizadas no processo de estimação de estado. Entretanto, antes de iniciar este processo, o programa realiza uma análise de redundância do sistema de medição para conferir se o mesmo possui a redundância mínima para o estimador de estado WLMS.

A matriz H_{Δ} é utilizada para guiar o sorteio das bases, como foi descrito anteriormente. O algoritmo que realiza o processo de sorteio das bases é mostrado, na forma de fluxograma, na Figura 5.5.

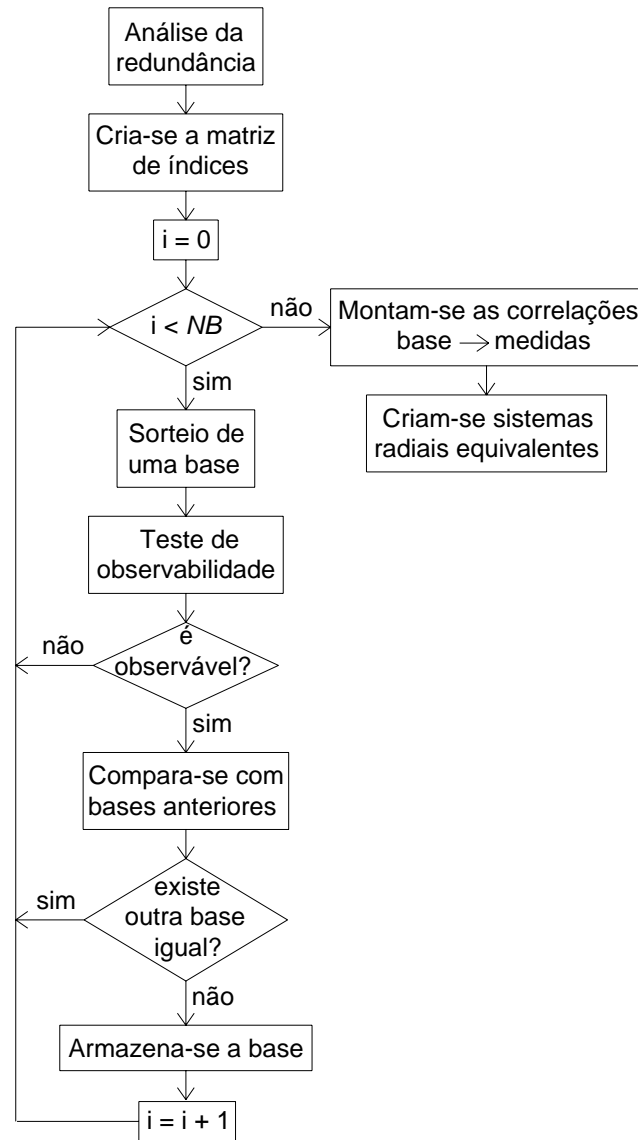


Figura 5.5. Fluxograma do algoritmo de sorteio de bases.

Onde NB é o número de bases que serão geradas nesta etapa.

Para facilitar a busca das medidas que dão informação de um mesmo estado equivalente, durante o sorteio das medidas, cria-se uma matriz de índices, onde são armazenadas apenas as posições não nulas da matriz H_{Δ} .

Utilizando-se a matriz H_{Δ}^T da Equação (5.4) como exemplo:

$$H_{\Delta}^T = \begin{bmatrix} x & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & x & x & 0 & 0 \\ 0 & x & 0 & 0 & 0 & 0 & x & x & 0 & 0 \\ 0 & 0 & x & 0 & 0 & 0 & 0 & x & x & 0 \\ 0 & 0 & 0 & x & 0 & 0 & 0 & 0 & x & x \\ 0 & 0 & 0 & 0 & x & x & 0 & 0 & x & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (5.4)$$

onde os elementos não nulos são simbolizados pela letra x . Os elementos da última linha são todos nulos, pois uma das barras do sistema é escolhida como referência angular. Esta linha será excluída da matriz de índices. A matriz de índice é montada da seguinte forma:

Os elementos da primeira coluna da matriz de índices contêm o número de elementos não nulos que sua respectiva linha da matriz H_{Δ}^T possui. Ou seja, o número de medidas que dão informação de cada estado equivalente. A partir da segunda coluna da matriz de índices, são armazenadas as colunas da matriz H_{Δ}^T que possuem elementos não nulos.

Por exemplo, na primeira linha da matriz H_{Δ}^T , existem três elementos não nulos, apenas nas colunas 1, 7 e 8, portanto, a primeira linha da matriz de índices será exatamente [3, 1, 7, 8]. A matriz de índices relacionada com a matriz H_{Δ}^T da Equação (5.4) será:

$$\begin{bmatrix} 3 & 1 & 7 & 8 \\ 3 & 2 & 7 & 8 \\ 3 & 3 & 8 & 9 \\ 3 & 4 & 9 & 10 \\ 3 & 5 & 6 & 9 \end{bmatrix}. \quad (5.5)$$

Pela matriz de índices é, então, sorteada uma medida que dá informação de cada estado equivalente. Ou seja, o estado equivalente 1 possui as medidas 1, 7 e 8, então, é sorteada uma entre as três medidas. Em seguida, é sorteada uma medida para o estado equivalente 2, entre as medidas listadas na segunda linha da matriz de índices, e assim por diante, até que seja sorteada uma medida para cada estado equivalente, formando assim uma base.

O passo seguinte é a análise de observabilidade da base sorteada. Se a base não for observável, a mesma é descartada e reinicia-se o processo de sorteio.

Caso contrário, o algoritmo realiza uma busca entre as bases já geradas, para certificar-se que não haja uma base semelhante. Caso já tenha sido gerada uma base igual, a base recém-sorteada é descartada. Este processo é realizado até que todas as bases sejam geradas.

As bases são geradas utilizando-se todas as medidas instaladas no SEP, entretanto, durante a operação em tempo real, algumas dessas medidas podem se tornar indisponíveis em função de algum problema no sistema de aquisição de dados. Por isso, logo após a geração das bases, é criado um vetor de listas de dependências, para que, ao ser constatada a indisponibilidade de uma medida na operação em tempo real, as bases que possuem esta medida sejam rapidamente identificadas.

Cada elemento do vetor (medidas do sistema de medição) possui uma lista de dependências (bases que dependem desta medida). Conforme ilustradas na Figura 5.6, as bases 1, 2 e 5 dependem da medida 1, enquanto as bases 3 e 5 dependem da medida 2, e assim por diante. Na Figura 5.6, m é o número de medidas do sistema de medição.

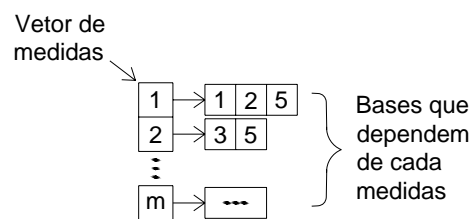


Figura 5.6. Vetor de listas de dependências.

5.4.2 – Determinação do sistema radial equivalente

Para que se possa aplicar o método de fluxo de carga destinado a sistemas radiais, é necessário converter o sistema malhado em um radial equivalente.

Portanto, a partir das bases sorteadas no passo anterior, o programa constrói os sistemas radiais equivalentes, de forma que todos os ramos desse sistema sejam observáveis. O sistema radial é armazenado utilizando a RNP, desenvolvida por Delbem *et al.* (2004).

Durante os estudos iniciais, constatou-se que um sistema radial equivalente, observável para uma base, pode não ser observável para outra base.

Por exemplo, a Figura 5.7(a) apresenta um sistema malhado de 6 barras associado a um conjunto base de medidas. As Figuras 5.7(b) e 5.7(c) apresentam dois sistemas radiais equivalentes ao sistema de 6 barras malhado da Figura 5.7(a). Esses sistemas equivalentes possuem as seguintes características:

- Para o sistema radial equivalente da Figura 5.7(b), não é possível executar o fluxo de carga proposto, pois, segundo a metodologia apresentada na Seção 5.2, nenhuma medida dá informação da barra 3, ou seja, esse sistema radial equivalente não é observável. Nesse sistema, temos as seguintes associações de medidas: a medida de injeção na barra 1 associa-se a própria barra 1; a medida de fluxo de 1 para 2 associa-se à informação da barra 2; a medida de fluxo de 3 para 4 associa-se à barra 5; a medida de injeção na barra 4 associa-se à barra 4; e, por fim, a medida de fluxo de 4 para 6 associa-se à barra 6. A barra 1' não necessita de medida associada, pois, a mesma é uma barra fictícia. Entretanto, não é possível associar qualquer medida à barra 3. Isto ocorreu em razão de ter sido escolhida, como raiz, uma barra com medida de injeção, no caso a barra 1, inviabilizando a utilização dessa medida pelo algoritmo proposto para cálculo de fluxo de carga, já que a barra 1 é a referência do sistema.
- Na Figura 5.7(c), apresenta-se um sistema radial equivalente observável, onde foi utilizado o mesmo conjunto de medidas do sistema malhado 5.7(a). No mesmo é possível associar uma medida distinta para cada uma das barras daquele sistema, com exceção da barra de referência e da barra fictícia.

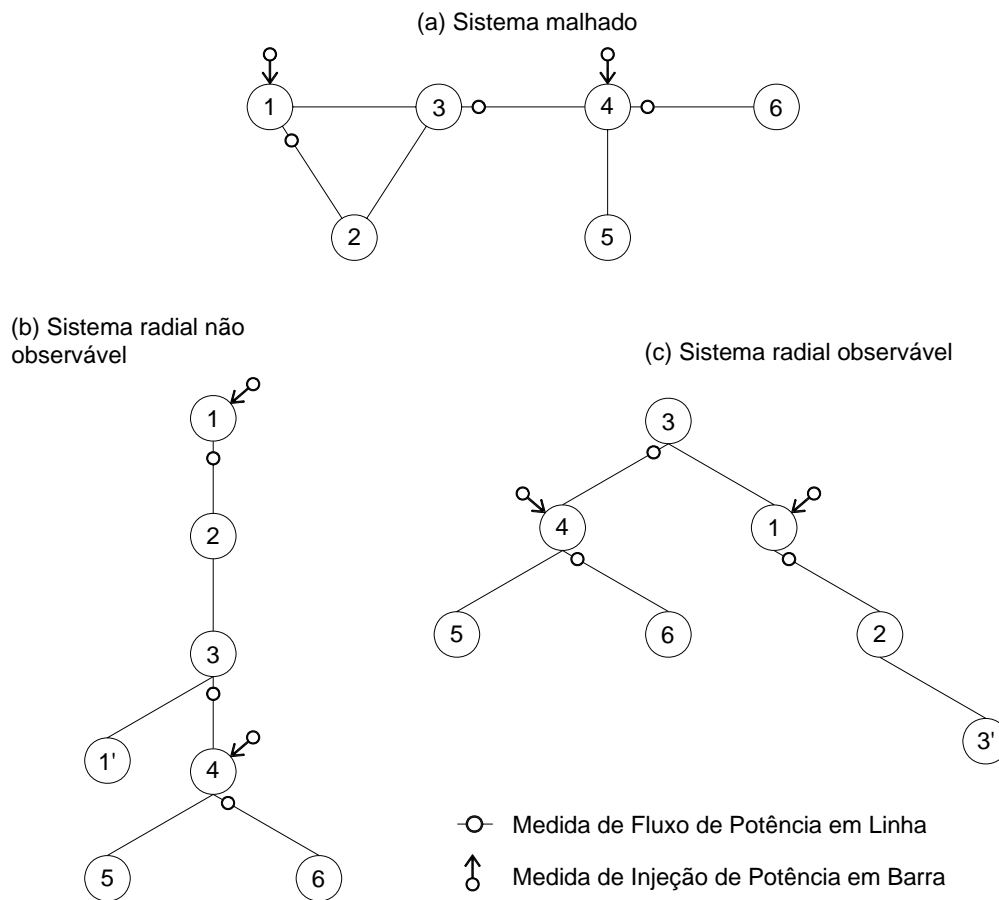


Figura 5.7. (a) Sistema malhado; (b) Sistema radial equivalente não observável; (c) Sistema radial equivalente observável.

Devido a este problema, foi então formulado um conjunto de regras na formação dos sistemas radiais equivalentes. Tais regras levam em conta quais medidas participam da base. As regras estão listadas a seguir:

1. Só poderão ser selecionadas como barra raiz, as barras que não possuem medida de injeção.
2. Na escolha dos ramos que irão compor o sistema radial, os mesmos serão selecionados na seguinte ordem:
 - a. Os ramos que possuem apenas uma medida dando informação (Busca 1 da Figura 5.8).
 - b. Os ramos que possuem uma medida que dá informação somente daquele ramo (Busca 2 da Figura 5.8).
 - c. Os ramos restantes que possuem medidas (Busca 3 da Figura 5.8).

Para que seja possível a classificação dos ramos, segundo as regras apresentadas acima, é necessário conhecer as seguintes relações:

- Relações entre barras e ramos;
- Relações entre medidas e ramos;
- Relações entre barras e medidas.

Essas relações são armazenadas, pelo programa, em forma de matrizes, sendo chamadas de matrizes auxiliares.

Após a construção do sistema radial, monta-se a matriz sensibilidade, apresentada da Seção 4.2.2.

Nesta etapa, são criados ainda dois vetores que auxiliarão no processo de fluxo de carga. Esses vetores possuem a estrutura do sistema radial armazenado na RNP; são eles:

- vetor de impedância, que possui o valor da impedância da linha que liga uma determinada barra a sua barra pai;
- vetor pai, que trás a posição do pai de uma barra na RNP.

Após a realização de todos os passos supracitados, essa etapa é então encerrada. O algoritmo geral dessa etapa do estimador de estado proposto pode ser observado no fluxograma da Figura 5.8.

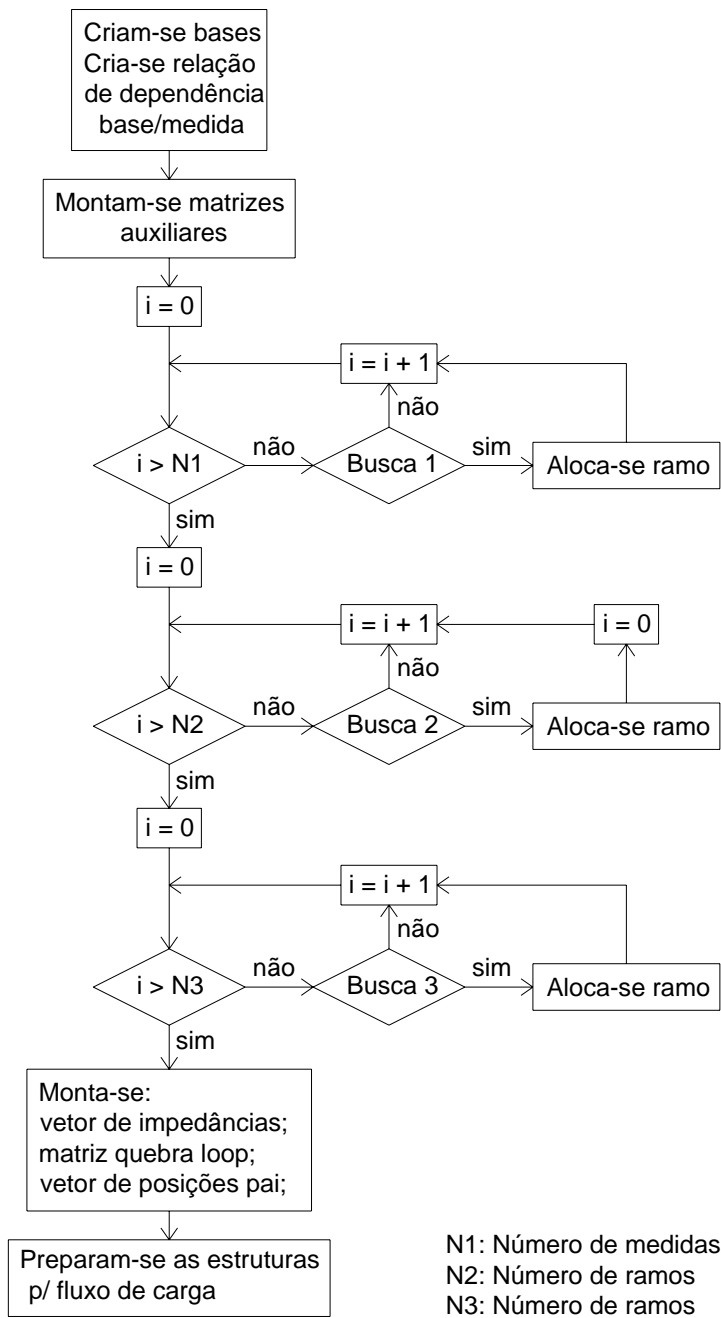


Figura 5.8. Fluxograma do algoritmo que monta o sistema radial equivalente.

5.4.3 – Obtenção das tele-medições e determinação das bases disponíveis

Durante a operação em tempo real do SEP, alguns problemas podem ocorrer no sistema de aquisição de dados. Isto faz com que algumas medidas fiquem indisponíveis em determinado instante da operação do SEP.

Devido ao fato de as bases serem montadas no processo *off-line* e, com a perda de medidas, algumas bases tornam-se indisponíveis. Logo, tais bases devem ser identificadas, de forma que as mesmas não participem do processo de estimação de estado.

Como descrito anteriormente, ao ser detectado que uma medida tornou-se indisponível, são marcadas as bases que dependem desta medida, identificando-as para não serem sorteadas pelo estimador WLMS proposto.

Com o intuito de simular a perda de medidas no programa desenvolvido, antes do início da execução do estimador de estado, podem-se marcar medidas via console, para que as mesmas sejam consideradas indisponíveis pelo programa.

5.4.4 – Estimador de estado WLMS proposto

A execução do estimador de estado WLMS proposto, propriamente dito, é a última etapa do programa. O fluxograma que representa esta etapa é mostrado na Figura 5.9.

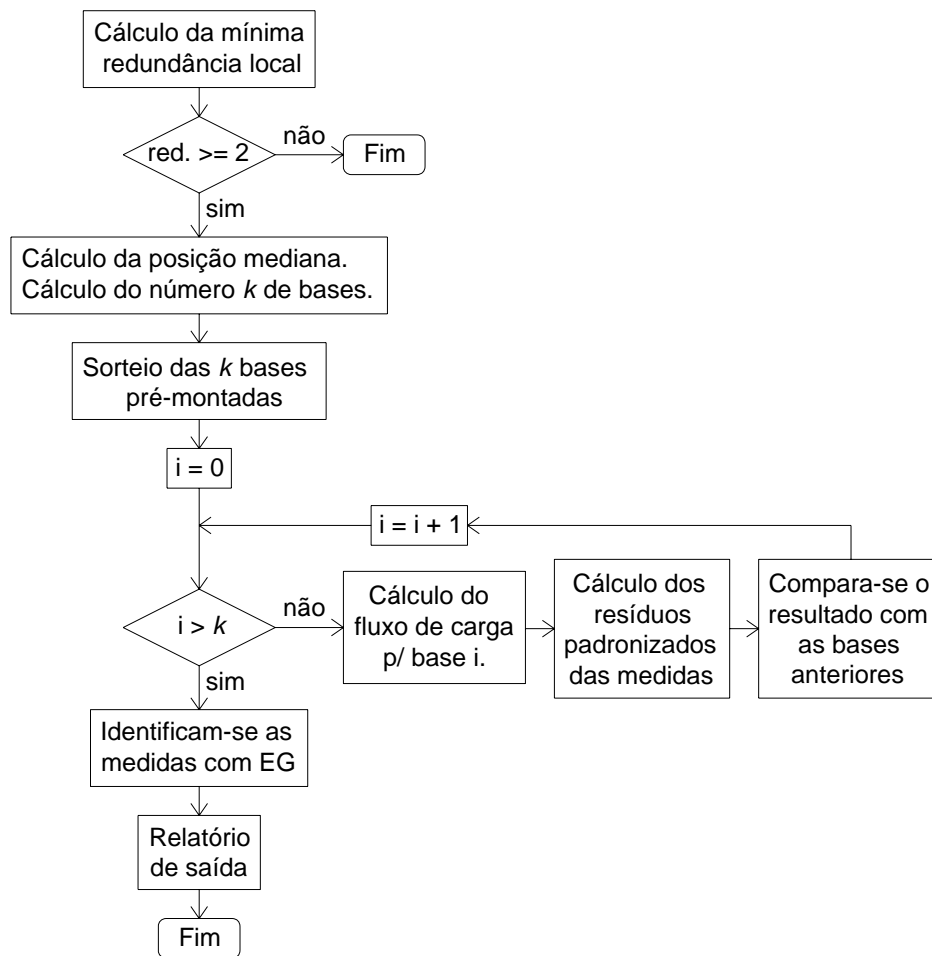


Figura 5.9. Fluxograma da etapa de estimação de estado.

Esta etapa inicia-se após a disponibilização, no centro de controle, de determinada amostra de medidas e após a determinação das bases disponíveis para aquela amostra.

A primeira tarefa a ser realizada nesta etapa é o cálculo da mínima redundância local. Este cálculo é efetuado utilizando a metodologia apresentada na Seção 5.3.1

Para o cálculo da MRL, a matriz Jacobiana é montada considerando-se as reatâncias das linhas de transmissão iguais a 1 p.u. Este cuidado é tomado para minimizarem-se os problemas numéricos que podem ocorrer, caso sejam utilizados os valores reais de reatâncias. Conforme mencionado anteriormente, outra medida tomada para melhorar o desempenho do estimador é a utilização da matriz H_{Δ} , obtida no processo *off-line*, considerando todas as medidas instaladas no sistema. Sendo, então, retiradas apenas as linhas referentes às medidas que se tornaram indisponíveis. Desta forma, serão necessárias apenas re-fatorações parciais durante a análise *on-line* dos conjuntos redundantes de medidas.

Em seguida, caso a MRL não seja suficiente para a execução do estimador de estado WLMS, ou seja, MRL suficiente para que seja possível identificar pelo menos uma medida portadora de EG, então o processo é encerrado. A mínima redundância exigida para isso é 2, conforme a Equação (3.17).

Com o valor da MRL, calcula-se, então, a posição da mediana dos resíduos, Equação (3.18), e o número k de bases que serão necessárias para o processo de EESEP WLMS, Equação (3.20).

São selecionadas as k bases dentre as bases disponíveis, então, inicia-se o processo de cálculo de fluxo de carga para cada uma das bases selecionadas, bem como o cálculo do quadrado do resíduo padronizado para todas as medidas disponíveis em função das variáveis de estado calculadas para cada uma das bases. Simultaneamente à realização desses cálculos, realiza-se a comparação entre a mediana dos resíduos das bases selecionadas. Ou seja, a medida que o programa calcula o valor do resíduo mediano de uma base, ele compara esse valor com os das medianas obtidas de bases anteriores. Caso a mediana dos resíduos da base em análise seja menor do que os valores obtidos até então, o programa armazena os dados do fluxo de carga desta base.

Ao final do processo de cálculo do fluxo de carga, o estado da base armazenada pelo programa é a estimativa WLMS. Então, a identificação de medidas portadoras de EG é realizada conforme a metodologia apresentada na Seção 3.3.

Os resultados obtidos da estimação de estado são então tabulados e apresentados em forma de relatório, para que os centros de controle possam utilizá-los na operação do SEP.

No próximo Capítulo, serão apresentados os resultados dos testes realizados com o estimador de estado WLMS proposto neste projeto, dos quais, serão obtidos dados para a análise da eficiência do estimador proposto.

6 – TESTES E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Os testes realizados, descritos no decorrer deste Capítulo, visam verificar o desempenho computacional do estimador proposto, bem como a sua habilidade para detecção e identificação de medidas portadoras de EGs.

Em todos os testes, consideraram-se apenas os sistemas de medição com MRL igual ou maior a 2, para que, desta forma, seja possível a identificação de, pelo menos, uma medida portadora de EG.

Os testes foram realizados utilizando-se quatro sistemas: o sistema de 3 barras, utilizado em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), apresentado na Figura 6.1; o sistema de 6 barras, apresentado na Figura 6.3; e os sistemas do IEEE de 14 (Figura 6.2) e 30 barras (Figura 6.7).

Os valores das medidas de potência ativa, utilizadas para o processo de EESEP, foram obtidos da seguinte forma: inicialmente, foram determinados os valores *ideais* das mesmas, através da resolução do problema de fluxo de potência linear no programa computacional ANAREDE. Em seguida, foram adicionados, aos respectivos valores *ideais*, ruídos Gaussianos com média zero e desvio padrão σ . Onde 3σ é igual a 10% do valor da medida obtida através do ANAREDE.

Para a simulação das medidas portadoras de EGs, foram adicionados 20σ aos valores *ideais* das medidas.

No final deste Capítulo, será realizada a comparação entre os procedimentos para a determinação da MRL propostos em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991) e no presente trabalho (apresentado na Seção 5.3.1).

6.1 – SIMULAÇÕES COM O EE PROPOSTO

Teste 1:

O primeiro teste será efetuado utilizando-se o sistema de 3 barras. Neste sistema, a linha que liga as barras 1 e 2 tem reatância dez vezes menor do que as outras linhas. Devido a isto, as medidas F_{1-2} e I_2 comportam-se como pontos de alavancamento.

Um esboço do sistema e o sistema de medição disponível para o processo de estimação de estado são apresentados na Figura 6.1.

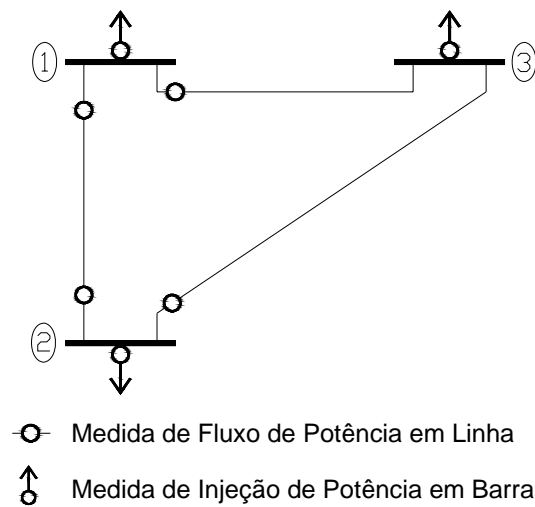


Figura 6.1. Sistema de 3 barras.

Os parâmetros desse sistema e os valores das medidas com ruídos são encontrados no Anexo A.1.

Para verificar a capacidade do EE proposto em identificar medidas portadoras de EGs, é aplicado um erro de -20σ na medida de injeção de potência ativa na barra 2 (I_2), modificando-se o valor da mesma para 6,1 MW, e um erro de 20σ na medida de fluxo F_{1-2} , modificando-se o valor de F_{1-2} para 45,6 MW.

Após a execução do estimador de estado proposto foram obtidos os valores de estado estimado, apresentados na Tabela 6.1.

Tabela 6.1 - Estado estimado através do EE WLMS (sistema de 3 barras).

Estado	Valor FC [grau]	Valor estimado [grau]
δ_1	0,0	0,0
δ_2	-1,6	-1,72
δ_3	-27,8	-28,13

O valor FC , apresentado na Tabela 6.1, é referente ao obtido pelo fluxo de carga através do programa ANAREDE. O valor estimado é resultante do processo de estimação de estado.

A partir desse estado estimado, as medidas apresentaram os resíduos ponderados apresentados na Tabela 6.2. Na coluna 2, dessa Tabela, utilizaram-se as marcações E e D , respectivamente, para indicar as medidas que foram e as que não foram identificadas como portadoras de EGs através da metodologia apresentada na Seção 3.3.

Tabela 6.2 - Resíduo ponderado das medidas (sistema de 3 barras -WLMS).

Medida	Detecção de EG	Resíduo ponderado
F_{1-2}	E	332,2001
F_{1-3}	D	4,1495
F_{2-1}	D	3,5477
F_{2-3}	D	0,0000
I_1	D	0,0965
I_2	E	324,3533
I_3	D	0,0000

O Mínimo resíduo mediano ponderado desta estimativa foi de 4,1495 e o valor de $\hat{\sigma}_r$ (ver Seção 3.3) é de 9,57. Sendo assim, o limiar de resíduo ponderado para que a medida seja identificada como portadora de EG é de 23,9246.

Pode-se observar, com este resultado, que o estimador de estado WLMS proposto obteve uma boa estimativa do estado, conseguindo a correta identificação das medidas portadoras de EGs.

Com o intuito de realizar a comparação entre os estimadores de estado WLMS proposto e o WLS, será executado o EE WLS, utilizando-se o mesmo sistema de medição considerado pelo EE WLMS proposto. Tal simulação gerou os resultados apresentados a seguir.

Durante a execução do estimador WLS, o mesmo identificou as medidas F_{1-2} e F_{2-1} como medidas portadoras de EGs, isto devido ao alto resíduo normalizado que as mesmas apresentaram. Após a retirada dessas medidas, as estimativas obtidas pelo EE WLS são aquelas apresentadas na Tabela 6.3:

Tabela 6.3 - Estado estimado através do EE WLS (sistema de 3 barras).

Estado	Valor FC [grau]	Valor estimado [grau]
δ_1	0,0	0,0
δ_2	-1,6	-2,11
δ_3	-27,8	-26,96

As medidas apresentaram os resíduos normalizados apresentados na Tabela 6.4:

Tabela 6.4 - Resíduo normalizado das medidas (sistema de 3 barras -WLS).

Medida	Deteccção de EG	Resíduo normalizado
F_{1-2}	<i>E</i>	-
F_{1-3}	<i>D</i>	0,8856
F_{2-1}	<i>E</i>	-
F_{2-3}	<i>D</i>	-2,0370
I_1	<i>D</i>	2,5268
I_2	<i>D</i>	2,7517
I_3	<i>D</i>	1,7269

O EE WLS não foi capaz de identificar corretamente as medidas portadoras de EGs, desta forma, a medida I_2 , que é portadora de EG, permanece no sistema fazendo com que o estado estimado seja contaminado.

Com esse teste, foi possível demonstrar a maior robustez do EE WLMS na identificação de medidas portadoras de EG frente ao EE WLS.

Teste 2:

Neste teste, será utilizado o sistema IEEE de 14 barras. O sistema de medição disponível para o processo de estimação de estado é apresentado na Figura 6.2.

Os parâmetros desse sistema e os valores das medidas com ruídos são listados no Anexo A.2.

Neste teste será simulado EG na medida I_4 (erro de 20σ). Os resultados obtidos através do estimador WLMS propostos são apresentados nas Tabelas 6.5 e 6.6:

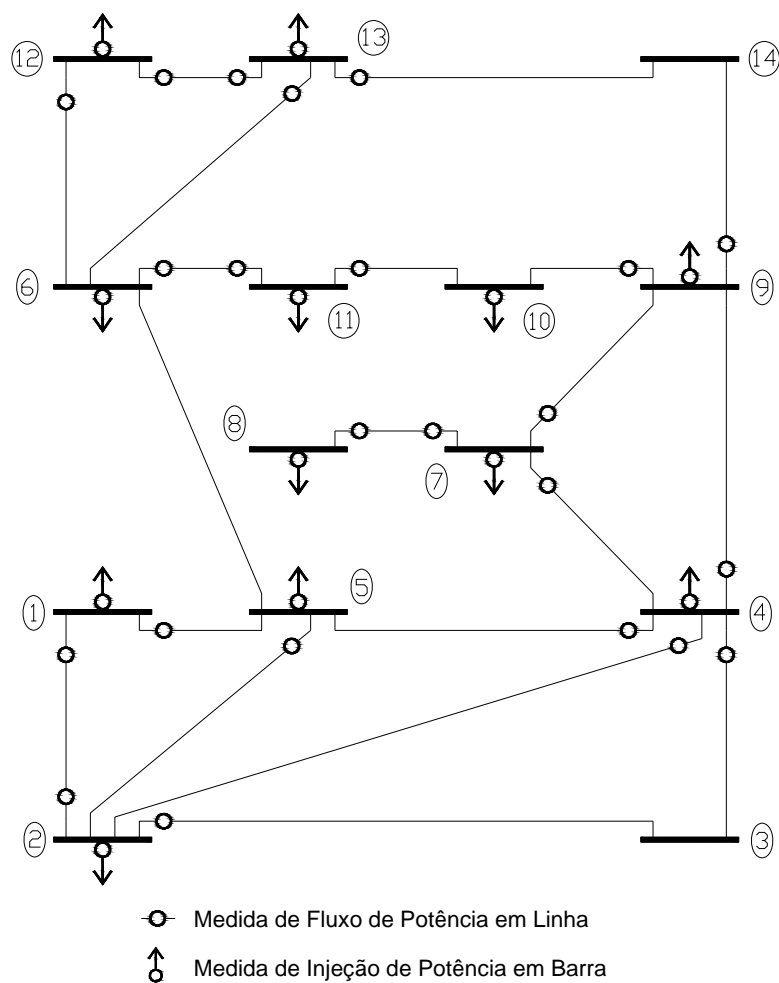


Figura 6.2. Sistema de 14 barras.

Tabela 6.5 - Estado estimado através do EE WLMS (sistema de 14 barras).

Estado	Valor FC [grau]	Valor estimado [grau]
δ_1	0,0	0,00
δ_2	-5,0	-5,18
δ_3	-13,0	-13,06
δ_4	-10,6	-10,69
δ_5	-9,1	-9,86
δ_6	-15,2	-15,72
δ_7	-14,1	-14,42
δ_8	-14,1	-14,42
δ_9	-15,9	-16,44
δ_{10}	-16,2	-16,83
δ_{11}	-15,9	-16,44
δ_{12}	-16,3	-16,79
δ_{13}	-16,4	-16,94
δ_{14}	-17,4	-17,90

Tabela 6.6 - Resíduo ponderado das medidas (sistema de 14 barras -WLMS).

Medida	Deteção de EG	Resíduo ponderado
F ₁₋₂	<i>D</i>	1,9359
F ₁₋₅	<i>D</i>	17,6214
F ₂₋₁	<i>D</i>	1,1818
F ₂₋₃	<i>D</i>	0,2833
F ₄₋₂	<i>D</i>	0,0000
F ₄₋₃	<i>D</i>	0,0000
F ₄₋₅	<i>E</i>	182,1234
F ₄₋₉	<i>D</i>	8,2087
F ₅₋₂	<i>D</i>	18,8511
F ₆₋₅	<i>D</i>	0,9602
F ₆₋₁₁	<i>D</i>	0,0000
F ₇₋₄	<i>D</i>	0,7750
F ₇₋₈	<i>D</i>	0,0000
F ₇₋₉	<i>D</i>	0,3261
F ₈₋₇	<i>D</i>	0,0000
F ₉₋₁₀	<i>E</i>	102,8542
F ₉₋₁₄	<i>D</i>	0,0000
F ₁₁₋₆	<i>D</i>	0,9070
F ₁₁₋₁₀	<i>D</i>	2,4656
F ₁₂₋₆	<i>D</i>	0,0000
F ₁₂₋₁₃	<i>D</i>	16,0000
F ₁₃₋₆	<i>D</i>	1,0066
F ₁₃₋₁₂	<i>D</i>	0,0000
F ₁₃₋₁₄	<i>D</i>	0,0000
I ₁	<i>D</i>	9,5068
I ₂	<i>D</i>	0,0000
I ₄	<i>D</i>	0,0000
I ₅	<i>E</i>	27021,6882
I ₆	<i>D</i>	0,0000
I ₇	<i>D</i>	0,0000
I ₈	<i>D</i>	0,0000
I ₉	<i>D</i>	0,0000
I ₁₁	<i>D</i>	8,0902
I ₁₂	<i>D</i>	0,0000
I ₁₃	<i>D</i>	2,9422

Podemos observar, neste caso, que os resíduos ponderados das medidas F₄₋₅, F₉₋₁₀ e I₅ estão elevados. Sendo, então, considerado que tais medidas são portadoras de EGs, segundo os critérios do estimador WLMS. Entretanto, apenas a medida I₄ é portadora de EG, desta forma, é verificado que o estimador WLMS, ao utilizar o fluxo de carga para sistemas radiais, falhou na identificação de medidas portadoras de EG.

Na Seção 6.2 apresenta-se o motivo dessa falha.

6.2 – IDENTIFICAÇÃO DO PROBLEMA NO EE PROPOSTO

Devido ao problema apresentado anteriormente, foi realizada uma série de simulações, onde foram obtidos outros casos com problemas na identificação das medidas portadoras de EGs.

Após a análise detalhada sobre a metodologia de fluxo de carga, aplicada ao estimador de estado proposto, constatou-se que as quebras de ciclo empregadas pelo método introduzem erros na distribuição de fluxo do circuito. Tal erro faz com que os resíduos de algumas medidas sem EGs sejam elevados, e desta forma, essas medidas sejam identificadas como medidas portadoras de EG.

Para deixar mais claro o problema, será tomado como exemplo o sistema de 6 barras, apresentado na Figura 6.3, com um sistema de medição suficiente para garantir sua observabilidade. Todas as medidas estão com os valores verdadeiros, isto é, obtidos através do cálculo do fluxo de carga (programa ANAREDE). Essas medidas são listadas na Tabela 6.7. Os parâmetros desse sistema estão no Anexo A.3

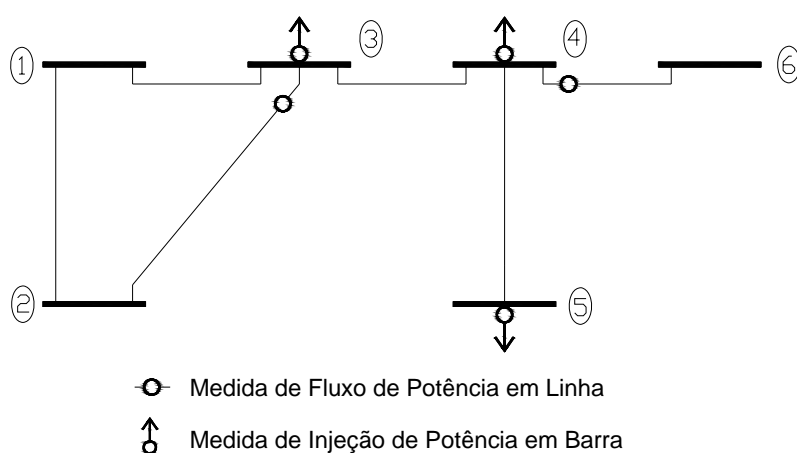


Figura 6.3. Sistema de 6 barras.

Tabela 6.7 - Plano de medição.

Medida	Potência Ativa [MW]
F_{3-2}	-76,69
F_{4-6}	94,20
I_3	-7,6
I_4	-47,80
I_5	-11,20

A partir desse sistema, ao se utilizar a forma linearizada do método convencional de fluxo de carga, foi calculado um fluxo de potência ativa F_{1-2} de 59,0 MW, sendo esse igual ao valor ideal. Na Tabela 6.8, são apresentados os ângulos de tensão obtidos por esse fluxo (Valor calculado), bem como os obtidos pelo programa de fluxo de carga ANAREDE (Valor FC).

Tabela 6.8 - Ângulos de tensão nas barras, obtidos através do fluxo de carga convencional.

Estado	Valor FC [grau]	Valor calculado [grau]
δ_1	0,0	0,0
δ_2	-2,0	-2,0
δ_3	-10,72	-10,72
δ_4	-14,41	-14,42
δ_5	-16,15	-16,15
δ_6	-23,64	-23,65

Esse mesmo problema será resolvido, agora, através da metodologia de fluxo de carga para sistemas radiais.

O sistema radial equivalente é mostrado na Figura 6.4

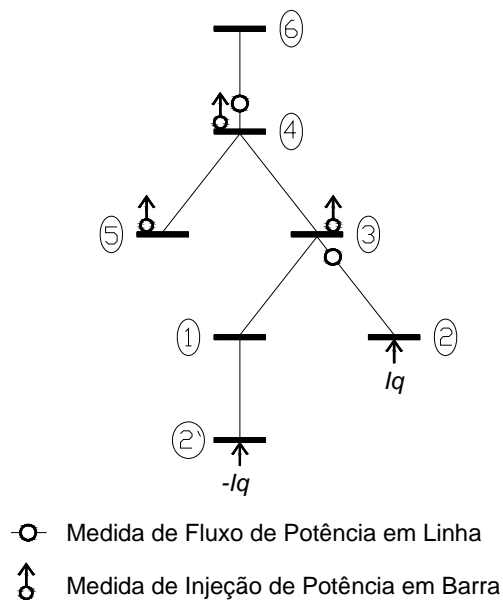


Figura 6.4. Sistema radial equivalente 1.

Após a convergência do método, o fluxo de potência ativa F_{1-2} obtido é de 59,5 MW, ou seja, a aplicação da quebra de ciclo gerou um erro de 0,5 MW no fluxo desta linha. Esse erro no fluxo de potência da linha 1-2 é resultante exclusivamente da diferença angular entre as barras da quebra de ciclo. Pois, a correção das tensões nas barras pertencente à quebra de

ciclo é efetuada de forma iterativa; assim, existe um limiar de erro que é tolerável pelo método (ver Seção 4.2.2).

Todavia, esse limiar não deve ser zero, nem muito próximo de zero, pois resultaria em um número de iterações muito elevado para a convergência do método.

Na Tabela 6.9 são apresentados os ângulos de tensão obtidos pelo fluxo radial (Valor calculado), bem como os obtidos pelo programa de fluxo de carga ANAREDE (Valor FC).

Tabela 6.9 - Ângulos de tensão nas barras, obtidos através do fluxo de carga para sistemas radiais.

Estado	Valor <i>FC</i> [grau]	Valor calculado [grau]
δ_1	0,0	0,0
δ_2	-2,0	-2,02
δ_3	-10,72	-10,74
δ_4	-14,41	-14,43
δ_5	-16,15	-16,05
δ_6	-23,64	-23,66

No processo de EESEP, em sistemas de transmissão, o problema apresentado pode ser agravado pelo fato de que os sistemas reais são de grande porte e possuem um número elevado de malhas. A combinação de vários pontos de quebra de ciclo em uma mesma região do sistema pode resultar em erros no processo de estimação, como foi observado no segundo teste com o sistema IEEE de 14 barras.

Outro problema identificado quanto à aplicação do método de fluxo de carga para sistemas radiais no processo de EESEP, é a demora na convergência do fluxo de carga que ocorre quando a informação de injeção de uma das barras de um ponto de quebra de ciclo é dependente de uma medida de fluxo.

Para exemplificar esse problema, serão utilizados novamente o sistema de 6 barras e o conjunto de medidas composto pelas medidas: F_{1-3} , F_{4-5} , F_{6-4} , I_3 e I_4 (esse conjunto corresponde a uma das bases sorteadas pelo procedimento baseado na estrutura da matriz H_A). O sistema radial equivalente, juntamente com o conjunto de medidas, é mostrado na Figura 6.5.

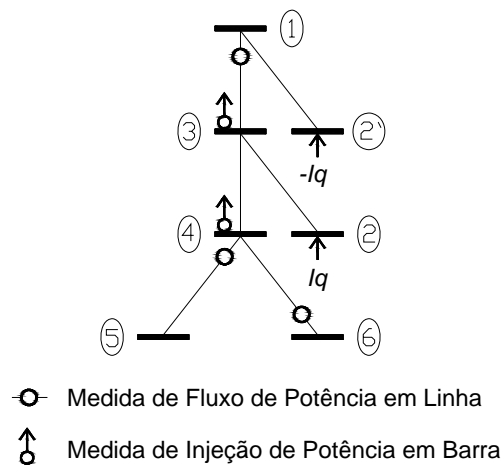


Figura 6.5. Sistema radial equivalente 2.

O ponto de quebra de ciclo do sistema radial é composto pelas barras 2 e 2', desta forma, desfaz-se o ciclo entre as barras 1, 2 e 3.

Na primeira iteração, a injeção de correção de quebra de ciclo é igual a zero, portanto, durante o processo *Backward* do fluxo de carga radial, a diferença entre o fluxo calculado na linha 1-3 e a medida F_{1-3} é de 76,9 MW. Como detalhada na Seção 5.2.1, essa diferença é corrigida pela de uma injeção de potência na barra que tem o valor de injeção dependente da medida de fluxo F_{1-3} , sendo, neste exemplo, a barra 2. Essa injeção de potência tem o mesmo valor da diferença do fluxo na linha 1-3, ou seja, 76,9 MW.

Ainda nessa iteração, após a aplicação da injeção de potência na barra 2, o fluxo de potência na linha 2-3 é igual a 76,9 MW. O fluxo na linha 2-3 é obtido pela soma da injeção de potência na barra 2 mais a injeção de correção de quebra de ciclo que é aplicada na mesma. Como ainda não há a injeção de potência para realizar a compensação de quebra de ciclo, o fluxo na linha 1-2' é igual a zero.

No término da primeira iteração do método de fluxo de carga, a diferença angular entre as barras do ponto de quebra de ciclo (diferença angular entre as barras 2 e 2' da Figura 6.5) é de 0,0349 radianos (rad).

O critério de convergência adotado para o fluxo de carga é a diferença angular entre as barras do ponto de quebra de ciclo, que deve ser menor que 10^{-3} rad.

Como a diferença angular entre as barras de quebra de ciclo é maior que o critério de convergência, inicia-se a segunda iteração.

Devido à diferença angular entre as barras do ponto de quebra de ciclo, calcula-se então a injeção de correção de quebra de ciclo I_q , que é igual a 0,0727 p.u.

Nesta iteração, a diferença entre o fluxo calculado na linha 1-3 e da medida F_{1-3} , durante o processo *Backward* do fluxo de carga radial, é de 69,63 MW. Logo, a injeção na barra 2 passa a ser 69,63 MW.

O fluxo de potência ativa, calculado na linha 2-3, é igual a $7,27+69,63$, resultando em um total de 76,9 MW; sendo este valor igual ao fluxo obtido na iteração anterior. Já o fluxo calculado na linha 1-2', nesta iteração, é igual a 7,27 MW.

Como o fluxo na linha 2-3 não se altera com o passar das iterações, pode-se perceber que a diferença angular entre a barra 1 (barra raiz) e a barra 2 será constante. Somente a diferença angular entre a barra 1 e a barra 2' será alterada durante as iterações, conseqüentemente, o processo de convergência será retardado. Isto em razão de apenas uma das barras da quebra de ciclo ter o seu valor de ângulo alterado para que se reduza a diferença angular entre as barras da quebra de ciclo.

Nesse exemplo, foram necessárias 29 iterações para que a diferença angular entre as barras do ponto de quebra de ciclo fosse menor que 10^{-3} rad, contudo, em configurações que não possuam as características mencionadas acima, o mesmo sistema necessitou de apenas 2 ou 3 iterações para alcançar a convergência.

Um exemplo em que a convergência do sistema é alcançada rapidamente ocorre caso a medida de fluxo F_{1-3} , do exemplo anterior, seja trocada por uma medida de injeção na barra 2, assim seriam necessárias apenas duas iterações para que a diferença entre os ângulos das barras da quebra de ciclo passasse a ser menor que 10^{-3} rad.

Em sistemas maiores, com vários pontos de quebra de ciclo em uma mesma região e com medidas de fluxo, este problema pode retardar ainda mais o processo de convergência, sendo que, em alguns casos, pode levar à divergência do método.

Na Figura 6.6 está representada uma configuração do sistema de 14 barras do IEEE, em que foram necessárias 700 iterações para que fosse possível alcançar a convergência do método.

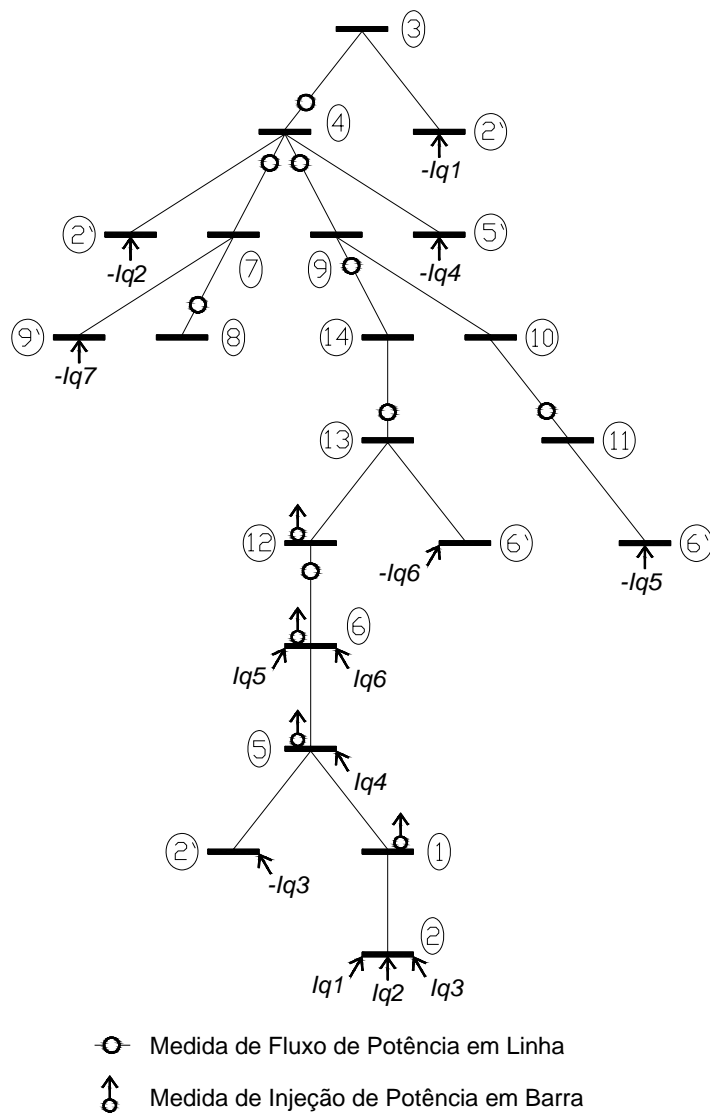


Figura 6.6. Sistema radial equivalente (14 barras)

Nesse caso, pode-se observar que muitas quebras de ciclos se concentram na região das barras 2, 4 e 9. A barra 2 participa de 3 pontos de quebra de ciclo, sendo que a mesma tem a informação de injeção dependente da medida F_{12-6} . Esta configuração apresentou-se extremamente ruim para o processo de fluxo de carga para sistemas radiais.

O sistema de 14 barras do IEEE mostrou-se particularmente ruim para a EESEP, com o método WLMS utilizando o fluxo de carga para sistemas radiais, devido ao grande número de malhas relativamente ao número de barras.

Devido aos problemas supracitados, verificou-se que, na forma apresentada neste trabalho, a metodologia de fluxo de potência para sistemas radiais não obteve bons resultados no processo de estimação de estado através do estimador WLMS. Portanto, serão

apresentados, na próxima Seção, os resultados do EE WLMS utilizando a metodologia de resolução de fluxo de carga convencional, ou seja, através da fatoração da matriz Jacobiana.

6.3 – SIMULAÇÕES UTILIZANDO O EE WLMS PROPOSTO COM FLUXO DE CARGA CONVENCIONAL

Teste 3:

Neste teste, será analisado, novamente, o sistema de 3 barras utilizado no teste 1, da Seção 6.1, mas agora o EE WLMS proposto realizará o cálculo de fluxo de carga através da fatoração da matriz Jacobiana.

O sistema de medição utilizado aqui é o mesmo apresentado no teste 1, sendo então os resultados obtidos expostos na Tabela 6.10.

Tabela 6.10 - Estado estimado através do EE WLMS (sistema de 3 barras).

Estado	Valor FC [grau]	Valor estimado [grau]
δ_1	0,0	0,0
δ_2	-1,6	-1,56
δ_3	-27,8	-26,24

Os resíduos ponderados, obtidos a partir da estimativa mostrada na Tabela 6.10, são apresentados na Tabela 6.11, juntamente com o indicativo se as medidas são portadoras de EGs ou não pelas marcações E e D , respectivamente.

Tabela 6.11 - Resíduo ponderado das medidas (sistema de 3 barras - WLMS).

Medida	Deteccção de EG	Resíduo ponderado
F_{1-2}	E	404,4077
F_{1-3}	D	0,0000
F_{2-1}	D	0,0000
F_{2-3}	D	3,9737
I_1	D	5,2555
I_2	E	251,3005
I_3	D	4,0639

O Mínimo resíduo mediano ponderado desta estimativa foi de 5,2555 e o valor de $\hat{\sigma}_r$ (ver Seção 3.3) é 12,1206. Sendo assim, o limiar do resíduo ponderado para que a medida seja identificada como portadora de EG é de 30,3015.

Como esperado, o estimador de estado WLMS conseguiu identificar corretamente a medida portador a de EG.

Teste 4:

Utilizando-se, agora, o sistema de medição considerado no teste 2. Deseja-se verificar a eficiência do estimador WLMS proposto, munido do fluxo de carga convencional, frente aos resultados obtidos no teste 2 deste Capítulo. O estimador de estado WLMS proposto com o fluxo de carga convencional obteve os seguintes resultados:

Tabela 6.12 - Estado estimado através do EE WLMS (sistema de 14 barras).

Estado	Valor FC [grau]	Valor estimado [grau]
δ_1	0,0	0,00
δ_2	-5,0	-5,05
δ_3	-13,0	-13,08
δ_4	-10,6	-10,66
δ_5	-9,1	-9,14
δ_6	-15,2	-15,56
δ_7	-14,1	-14,38
δ_8	-14,1	-14,38
δ_9	-15,9	-16,30
δ_{10}	-16,2	-16,62
δ_{11}	-15,9	-16,30
δ_{12}	-16,3	-16,63
δ_{13}	-16,4	-16,80
δ_{14}	-17,4	-17,76

Tabela 6.13 - Resíduo ponderado das medidas (sistema de 14 barras -WLMS).

Medida	Detecção de EG	Resíduo ponderado
F_{1-2}	D	0,3968
F_{1-5}	D	3,3599
F_{2-1}	D	0,1061
F_{2-3}	D	0,0000
F_{4-2}	D	0,2423
F_{4-3}	D	0,4383
F_{4-5}	D	0,0000
F_{4-9}	D	2,4689
F_{5-2}	D	0,0000
F_{6-5}	D	0,1749
F_{6-11}	D	0,9070
F_{7-4}	D	0,0159
F_{7-8}	D	0,0000
F_{7-9}	D	0,0335
F_{8-7}	D	0,0000
F_{9-10}	D	10,6875
F_{9-14}	D	0,0000
F_{11-6}	D	3,6281
F_{11-10}	D	0,0000
F_{12-6}	D	0,0000
F_{12-13}	D	0,0822

continua

conclusão		
Medida	Detecção de EG	Resíduo ponderado
F ₁₃₋₆	<i>D</i>	0,0006
F ₁₃₋₁₂	<i>D</i>	13,7885
F ₁₃₋₁₄	<i>D</i>	0,0000
I ₁	<i>D</i>	3,2449
I ₂	<i>D</i>	0,0000
I ₄	<i>E</i>	353,3816
I ₅	<i>D</i>	8,5200
I ₆	<i>D</i>	0,0000
I ₇	<i>D</i>	0,0000
I ₈	<i>D</i>	0,0000
I ₉	<i>D</i>	0,0000
I ₁₁	<i>D</i>	0,0000
I ₁₂	<i>D</i>	0,8618
I ₁₃	<i>D</i>	0,3968

Como é observado nos resultados acima, o EE WLMS conseguiu identificar corretamente a medida portadora de EG. Confirmando, assim, a robustez do mesmo quando o sistema de medição está corrompido por medidas portadoras de EGs.

Esse teste demonstra, também, que a falha obtida pelo EE WLMS proposto no teste 2 foi resultado dos erros incorporados aos fluxos e injeções calculados devido às quebras de ciclo, necessárias ao processo de fluxo de carga para sistemas radiais.

Para o mesmo sistema e medidas considerados neste teste, o EE WLS chegou aos seguintes resultados.

Tabela 6.14 - Estado estimado através do EE WLS (sistema de 14 barras).

Estado	Valor <i>FC</i> [grau]	Valor estimado [grau]
δ_1	0,0	0,00
δ_2	-5,0	-4,95
δ_3	-13,0	-12,84
δ_4	-10,6	-10,47
δ_5	-9,1	-8,98
δ_6	-15,2	-15,34
δ_7	-14,1	-14,17
δ_8	-14,1	-14,17
δ_9	-15,9	-16,08
δ_{10}	-16,2	-16,37
δ_{11}	-15,9	-16,05
δ_{12}	-16,3	-16,41
δ_{13}	-16,4	-16,57
δ_{14}	-17,4	-17,53

Tabela 6.15 - Resíduo normalizado das medidas (sistema de 14 barras - WLS).

Medida	Deteção de EG	Resíduo normalizado
F ₁₋₂	<i>D</i>	0,0470
F ₁₋₅	<i>D</i>	1,3534
F ₂₋₁	<i>D</i>	0,2766
F ₂₋₃	<i>D</i>	-0,5625
F ₄₋₂	<i>D</i>	-0,0141
F ₄₋₃	<i>D</i>	0,0168
F ₄₋₅	<i>D</i>	0,4877
F ₄₋₉	<i>D</i>	1,4576
F ₅₋₂	<i>D</i>	0,5315
F ₆₋₅	<i>D</i>	0,7066
F ₆₋₁₁	<i>D</i>	0,0714
F ₇₋₄	<i>D</i>	0,0747
F ₇₋₈	<i>D</i>	0,0001
F ₇₋₉	<i>D</i>	-0,4026
F ₈₋₇	<i>D</i>	-0,0001
F ₉₋₁₀	<i>D</i>	0,7082
F ₉₋₁₄	<i>D</i>	-0,1363
F ₁₁₋₆	<i>D</i>	-1,1451
F ₁₁₋₁₀	<i>D</i>	-1,6279
F ₁₂₋₆	<i>D</i>	-0,1565
F ₁₂₋₁₃	<i>D</i>	-2,7486
F ₁₃₋₆	<i>D</i>	0,0895
F ₁₃₋₁₂	<i>D</i>	-2,7008
F ₁₃₋₁₄	<i>D</i>	0,0448
I ₁	<i>D</i>	1,3004
I ₂	<i>D</i>	0,9323
I ₄	<i>E</i>	-
I ₅	<i>D</i>	1,0084
I ₆	<i>D</i>	0,8341
I ₇	<i>D</i>	0,0000
I ₈	<i>D</i>	-0,0001
I ₉	<i>D</i>	-0,4659
I ₁₁	<i>D</i>	1,5938
I ₁₂	<i>D</i>	0,3758
I ₁₃	<i>D</i>	0,4080

Nesse teste, os dois EE obtiveram bons resultados, ambos conseguiram identificar corretamente a medida portadora de EG.

Verifica-se, também, que, uma vez que o estimador WLS consegue identificar a medida portadora de EG, sua estimativa é mais próxima dos valores ideais do que a estimativa do estimador WLMS proposto. Isto ocorre porque o EE WLS apresenta uma melhor capacidade de filtrar ruídos, quando os mesmos apresentam distribuição Gaussiana (ROUSSEEUW; LEROY, 1987).

Para o sistema de 14 barras, a maior diferença entre o ângulo obtido pelo fluxo de carga e o estimado do EE WLS é de 0,18 graus, no ângulo da barra 9. Já o EE WLMS possui uma diferença máxima de 0,42 graus na barra 10.

Isto foi destacado em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), no qual se sugere que, após a identificação das medidas portadoras de EG pelo método WLMS, deve-se executar o

estimador WLS sem as medidas portadoras de EGs. Desta forma, obtém-se um melhor estado estimado, já que o EE WLMS apresenta uma baixa eficiência para filtrar ruídos Gaussianos.

Teste 5:

Neste teste, será utilizado o sistema 30 barras do IEEE. A Figura 6.7 mostra o sistema de medição que será considerado. Os parâmetros do sistema e os valores das medidas são encontrados no Anexo A.4.

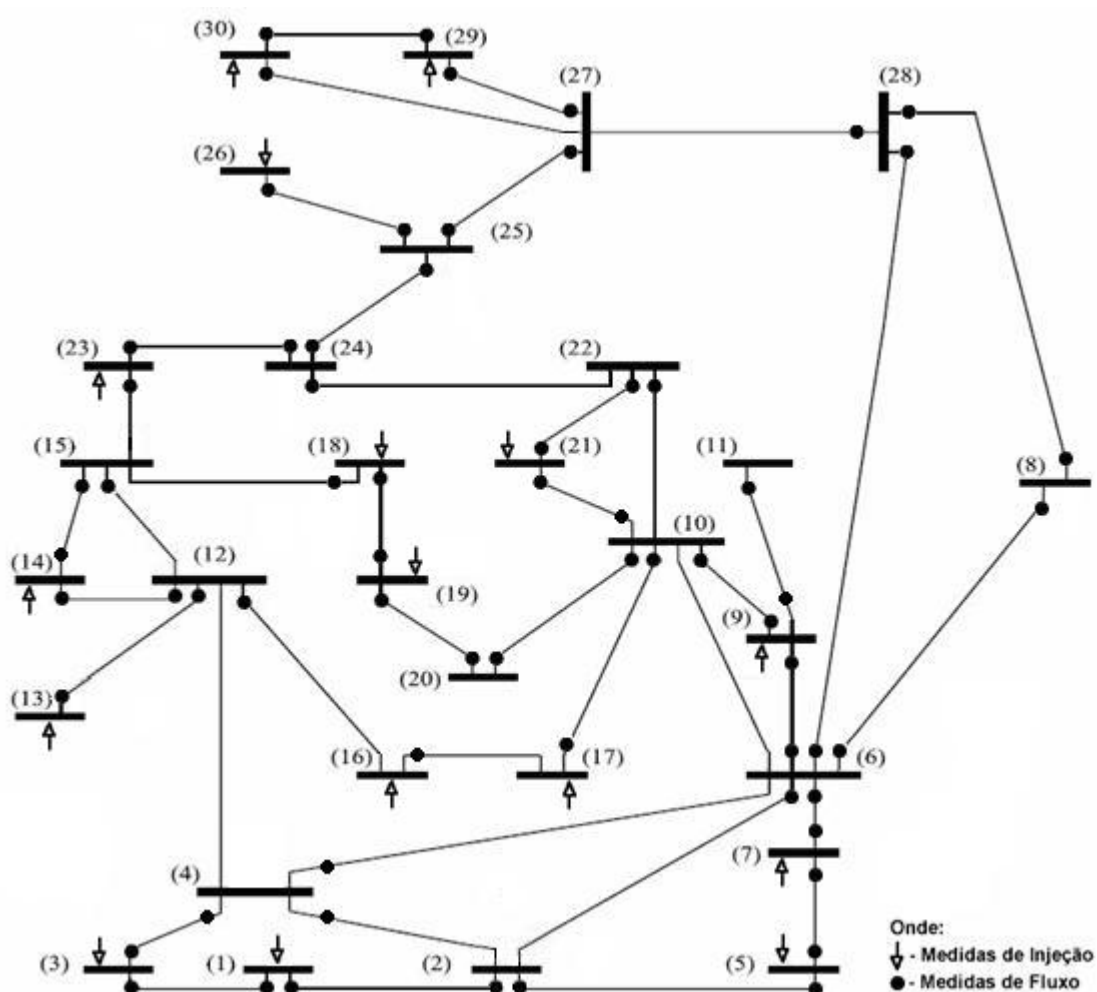


Figura 6.7. Sistema de 30 barras do IEEE.

Nesta simulação será adicionado um EG de 20σ na medida de injeção I_5 . Os resultados obtidos através do EE WLMS proposto são listados na Tabela 6.16.

Os valores dos resíduos padronizados e o estado das medidas são encontrados na Tabela 6.17.

Tabela 6.16 - Estado estimado através do EE WLMS (sistema de 30 barras).

Estado	Valor FC [grau]	Valor estimado [grau]
δ_1	0,0	0,00
δ_2	-5,3	-5,30
δ_3	-7,8	-7,82
δ_4	-9,5	-9,56
δ_5	-14,2	-14,22
δ_6	-11,3	-11,30
δ_7	-13,1	-13,12
δ_8	-12,0	-12,01
δ_9	-14,6	-14,57
δ_{10}	-16,4	-16,26
δ_{11}	-14,6	-14,57
δ_{12}	-15,6	-15,50
δ_{13}	-15,6	-15,50
δ_{14}	-16,7	-16,60
δ_{15}	-16,9	-16,75
δ_{16}	-16,3	-16,21
δ_{17}	-16,7	-16,56
δ_{18}	-17,6	-17,45
δ_{19}	-17,7	-17,63
δ_{20}	-17,5	-17,35
δ_{21}	-17,0	-16,91
δ_{22}	-17,0	-16,88
δ_{23}	-17,4	-17,24
δ_{24}	-17,5	-17,40
δ_{25}	-17,0	-16,91
δ_{26}	-17,8	-17,65
δ_{27}	-16,3	-16,20
δ_{28}	-11,9	-11,96
δ_{29}	-17,7	-17,62
δ_{30}	-18,7	-18,59

Tabela 6.17 - Resíduo ponderado das medidas (sistema de 30 barras).

Medida	Detecção de EG	Resíduo ponderado	Medida	Detecção de EG	Resíduo ponderado
F ₁₋₂	<i>D</i>	0,0514	F ₂₀₋₁₀	<i>D</i>	0,0000
F ₁₋₃	<i>D</i>	0,0000	F ₂₀₋₁₉	<i>D</i>	0,1736
F ₂₋₁	<i>D</i>	0,0663	F ₂₁₋₁₀	<i>D</i>	0,5378
F ₂₋₅	<i>D</i>	0,0109	F ₂₁₋₂₂	<i>D</i>	3,2395
F ₃₋₁	<i>D</i>	0,0053	F ₂₂₋₁₀	<i>D</i>	0,0000
F ₃₋₄	<i>D</i>	0,2388	F ₂₂₋₂₁	<i>D</i>	10,4227
F ₄₋₂	<i>D</i>	0,0000	F ₂₃₋₁₅	<i>D</i>	0,5102
F ₄₋₃	<i>D</i>	0,0000	F ₂₃₋₂₄	<i>D</i>	0,0000
F ₄₋₆	<i>D</i>	0,0000	F ₂₄₋₂₂	<i>D</i>	0,0000
F ₅₋₂	<i>D</i>	0,0159	F ₂₄₋₂₃	<i>D</i>	0,0857
F ₅₋₇	<i>D</i>	0,0000	F ₂₄₋₂₅	<i>D</i>	0,0000
F ₆₋₄	<i>D</i>	0,2839	F ₂₅₋₂₄	<i>D</i>	0,0000
F ₆₋₇	<i>D</i>	0,0059	F ₂₅₋₂₆	<i>D</i>	0,0000
F ₆₋₈	<i>D</i>	0,2551	F ₂₅₋₂₇	<i>D</i>	0,0072
F ₆₋₉	<i>D</i>	2,9371	F ₂₆₋₂₅	<i>D</i>	0,0000
F ₆₋₂₈	<i>D</i>	0,3787	F ₂₇₋₂₅	<i>D</i>	0,0000
F ₇₋₅	<i>D</i>	0,1372	F ₂₇₋₂₈	<i>D</i>	0,0000
F ₇₋₆	<i>D</i>	0,0059	F ₂₇₋₂₉	<i>D</i>	2,6405
F ₈₋₆	<i>D</i>	0,0000	F ₂₈₋₆	<i>D</i>	0,0000

continua

conclusão					
Medida	Detecção de EG	Resíduo ponderado	Medida	Detecção de EG	Resíduo ponderado
F ₈₋₂₈	<i>D</i>	0,4032	F ₂₈₋₈	<i>D</i>	0,4032
F ₉₋₆	<i>D</i>	1,9355	F ₂₈₋₂₇	<i>D</i>	0,0977
F ₉₋₁₀	<i>D</i>	2,2462	F ₂₉₋₂₇	<i>D</i>	2,6405
F ₉₋₁₁	<i>D</i>	0,0000	F ₂₉₋₃₀	<i>D</i>	0,0000
F ₁₀₋₉	<i>D</i>	1,1420	F ₃₀₋₂₇	<i>D</i>	0,0000
F ₁₀₋₁₇	<i>D</i>	0,8669	F ₃₀₋₂₉	<i>D</i>	0,0000
F ₁₀₋₂₀	<i>D</i>	0,4162	I ₁	<i>D</i>	0,0724
F ₁₀₋₂₁	<i>D</i>	0,6977	I ₃	<i>D</i>	0,0000
F ₁₁₋₉	<i>D</i>	0,0000	I ₅	<i>E</i>	411,9101
F ₁₂₋₁₃	<i>D</i>	0,0000	I ₇	<i>D</i>	0,0000
F ₁₂₋₁₄	<i>D</i>	0,0000	I ₉	<i>D</i>	0,0000
F ₁₂₋₁₆	<i>D</i>	0,0574	I ₁₃	<i>D</i>	0,0000
F ₁₃₋₁₂	<i>D</i>	0,0000	I ₁₄	<i>D</i>	0,2268
F ₁₄₋₁₂	<i>D</i>	0,1600	I ₁₆	<i>D</i>	6,4381
F ₁₄₋₁₅	<i>D</i>	0,0000	I ₁₇	<i>D</i>	0,0000
F ₁₅₋₁₂	<i>D</i>	0,8566	I ₁₈	<i>D</i>	1,1783
F ₁₅₋₁₄	<i>D</i>	0,0000	I ₁₉	<i>D</i>	0,0977
F ₁₆₋₁₇	<i>D</i>	11,4454	I ₂₁	<i>D</i>	0,0000
F ₁₇₋₁₀	<i>D</i>	0,2475	I ₂₃	<i>D</i>	0,0000
F ₁₈₋₁₅	<i>D</i>	0,0104	I ₂₆	<i>D</i>	0,0000
F ₁₈₋₁₉	<i>D</i>	0,0000	I ₂₉	<i>D</i>	2,4412
F ₁₉₋₁₈	<i>D</i>	0,0000	I ₃₀	<i>D</i>	0,0000
F ₁₉₋₂₀	<i>D</i>	0,0000			

Os resultados obtidos pelo EE WLS são mostrados nas Tabelas 6.18 e 6.19.

Tabela 6.18 - Estado estimado através do EE WLS (sistema de 30 barras).

Estado	Valor <i>FC</i> [grau]	Valor estimado [grau]
δ_1	0,0	0,0000
δ_2	-5,3	-5,2962
δ_3	-7,8	-7,8303
δ_4	-9,5	-9,5746
δ_5	-14,2	-14,2134
δ_6	-11,3	-11,3004
δ_7	-13,1	-13,1161
δ_8	-12,0	-12,0167
δ_9	-14,6	-14,6547
δ_{10}	-16,4	-16,3896
δ_{11}	-14,6	-14,6547
δ_{12}	-15,6	-15,6552
δ_{13}	-15,6	-15,6552
δ_{14}	-16,7	-16,7451
δ_{15}	-16,9	-16,8932
δ_{16}	-16,3	-16,3773
δ_{17}	-16,7	-16,6899
δ_{18}	-17,6	-17,5877
δ_{19}	-17,7	-17,7663
δ_{20}	-17,5	-17,4839
δ_{21}	-17,0	-17,0431
δ_{22}	-17,0	-17,0127
δ_{23}	-17,4	-17,3840

continua

conclusão		
Estado	Valor FC [grau]	Valor estimado [grau]
δ_{24}	-17,5	-17,5381
δ_{25}	-17,0	-17,0455
δ_{26}	-17,8	-17,7858
δ_{27}	-16,3	-16,3358
δ_{28}	-11,9	-11,9709
δ_{29}	-17,7	-17,7980
δ_{30}	-18,7	-18,7619

Tabela 6.19 - Resíduo normalizado das medidas (sistema de 30 barras).

Medida	Detecção de EG	Resíduo normalizado	Medida	Detecção de EG	Resíduo normalizado
F ₁₋₂	D	-0,2971	F ₂₀₋₁₀	D	-0,1393
F ₁₋₃	D	0,0494	F ₂₀₋₁₉	D	-0,2713
F ₂₋₁	D	-0,2786	F ₂₁₋₁₀	D	-0,9530
F ₂₋₅	D	-0,1307	F ₂₁₋₂₂	D	0,9859
F ₃₋₁	D	0,0283	F ₂₂₋₁₀	D	-0,2635
F ₃₋₄	D	-0,4714	F ₂₂₋₂₁	D	1,0257
F ₄₋₂	D	-0,1949	F ₂₃₋₁₅	D	-0,3524
F ₄₋₃	D	-0,0515	F ₂₃₋₂₄	D	-0,1702
F ₄₋₆	D	-0,3701	F ₂₄₋₂₂	D	-0,2403
F ₅₋₂	D	-0,1180	F ₂₄₋₂₃	D	0,1702
F ₅₋₇	D	0,2240	F ₂₄₋₂₅	D	-0,1788
F ₆₋₄	D	-0,3731	F ₂₅₋₂₄	D	0,1788
F ₆₋₇	D	0,0411	F ₂₅₋₂₆	D	0,0000
F ₆₋₈	D	-0,1529	F ₂₅₋₂₇	D	-0,2509
F ₆₋₉	D	-1,0166	F ₂₆₋₂₅	D	-0,0000
F ₆₋₂₈	D	-0,2932	F ₂₇₋₂₅	D	0,2509
F ₇₋₅	D	0,2730	F ₂₇₋₂₈	D	-1,0176
F ₇₋₆	D	0,1337	F ₂₇₋₂₉	D	-0,8405
F ₈₋₆	D	-0,4235	F ₂₈₋₆	D	-0,4245
F ₈₋₂₈	D	0,0080	F ₂₈₋₈	D	-0,0080
F ₉₋₆	D	0,6672	F ₂₈₋₂₇	D	1,3730
F ₉₋₁₀	D	-0,7837	F ₂₉₋₂₇	D	0,8405
F ₉₋₁₁	D	-0,0011	F ₂₉₋₃₀	D	0,1112
F ₁₀₋₉	D	0,3178	F ₃₀₋₂₇	D	-0,5931
F ₁₀₋₁₇	D	1,2200	F ₃₀₋₂₉	D	-0,1112
F ₁₀₋₂₀	D	-0,5962	I ₁	D	0,2985
F ₁₀₋₂₁	D	-0,8275	I ₃	D	0,3095
F ₁₁₋₉	D	0,0011	I ₅	E	-
F ₁₂₋₁₃	D	-0,0001	I ₇	D	-0,0803
F ₁₂₋₁₄	D	-0,2897	I ₉	D	0,0000
F ₁₂₋₁₆	D	0,2320	I ₁₃	D	0,0001
F ₁₃₋₁₂	D	0,0001	I ₁₄	D	0,8895
F ₁₄₋₁₂	D	-0,1495	I ₁₆	D	-0,0890
F ₁₄₋₁₅	D	-0,1911	I ₁₇	D	1,0023
F ₁₅₋₁₂	D	-0,7278	I ₁₈	D	-0,5658
F ₁₅₋₁₄	D	0,1911	I ₁₉	D	0,1376
F ₁₆₋₁₇	D	0,6729	I ₂₁	D	0,2300
F ₁₇₋₁₀	D	0,5976	I ₂₃	D	0,7780
F ₁₈₋₁₅	D	0,3218	I ₂₆	D	-0,0000
F ₁₈₋₁₉	D	0,2109	I ₂₉	D	-0,9598
F ₁₉₋₁₈	D	-0,2109	I ₃₀	D	-0,4317
F ₁₉₋₂₀	D	-0,2577			

A partir das Tabelas apresentadas, constata-se que ambos estimadores, WLMS e WLS, obtiveram sucesso, pois, identificaram corretamente a medida portadora de EG.

Observa-se também que o estado estimado obtido pelo EE WLS se aproxima mais dos valores obtidos pelo fluxo de carga do que o estado obtido através do EE WLMS.

6.4 – LIMITAÇÃO DO EE WLMS PARA PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS EM RAZÃO DA RADIALIDADE DO SISTEMA

Durante o desenvolvimento deste trabalho constatou-se que para sistemas contendo pelo menos um ramo radial, isto é, que não pertence a loop algum, o ponto de quebra do EE WLMS é 1. Ou seja, pode-se garantir que as estimativas WLMS não serão comprometidas se existir apenas uma medida portadora de EG.

Para demonstrar essa limitação do EE WLMS devemos lembrar que, de acordo com a Seção 3.4, o ponto de quebra do estimador WLMS é dado por:

$$\frac{s^*}{2}, \quad (6.1)$$

onde s^* é o mínimo surplus do sistema, ou MRL do sistema.

Para qualquer sistema contendo pelo menos um ramo radial, o mínimo surplus vai ser igual a 3, mesmo se o ramo radial possuir todas as medidas de potência ativa possíveis, isto é, medidas de fluxo nos dois extremos do ramo e medidas de injeção nas duas barras adjacentes ao mesmo. Pois essas medidas constituirão um conjunto p-crítico com $p = 4$. Sendo assim, o mínimo surplus, ou MRL, vai ser igual a 3 (conforme apresentado na Seção 3.4).

Para exemplificar essa limitação, será utilizado como exemplo o sistema linearizado de 6 barras apresentado na Figura 6.8. Nele são utilizadas todas as medições possíveis de potência ativa, ou seja, todas as medidas de injeção nas barras e todas as medidas de fluxo nos extremos das linhas de transmissão.

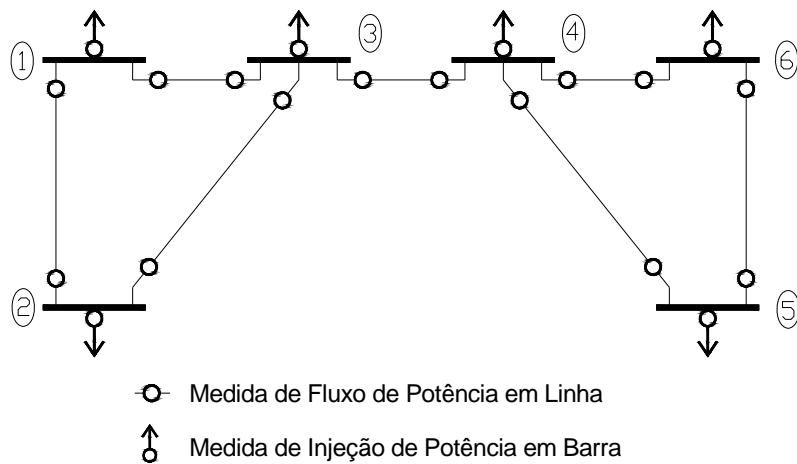


Figura 6.8. Sistema de 6 barras

Observe que, em razão da existência do ramo radial, entre as barras 3 e 4, o mínimo surplus (s^*), ou MRL, desse sistema é igual a 3, pois as medidas I3, I4, F34 e F43 constituem um conjunto p-crítico, com $p = 4$. Conseqüentemente, o ponto de quebra do EE WLMS para esse sistema é:

$$\frac{s^*}{2} = \frac{3}{2} = 1,5. \quad (6.2)$$

Ou seja, através do EE WLMS será possível garantir que o estado estimado está próximo do estado verdadeiro somente se o sistema possuir apenas uma medição portadora de EG.

Uma forma de minimizar esses efeitos, dos ramos radiais, é através da utilização das medidas de fasores (obtidas através das Unidades de Medição Fasorial (PHADKE; THORP; KARIMI, 1986)), que podem aumentar o mínimo surplus do sistema.

6.5 – DESEMPENHO DA METODOLOGIA PARA IDENTIFICAÇÃO DA MRL

Para mostrar a redução do esforço computacional, obtida pela utilização da metodologia aqui proposta (ver Seção 5.3.1) para determinação da MRL das medidas, em relação ao proposto em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), será analisado o número de fatorações de matrizes Jacobianas exigido por cada um desses procedimentos, como apresentado em Nanni *et al.* (2008).

Consideremos, para isso, o sistema de 5 barras apresentado em Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991) ilustrado na Figura 6.9.

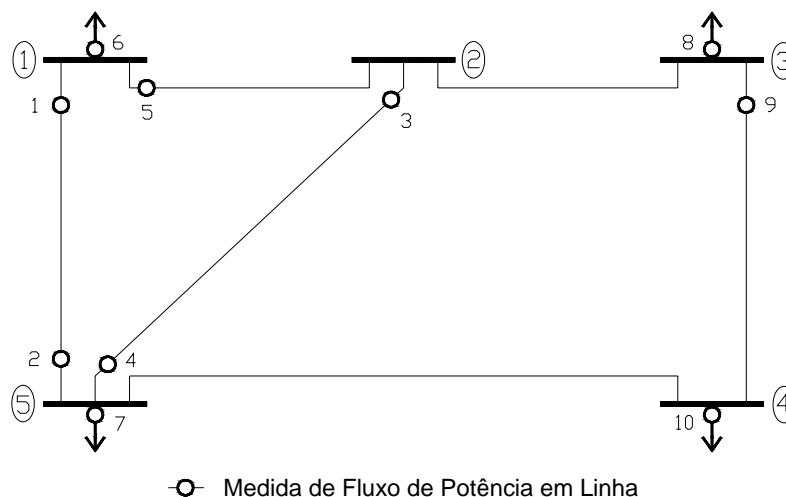


Figura 6.9. Diagrama do sistema de 5 barras.

Inicialmente, iremos determinar a MRL do sistema, ou surplus do sistema, pelo procedimento proposto por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991).

Primeiramente determinam-se quais medidas fazem parte de cada conjunto fundamental (ver Definição 3.1), como mostrados a seguir:

- 1) Referente ao estado θ_1 : O conjunto fundamental 1 é composto por 5 medidas (1, 2, 5, 6, 7);
- 2) Referente ao estado θ_2 : O conjunto fundamental 2 é composto por 6 medidas (3, 4, 5, 6, 7, 8);
- 3) Referente ao estado θ_3 : O conjunto fundamental 3 é composto por 3 medidas (8, 9, 10);
- 4) Referente ao estado θ_4 : O conjunto fundamental 4 é composto por 4 medidas (7, 8, 9, 10);
- 5) Referente ao estado θ_5 : O conjunto fundamental 5 é composto por 7 medidas (1, 2, 3, 4, 6, 7, 10);

Em seguida, é então determinado o *surplus* de cada conjunto fundamental, para então poder ser obtido o mínimo *surplus* do sistema. Este processo requer 91 fatorações da matriz Jacobiana. Como mostra a seguir:

O conjunto fundamental 1, composto pelas medidas 1, 2, 5, 6 e 7, necessita de $c_1^5 + c_2^5 + c_3^5 + c_4^5$ fatorações da matriz Jacobiana. O conjunto fundamental 2 precisa de $c_1^6 + c_2^6$ fatorações, e assim por diante, até que sejam analisados os cinco conjuntos fundamentais.

Após as 91 fatorações da matriz Jacobiana, é então determinado o mínimo *surplus*. Sendo este igual a 2 ($s^* = 2$).

Já a determinação da MRL, segundo a análise da matriz H_{Δ} , ocorre da seguinte forma:

i) Considerando-se que todas as medidas apresentadas na Figura 6.9 estão disponíveis, a matriz H_{Δ}^t associada a este plano de medição é apresentada na Tabela 6.20.

Tabela 6.20 - Matriz H_{Δ}^t composta de todas as medidas.

	$m5$	$m1$	$m9$	$m8$	$m2$	$m3$	$m4$	$m6$	$m7$	$m10$
$\delta1$	1	0	0	0	0	-1	1	1	2	-1
$\delta2$	0	1	0	0	-1	1	-1	1	-3	1
$\delta3$	0	0	1	0	0	0	0	0	-2	-3
$\delta4$	0	0	0	1	0	0	0	0	-1	1
$\delta5$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

onde o símbolo m_i representa a medida i , segundo a Figura 6.9; e δ_j significa o estado equivalente j .

ii) verificando-se os elementos não nulos das linhas da matriz H_{Δ}^t , constata-se que o menor conjunto p -crítico tem $p = 3$ (linhas 3 e 4 da matriz apresentada na Tabela 6.20).

iii) Para a determinação dos conjuntos p -críticos formados por mais de uma medida pertencente à base, inicia-se o processo de remoção de medidas da base, duas a duas.

Caso sejam removidas as medidas $m1$ e $m5$, teremos a seguinte matriz.

Tabela 6.21 - Matriz $H_{\Delta(m1,m5)}^t$.

	$m3$	$m2$	$m9$	$m8$	$m4$	$m6$	$m7$	$m10$	$m1$	$m5$
$\delta1$	1	0	0	0	-1	-1	-2	1	0	0
$\delta2$	0	1	0	0	0	-2	1	0	0	0
$\delta3$	0	0	1	0	0	0	-2	-3	0	0
$\delta4$	0	0	0	1	0	0	-1	1	0	0
$\delta5$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Neste caso não foi identificado um conjunto p -crítico onde $p < 3$.

Continuando o processo de remoção das medidas básicas, essa metodologia necessita de apenas mais $C_2^4 - 1$ fatorações para que seja determinado o menor conjunto p -crítico associado a este plano de medição, sendo este com $p = 3$ (o que é equivalente a $s^* = 2$).

Utilizando-se esta metodologia, foram necessárias sete fatorações, no total, para identificar a mínima redundância global associada a esse plano de medição.

Cabe ainda destacar que quando utilizada a metodologia da matriz H_Δ , não são necessárias fatorações completas da matriz Jacobiana, durante o processo *on-line*. São necessárias apenas fatorações parciais em função das medidas que são inseridas na base. A única fatoração completa da matriz H é realizada no processo *off-line*, em que participam todas as medidas do plano de medição.

Devido a isto, observa-se um grande ganho no tempo computacional para a determinação da MRL, durante a execução *on-line* do EE WLMS.

7 – CONCLUSÃO

Neste Capítulo são apresentadas: as conclusões obtidas durante o desenvolvimento desse trabalho de mestrado, Seção 7.1; as perspectivas de trabalhos futuros, Seção 7.2; e por fim, na Seção 7.3, estão expostos os artigos publicados, resultantes desse projeto de pesquisa.

7.1 – CONCLUSÕES

A motivação principal para o desenvolvimento deste trabalho foi o vislumbre da possibilidade de obtenção de um estimador de estado para SEP estatisticamente robusto e viável para aplicação em tempo real.

A idéia foi então desenvolver um estimador WLMS, tomando por base o proposto por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991), em conjunto com determinadas metodologias.

Para o desenvolvimento deste trabalho, realizou-se, inicialmente, um estudo detalhado sobre os seguintes temas: estimadores estáticos aplicados em SEP; métodos para cálculo de fluxo de carga para sistemas malhados e radiais; e identificação da redundância local de medidas através da estrutura da matriz H_{Δ} .

Tais estudos resultaram na implantação de três (3) estimadores linearizados:

- Estimador WLMS linearizado 1: utilizando-se a metodologia da matriz H_{Δ} para obtenção das bases e determinação da mínima redundância local, e aplicando o método para cálculo de fluxo de carga para sistemas radiais.
- Estimador WLMS linearizado 2: utilizando-se a metodologia da matriz H_{Δ} para obtenção das bases e determinação da mínima redundância local, e aplicando o método para o cálculo de fluxo de carga convencional (através da fatoração da matriz Jacobiana).
- Estimador WLS linearizado: em sua forma convencional.

Os estimadores foram implementados computacionalmente utilizando-se a linguagem de programação C, em ambiente GNU/Linux, e compilados utilizando o compilador g++.

Os principais resultados obtidos pela aplicação de cada programa são:

1) Aplicação da matriz H_{Δ} para obtenção das bases utilizadas pelo estimador WLMS.

Conforme apresentado no Capítulo 5, através da análise da estrutura da matriz H_{Δ} é possível a determinação, de forma rápida e simples, das medidas que dão informação de uma variável de estado equivalente. Em razão disto, ao se fazer uso dessa matriz, foi possível o desenvolvimento de um procedimento bastante simples e direto para determinação das bases observáveis contendo N medidas.

Como a seleção das bases depende das medidas disponíveis em determinado instante de operação, propôs-se, neste trabalho, a realização dessa tarefa em duas etapas. Na primeira etapa, processada *off-line* considerando todas as medidas instaladas no sistema, determina-se um grande conjunto de bases observáveis, criando-se, ao mesmo tempo, uma lista de correlação entre essas bases e as medidas que as compõe. Em seguida, no momento em que uma amostra torna-se disponível no centro de operação, dar-se-á início a segunda etapa, que consiste em verificar as bases disponíveis naquele momento, tendo em vista que algumas medidas podem ter se tornado indisponíveis, em função de algum problema no sistema de aquisição de dados.

2) Aplicação da matriz H_{Δ} para determinação da mínima redundância local do sistema.

Como apresentado na Seção 6.4, a aplicação da matriz H_{Δ} reduziu para menos de 10% o número de fatorações necessárias para a determinação da mínima redundância local do sistema teste, quando comparado com ao procedimento proposto por Mili, Phaniraj e Rousseeuw (1991).

3) Aplicação do método de fluxo de carga para sistemas radiais no processo de estimação de estado.

A aplicação desta metodologia para a estimação de estado em SEP não foi satisfatória, uma vez que a necessidade da inclusão de quebras de ciclo introduziu erros no processo de EESEP, o que inviabilizou sua utilização.

Os principais problemas foram:

- nos casos em que existe a associação de barras terminais das quebras de ciclo com medidas de fluxo, ocorre um grande problema quanto à convergência do método de fluxo de carga, podendo, até mesmo, fazer com que o método não convirja;

- a inclusão das quebras de ciclo gerou erro no cálculo dos fluxos de potência, aumentando o resíduo de certas medidas. Uma vez elevados esses resíduos, a metodologia do estimador de estado WLMS identifica tais medidas como portadoras de EGs. Caso haja a tentativa de minimizar os erros gerados pelas quebras de ciclo, através da diminuição do limiar de erro aceitável entre as variáveis de estado da quebra de ciclo, implica diretamente no aumento do número de iterações necessárias para convergência do método. Desta forma, casos em que já havia a necessidade de um número demasiado de iterações, tornar-se-iam impraticáveis.

Devido a esses problemas chegou-se a conclusão de que o método de fluxo de carga para sistemas radiais não é viável para aplicação no EE em sistemas de transmissão, pelo fato de os mesmos serem muito malhados e devido à necessidade da utilização de medidas de fluxo.

Deste modo, pode-se destacar como sendo as principais contribuições deste trabalho, as aplicações da matriz H_{Δ} , destinada à identificação do nível de redundância local de medidas (LONDON JR; ALBERTO; BRETAS, 2001), para a obtenção das bases observáveis e determinação da mínima redundância local.

7.2 – PERSPECTIVAS FUTURAS

Tendo em vista os estudos realizados neste trabalho, bem como os resultados já obtidos, são introduzidas, a seguir, sugestões para trabalhos futuros.

- 1) Programar o estimador de estado WLMS, em sua versão não linear, munido das metodologias propostas para a obtenção das bases observáveis e para determinação da MRL;
- 2) Devido ao fato da aplicação do método de fluxo de carga para sistemas radiais não ter atendido às exigências para aplicação do estimador WLMS em tempo real, sugere-se a busca por outros métodos que sejam capazes de calcular as variáveis de estado do SEP de forma mais eficiente que os métodos tradicionais (Newton-Raphson e Newton-Raphson desacoplado rápido);
- 3) Devido às dificuldades encontradas nesse trabalho em desenvolver um método de fluxo de carga computacionalmente eficiente para ser utilizado no EE proposto, acredita-se que o mesmo não atenda as exigências para a estimação de estado em

tempo real. Entretanto, o EE WLMS, em sua versão não linear, pode ser utilizado como um filtro para a identificação de medidas portadoras de EGs. Sugere-se, então, a avaliação da possibilidade da utilização do estimador WLMS em sua versão não linear, em conjunto com o estimador WLS, para analisar as medidas de certa área, em que estejam sendo identificados valores elevados de resíduos, resultantes da estimativa através do estimador WLS;

- 4) Sugere-se, também, a averiguação da aplicabilidade do estimador WLMS, munido da metodologia de fluxo de carga para sistemas radiais, em sistemas de distribuição. Pois, acredita-se que os problemas encontrados pela metodologia de fluxo de carga em sistemas de transmissão, ou seja, sistemas malhados, não serão encontrados quando a mesma for aplicada a sistemas de distribuição. Uma vez que tais sistemas, por motivos econômicos e operacionais, são geralmente radiais ou fracamente malhados.
- 5) Devido aos problemas apresentados na Seção 6.2, sugere-se uma avaliação comparativa entre os métodos de fluxo de carga apresentados nesse trabalho, ou seja, os métodos tradicionais (Newton-Raphson e Newton-Raphson desacoplado rápido) e os métodos destinados a redes radiais. Em que deve ser comparada a eficiência computacional entre as metodologias de fluxo de carga em função do número de malhas que o SEP apresenta.

7.3 – PUBLICAÇÕES

Importa destacar que os estudos realizados para o desenvolvimento deste trabalho deram origem a dois artigos publicados no *Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America 2008*, organizado pelo IEEE. São eles:

Nanni, M., London Jr, J. B. A., Delbem, A. C. B. e Bretas, N. G. *Robust State Estimator Based on Least Median of Squares Method*. Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America, 2008 IEEE/PES. Bogota, Colombia, 2008. 6 p.

Santos, A. C., Nanni, M., Mansour, M. R., Delbem, A. C. B., London, J. B. A., Bretãs, N. G. *A power flow method computationally efficient for large-scale distribution systems*. Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America, 2008 IEEE/PES. Bogota, Colombia, 2008. 6 p.

8 – BIBLIOGRAFIA

- Abur, A. e Celik, M. K. *A fast algorithm for the weighted least absolute value state estimation [for power systems]*. IEEE Transactions on Power Systems, v.6, n.1, p.1-8. 1991.
- Abur, A. e Expósito, A. G. *Power System State Estimation: Theory and Implementation*. New York: Marcel & Dekker Publishers. 2004
- Al-Atwan, A. e Koglin, H. J. *Two aspects of local redundancy in state estimation*. IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution, v.145, n.4, p.458-462. 1998.
- Balouktsis, A., Kartas, A. e Tsanakas, D. *Software for Radial or Weakly Meshed Distribution Networks analysis*. Elsevier - Advances in Engineering Software, v.14, p.93-108. 1992.
- Bretas, N. G. *Network observability: theory and algorithms based on triangular factorisation and path graph concepts*. Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings-, v.143, n.1, p.123-128. 1996.
- Bretas, N. G., London, J. B. A., Jr., Alberto, L. F. C. e Bretas, A. S. *A topological approach to the identification of critical measurements in power-system state estimation*. IEEE Transactions on Circuits and Systems I v.52, n.1, p.139-147. 2005.
- Celik, M. K. e Liu, W. H. E. *An incremental measurement placement algorithm for state estimation*. Power Systems, IEEE Transactions on, v.10, n.3, p.1698-1703. 1995.
- Chan, S. M. e Brandwajn, V. *Partial Matrix Refactorization*. IEE Transactions on Power Systems, v.1, n.1. 1986.
- Clements, K. A., Krumpholz, G. R. e Davis, P. W. *Power System State Estimation Residual Analysis: An Algorithm Using Network Topology*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v.PAS-100, n.4, p.1779-1787. 1981.
- Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L. e Stein, C. *Introduction to Algorithms*. Cambridge, MA: MIT Press/MCGraw Hill. 1990
- Crainic, E. D., Horisberger, H. P., Do, X. D. e Mukhedkar, D. A. M. D. *Power network observability: the assessment of the measurement system strength*. Power Systems, IEEE Transactions on, v.5, n.4, p.1267-1285. 1990.
- Das, D., Nagi, H. S. e Kothari, D. P. *Novel Method for Solving Radial Distribution Networks*. IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution, v.141, n.4, p.291-298. 1994.

- Delbem, A. C. B. *Restabelecimento de energia em sistemas de distribuição por algoritmo evolucionário associado a cadeias de grafo*. (Tese). EESC-USP, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2002.
- Delbem, A. C. B., Bretas, N. G. e Carvalho, A. C. P. L. F. *Load flow using the graph chain representation*. IEEE/PES T&D 2002 Latin America, 2002. p.
- Delbem, A. C. B., Carvalho, A. C. P. L. F. e Bretas, N. G. *Main chain representation for evolutionary algorithms applied to distribution system reconfiguration*. IEEE Transactions on Power Systems, v.20, n.1, p.425-436. 2005.
- Delbem, A. C. B., Carvalho, A. C. P. L. F., Policastro, C., Pinto, A. K. O., Garcia, A. e Honda, K. *Node-depth encoding for evolutionary algorithms applied to network design*. Genetic and Evolutionary Computation Conference, 2004. p.
- Expósito, A. G. e Ramos, E. R. *Reliable load flow technique for radial distribution networks*. IEEE Transactions on Power Systems, v.14, n.3, p.1063-1069. 1999.
- Falcao, D. M. e Arias, M. A. *State estimation and observability analysis based on echelon forms of the linearized measurement models*. IEEE Transactions on Power Systems, v.9, n.2, p.979-987. 1994.
- Hampel, F. R. *A general qualitative definition of robustness*. Annals Math. Statist., v.42, p.1887-1896. 1971.
- Handschin, E., Schweppe, F. C., Kohlas, J. e Fiechter, A. A. F. A. *Bad data analysis for power system state estimation*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v.94, n.2, p.329-337. 1975.
- Hodges Jr., J. L. *Efficiency in normal samples and tolerance of extreme values for some estimates of location*. In Proc. 5th Berkeley Symp. on Math. Statist. and Probability, v.1, p.163-168. 1967.
- Huber, P. J. *Robust Estimation of a Location Parameter*. Annals Math. Statist., v.35, p.73-101. 1964.
- Irving, M. R., Owen, R. C. e Sterling, M. J. H. *Power System State Estimation Using Linear Program*. Proc. Inst. Electr. Eng., v.125, p.879-885. 1978.
- Korres, G. N. e Contaxis, G. C. *Identification and updating of minimally dependent sets of measurements in state estimation*. IEEE Transactions on Power Systems, v.6, n.3, p.999-1005. 1991.
- Kotiuga, W. W. e Vidyasagar, M. *Bad Data Rejection Properties of Weighted Least Absolute Value Techniques Applied to Static State Estimation*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v.PAS-101, n.4, p.844-853. 1982.
- Krumpholz, G. R., Clements, K. A. e Davis, P. W. *Power System Observability: A Practical Algorithm Using Network Topology*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v.PAS-99, n.4, p.1534-1542. 1980.

- Lin, W. M. e Teng, J. H. *Phase-decoupled load flow method for radial and weakly-meshed distribution networks*. Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings-, v.143, n.1, p.39-42. 1996.
- London Jr, J. B. A. *Identificação do nível de redundância das medidas de um sistema de potência, para efeito da estimação de seus estados*. Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2000.
- London Jr, J. B. A., Alberto, L. F. C. e Bretas, N. G. *Identificação do nível de redundância das medidas para efeito de estimação de estado em sistemas de potência*. Revista Controle & Automação, v.12, n.2, Maio/ Junho/ Julho/ Agosto, p.141-147. 2001.
- London Jr, J. B. A., Alberto, L. F. C. e Bretas, N. G. *Analysis of measurement set qualitative characteristics for state estimation purposes*. IET Generation, Transmission & Distribution, v.1, January, p.39-45. 2007.
- Losi, A. e Russo, M. *Object-oriented load flow for radial and weakly meshed distribution networks*. IEEE Transactions on Power Systems, v.18, n.4, p.1265-1274. 2003.
- Luo, G. X. e Semlyen, A. *Efficient load flow for large weakly meshed networks*. IEEE Transactions on Power Systems, v.5, n.4, p.1309-1316. 1990.
- Mili, L., Cheniae, M. G. e Rousseeuw, P. J. *Robust state estimation of electric power systems*. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, v.41, n.5, p.349-358. 1994.
- Mili, L., Cheniae, M. G., Vichare, N. S. e Rousseeuw, P. J. *Algorithms for least median of squares state estimation of power systems*. Circuits and Systems, 1992., Proceedings of the 35th Midwest Symposium on, 1992. 1276-1283 vol.2 p.
- Mili, L., Phaniraj, V. e Rousseeuw, P. J. *Least median of squares estimation in power systems*. IEEE Transactions on Power Systems v.6, n.2, p.511-523. 1991.
- Mili, L., Van Cutsem, T. e Ribbens-Pavella, M. *Hypothesis Testing Identification: A New Method For Bad Data Analysis In Power System State Estimation*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v.PAS-103, n.11, p.3239-3252. 1984.
- Monticelli, A. *Fluxo de carga em redes de energia elétrica*. 1983. 164 p.
- Monticelli, A. *State Estimation in Electric Power Systems: A Generalized Approach*. Massachusetts: Kluwer Academic Publishers. 1999
- Monticelli, A. *Electric power system state estimation*. Proceedings of the IEEE, v.88, n.2, p.262-282. 2000.
- Monticelli, A. e Garcia, A. *Fast decoupled state estimators*. IEE Transactions on Power Systems, v.5, n.2, p.1561-1570. 1990.

- Monticelli, A. e Wu, F. F. *Network Observability: Identification of Observable Islands and Measurement Placement*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v.PAS-104, n.5, p.1035-1041. 1985.
- Monticelli, A. e Wu, F. F. *Observability Analysis for Orthogonal Transformation Based State Estimation* IEE Transactions on Power Systems, v.1, n.1, p.201-208. 1986.
- Nanni, M., London Jr, J. B. A., Delbem, A. C. B. e Bretas, N. G. *Robust State Estimator Based on Least Median of Squares Method*. Transmission and Distribution Conference and Exposition: Latin America, 2008 IEEE/PES. Bogota, Colombia, 2008. 6 p.
- Phadke, A. G., Thorp, J. S., Karimi, K. J. *State Estimation with Phasor Measurements*. IEEE Transactions on Power Systems, v.1, n.1, p.233-240. 1986.
- Rajicic, D. e Taleski, R. *Two Novel Methods for Radial and Weakly Meshed Network Analysis* Elsevier - Electric Power Systems Research, v.48, p.79-87. 1998.
- Rousseeuw, P. J. e Leroy, A. M. *Robust regression and outlier detection*. New York: John Wiley. 1987
- Schweppe, F. C. *Power System Static-State Estimation, Part III: Implementation*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v.PAS-89, n.1, p.130-135. 1970.
- Schweppe, F. C. e Rom, D. B. *Power System Static-State Estimation, Part II: Approximate Model*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v.PAS-89, n.1, p.125-130. 1970.
- Schweppe, F. C. e Wildes, J. *Power System Static-State Estimation, Part I: Exact Model*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v.PAS-89, n.1, p.120-125. 1970.
- Shirmohammadi, D., Hong, H. W., Semlyen, A. e Luo, G. X. *A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks*. IEEE Transactions on Power Systems, v.3, n.2, p.753-762. 1988.
- Tinney, W. F. *Compensation Methods for Network Solutions by Triangular Factorization*. PICA Conference. Boston, Mass. May 24-26, 1971. p.
- Wu, F. F. e Monticelli, A. *Network Observability: Theory*. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, v.PAS-104, n.5, p.1042-1048. 1985.
- Zhang, X., Soudi, F., Shirmohammadi, D. e Cheng, C. S. *A distribution short circuit analysis approach using hybrid compensation method*. IEEE Transactions on Power Systems, v.10, n.4, p.2053-2059. 1995.

ANEXO A

PARÂMETROS DOS SISTEMAS.

As simbologias contidas nas tabelas têm o seguinte significado:

- Nos dados de barra:
 - *Barra* – Refere-se ao número da barra.
 - *P_g* – Refere-se à potência gerada na barra em MW.
 - *P_l* – Refere-se à potência da carga na barra em MW.
- Nos dados de linha:
 - *De* – Barra origem da linha.
 - *Para* – Barra destino da linha.
 - *X%* – é a reatância da linha em porcentagem de p.u.
- Nos dados dos medidores:
 - *Medida* – Medida do plano de medição.
 - *Valor* – Valor da medida em MW.

A.1– PARÂMETROS DO SISTEMA DE 3 BARRAS.

Tabela A.1 - Dados de barra (sistema de 3 barras).

<i>Barra</i>	<i>P_g</i>	<i>P_l</i>
1	0,0	0,0
2	40,0	21,7
3	0,0	94,2

Tabela A.2 - Dados de linha (sistema de 3 barras).

<i>De</i>	<i>Para</i>	<i>X%</i>
1	2	10,
1	3	100,
2	3	100,

Tabela A.3 - Dados dos medidores (sistema de 3 barras).

<i>Medida</i>	<i>Valor</i>
F ₁₋₂	27,0
F ₁₋₃	45,8
F ₂₋₁	-27,3
F ₂₋₃	46,1
I ₁	78,9

A.2 – PARÂMETROS DO SISTEMA DE 14 BARRAS.

Tabela A.4 - Dados de barra (sistema de 14 barras).

<i>Barra</i>	<i>Pg</i>	<i>Pl</i>
1	0,0	0,0
2	40,0	21,7
3	0,0	94,2
4	0,0	47,8
5	0,0	7,6
6	0,0	11,2
7	0,0	0,0
8	0,0	0,0
9	0,0	29,5
10	0,0	9,0
11	0,0	3,5
12	0,0	6,1
13	0,0	13,5
14	0,0	14,9

Tabela A.5 - Dados de linha (sistema de 14 barras).

<i>De</i>	<i>Para</i>	<i>X%</i>
1	2	5,917
1	5	22,304
2	3	19,797
2	4	17,632
2	5	17,388
3	4	17,103
4	5	4,211
4	7	20,912
4	9	55,618
5	6	25,202
6	11	19,890
6	12	25,581
6	13	13,027
7	8	17,615
7	9	11,001
9	10	8,450
9	14	27,038
10	11	19,207
12	13	19,988
13	14	34,802

Tabela A.6 - Dados dos medidores (sistema de 14 barras).

<i>Medida</i>	<i>Valor</i>
F ₁₋₂	145,8
F ₁₋₅	67,2
F ₂₋₁	-147,3
F ₂₋₃	70,8
F ₄₋₂	-54,6
F ₄₋₃	24,2
F ₄₋₅	-62,7
F ₄₋₉	16,3
F ₅₋₂	-41,1
F ₆₋₅	-42,0
F ₆₋₁₁	6,3
F ₇₋₄	-30,3
F ₇₋₈	0,0
F ₇₋₉	30,6
F ₈₋₇	0,0
F ₉₋₁₀	5,9
F ₉₋₁₄	9,4
F ₁₁₋₆	-6,1
F ₁₁₋₁₀	2,9
F ₁₂₋₆	-7,3
F ₁₂₋₁₃	1,5
F ₁₃₋₆	-16,6
F ₁₃₋₁₂	-1,3
F ₁₃₋₁₄	4,8
I ₁	207,3
I ₂	18,5
I ₄	-45,5
I ₅	-7,8
I ₆	-11
I ₇	0
I ₈	0
I ₉	-31,6
I ₁₁	-3,6
I ₁₂	-6
I ₁₃	-13,3

A.3 – PARÂMETROS DO SISTEMA DE 6 BARRAS.

Tabela A.7 - Dados de barra (sistema de 6 barras).

<i>Barra</i>	<i>P_g</i>	<i>P_l</i>
1	0,0	0,0
2	40,0	21,7
3	0,0	7,6
4	0,0	47,8
5	0,0	11,2
6	0,0	94,2

Tabela A.8 - Dados de linha (sistema de 6 barras).

<i>De</i>	<i>Para</i>	<i>X%</i>
1	2	5,917
1	3	22,304
2	3	19,797
3	4	4,211
4	5	25,202
4	6	17,103

A.4 – PARÂMETROS DO SISTEMA DE 30 BARRAS.

Tabela A.9 - Dados de barra (sistema de 30 barras).

<i>Barra</i>	<i>Pg</i>	<i>Pl</i>
1	0,0	0,0
2	40,0	21,7
3	0,0	2,4
4	0,0	7,6
5	0,0	94,2
6	0,0	0,0
7	0,0	22,8
8	0,0	30,0
9	0,0	0,0
10	0,0	5,8
11	0,0	0,0
12	0,0	11,2
13	0,0	0,0
14	0,0	6,2
15	0,0	8,2
16	0,0	3,5
17	0,0	9,0
18	0,0	3,2
19	0,0	9,5
20	0,0	2,2
21	0,0	17,5
22	0,0	0,0
23	0,0	3,2
24	0,0	8,7
25	0,0	0,0
26	0,0	3,5
27	0,0	0,0
28	0,0	0,0
29	0,0	2,4
30	0,0	10,6

Tabela A.10 - Dados de linha (sistema de 30 barras).

<i>De</i>	<i>Para</i>	<i>X%</i>
1	2	5,750
1	3	16,520
2	4	17,370
2	5	19,830
2	6	17,630
3	4	3,790
4	6	4,140
4	12	25,600
5	7	11,600
6	7	8,200
6	8	4,200
6	9	20,800
6	10	55,600
6	28	5,990
8	28	20,000
9	11	20,800
9	10	11,000
10	20	20,900
10	17	8,450
10	21	7,490
10	22	14,990
12	13	14,000
12	14	25,590
12	15	13,040
12	16	19,870
14	15	19,970
15	18	21,850
15	23	20,200
16	17	19,230
18	19	12,920
19	20	6,800
21	22	2,360
22	24	17,900
23	24	27,000
24	25	32,920
25	26	38,000
25	27	20,870
27	29	41,530
27	30	60,270
27	28	39,600
29	30	45,330

Tabela A.11 - Dados dos medidores (sistema de 30 barras).

<i>Medida</i>	<i>Valor</i>	<i>Medida</i>	<i>Valor</i>
F ₁₋₂	162,1	F ₂₀₋₁₀	-9,1
F ₁₋₃	82,6	F ₂₀₋₁₉	7,3
F ₂₋₁	-159,5	F ₂₁₋₁₀	-14,8
F ₂₋₅	78,8	F ₂₁₋₂₂	-2,3
F ₃₋₁	-82,8	F ₂₂₋₁₀	-7,2
F ₃₋₄	81,5	F ₂₂₋₂₁	2,2
F ₄₋₂	-42,8	F ₂₃₋₁₅	-4,2
F ₄₋₃	-80,2	F ₂₃₋₂₄	1,0
F ₄₋₆	73,4	F ₂₄₋₂₂	-5,1
F ₅₋₂	-78,2	F ₂₄₋₂₃	-1,0
F ₅₋₇	-16,6	F ₂₄₋₂₅	-2,6
F ₆₋₄	-72,1	F ₂₅₋₂₄	2,6
F ₆₋₇	38,6	F ₂₅₋₂₆	3,4
F ₆₋₈	29,9	F ₂₅₋₂₇	-5,9
F ₆₋₉	28,4	F ₂₆₋₂₅	-3,4
F ₆₋₂₈	19,7	F ₂₇₋₂₅	5,9
F ₇₋₅	16,4	F ₂₇₋₂₈	-19,3
F ₇₋₆	-38,8	F ₂₇₋₂₉	6,3
F ₈₋₆	-29,4	F ₂₈₋₆	-19,3
F ₈₋₂₈	-0,4	F ₂₈₋₈	0,4
F ₉₋₆	-28,1	F ₂₈₋₂₇	-6,3
F ₉₋₁₀	28,2	F ₂₉₋₂₇	3,7
F ₉₋₁₁	0,0	F ₂₉₋₃₀	-6,9
F ₁₀₋₉	-27,8	F ₃₀₋₂₇	-3,7
F ₁₀₋₁₇	6,0	F ₃₀₋₂₉	-9,1
F ₁₀₋₂₀	9,3	I ₁	241,3
F ₁₀₋₂₁	15,6	I ₃	-2,4
F ₁₁₋₉	0,0	I ₅	-95,6
F ₁₂₋₁₃	0,0	I ₇	-22,1
F ₁₂₋₁₄	7,5	I ₉	0
F ₁₂₋₁₆	6,3	I ₁₃	0
F ₁₃₋₁₂	0,0	I ₁₄	-6,3
F ₁₄₋₁₂	-7,4	I ₁₆	-3,5
F ₁₄₋₁₅	1,3	I ₁₇	-9,3
F ₁₅₋₁₂	-16,2	I ₁₈	-3,1
F ₁₅₋₁₄	-1,3	I ₁₉	-9,7
F ₁₆₋₁₇	2,8	I ₂₁	-17,6
F ₁₇₋₁₀	-6,3	I ₂₃	-3,3
F ₁₈₋₁₅	-5,6	I ₂₆	-3,4
F ₁₈₋₁₉	2,4	I ₂₉	-2,4
F ₁₉₋₁₈	-2,4	I ₃₀	-10,6
F ₁₉₋₂₀	-7,2		

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)