

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

MÉTODOS PARA PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS MÚLTIPLOS EM
ESTIMADORES DE ESTADO SEQUENCIAIS-ORTOGONAIS

TESE SUBMETIDA À UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PARA OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM ENGENHARIA

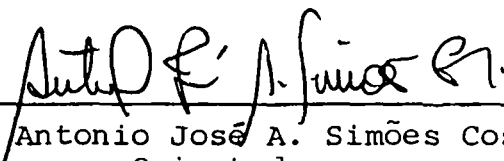
SILAS DO AMARAL

FLORIANÓPOLIS, NOVEMBRO 1987

MÉTODOS PARA PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS MÚLTIPLOS EM
ESTIMADORES DE ESTADO SEQUENCIAIS-ORTOGONAIS

Silas do Amaral

ESTA DISSERTAÇÃO FOI JULGADA PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE
EM ENGENHARIA - ESPECIALIDADE ENGENHARIA ELÉTRICA E APROVADA EM
SUA FORMA FINAL PELO CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO.

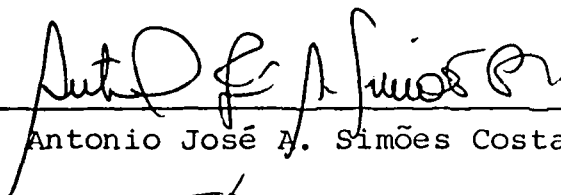


Prof. Antonio José A. Simões Costa, Ph.D.
Orientador

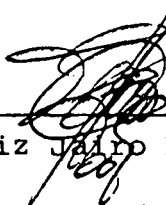


Prof. Márcio Cherem Schneider, D.Sc.
Coordenador do Curso de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica

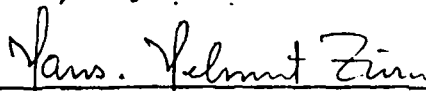
APRESENTADA PERANTE A BANCA EXAMINADORA COMPOSTA DOS PROFESSORES



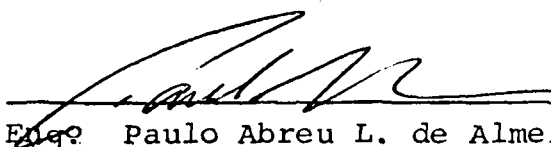
Prof. Antonio José A. Simões Costa, Ph.D.



Prof. Luiz Jairo Branco Machado, Dr. Ing.



Prof. Hans Helmut Zürn, Ph.D.



Eng. Paulo Abreu L. de Almeida, M.Sc.

"... ao Deus único e sábio
seja dada glória, por meio
de Jesus Cristo, pelos
séculos dos séculos. Amém."

{Romanos Capítulo 16- versículo 27}

A G R A D E C I M E N T O S

Agradeço, especialmente, à Keila, ao Gabriel e ao Marcus pela paciência e o suporte que me deram.

Agradeço aos meus pais e demais familiares pelo apoio prestado durante a realização deste trabalho.

Um agradecimento especial dirijo ao meu orientador, Prof. Antonio J. A. Simões Costa, pela orientação firme e fundamental para o bom andamento e conclusão desta pesquisa.

Meu muito obrigado ao Prof. Alcindo do Prado Jr. (FEJ-UDESC) pela sua ajuda e estímulo em momentos cruciais.

Agradeço, também, à Rita que datilografou com perfeição esta dissertação.

Finalmente, agradeço à UFSC, especialmente aos professores e funcionários do DEE, à UDESC, onde sou professor, e à CAPES pelos seus suportes técnico e/ou financeiro.

R E S U M O

Neste trabalho são propostos procedimentos que permitem isentar de erros grosseiros os resultados de estimação de estados via estimador seqüencial-ortogonal utilizando rotações de Givens.

São investigados casos de ocorrência de múltiplos erros grosseiros, analisando-se o desempenho de dois métodos distintos. O primeiro identifica as medidas errôneas uma por vez, não levando em conta possíveis interações entre as medidas, fato este que aumenta a probabilidade de falha na identificação. O segundo método considera a existência de interações entre as medidas e identifica as medidas errôneas em bloco.

Uma comparação entre os desempenhos dos dois métodos é realizada, simulando-se erros grosseiros para dois sistemas-teste: IEEE14 e IEEE30 barras. Junta-se a esta comparação, os comentários devidos e as conclusões decorrentes dos resultados obtidos.

A B S T R A C T

This work is concerned with methods to make the results of power system state estimation free bad data interference. Attention is focused on the row-processing state estimator based on Givens rotations.

The multiple bad data case is investigated, and the performances of two distinct methods are analyzed. The first method identifies the gross measurements one at a time and does not take into account possible interactions among them. The second technique considers the existence of interactions among bad data and identifies them collectively.

The IEEE 14-bus and 30-bus test systems are used to assess the performances of both methods. Several pertinent comments are given, along with the conclusions which arise from the results.

SUMÁRIO

CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO

1.1 - Operação de Sistemas de Potência em Tempo Real	1
1.2 - Processamento de Erros Grosseiros	7
1.3 - Revisão Bibliográfica Referente ao Processamento de Erros Grosseiros	8
1.4 - Organização do Trabalho	10

CAPÍTULO II - ERROS GROSSEIROS EM ESTIMAÇÃO DE ESTADOS EM SISTEMAS DE POTÊNCIA - PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS SIMPLES

2.1 - Introdução	12
2.2 - Sistema de Aquisição de Dados	12
2.3 - Ocorrência de Erros Grosseiros na Monitoração de Sistemas de Potência em Tempo Real	15
2.4 - Modelo de Medição	17
2.5 - Método dos Mínimos Quadrados Ponderados Para a Estimação de Estados em Sistemas de Potência	21
2.6 - Processamento de Medidas Portadoras de Erros Grosseiros - - Fundamentos	25
2.7 - Técnicas Para Detecção e Identificação de Medidas Portadoras de Erros Grosseiros	28
2.7.1 - Teste $J(\hat{x})$	29
2.7.2 - Teste r_N	30
2.7.3 - Teste r_w	33
2.7.4 - Método \hat{b}	34
2.8 - Considerações Finais	36

CAPÍTULO III - PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS EM ESTIMADORES DE ESTADO SEQUÊNCIAIS-ORTOGONAIS BASEADOS NAS ROTAÇÕES DE GIVENS

3.1 - Introdução	37
3.2 - Estimador Ortogonal Baseado nas Rotações de Givens	38
3.2.1 - Considerações Preliminares	38
3.2.2 - Método dos Mínimos Quadrados Recursivos Usando Transformações Sequenciais-Ortogonais	38
3.2.3 - Rotações de Givens	42
3.2.4 - Estimador Não-Linear via Rotações de Givens.....	45
3.3 - Processamento de Erros Grosseiros Simples	47
3.3.1 - Introdução	47
3.3.2 - Detecção de Erros Grosseiros	47
3.3.3 - Identificação de Erros Grosseiros	49
3.3.4 - Eliminação de Medida Portadora de EG	54
3.4 - Identificação de Medidas Críticas	54
3.5 - Recuperação de Medidas Errôneas.....	58
3.6 - Algoritmos Baseados em Identificação por Eliminação Para Processar Erros Grosseiros Múltiplos	60
3.7 - Conclusões	66

CAPÍTULO IV - FUNDAMENTOS ESTATÍSTICOS APLICADOS AO PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS MÚLTIPLOS

4.1 - Introdução	68
4.2 - Estimação de Erros de Medição	69
4.3 - Caracterização Estatística dos Erros de Medição	72
4.3.1 - Valor Médio Para o Vetor dos Erros de Estimação δ_{e_s}	72
4.3.2 - Covariância dos Erros de Estimação	74
4.4 - Teste de Hipóteses	78

4.4.1 - Regras de Decisão	78
4.4.2 - Relação Entre os Parâmetros α , β , e_{Si}^1 e Γ_{ii}	80
4.5 - Algoritmo Para Identificação de Erros Grosseiros Múltiplos com Probabilidade de Falso Alarme Fixada - Algoritmo α	84
4.6 - Algoritmo Para Identificação de Erros Grosseiros Múltiplos com Probabilidade de Identificação Fixada - Algoritmo β ...	87
4.7 - Considerações Finais	91

CAPÍTULO V - ALGORITMO PARA IDENTIFICAÇÃO DE ERROS GROSSEIROS
MÚLTIPLOS POR TESTES DE HIPÓTESES NUM ESTIMADOR
SEQÜENCIAL-ORTOGONAL VIA ROTAÇÕES DE GIVENS

5.1 - Introdução	93
5.2 - Algoritmo β Associado ao Estimador Seqüencial-Ortogonal via Rotações de Givens	94
5.2.1 - Apresentação do Fluxograma	94
5.2.2 - Seleção de Medidas Suspeitas	96
5.2.3 - Identificação por Testes de Hipóteses.....	97
5.2.4 - Tratamento das Medidas que se Tornam Críticas.....	101
5.2.5 - Conclusões	102
5.3 - Aspectos Adicionais da Implementação do Algoritmo β	102
5.4 - Considerações Finais	108

CAPÍTULO VI - RESULTADOS NUMÉRICOS

6.1 - Introdução	109
6.2 - Diretrizes para Avaliação dos Resultados	110
6.3 - Apresentação dos Resultados	111
6.3.1 - Considerações Preliminares	111
6.3.2 - Resultados de Simulação Para o Sistema IEEE 14 Barras	113
6.3.3 - Resultados de Simulação Para o Sistema IEEE 30 Barras	123

6.4 - Conclusões	125
CAPÍTULO VII - CONCLUSÃO	
7.1 - Conclusões	128
7.2 - Sugestões Para Futuros Trabalhos	129
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	132
APÊNDICE A - PROPRIEDADES ADICIONAIS DOS RESÍDUOS NORMALIZA- DOS E PONDERADOS.....	138
APÊNDICE B - SISTEMAS IEEE 14 E IEEE 30 BARRAS COM OS RESPEC- TIVOS PLANOS DE MEDIÇÃO	144

C A P Í T U L O I

INTRODUÇÃO

1.1 - Operação de Sistemas de Potência em Tempo Real

Nos últimos anos, os sistemas de potência (SP) tornaram-se maiores, mais complexos e mais interdependentes. Este fato provocou, a princípio, uma deterioração na operação dos mesmos devido, mormente, ao aumento das informações a serem processadas pelo operador. Por esse motivo, e também porque as decisões do operador se revestiam dia após dia de crescente relevância, houve a necessidade de se proceder a importantes mudanças nos domínios da operação do SP, a fim de atender adequadamente aos requisitos segurança, economia e eficiência [01], [02].

Atribui-se, neste texto, a seguinte conceituação a esses três requisitos:

Segurança: Um SP satisfaz o requisito segurança quando atende às três exigências abaixo [02]:

- (i) a carga é satisfeita;
- (ii) os limites de operação normal dos equipamentos do SP (linhas de transmissão, geradores, etc) não são violados;
- (iii) as restrições (i) e (ii) acima continuam sendo satisfeitas mesmo que ocorra uma contingência simples, tal como a saída de uma linha de transmissão ou de um gerador.

Economia: Um SP pode ser operado de forma segura para diferentes despachos a custos diversos. Porém, um desses despachos seguros é o mais econômico. A menos que existam outras restrições à operação, o operador deve conduzir o SP ao despacho seguro de mínimo custo [04], [05].

Eficiência: Define-se eficiência, neste texto, como a qualidade do centro de operação do SP de decidir e efetivar ações de controle rápida e corretamente.

As restrições econômicas já estão incorporadas aos procedimentos operativos há bastante tempo, o mesmo não acontecendo com as restrições de segurança, principalmente se aliadas à exigência de eficiência. Segurança em sistemas de potência é um conceito relativamente novo [03], [06] e para garanti-la torna-se imperativo a sofisticação de equipamentos e procedimentos operativos com o objetivo de dotar a operação de mais rapidez e correção e de maior capacidade de análise e decisão.

As modificações mais importantes introduzidas na operação dos sistemas de potência, a fim de atender às novas exigências, são listadas a seguir:

- (i) sistema de aquisição de dados rápido e confiável;
- (ii) arquivos de dados residentes em memórias de rápido acesso por computador;
- (iii) computadores capazes de tratar e analisar velozmente os dados obtidos;
- (iv) inclusão do controle de segurança: monitoração e análise de segurança e ações de controle remoto.

Das modificações introduzidas, a que se relaciona mais fortemente a este trabalho é a inclusão do controle de segurança (mais precisamente, a monitoração de segurança) na operação dos sistemas de potência.

Monitorar um SP consiste em obter e expor ao operador, em tempo real, as condições de operação (tensões de barra, fluxos de potência nas linhas de transmissão, injeções, "taps" de transformadores, configurações de subestações ou de parte do sistema, etc) do sistema de potência [03].

A monitoração dos SP desempenha duas tarefas importantes: obter e expor as condições operativas do SP e atualizar os seus bancos de dados, os quais servem, principalmente, aos propósitos de programação da operação [02].

Três métodos foram propostos para levar a efeito a função de monitorar o SP [06] :

- (i) monitoração das partes importantes do SP;
- (ii) execução de fluxo de potência com medidas de injeção e de tensão em tempo real;
- (iii) estimação de estados em sistemas de potência (EESP).

A grande deficiência do primeiro método é realizar uma monitoração incompleta. Além disso, é muito difícil, se não impossível, selecionar as partes importantes do SP, principalmente porque elas não são as mesmas em instantes diferentes. Outra falha deste método é a impossibilidade de se detectar erros grosseiros nas medidas, já que elas são escassas.

No segundo método, a monitoração já é completa. Valores não medidos de injeções e fluxos de potência, tensões e aberturas angulares são conhecidos após a realização do fluxo de potência. Há, porém, deficiências graves. Se uma medida for perdida, o problema do fluxo de potência não pode ser resolvido, pois o sistema de equações fica indeterminado. Considere-se ainda a ocorrência de um erro grosseiro numa medida qualquer. Este erro não será detectado, a medida errônea não será conhecida e o fluxo de potência será executado produzindo resultados contaminados pelo erro, sem que o operador tenha conhecimento desse fato.

O terceiro método, EESP, consiste na obtenção da melhor estimativa do estado do SP (tensões complexas das barras) pelo uso de um processo de minimização de uma função dos resíduos de estimação, a partir de um conjunto redundante de medidas das variáveis do sistema, dos modelos matemáticos deste sistema e da sua instrumentação. Por intermédio deste procedimento de cálculo, quantidades não medidas tornam-se conhecidas. Além disso, os erros normais de medição são filtrados, obtendo-se valores para as quantidades medidas mais coerentes entre si do que as próprias medidas efetivamente realizadas. Finalmente, existe a possibilidade de se detectar e identificar as medidas portadoras de erros grosseiros (erros de medição muito maiores do que três desvios-padrões) [01], [07].

A partir dessa exposição, conclui-se que EESP é o método que provê informações em maior quantidade e melhor qualidade para a correta monitoração do SP, pois os valores das variáveis monitoradas são depurados de erros grosseiros e a variância de cada estado estimado pode ser calculada, dando ao operador uma medida da incerteza das quantidades expostas.

Os resultados da EESP são usados para [08]:

- (i) monitoração de segurança: identificar as condições de operação do SP e verificar violações de limites de quaisquer variáveis monitoradas, alertando para correções necessárias;
- (ii) análise de segurança: identificar violações no caso de ocorrer uma contingência, prevenindo contra possíveis situações de emergência;
- (iii) suprir dados para os despachos econômico e de segurança;
- (iv) atualizar a base de dados e a previsão de carga.

Um quadro resumo do atual conjunto de funções (e suas inter-relações) para a operação em tempo real do sistema de potência é mostrado na figura 1.1. A partir dele, é fácil se concluir o quanto é importante uma precisa e rápida estimação de estados para as demais funções envolvidas na moderna operação de sistemas de potência.

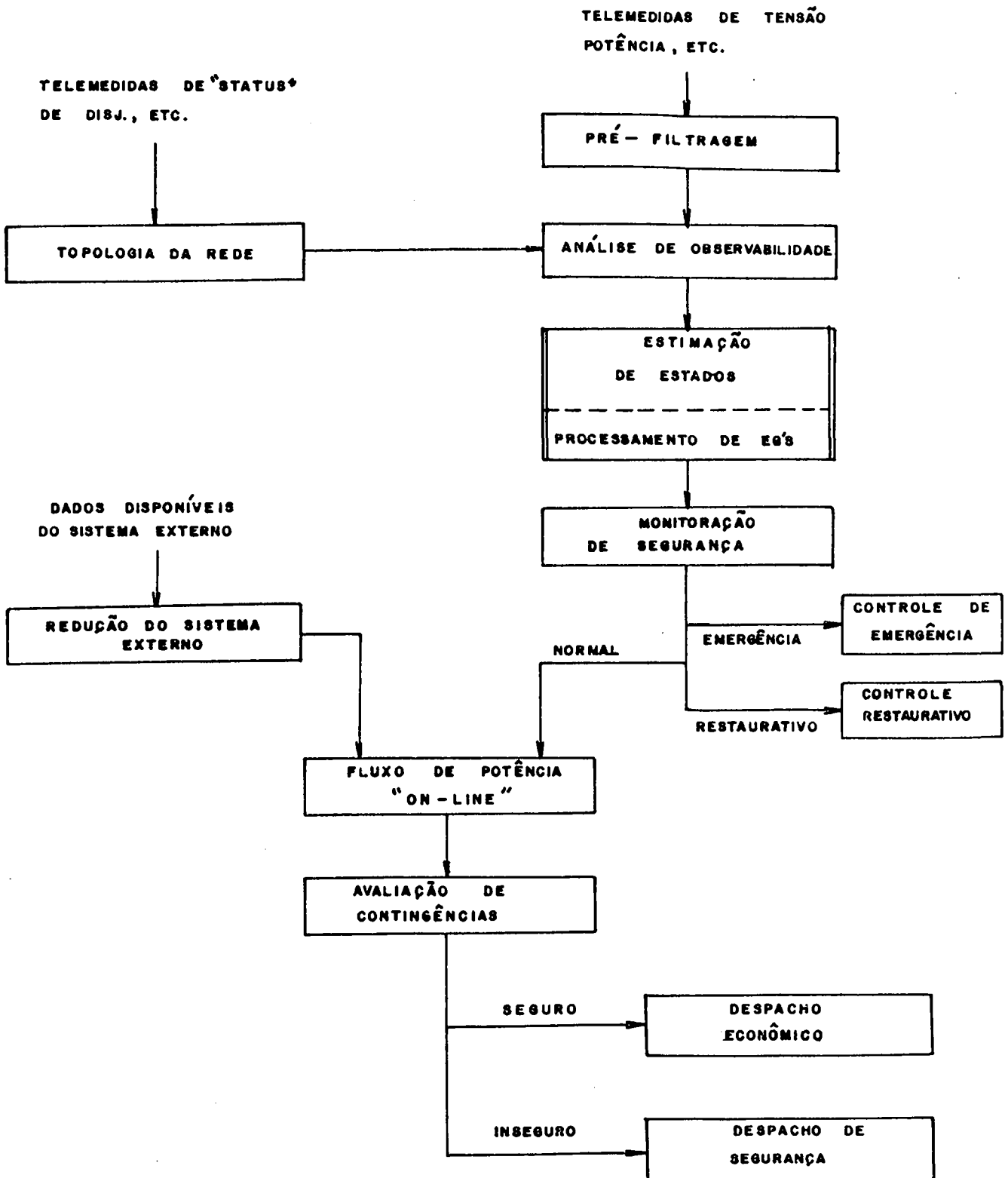


Figura 1.1 - Posição da EESP no atual contexto da operação em tempo real.

1.2 - Processamento de Erros Grosseiros

Diversos erros podem ocorrer no processo de monitoração, entre os quais os erros aleatórios normais incidentes nas medidas realizadas. O estimador de estados é um filtro para esses erros e, portanto, não há necessidade de se preocupar com eles.

Por outro lado, erros que provocam grande impacto sobre os resultados da estimação de estados, tais como erros grosseiros (EGs) nas medições, erros de topologia ou incorreção acentuada nos parâmetros da rede, precisam ser convenientemente tratados para que seus efeitos sejam removidos [09].

Uma primeira etapa no tratamento das medidas portadoras de EGs consiste no que se convencionou chamar "**pré-filtragem**". A pré-filtragem é um procedimento realizado antes da EESP, destinado a identificar e remover medidas portadoras de EGs, quando esses erros são flagrantes. Por exemplo: medidas de tensão muito altas ou muito baixas, medidas de injeção ou de fluxo de potência fora de seus limites operacionais. Alguns autores [10], [11] consideram que medidas com erros acima de 30 desvios-padrões podem ser identificadas na pré-filtragem, usando um procedimento adequado.

Neste trabalho, não são tratados os erros de parâmetros e os erros de topologia. Entretanto, atenção será dada aos EGs nas medidas de tensão, de fluxo e de injeção de potência, necessárias à EESP.

Os EGs de medição podem ocorrer em uma só medida (EG simples) ou em muitas medidas (EGs múltiplos). Para processar (detectar, identificar e remover) EGs simples, métodos rápidos e confiáveis foram desenvolvidos [09], [11], [12], [13], [14], [15]. O processamento de EGs múltiplos, entretanto, não é uma extensão trivial do procedimento utilizado em caso de ocorrência de um único erro grosseiro.

Este trabalho trata, justamente, da proposição, análise e comparação de métodos para o processamento de erros grosseiros múltiplos.

1.3 - Revisão Bibliográfica Referente ao Processamento de Erros Grosseiros

Erros grosseiros em EESP começaram a ser analisados ao tempo em que surgiram os primeiros estimadores. Já em 1970, Schweppe e outros [16] esboçaram procedimentos para a detecção e identificação de medidas portadoras de EGs. Foram sugeridas a detecção baseada na monitoração da soma ponderada dos quadrados dos resíduos (teste $J(\hat{x})$) e a identificação baseada no resíduo normalizado de maior módulo (teste r_N).

A supressão de medidas errôneas pelo uso de uma função custo não-quadrática foi proposta em 1971 por Merrill e Schweppe [09]. Neste processo, a influência das medidas cujos resíduos apresentam os maiores valores absolutos é reduzida, aumentando sensivelmente a precisão da estimativa dos estados.

Posteriormente, Dopazo e outros [12] apresentaram uma base estatística necessária ao estabelecimento de testes de hipóteses para os processos de detecção e identificação de

EGs. Os testes de detecção e identificação basearam-se, respectivamente, nas distribuições de probabilidade qui-quadrado e t-Student.

Em 1975, Handschin e outros [13] resumiram o conhecimento adquirido até então sobre processamento de EGs, propondo, também, um método para a identificação de múltiplas medidas errôneas. O método consiste em remover simultaneamente as p medidas com os maiores valores absolutos de resíduos normalizados (ou ponderados) e re-introduzi-las uma a uma até que um EG seja detectado. Este procedimento pode ser repetido para identificar todos os erros presentes.

Técnicas de processamento de EGs simples (e uma sugestão para o processamento de EGs múltiplos) para estimadores de estados seqüenciais-ortogonais foram desenvolvidos por Simões-Costa e outros [11], [15]. A teoria sobre recuperação de EGs e sua implementação computacional para um estimador seqüencial-ortogonal foram estudadas e desenvolvidas por Simões-Costa e Salgado [17].

Uma contribuição mais substancial para o processamento de EGs múltiplos foi dada em 1982 por Xiang Nian-de e outros [19]. Eles propuseram e realizaram a identificação das medidas errôneas a partir da estimação do vetor de erros de um conjunto de medidas consideradas suspeitas.

Em 1984, Mili e outros [20] formalizaram o procedimento de estimação dos erros proposto em [19], estudaram a distribuição de probabilidades dos erros estimados e usaram intensivamente testes de hipóteses na identificação das medidas errôneas. Além disso, introduziram num teste numérico para identificar as medidas críticas [23].

1.4 - Organização do Trabalho

Resume-se, nesta seção, o conteúdo de cada um dos capítulos que compõem o presente trabalho.

O capítulo II aborda os fundamentos da EESP e do processamento de erros grosseiros. Contém, além de uma exposição do método dos mínimos quadrados ponderados, considerações sobre ocorrência e tipos de erros grosseiros e, principalmente, procedimentos utilizados para o processamento de um único erro grosseiro.

O estimador seqüencial-ortogonal é tratado no capítulo III. Antes de tudo, é dada a devida atenção às rotações de Givens aplicadas ao problema da estimação de estados. De igual forma, são apresentados métodos associados ao estimador seqüencial-ortogonal via rotações de Givens para detecção, identificação e remoção (ou recuperação) de EGs simples. Por último, propõe-se um procedimento para processar casos onde EGs múltiplos estão presentes.

Os fundamentos para a concepção dos algoritmos de identificação de erros grosseiros múltiplos baseados na estimação dos erros de medição são apresentados no capítulo IV. Apresenta-se, inicialmente, o desenvolvimento matemático das relações necessárias à estimação dos erros de medição e a caracterização estatística desses erros estimados. A seguir, são descritos e comentados dois algoritmos destinados à identificação de erros grosseiros múltiplos baseados nas propriedades dos erros estimados.

O capítulo V visa abordar, em detalhes, um algoritmo (e sua implementação computacional) para identificar erros grosseiros múltiplos, em um estimador seqüencial-ortogonal. O desenvolvimento deste algoritmo é baseado nos fundamentos assentados no capítulo IV. O método proposto identifica os EGs presentes no conjunto de medidas, procurando manter constante a probabilidade de identificação.

Os resultados obtidos pela aplicação dos procedimentos propostos nos capítulos III e V são apresentados no capítulo VI.

Finalmente, no capítulo VII, listam-se as conclusões e sugestões para futuros trabalhos.

C A P Í T U L O I I

ERROS GROSSEIROS EM ESTIMAÇÃO DE ESTADOS EM SISTEMAS DE
POTÊNCIA - PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS SIMPLES2.1 - Introdução

Este capítulo visa estabelecer os conceitos básicos sobre erros grosseiros (EGs), sua ocorrência e o processamento de um único EG. Uma breve exposição a respeito do sistema de aquisição de dados é feita na Seção 2.2 e os tipos de erros são classificados na Seção 2.3. O modelo de medição e o método dos mínimos quadrados ponderados para estimação de estados são descritos nas Seções 2.4 e 2.5, respectivamente. A Seção 2.6 é dedicada ao estabelecimento dos fundamentos teóricos para o processamento de EGs e a Seção 2.7 aborda as técnicas para detecção e/ou identificação mais difundidas. Também é dada atenção a algumas propriedades dos resíduos ponderados e dos resíduos normalizados, procurando-se esclarecer as razões da preferência por algoritmos alicerçados nos resíduos normalizados. Finalmente, as considerações finais são registradas na Seção 2.8.

2.2 - Sistema de Aquisição de Dados

A aquisição de dados referentes a um sistema de potência, para os fins de monitorá-lo e controlá-lo, é realizada por um conjunto de equipamentos que serão mencionados nesta seção. Os dados coletados constituem-se de informações lógicas e analógicas [01].

As informações lógicas são utilizadas por um programa chamado configurador, o qual determina a atual configuração da rede [06].

As informações analógicas, juntamente com os resultados do configurador, são usadas para calcular a melhor estimativa do estado do sistema de potência. Esta estimativa possibilita o conhecimento de todos os fluxos de potência nas linhas de transmissão, de todas as injeções de potência nas barras, das perdas, etc. [01].

Todas as informações solicitadas pelo Centro de Operação do Sistema (COS) são coletadas através de sensores e enviadas a uma unidade terminal remota (UTR), localizada na subestação (ou na usina), a qual pode ser programada para diversos fins. Algumas dessas informações podem ser incorretas e prejudicarem o desempenho do estimador (ou do configurador). Urge, portanto, validar as informações obtidas antes de enviá-las ao COS.

A **validação** (ou **pré-filtragem**) consiste em desconsiderar informações flagrantemente errôneas, por intermédio de processos simples, tais como: verificação de limites e comparação, entre si, de informações redundantes (se for o caso) [13].

Uma medida flagrantemente errônea é aquela cujo erro associado é francamente incompatível com a precisão do sistema de aquisição de dados. Testes de pré-filtragem são capazes de detectar erros grosseiros maiores do que 30 desvios-padrões [11].

A despeito deste pré-processamento, as informações enviadas ao COS não estão obrigatoriamente isentas de erros que possam comprometer os resultados dos diversos programas que delas se utilizam. Tais erros podem acontecer em uma só medida ou em várias ao mesmo tempo. A fim de se compreender o porquê disso, uma idéia superficial da estrutura típica de um sistema de aquisição de dados é quase indispensável. Por isso, apresenta-se tal estrutura na fig. 2.1.

Um defeito num sensor, por exemplo, pode comprometer apenas uma leitura, dando surgimento a um EG simples. Por outro lado, um mau funcionamento não detectado em algum MODEM (modulador-demodulador) ou a presença de ruídos durante a transmissão de dados prejudicaria diversas medidas, caracterizando a ocorrência de EGs múltiplos.

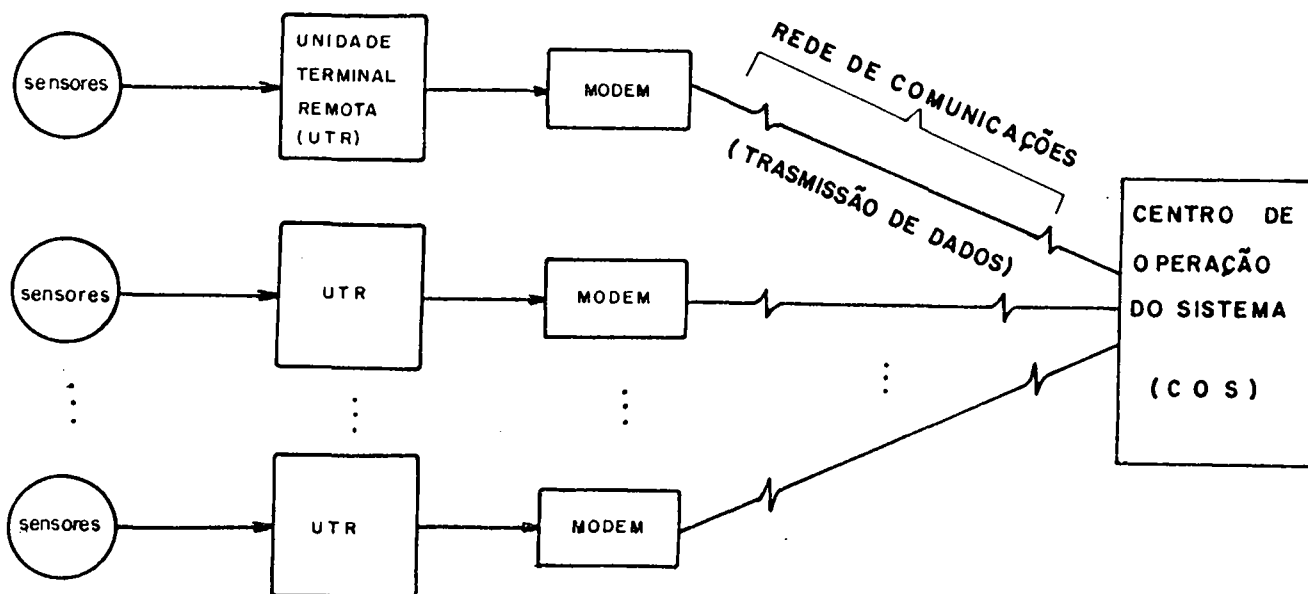


Figura 2.1 - Estrutura típica de um sistema de aquisição de dados.

2.3 - Ocorrência de Erros Grosseiros na Monitoração de Sistemas de Potência em Tempo Real

Os erros porventura existentes em qualquer parâmetro ou medida utilizados pelo sistema de monitoração implicarão numa avaliação incorreta do estado real do sistema de potência, podendo até mesmo induzir à tomada de ações de controle indevidas e desse modo prejudicar a operação do sistema.

A fim de melhor caracterizar o problema em estudo, os erros incidentes nos dados necessários à EESP, após a pré-filtragem, serão classificados em quatro tipos [13] :

- (i) ruídos normais, inerentes à medição-comunicação de dados;
- (ii) erros nos parâmetros dos componentes do SP;
- (iii) erros de configuração;
- (iv) erros grosseiros de medição.

Os ruídos normais são filtrados pelo próprio estimador. Os erros dos tipos (ii) e (iii) não serão aqui considerados, isto é, os parâmetros e a configuração da rede são supostos corretos. O presente trabalho é dirigido ao problema de ocorrência de erros grosseiros nas medidas de tensão e potência por defeito ou calibração errônea dos instrumentos de medição, defeitos nos TCs, TPs, no sistema de transmissão de dados, etc. Os ruídos normais muito raramente excedem três (3,0) desvios-padrões, ao passo que os erros grosseiros podem apresentar amplitudes de algumas dezenas de desvios-padrões.

Os erros grosseiros (EGs) de medição podem ser classificados como segue:

- (i) quanto ao número: simples e múltiplos;
- (ii) quanto à detectabilidade: detectáveis e não-detectáveis;
- (iii) quanto à identificabilidade: identificáveis e não-identificáveis.

Antes de se conceituar cada um desses tipos de erros grosseiros, são necessárias as seguintes definições preliminares:

Observabilidade - o estado de um SP é dito **observável** se o conjunto de medidas nele efetuadas viabiliza a estimação do estado. O estado é dito **não-observável** em caso contrário [24], [25].

Medida crítica - uma medida é considerada crítica se a sua remoção implica na não-observabilidade do estado do sistema [24] | 25 |

Conjunto k-crítico - um conjunto de k medidas é dito ser k -crítico se a remoção de uma das medidas desse conjunto faz com que as $k-1$ restantes tornem-se críticas [21] .

Um EG é dito ser não-detectável se ocorre em uma medida crítica e detectável em caso contrário.

Um EG é não-identificável se ocorre numa região de redundância muito baixa, mais explicitamente, um EG é não-identificável, se incide numa medida pertencente a um conjunto k -crítico de medidas e identificável em caso contrário.

Pode acontecer de EGs incidirem em medidas eletricamente próximas. Neste caso, o resíduo de estimação de qualquer uma dessas medidas pode conter informação não só do EG nela incidente como também de EGs nas demais medidas errôneas. Quando isto acontece, diz-se que os erros são **interativos**. Em caso contrário, os erros são chamados **não-interativos** [13] , [20] . Se erros grosseiros múltiplos interativos estiverem presentes no conjunto de medidas, o módulo do resíduo de uma medida válida, localizada nas proximidades dessas medidas errôneas, pode se tornar grande o suficiente, tal que ela venha a ser considerada errônea. Esta hipótese deve ser contemplada em um bom algoritmo de identificação de medidas errôneas.

A forma mais comum de ocorrência de EGs múltiplos interativos se verifica quando pelo menos um equipamento utilizado para adquirir ou transmitir mais do que um dado não desempenha a sua função corretamente. Se isto acontecer, as informações obtidas ou transmitidas por este equipamento podem ser alteradas e tornarem-se muito errôneas.

2.4 - Modelo de Medição

Considere-se um sistema de potência genérico de N barras cujos parâmetros e configuração são conhecidos. Neste sistema de potência, são efetuadas m medidas, as quais são modeladas conforme indicado na Fig. 2.2 [01] , [07].

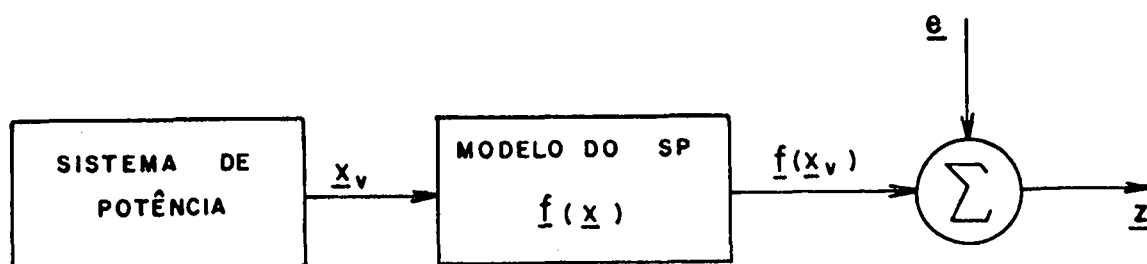


Figura 2.2 - Modelo de medição

Da fig. 2.2, obtém-se a equação não-linear que modela as m medidas mencionadas:

$$\underline{z} = \underline{f}(\underline{x}_v) + \underline{e} \quad (2.1)$$

onde

- \underline{z} : vetor de medidas ($m \times 1$)
- $\underline{f}(\cdot)$: vetor das funções não-lineares ($m \times 1$), que relacionam os estados às quantidades medidas
- \underline{x}_v : vetor de estados verdadeiros ($n \times 1$)
- \underline{e} : vetor de erros de medição ($m \times 1$)
- n : número de estados, $n = 2N-1$.

O vetor das variáveis de estado é formado por $N-1$ ângulos de tensão e N módulos de tensão de barra, considerando-se igual a zero o ângulo da tensão da barra de referência.

O vetor de medidas pode incluir todas as quantidades mensuráveis relacionadas ao vetor de estados. No entanto, é comum medir-se módulos de tensão de barra, potências ativas e reativas transmitidas e potências ativas e reativas injetadas.

O vetor \underline{e} representa os erros inerentes ao conjunto de equipamentos de aquisição de dados. Para uma medida válida, o elemento correspondente do vetor \underline{e} é um ruído normal com:

- valor esperado: $E \{e_i\} = 0$
- variância $E \{e_i^2\} = \sigma_{ii}^2$

onde $E \{.\}$ é o operador expectância e σ_{ii} é o desvio-padrão relativo ao erro na medida i . Entretanto, se se trata de uma medida errônea, o erro nela incidente pode ser modelado como uma quantidade determinística desconhecida cuja amplitude é consideravelmente superior a três desvios-padrões ($3\sigma_{ii}$).

Para um conjunto de medidas isentas de erros grosseiros não correlacionados, pode-se escrever:

$$E \{\underline{e}\} = \underline{0}$$

$$E \{\underline{e} \cdot \underline{e}^T\} = R = \text{diag} \{ \sigma_{11}^2, \sigma_{22}^2, \dots, \sigma_{mm}^2 \} \quad (2.2)$$

onde a matriz diagonal R é chamada matriz de covariância dos erros de medição.

As variâncias das medidas são, em geral, dependentes do valor medido, da precisão do equipamento de aquisição de dados e do valor do fundo de escala do instrumento de medição [08], [19].

Deve-se ainda comentar a respeito do que se convencionou chamar de pseudomedida. Uma **pseudomedida** é uma infor-

mação, não obtida por telemedição, sobre alguma grandeza de interesse para a estimação de estados, como: fluxo ou injeção de potência, tensão, etc. [01], [07]. As informações assim conseguidas podem ser indispensáveis à completa configuração ou à completa estimação de estados do sistema de potência de interesse.

É possível dividir as pseudomedidas, com respeito às suas variâncias, em dois grupos:

- (i) pseudomedidas cujas variâncias são iguais a zero;
- (ii) pseudomedidas cujas variâncias são desconhecidas.

A injeção de potência numa barra de passagem (igual a zero) é um bom exemplo para as pseudomedidas do grupo (i) [26], [27] e a injeção de potência obtida por meio de algum algoritmo de previsão de demanda é um dos exemplos para as do grupo (ii) [08].

Para fins práticos de estimação de estados, considera-se a variância de uma pseudomedida do grupo (i) significativamente menor do que a variância de uma telemedida, ou trata-se dela através de restrições de igualdade [26], [27]. Por outro lado, a variância de uma pseudomedida do grupo (ii) é arbitrada em um valor maior do que a variância de uma medida comum, devido ao maior grau de incerteza associado a uma informação desta natureza.

2.5 - Método dos Mínimos Quadrados Ponderados para a Estimação de Estados em Sistemas de Potência

O estado \underline{x}_v , que aparece na eq. (2.1), não pode ser determinado. No entanto, uma boa estimativa de \underline{x}_v que minimize uma certa função custo pode ser obtida.

A função custo geralmente utilizada é a soma dos quadrados ponderados dos resíduos de estimação. Um resíduo de estimação é a diferença entre os valores medido e estimado de uma variável. Portanto, a estimativa de \underline{x}_v , $\hat{\underline{x}}$, é obtida minimizando-se:

$$\begin{aligned} J(\hat{\underline{x}}) &= \underline{r}^T \cdot R^{-1} \cdot \underline{r} = \\ &= [\underline{z} - \underline{f}(\hat{\underline{x}})]^T \cdot R^{-1} \cdot [\underline{z} - \underline{f}(\hat{\underline{x}})] \end{aligned} \quad (2.3)$$

que é a soma dos quadrados dos resíduos, ponderada, neste caso, pela matriz diagonal R^{-1} ,

onde

$$\begin{aligned} \underline{r} &= \underline{z} - \underline{f}(\hat{\underline{x}}) && : \text{ vetor dos resíduos de estimação} \\ \hat{\underline{x}} &&& : \text{ vetor de estados estimados} \\ R &&& : \text{ matriz de covariância dos erros de medição} \end{aligned}$$

Observe-se que a ponderação para os resíduos é tanto maior quanto menor for a variância do erro de medição (quanto mais precisa for a medida). Por conseguinte, as medidas mais precisas contribuem com maior peso para a estimativa $\hat{\underline{x}}$.

O caráter não-linear do vetor de funções $\underline{f}(\cdot)$ dificulta a solução do problema de estimação de estados. Por isso,

a solução é conseguida através de um processo iterativo baseado na linearização de $\underline{f}(\cdot)$, conforme apresentado abaixo.

Sejam \underline{x}^k e \underline{x}^{k+1} os estados estimados nas iterações k e $k+1$ respectivamente. Uma expansão em série de Taylor, em torno de \underline{x}^k , truncada após a primeira derivada, fornece:

$$\underline{f}(\underline{x}^{k+1}) = \underline{f}(\underline{x}^k) + F(\underline{x}^k) \cdot \underline{\Delta x} \quad (2.4)$$

com:

$$F(\underline{x}^k) = \left. \frac{\partial \underline{f}(\underline{x})}{\partial \underline{x}} \right|_{\underline{x} = \underline{x}^k} \quad (2.5)$$

e:

$$\underline{\Delta x} = \underline{x}^{k+1} - \underline{x}^k$$

onde $F(\underline{x}^k)$ é a matriz Jacobiana ($m \times n$), calculada em $\underline{x} = \underline{x}^k$ e $\underline{\Delta x}$ é o vetor incremental de estados ($n \times 1$).

Após a linearização expressa pelas equações (2.4) e (2.5), chega-se ao modelo de medição linearizado:

$$\underline{\Delta z} = F(\underline{x}^k) \cdot \underline{\Delta x} + \underline{e} \quad (2.6)$$

$$E\{\underline{e}\} = \underline{0} \quad ; \quad E\{\underline{e} \cdot \underline{e}^T\} = R$$

e a função custo a ser minimizada a cada iteração passa a ser:

$$J(\underline{\Delta x}) = [\underline{\Delta z} - F(\underline{x}^k) \cdot \underline{\Delta x}]^T \cdot R^{-1} \cdot [\underline{\Delta z} - F(\underline{x}^k) \cdot \underline{\Delta x}] \quad (2.7)$$

onde $\underline{\Delta z} - \underline{f}(\underline{x}^k)$ é chamado vetor das medidas incrementais ($m \times 1$).

A condição necessária para mínimo é dada por [01], [13]:

$$\frac{\partial J(\underline{\Delta x})}{\partial \underline{\Delta x}} = \underline{0} \quad (2.8)$$

a qual fornece a chamada equação normal de Gauss [01], [13]:

$$F^T(\underline{x}^k).R^{-1}.F(\underline{x}^k).\underline{\Delta x} = F^T(\underline{x}^k).R^{-1}.\underline{\Delta z} \quad (2.9)$$

Resolvendo-se este sistema de equações lineares para $\underline{\Delta x}$, encontra-se a estimativa de estados \underline{x}^{k+1} para a iteração corrente, que é dada por:

$$\underline{x}^{k+1} = \underline{x}^k + \underline{\Delta x} \quad (2.10)$$

O procedimento mencionado no parágrafo anterior é repetido até que algum critério de parada seja satisfeito. Um bom critério de parada é:

$$\max [\Delta x_i] < \epsilon \quad (2.11)$$

a saber, o processo iterativo pára quando o componente do vetor $\underline{\Delta x}$ de maior valor absoluto é menor do que uma tolerância especificada ϵ .

O procedimento para a obtenção do estado estimado $\hat{\underline{x}}$ está esquematizado na figura 2.3.

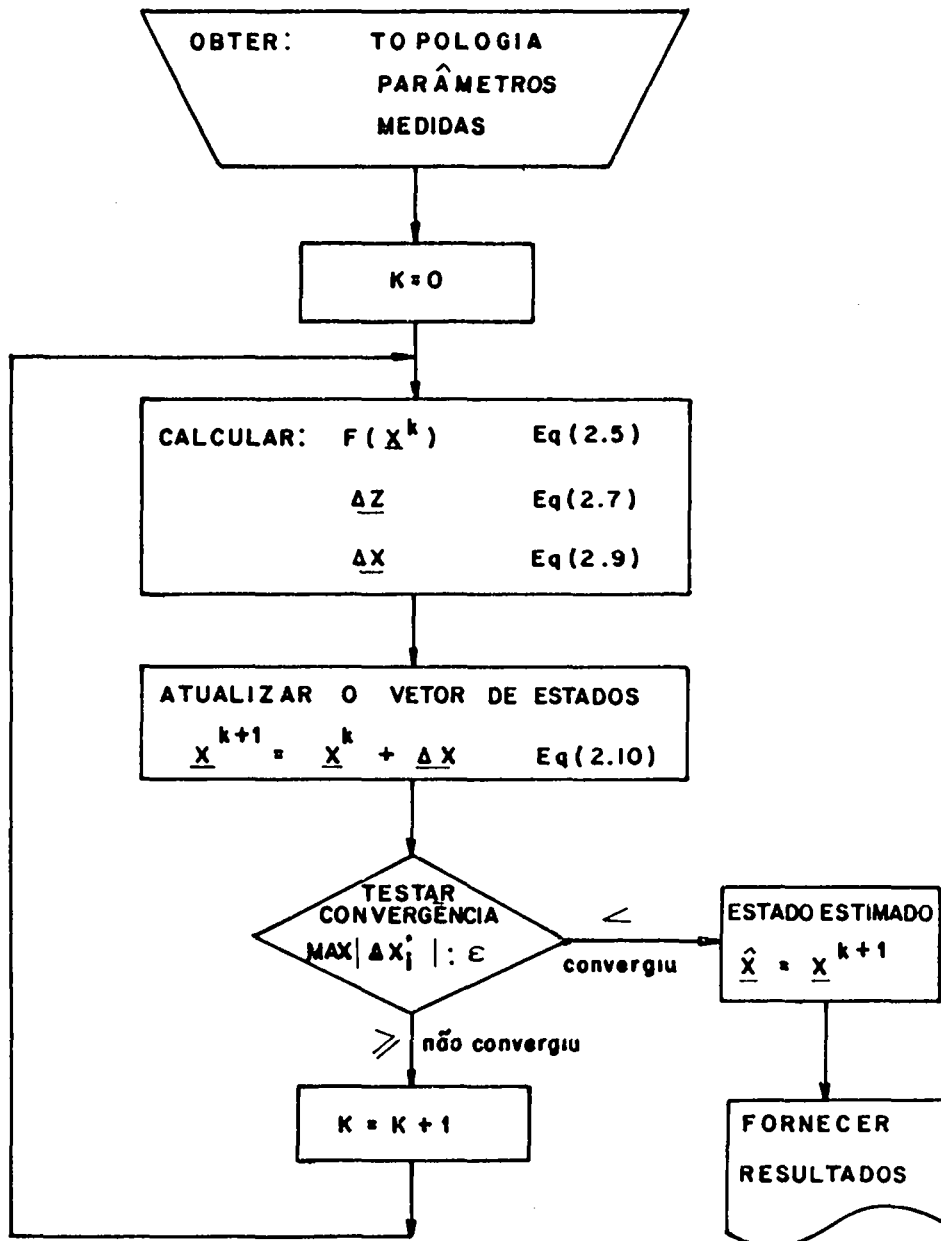


Figura 2.3 - Fluxograma simplificado do algoritmo para EESP pela equação normal baseado no método dos mínimos quadrados ponderados.

2.6 - Processamento de Medidas Portadoras de Erros Grosseiros - Fundamentos

O objetivo final do processamento de EGs é subtrair os seus efeitos da estimativa de estados. Neste texto, processar EGs envolve as três etapas seguintes:

- (i) **Detecção:** sua função é revelar a presença (ou a ausência) de medidas errôneas;
- (ii) **Identificação:** sua função é apontar todas as medidas portadoras de EGs;
- (iii) **Remoção:** consiste em eliminar as medidas errôneas ou o efeito delas do conjunto de medidas destinadas à EESP.

Evidentemente, as técnicas para detectar e identificar medidas errôneas devem estar baseadas em variáveis que contenham informações sobre os erros grosseiros existentes.

Os métodos descritos na literatura, alguns dos quais serão explanados na próxima seção, fundamentam-se em alguma função dos resíduos de estimação, que são combinações lineares dos erros de medição, conforme mostrar-se-á adiante. Por isso, algumas propriedades desses resíduos ou de funções deles serão desenvolvidas a seguir.

Considere-se, em primeiro lugar, as seguintes relações já conhecidas [01], [13]:

$$\underline{z} = \underline{f}(\underline{x}_v) + \underline{e} \quad (2.12)$$

$$\underline{r} = \underline{z} - \underline{f}(\hat{\underline{x}}) \quad (2.13)$$

$$F^T R^{-1} \underline{r} = \underline{0} \quad (2.14)$$

Considere-se, ainda, que se a diferença $\Delta \underline{x} = \underline{x}_v - \hat{\underline{x}}$ é pequena, pode-se escrever:

$$\underline{f}(\underline{x}_v) \approx \underline{f}(\hat{\underline{x}}) + F \cdot \Delta \underline{x} \quad (2.15)$$

Usando-se, agora, as equações (2.12)-(2.14) em (2.15), obtém-se:

$$F^T R^{-1} (F \Delta \underline{x} + \underline{e}) = \underline{0} \quad (2.16)$$

ou:

$$\Delta \underline{x} = - (F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1} \underline{e} \quad (2.17)$$

Conclui-se, observando-se as eqs. (2.2) e (2.17), que o valor esperado para o vetor de erros de estimação $\Delta \underline{x}$, quando EGs não estiverem presentes, é o vetor nulo, ou seja:

$$E \{ \Delta \underline{x} \} = \underline{0} \quad (2.18)$$

Comparando-se as eqs. (2.14) e (2.16) e usando-se o resultado expresso na eq. (2.17), é fácil escrever:

$$\begin{aligned} \underline{r} &= F \Delta \underline{x} + \underline{e} = -F (F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1} \underline{e} + \underline{e} \\ &= [I - F (F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1}] \underline{e} = S \cdot \underline{e} \end{aligned} \quad (2.19)$$

onde S é a matriz de sensibilidade dos resíduos de estimação (mxm), cujos elementos são admitidos como determinísticos.

Portanto, o valor esperado para os resíduos de estimação, obtido a partir das relações (2.2) e (2.19), é:

$$E \{ \underline{r} \} = \underline{0} \quad (2.20)$$

É possível se verificar que a sua matriz de covariância, W , é [01], [13]:

$$\begin{aligned} \text{cov}(\underline{r}) = W &= E \{ \underline{r} \cdot \underline{r}^T \} = \\ &= R - F(F^T R^{-1} F)^{-1} F^T = S \cdot R \end{aligned} \quad (2.21)$$

Observa-se, da eq. (2.19), que os resíduos são combinações lineares dos erros de medição. Isto significa que um resíduo contém informações sobre vários erros de medição. Conclui-se, então, que se todas as medidas forem válidas (sem erros grosseiros), os resíduos de estimação são normalmente distribuídos com média zero e covariância W , pois uma variável aleatória formada pela combinação linear de diversas variáveis aleatórias de distribuições de probabilidades quaisquer tende à distribuição normal [28]. Assim

$$\underline{r} \sim N(\underline{0}, W) \quad (2.22)$$

Então, o desvio-padrão ρ_{ii} , relativo a um componente de \underline{r} , é igual à raiz quadrada do correspondente elemento diagonal de W :

$$\rho_{ii} = \sqrt{W_{ii}} \quad (2.23)$$

Para finalizar esta seção, definem-se duas variáveis que desempenham importante papel no contexto dos métodos utilizados na detecção-identificação de medidas errôneas, a saber:

- o resíduo ponderado - r_w

$$r_{w,i} = \frac{r_i}{\sigma_{ii}} \quad (2.24)$$

- o resíduo normalizado - r_N

$$r_{N,i} = \frac{r_i}{\rho_{ii}} \quad (2.25)$$

2.7 - Técnicas Para Detecção e Identificação de Medidas Portadoras de Erros Grosseiros

Por causa da natureza aleatória dos erros de medição e, conseqüentemente, dos resíduos de estimação (ver eq. (2.19)), um teste de hipóteses é apropriado ao objetivo de decidir se existe ou não pelo menos uma medida errônea no conjunto das m medidas disponíveis para a EESP. Tal teste é baseado nas duas hipóteses seguintes:

H_0 : todas as medidas são válidas.

H_1 : pelo menos uma medida é portadora de EG.

É inerente a este tipo de decisão um certo grau de incerteza. Por isso, definem-se a seguir, dois tipos de erros de julgamento que podem acontecer e as suas probabilidades de ocorrência [01], [13]:

Erro tipo I : Rejeitar H_0 quando ela é verdadeira.

Erro tipo II: Aceitar H_0 quando ela é falsa.

Probabilidade de falso alarme α : É a probabilidade de acontecer um erro do tipo I.

Probabilidade de falha β : É a probabilidade de ocorrer um erro do tipo II.

Potência do teste: É a probabilidade de aceitar H_1 quando ela é verdadeira.

2.7.1 - Teste $J(\hat{\underline{x}})$

O teste baseado na soma ponderada dos quadrados dos resíduos ($J(\hat{\underline{x}})$) é, certamente, o mais difundido para detectar a presença de EGs.

$J(\hat{\underline{x}})$ é uma variável aleatória, pois é função de variáveis aleatórias (ver eqs. (2.19), (2.2) e (2.3)). A sua caracterização estatística, por ser imprescindível ao bom entendimento do teste, será explanada a seguir.

$J(\hat{\underline{x}})$ segue uma distribuição de probabilidades qui-quadrado - χ^2 - com [11]:

$$\text{média } E \{J(\hat{\underline{x}})\} = m-n$$

(2.26)

$$\text{variância } \text{var} \{J(\hat{\underline{x}})\} = 2(m-n)$$

A comparação de $J(\hat{\underline{x}})$ com um limiar λ , previamente especificado, pode indicar a presença de EGs com probabilidade de falso alarme α [12]:

se $J(\hat{\underline{x}}) \leq \lambda$, aceita-se H_0 e

se $J(\hat{\underline{x}}) > \lambda$, aceita-se H_1 ,

onde λ é o valor da distribuição χ^2 com $m-n$ graus de liberdade e probabilidade de falso alarme α . Se $m-n > 30$, a distribuição χ^2 se aproxima da distribuição normal e λ pode ser expresso por:

$$\lambda = (m-n) + N_{(1-\alpha)} \cdot \sqrt{2(m-n)} \quad (2.27)$$

onde $N_{(1-\alpha)}$ é o valor abaixo do qual uma variável aleatória, normalmente distribuída com média e variância expressas em (2.26), ocorre com $100(1-\alpha)\%$ de probabilidade.

As principais características do teste $J(\hat{\underline{x}})$ são a sua simplicidade e o seu baixo custo computacional. Características adicionais são apresentadas e discutidas por Monticelli e Garcia em artigo recente [14].

2.7.2 - Teste r_N

Os resíduos normalizados podem ser usados tanto na etapa de **detecção** como na de **identificação** de EGs.

O uso dos resíduos normalizados na etapa de **detecção** de EGs consiste dos seguintes passos (após a realização da estimação de estados):

- (i) cálculo dos resíduos e das suas variâncias;
- (ii) cálculo dos resíduos normalizados;
- (iii) teste de detecção: se pelo menos uma medida apresenta resíduo normalizado com módulo maior do que um limiar especificado (em [29] é discutido o valor deste limiar), diz-se que EGs estão presentes entre as medidas; em caso contrário, não existem erros grosseiros. Esta decisão é feita, evidentemente, com uma certa probabilidade de se errar, porque r_N é uma variável aleatória.

Uma característica deste procedimento, que o torna não atrativo quando comparado ao teste $J(\hat{\underline{x}})$, é a necessidade de maior dispêndio em tempo de computador devido ao cálculo das variâncias dos resíduos.

Além disso, supondo-se um limiar $\lambda = 3,0$, erros grosseiros de até $\pm 10\sigma$, incidentes em medidas de baixa redundância, podem produzir $|r_N| < \lambda$, caracterizando falha na detecção (ver eq. (2,31)). Em condições semelhantes, o teste $J(\hat{\underline{x}})$ também falharia.

Sejam \hat{e}_i o valor do erro estimado para a medida i e $\hat{e}_{N,i}$ o correspondente erro normalizado. Já foi demonstrado que a estimação de EG simples ou EGs não-iterativos pode ser efetuada pela expressão abaixo [14], [17]:

$$\hat{e}_i = \frac{\sigma_{ii}^2}{\rho_{ii}^2} \cdot r_i = \frac{\sigma_{ii}^2}{\rho_{ii}} \cdot r_{N,i} \quad (2.28)$$

$$\hat{e}_{N,i} = \frac{\hat{e}_i}{\sigma_{ii}} = \frac{\sigma_{ii}}{\rho_{ii}} r_{N,i} \quad (2.29)$$

Ainda, o i -ésimo elemento diagonal da matriz de sensibilidade, s_{ii} , pode ser expresso em função de ρ_{ii} e σ_{ii} :

$$\frac{\rho_{ii}}{\sigma_{ii}} = \sqrt{s_{ii}} \quad (2.30)$$

Substituindo-se a eq. (2.30) na eq. (2.29), obtém-se:

$$\hat{e}_{N,i} = \frac{r_{N,i}}{\sqrt{s_{ii}}} \quad (2.31)$$

ou:

$$r_{N,i} = \sqrt{s_{ii}} \cdot \hat{e}_{N,i}$$

Por intermédio da eq. (2.31), pode-se, então concluir que o sucesso da detecção de EGs pelos resíduos normalizados depende da redundância da medida errônea e do valor do erro grosseiro nela incidente.

O uso dos resíduos normalizados na etapa de **identificação** de EGs está fundamentado numa propriedade, que estabelece:

"Se todos os elementos do vetor de erros, exceto o i -ésimo, forem nulos e se a i -ésima medida não for crítica nem pertencer a um conjunto k -crítico de medidas, então o resíduo normalizado de maior módulo corresponderá à i -ésima medida" [14], [22]. A veracidade desta afirmativa está demonstrada no Apêndice A.

Deve-se considerar, entretanto que, na prática, os erros das medidas não portadoras de EGs não são iguais a zero; ao contrário, assumem valores entre -3σ e $+3\sigma$, com pequena

probabilidade de não ocorrerem nesta faixa [14]. No entanto, apesar de os resíduos serem uma combinação linear dos erros de medição, é normalmente considerado que a medida errônea corresponde ao resíduo normalizado de maior módulo [14], [20].

Alicerçado nesta conclusão, o teste r_N para identificação é composto das seguintes etapas (após o teste de detecção ter acusado a presença de EGs):

- (i) calcular os resíduos, as suas variâncias;
- (ii) calcular os módulos dos resíduos normalizados;
- (iii) considerar errônea a medida cujo $|r_N|$ seja o maior, e removê-la do conjunto de medidas.

2.7.3 - Teste r_w

Os procedimentos baseados nos resíduos ponderados e nos resíduos normalizados são muito semelhantes. As diferenças principais são:

- (i) a troca da variável de interesse, de r_N para r_w ;
- (ii) a não-identificação das medidas críticas, as quais são diretamente obtidas quando o teste r_N é utilizado. Além disso, com relação à capacidade de identificar corretamente a medida errônea, ocorre perda de qualidade do teste r_w com respeito ao teste r_N . Isto está comprovado no Apêndice A, on-

de se conclui que, se apenas a medida i é errônea,

$$|r_{N,i}| > |r_{w,i}|$$

e:

$$|r_{w,j}| \text{ pode ser maior que } |r_{w,i}| ,$$

dependendo das redundâncias locais das medidas i e j . Se $|r_{w,j}| > |r_{w,i}|$ para um erro na medida i , haverá identificação incorreta da medida j , o que muito provavelmente não ocorreria com o teste r_N (Apêndice A).

Portanto, preferiu-se, neste trabalho, usar o teste baseado nos resíduos normalizados para fins de identificação das medidas portadoras de erro grosseiro.

No caso dos EGs múltiplos, os maiores $|r_N|$ podem não corresponder às medidas errôneas. Apesar disso, é lícito se supor que as medidas cujos $|r_N|$ são os maiores, são as mais suspeitas de portarem erros grosseiros, fato que será explorado nos capítulos posteriores.

2.7.4 - Método \hat{b} [14]

O método \hat{b} é um procedimento para processar erros grosseiros simples ou EGs múltiplos não-iterativos, um após o outro, até que o teste de detecção não mais acuse a presença de medidas errôneas. O algoritmo correspondente ao método \hat{b} consiste dos seguintes passos:

- (i) determinar \hat{x} e $|r_{N,i}|$ para $i=1, \dots, m$

- (ii) identificar a medida k com o maior $|r_N|$ e estimar o erro \hat{b} para esta medida segundo a expressão:

$$\hat{b}_k = \frac{\sigma_{kk}}{\rho_{kk}} \cdot |r_{N,k}| \quad (2.32)$$

- (iii) verificar se a medida identificada no passo (ii) é ou não errônea:

se $b > c$, a medida k é considerada errônea; ir para o passo (iv);

se $b \leq c$, a medida k é considerada válida; a estimação de estados está completada.

- (iv) eliminar a medida k e ir para o passo (i).

A constante c , mencionada acima, é o erro limite (em número de desvios-padrão) para que uma medida seja considerada válida. Em [14] é sugerido para c o valor 4.

Se o estimador é solicitado e EGs não estão presentes, o teste \hat{b} serve apenas como método de detecção. Verifica-se, pois, que para fins de detecção, é um procedimento tão oneroso computacionalmente como aquele baseado nos resíduos normalizados.

O teste \hat{b} pode ser considerado como uma evolução frente aos testes $J(\hat{x})$ e r_N , pois se fundamenta numa estimativa do erro da medida para declarar ou não, a sua validade, ao invés

de se basear em funções dos erros, como ocorre com os testes $J(\hat{\underline{x}})$, r_w e r_N .

2.8 - Considerações Finais

Abordaram-se, neste capítulo, tópicos pertinentes à estimação de estados, os quais consistem de procedimentos e conceitos relevantes, úteis no desenvolvimento dos próximos capítulos.

Expôs-se um algoritmo simplificado para EESP baseado na equação normal, por ser clássico e o mais utilizado atualmente. Entretanto, este algoritmo apresenta, eventualmente, problemas de mau-condicionamento numérico da matriz $\begin{bmatrix} F^T & R^{-1} & F \end{bmatrix}$. Este é um dos motivos porque procurou-se desenvolver nos capítulos III e V processos para detectar-identificar-remover EGs múltiplos em um estimador baseado em transformações ortogonais, numericamente mais robusto do que aquele baseado na equação normal. Apesar da mudança de estimador, os testes para detecção/identificação aqui apresentados são intensivamente utilizados nos algoritmos propostos nos capítulos III e V.

C A P Í T U L O I I I

PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS EM ESTIMADORES DE ESTADO SE-
QUENCIAIS-ORTOGONAIS BASEADOS NAS ROTAÇÕES DE GIVENS3.1 - Introdução

Os métodos para detecção e identificação de EGs em estimadores de estado seqüenciais-ortogonais têm basicamente a mesma concepção teórica daqueles utilizados nos estimadores baseados na equação normal. Entretanto, a maneira diferente com que as medidas são processadas propicia algumas facilidades que devem ser aproveitadas para tornar mais eficiente a detecção, identificação e remoção de EGs.

Neste capítulo, atenção será dada às rotações de Givens aplicadas à EESP (Seção 3.2) e, principalmente, ao processamento de EGs em um estimador de estado que se utiliza destas rotações. Os procedimentos de detecção, identificação e eliminação de um erro grosseiro são expostos na Seção 3.3. Propõe-se na Seção 3.4 um critério para a identificação de medidas críticas e a Seção 3.5 trata da recuperação de medidas errôneas. Na Seção 3.6 são propostos e analisados algoritmos para a identificação de erros grosseiros múltiplos. Estes algoritmos consistem de sucessivos ciclos de detecção-identificação-remoção de medidas errôneas até que o teste de detecção seja negativo. Duas versões são apresentadas. Uma delas atualiza, a cada ciclo, as variâncias dos resíduos de estimação; a outra, as mantém constantes. Finalmente, algumas conclusões são destacadas na Seção 3.7.

3.2 - Estimador Ortogonal Baseado nas Rotações de Givens

3.2.1 - Introdução

Os problemas numéricos surgidos em estimadores baseados na equação normal levaram alguns pesquisadores a buscar novos métodos para a EESP, cujos desempenhos fossem mais favoráveis no que se refere ao bom condicionamento numérico e ao tempo de computação.

A conhecida robustez numérica dos métodos ortogonais estimulou Simões Costa e Quintana a investigarem o comportamento de estimadores fundamentados nas reflexões de Householder [30], [31] e nas rotações de Givens com e sem raízes quadradas [30], [32]. Além da inerente robustez numérica, o algoritmo que usa rotações de Givens sem raízes quadradas apresenta outra importante vantagem com relação a outros algoritmos apoiados em transformações ortogonais: a redução do tempo de computação para o cálculo da estimativa de estados. Por isso, esta seção é dedicada à explanação dos fundamentos dos estimadores seqüenciais-ortogonais que se utilizam das rotações de Givens.

3.2.2 - Método dos Mínimos Quadrados Recursivos Usando Transformações Seqüenciais-Ortogonais [32]

Considere-se o modelo de medição linear:

$$\underline{y} = G \underline{x} + \underline{v} \quad (3.1)$$

$$E \{ \underline{v} \} = \underline{0} \quad (3.2)$$

onde \underline{y} é o vetor de medidas $n \times 1$, \underline{x} é o vetor de estados a serem estimados $n \times 1$, \underline{v} é o vetor de erros de medição $n \times 1$, G é a matriz de observação $n \times n$.

Considere-se que a função custo a ser minimizada para se obter a estimativa de estado \underline{x} é:

$$J(\underline{x}) = [\underline{y} - G\underline{x}]^T \cdot [\underline{y} - G\underline{x}]$$

$$\triangleq \|\underline{y} - G\underline{x}\|^2 \quad (3.3)$$

onde $\|\cdot\|^2$ é a norma euclidiana.

Suponha-se, agora, que uma nova medida \tilde{y} deva ser processada. Esta medida está relacionada ao vetor de estados pelo vetor \underline{g}^T :

$$\tilde{y} = \underline{g}^T \underline{x} + \tilde{v} \quad (3.4)$$

onde \tilde{v} representa o erro de medição relativo a \tilde{y} .

A inclusão de \tilde{y} altera a soma dos quadrados dos resíduos para:

$$\tilde{J}(\underline{x}) = J(\underline{x}) + (\tilde{y} - \underline{g}^T \underline{x})^2$$

$$= [\underline{y} - G\underline{x}]^T \cdot [\underline{y} - G\underline{x}] + (\tilde{y} - \underline{g}^T \underline{x})^2 \quad (3.5)$$

Rearranjando a eq. (3.5), obtém-se:

$$\tilde{J}(\underline{x}) = \left[\begin{pmatrix} \underline{y} \\ \underline{\tilde{y}} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \underline{G} \\ \underline{g}^T \end{pmatrix} \underline{x} \right]^T \left[\begin{pmatrix} \underline{y} \\ \underline{\tilde{y}} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \underline{G} \\ \underline{g}^T \end{pmatrix} \underline{x} \right]$$

$$\underline{\Delta} \left\| \begin{pmatrix} \underline{y} \\ \underline{\tilde{y}} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} \underline{G} \\ \underline{g}^T \end{pmatrix} \underline{x} \right\|^2 \quad (3.6)$$

Sabe-se que, sob transformações ortogonais, a norma euclidiana é invariante [31], [32]. Usando este fato, é possível se obter a solução dos mínimos quadrados para o sistema aumentado, aplicando-se uma transformação ortogonal T , tal que:

$$T \begin{bmatrix} \underline{G} \\ \underline{g}^T \end{bmatrix} \underline{\Delta} \begin{bmatrix} \underline{U} \\ \underline{0} \end{bmatrix} \quad (3.7)$$

$$T \begin{bmatrix} \underline{y} \\ \underline{\tilde{y}} \end{bmatrix} \underline{\Delta} \begin{bmatrix} \underline{w} \\ \underline{\tilde{e}} \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

onde U é uma matriz triangular superior ($n \times n$), \underline{o} é o vetor linha nulo ($1 \times n$), \underline{w} é um vetor ($n \times 1$) e \tilde{e} é um escalar.

Após serem aplicadas as transformações definidas nas eqs. (3.7) e (3.8), a função custo torna-se:

$$\tilde{J}(\underline{x}) = |\underline{w} - U\underline{x}|^T |\underline{w} - U\underline{x}| + \tilde{e}^2 \quad (3.9)$$

Portanto, o vetor \underline{x} que minimiza $J(\underline{x})$ é a solução de:

$$\underline{w} - U\underline{x} = \underline{0} \quad (3.10)$$

O vetor de estados \underline{x} pode ser assim facilmente estimado após o processamento de \tilde{y} , resolvendo-se por substituição regressiva a eq. (3.10).

A partir das eqs. (3.9) e (3.10), conclui-se que a soma dos quadrados dos resíduos (SQR) é igual a \tilde{e}^2 . Se mais medidas forem incluídas, um novo \tilde{e}^2 acumulará a soma dos quadrados dos resíduos considerando todas as medidas já processadas. Este é um resultado importante, pois permite monitorar facilmente a SQR a fim de detectar erros grosseiros. Finalmente, observe-se que a matriz U (ver eq. (3.7)) incorpora as informações contidas na matriz G e no vetor \underline{g}^T . Isso significa que ao ser acrescentada uma medida, a matriz U é alterada. Fato semelhante ocorre com o vetor \underline{w} (ver eq. (3.8)). Estas alterações em U e \underline{w} implicam em mudanças no sistema de equações expresso pela eq. (3.10), obtendo-se, após a sua solução, a estimação de estados que melhor se ajusta ao novo conjunto de medidas. No entanto, a conveniente estrutura triangular superior da matriz U é mantida.

3.2.3 - Rotações de Givens

Resta, agora, definir precisamente as transformações ortogonais T referidas nas eqs. (3.7) e (3.8). No presente caso, há particular interesse em definir T como uma seqüência de rotações de Givens. Duas versões serão apresentadas: a original, que utiliza raízes quadradas, e uma variante, que evita o cálculo de raízes quadradas, muito mais rápida do que a primeira.

Sejam \underline{u} e \underline{g} dois vetores linha:

$$\begin{aligned}\underline{u} &= [0 \dots 0u_i \dots u_k \dots u_{n+1}] \\ \underline{g} &= [0 \dots 0g_i \dots g_k \dots g_{n+1}]\end{aligned}\tag{3.11}$$

onde \underline{u} pode ser visto como a i -ésima linha da matriz U , aumentada pelo correspondente elemento do vetor \underline{w} da eq. (3.8), enquanto o vetor \underline{g} seria uma nova linha da matriz de observação G , aumentada pela correspondente medida \tilde{y} a ser processada.

Uma rotação de Givens é definida como uma transformação linear que opera sobre \underline{u} e \underline{g} de forma a anular o i -ésimo elemento de \underline{g} . Os vetores \underline{u} e \underline{g} modificados são apresentados abaixo:

$$\begin{aligned}\underline{u}' &= [0 \dots 0u'_i \dots u'_k \dots u'_{n+1}] \\ \underline{g}' &= [0 \dots 00 \dots g'_k \dots g'_{n+1}]\end{aligned}\tag{3.12}$$

A transformação aplicada sobre \underline{u} e \underline{g} para obter-se \underline{u}' e \underline{g}' está definida a seguir [32], [33]:

$$\begin{bmatrix} \underline{u}' \\ \underline{g}' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c & s \\ -s & c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \underline{u} \\ \underline{g} \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

com:

$$c^2 + s^2 = 1 \quad (3.14)$$

A partir da condição $g'_i = 0$ e usando a eq. (3.14), obtém-se os escalares c e s :

$$\begin{aligned} c &= u_i / \sqrt{u_i^2 + g_i^2} \\ s &= g_i / \sqrt{u_i^2 + g_i^2} \end{aligned} \quad (3.15)$$

O processamento de uma linha \underline{g} da matriz G aumentada é considerado completo quando são realizadas suficientes rotações entre \underline{g} (ou \underline{g}') e as linhas \underline{u} da matriz U aumentada tal que, no final, todos os elementos do vetor \underline{g}' sejam anulados.

O cálculo sucessivo das raízes quadradas das eqs. (3.15) torna computacionalmente oneroso o algoritmo baseado nas rotações originais de Givens. Entretanto, um artifício pode ser usado para evitar o cálculo destas raízes quadradas, diminuindo

drasticamente o tempo de computação. Tal artifício, proposto por Gentleman [33] e Hammarling [34], consiste em decompor a matriz triangular superior U no produto de uma matriz diagonal $D^{1/2}$ por uma matriz triangular superior com diagonal unitária \bar{U} , isto é:

$$U = D^{1/2} \cdot \bar{U} \quad (3.16)$$

Na prática, somente os elementos de D precisam ser calculados; as suas raízes quadradas não são necessárias.

Como resultado da decomposição expressa na eq. (3.16), o vetor linha \underline{u} assume a seguinte forma:

$$\underline{u} = [0 \dots 0 \sqrt{d} \dots \sqrt{d} \cdot \bar{u}_k \dots \sqrt{d} \cdot \bar{u}_{n+1}] \quad (3.17)$$

Além disso, passa-se a admitir diferentes pesos (p) para as informações a serem processadas, os quais podem, por exemplo, ser considerados como funções da precisão destas informações. Por isso, o vetor linha \underline{g} é alterado para:

$$\underline{g} = [0 \dots 0 \sqrt{p} g_i \dots \sqrt{p} g_k \dots \sqrt{p} g_{n+1}] \quad (3.18)$$

Após ser realizada a rotação entre as linhas \underline{u} e \underline{g} a fim de anular o i -ésimo elemento de \underline{g} , as linhas transformadas são:

$$\begin{aligned} \underline{u}' &= [0 \dots 0 \sqrt{d'} \dots \sqrt{d'} \bar{u}_k \dots \sqrt{d'} \bar{u}_{n+1}] \\ \underline{g}' &= [0 \dots 0 0 \dots \sqrt{p'} g_k' \dots \sqrt{p'} g_{n+1}'] \end{aligned} \quad (3.19)$$

Finalmente, as novas equações que definem a transformação ortogonal anterior podem ser obtidas usando as relações originais das rotações de Givens (eqs. (3.13) e (3.15)) em \underline{u} (eq. (3.17)) e \underline{g} (eq. (3.18)) e comparando os resultados com \underline{u}' e \underline{g}' (eq. (3.19)). As relações que realizam a nova versão das rotações de Givens são [30], [32]:

$$d' = d + pg_i^2$$

$$p' = pd/d'$$

$$\bar{c} = d/d'$$

$$\bar{s} = p \cdot g_i / d' \quad (3.20)$$

$$\left. \begin{aligned} g'_k &= g_k - g_i \cdot \bar{u}_k \\ \bar{u}'_k &= \bar{c} \bar{u}_k + \bar{s} \cdot g_k \end{aligned} \right\} \text{para } k = i+1, \dots, n+1$$

3.2.4 - Estimador Não-Linear via Rotações de Givens

Mostrou-se na Subseção 3.2.2 como usar transformações ortogonais no caso de um estimador linear. Em seguida (Subseção 3.2.3), especificaram-se as transformações ortogonais como sendo rotações de Givens. Pretende-se, agora, aplicar os procedimentos descritos nestas duas subseções para estimar os estados do sistema de potência, através de um processo iterativo e usando-se o conjunto de equações linearizadas apresentado no capítulo II (ver eqs. (2.6) e (2.7)). Estas equações foram obti-

das por meio de uma aproximação em série de Taylor de 1a. ordem da eq. (2.1).

Comparando-se as equações linearizadas (eqs. (2.6) e (2.7)) com as equações do estimador linear (eqs. (3.1) - (3.3)), observa-se existir uma única diferença: as ponderações dos resíduos na eq. (2.7) são distintas, ao contrário da eq. (3.3) que pondera igualmente os resíduos de estimação.

A ocorrência dos pesos diferentes pode ser contornada efetuando-se uma mudança de variáveis [31], reduzindo a função-objetivo da eq. (2.7) àquela dada pela eq.(3.3). Entretanto, isto não é necessário, pois a segunda versão das rotações de Givens (ver eq. (3.20)) permite o tratamento de cada uma das linhas de F com ponderações (p) distintas, sem que isso onere o cálculo.

Finalmente, após serem processadas todas as linhas da matriz F , obtém-se a matriz U aumentada, a qual incorpora as informações das m medidas realizadas. Note-se que a matriz U aumentada é equivalente a um sistema de equações do tipo da eq. (3.10), cuja incógnita é o vetor de correções dos estados Δx . Este vetor pode facilmente ser obtido por substituição regressiva. Os estados são atualizados em seguida.

3.3 - Processamento de Erros Grosseiros Simples

3.3.1 - Introdução

O processamento de medidas portadoras de EGs consiste, fundamentalmente, de três etapas usualmente distintas: detecção, identificação e eliminação das medidas errôneas. No caso específico do tratamento de medidas portadoras de EGs em um estimador seqüencial-ortogonal baseado nas rotações de Givens, estas três etapas assumem características peculiares, derivadas das propriedades inerentes a este estimador. São estas peculiaridades que se pretende explorar nas próximas subseções.

3.3.2 - Detecção de Erros Grosseiros

Após a realização do conjunto de rotações sobre cada linha da matriz Jacobiana, tal como exposto na Seção 3.2, a soma ponderada dos quadrados dos resíduos (SPQR) está disponível como um subproduto desta operação [32]. Por este motivo, é natural pensar-se na aplicação do teste- $J(\hat{\underline{x}})$ para o fim de detectar a presença de erros grosseiros entre as medidas já processadas.

Contudo, notou-se que nem toda medida processada provoca um aumento na SPQR [11], [30]. Melhor dizendo: um conjunto de medidas, chamadas **medidas básicas**, cujo número é igual ao de estados, não contribui para a SPQR. As medidas básicas não são, necessariamente, as n primeiras. A medida básica tem este nome porque, até o momento em que é considerada, nenhuma outra medida redundante com ela já foi processada; por este motivo, o seu resíduo, obtido logo após o processamento, é nulo e, portanto, não concorre para o aumento da SPQR.

Além disso, por não ser redundante com qualquer das medidas já incluídas, a medida básica não contribui para o aumento do número de graus de liberdade. Disto se deduz que o número de graus de liberdade (Gl), imediatamente após a linha atual da matriz Jacobiana ter sido processada, é igual ao número de medidas não-básicas consideradas até este momento.

Considerando-se esta sucinta exposição, o teste $J(\underline{\hat{x}})$ poderia ser estabelecido como segue:

Seja λ o valor do percentil da distribuição qui-quadrado com Gl graus de liberdade e probabilidade de falso alarme α , então:

Se $J(\underline{\hat{x}}) > \lambda$, considera-se que pelo menos uma medida errônea esteja presente entre as já processadas.

Se $J(\underline{\hat{x}}) \leq \lambda$ considera-se que nenhum EG esteja presente até o momento.

O teste $J(\underline{\hat{x}})$, conforme exposto, apresenta grandes vantagens, a saber [15]:

- simplicidade;
- baixo custo computacional;
- obtenção de um conjunto menor de medidas a serem tratadas no procedimento de identificação. Este conjunto é composto somente por aquelas medidas já processadas quando o teste $J(\underline{\hat{x}})$ acusou a presença entre elas de, pelo menos, uma errônea.

Contudo, pode-se citar uma desvantagem: a insensibilidade do teste $J(\hat{\underline{x}})$ a erros grosseiros entre 10σ e 20σ em sistemas de médio e grande porte (sistemas com número de barras superior a 30). Em outras palavras, a probabilidade de detecção nesses casos é muito baixa [14]. Além disso, quando um EG desta grandeza incide em medida cuja redundância não é adequada, o índice $J(\hat{\underline{x}})$ é pouco afetado e, conseqüentemente, a probabilidade de não-deteção cresce [14].

A fim de que essas deficiências sejam minoradas, foi sugerido na literatura [14] o uso do teste \hat{b} , descrito na Subseção 2.7.4, cujo desempenho nas condições citadas é superior ao teste $J(\hat{\underline{x}})$.

3.3.3 - Identificação de Erros Grosseiros

Após ser constatada a existência de EG, urge identificar a medida espúria. À primeira vista, poder-se-ia pensar que a medida errônea é justamente aquela em cujo processamento o teste de detecção foi positivo. Isto, realmente, pode ocorrer, mas não é regra, o que pode ser esclarecido, analisando-se as seguintes situações:

- a medida errônea é básica;
- a medida errônea não é básica.

Quando acontece de a medida errônea ser básica, o erro existente não será detectado após o seu processamento, pois o seu resíduo é zero e ela não contribui para a soma ponderada dos quadrados dos resíduos. O erro só será detectado quando for

provida redundância suficiente. Neste caso, o teste $J(\underline{\hat{x}})$ detecta EG quando uma medida redundante com a errônea é processada.

Na segunda situação, a medida errônea não é básica e, portanto, ao ser processada, sendo a redundância suficiente, o teste $J(\underline{\hat{x}})$ acusará a presença de erros grosseiros. Acrescente-se, contudo, que é possível, mesmo após o processamento da medida espúria, que o teste de detecção seja negativo. Neste caso, uma outra medida redundante com a errônea provoca a ultrapassagem do valor λ pelo índice $J(\underline{\hat{x}})$.

Visto que a medida portadora de EG não pode ser facilmente identificada, uma estratégia de identificação que apresente as características principais de correção e baixo custo deve ser proposta. O teste r_N já foi escolhido como núcleo do processo de identificação. Resta, pois, decidir entre:

- proceder-se a identificação, imediatamente após a detecção positiva, contanto-se apenas com as medidas já processadas;
- proceder-se a identificação somente quando encerrado o processamento de todas as linhas da matriz Jacobiana.

Sabe-se que, em condições de baixa redundância, a identificação de medidas portadoras de EG é difícil [14] . Por este motivo, deve-se esperar condições pouco favoráveis à perfeita identificação da medida errônea ao se considerar a primeira opção, pois a redundância local à medida espúria pode ser bastante reduzida, dificultando ou até mesmo não permitindo sua identificação. Por outro lado, com relação à segunda opção, a

redundância é máxima, visto que são consideradas todas as medidas obtidas.

No entanto, a redundância, que está intimamente relacionada à correção na identificação, não é o único fator a ser ponderado na escolha entre as duas opções; deve-se pesar, também, os seus correspondentes custos. A esse respeito, é óbvia a economia propiciada pela primeira opção. O melhor compromisso, então, entre a correção na identificação e o tempo necessário a sua realização é alcançado quando todas as medidas são processadas antes de o procedimento de identificação ser levado a efeito, possibilitando redundância máxima. Ao mesmo tempo, contudo, a pesquisa das medidas errôneas deve ser restrita à lista composta pelas medidas processadas até o momento em que houve detecção de erros grosseiros.

A estratégia de identificação com as características declinadas nestes últimos parágrafos é mostrada no fluxograma da figura 3.1.

A fim de que a descrição do processo de identificação seja completa, é importante apor-se alguns detalhes com relação aos cálculos efetuados nesta etapa, os quais consistem, em seqüência, dos seguintes:

- cálculo dos resíduos;
- cálculo das variâncias dos resíduos;
- cálculo dos módulos dos resíduos normalizados.

Calcular os resíduos de estimação é simples e rápido, implicando apenas na aplicação da seguinte expressão:

$$\underline{r} = \underline{z} - F \Delta \underline{x} \quad (3.21)$$

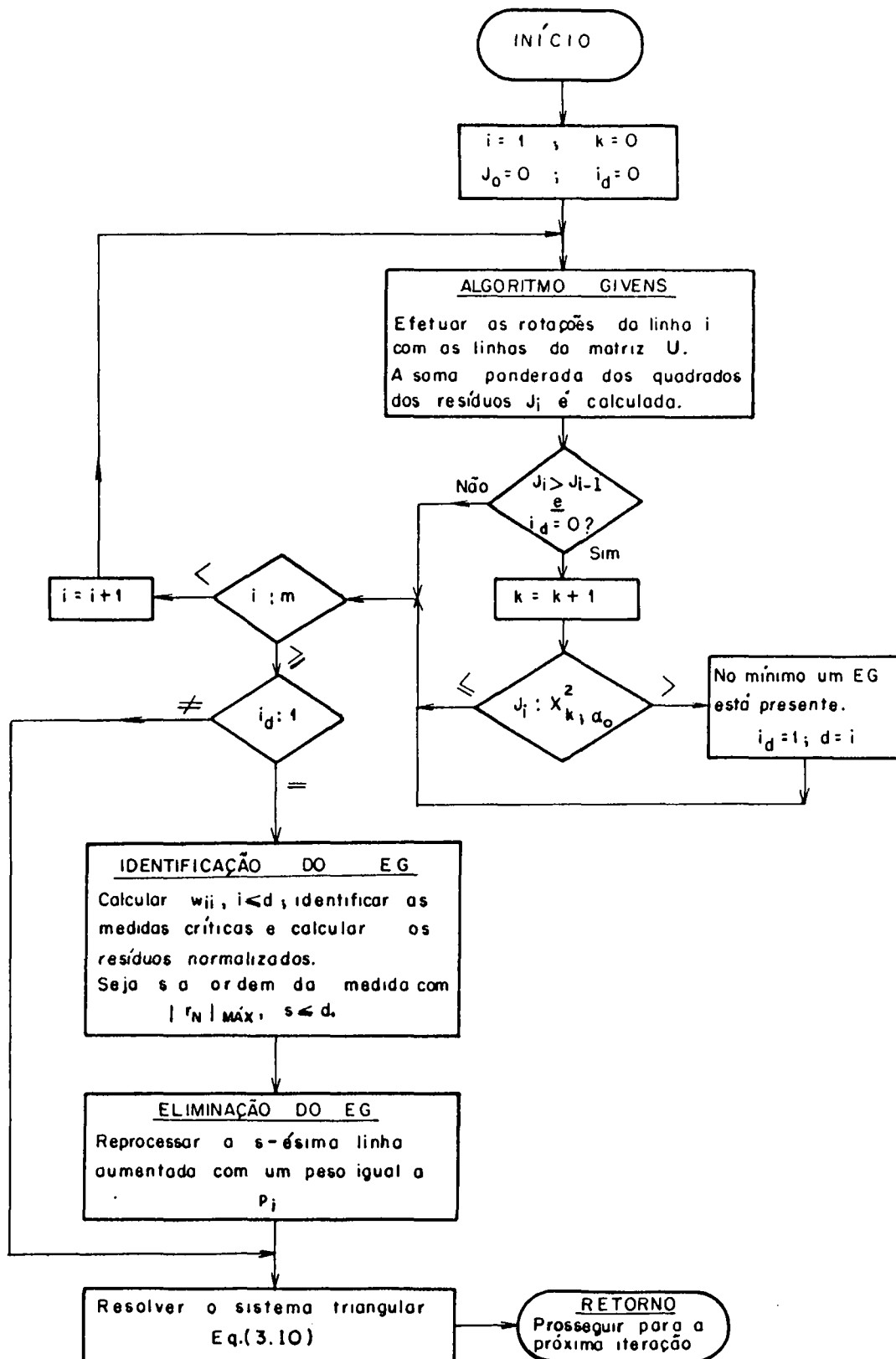


Fig.3.1 - Fluxograma do algoritmo para processar um EG via estimador seqüencial.

Observa-se que o número de multiplicações é pequeno dada a esparsidade de F , o que significa um dispêndio de tempo de computador consideravelmente reduzido.

O cálculo das variâncias dos resíduos é um pouco mais complexo. Considere-se, novamente, a eq. (2.21):

$$W = R - F (F^T R^{-1} F)^{-1} F^T$$

a qual, supondo-se a realização de transformações ortogonais sobre todas as linhas de F , pode ser escrita como função da matriz U [11]:

$$W = R - (F \cdot U^{-1}) \cdot (F \cdot U^{-1})^T \quad (3.22)$$

Fazendo-se $V = F \cdot U^{-1}$, obtêm-se

$$W = R - V \cdot V^T \quad (3.23)$$

As variâncias dos resíduos são, então, imediatamente obtidas, como segue:

$$W_{ii} = R_{ii} - \sum_{k=1}^n (V_{ik})^2 \quad (3.24)$$

com:

$$V_{ik} = \sum_{j=1}^k F_{ij} (U^{-1})_{jk} \quad (3.25)$$

Observa-se a necessidade de se inverter a matriz U . Nota-se, entretanto, que esta tarefa é facilitada, porque a matriz U é triangular superior. Conclui-se que os cálculos das variâncias

demandam considerável tempo de computação, pois o número de multiplicações envolvido é elevado (ver eqs. (3.24) e (3.25)).

O estabelecimento do critério que possibilita a identificação das medidas críticas está descrito na Seção 3.4.

3.3.4 - Eliminação da Medida Portadora de EG

Uma das características vantajosas do algoritmo de estimação de estados baseado nas rotações de Givens é a facilidade com que são removidos da matriz U , os efeitos de qualquer uma das medidas já processadas. Para isto, a medida deve ser reprocessada com peso igual ao negativo do peso original p_i , [15], [30], com:

$$p_i = R_{ii}^{-1} = \sigma_{ii}^{-2} \quad (3.26)$$

3.4 - Identificação de Medidas Críticas

A identificação das medidas críticas é necessária a um bom estimador de estados, principalmente para alertar a respeito de regiões de redundância muito baixa.

A avaliação da precisão dos estados estimados nestas regiões pode ser inviabilizada por não haver redundância suficiente. Assim é que, se um EG incide numa medida crítica, este erro nem sequer é detectado, a despeito do fato de que o mesmo pode influenciar fortemente algumas grandezas (tensão, corrente, potência,...).

Recentemente, foram desenvolvidos algoritmos eficientes, porém complexos, para identificar medidas críticas, fundamentados em conceitos topológicos [24]. Entretanto, optou-se neste trabalho por aplicar um critério numérico simples baseado nas variâncias dos resíduos de estimação. Tal critério não provoca aumento significativo na carga computacional ao mesmo tempo que evita a complexidade de um método topológico.

Este critério numérico será estabelecido em seguida. Considere-se a eq. (2.21), a qual pode ser escrita como abaixo:

$$S = W R^{-1} \quad (3.27)$$

Desta equação e sabendo-se que R é uma matriz diagonal, pode-se escrever:

$$s_{ii} = w_{ii} \cdot \sigma_{ii}^{-2} \quad (3.28)$$

ou:

$$w_{ii} = s_{ii} \cdot \sigma_{ii}^2$$

onde os subscritos ii servem para referenciar os i -ésimos elementos diagonais das matrizes S , W ou R .

Os elementos diagonais da matriz de sensibilidade S possuem propriedades dependentes da redundância local, as quais são enumeradas a seguir [19], [20]:

- (i) $0 \leq s_{ii} \leq 1$
- (ii) $s_{ii} \rightarrow 1$ quando $m/n \rightarrow \infty$
- (iii) $s_{ii} \rightarrow 0$ quando $m/n \rightarrow 1$ (plano mínimo de medição)

Pode-se ainda dizer que a redundância local é considerada boa quando $s_{ii} > 0,5$ [19].

A propriedade (i) em conexão com a eq. (3.28) permite concluir-se que:

$$0 \leq w_{ii} \leq \sigma_{ii}^2 \quad (3.29)$$

Quando a redundância diminui a tal ponto que se tenha $m=n$ e estas m medidas sejam suficientes para preservar a observabilidade, todas as medidas são críticas e todos os s_{ii} e w_{ii} são nulos.

No entanto, devido ao tamanho finito da palavra de computador, o valor calculado para a variância correspondente a uma medida crítica não é exatamente igual a zero como poderia ser esperado. Para contornar esta imprecisão, estabelece-se um limite mínimo para w_{ii} (ou para s_{ii}), abaixo do qual considera-se a correspondente medida como crítica.

Para ajudar na fixação deste limite, imagine-se o seguinte exemplo hipotético:

"Os 99 estados de um sistema de 50 barras devem ser estimados a partir de um plano de medição observável composto de 100 medidas".

Evidentemente, trata-se de um plano de medição de redundância baixíssima, praticamente um plano mínimo de medição. Ou seja, pode-se dizer que as referidas medidas praticamente formam um

conjunto de medidas críticas, pois a propriedade (iii) se enquadra muito bem neste exemplo

Supondo-se iguais as variâncias de todos os resíduos e de todos os erros de medição, é possível demonstrar [30] que:

$$s_{ii} = \frac{m - n}{m} \quad \forall i, i = 1, m \quad (3.30)$$

e:

$$w_{ii} = \frac{m - n}{m} \sigma_{ii}^2 \quad \forall i, i = 1, m \quad (3.31)$$

Para o exemplo proposto, tem-se:

$$s_{ii} = \frac{100-99}{100} = 0,01$$

e:

$$w_{ii} = 0,01 \sigma_{ii}^2 = 0,01 R$$

Considerando-se os resultados da aplicação das eqs. (3.30) e (3.31) ao exemplo e tendo-se em vista a severidade do seu plano de medição e o que estabelece a propriedade (iii), pode-se definir o seguinte critério para identificar medidas críticas:

$$\text{se } w_{ii} < \epsilon_c \cdot \sigma_{ii}^2 \quad (3.32)$$

a medida *i* será considerada crítica.

com $\epsilon_c = 0,01$. Outros autores [23] utilizam $\epsilon_c = 0,1$.

Convém, ainda, lembrar que o resíduo normalizado de uma medida crítica é indefinido, pois tanto o resíduo propriamente dito como a sua variância são iguais a zero [20], [25]. Por conseguinte, a identificação das medidas críticas serve adicionalmente para evitar erros ao se proceder o cálculo dos resíduos normalizados.

3.5 - Recuperação de Medidas Errôneas

O objetivo que se tem ao se eliminar uma medida errônea é remover os efeitos do EG nela incidente. Contudo, existem outras alternativas à eliminação da medida espúria que produzem os mesmos resultados, às vezes com vantagem [37]. Uma dessas alternativas é a recuperação da medida errônea, a qual consiste em substituir a medida identificada como portadora de EG por uma pseudomedida que se aproxima do valor correto da quantidade medida [17], [37].

Esta pseudomedida é obtida, subtraindo-se da quantidade errônea o seu respectivo erro (desconhecido), o qual é estimado a partir de informações providas pelas outras medidas. Ou seja, se:

z_i^e é a medida errônea,

\hat{e}_i é a estimativa do erro em z_i^e e

z_i é a pseudomedida,

então:

$$z_i = z_i^e - \hat{e}_i \quad (3.33)$$

e pode-se demonstrar [14], [18] que o erro estimado é obtido por intermédio da seguinte expressão:

$$\hat{e}_i = \frac{\sigma_{ii}^2}{\rho_{ii}} \cdot r_i^e \quad (3.34)$$

onde r_i^e é o resíduo de estimação da medida i , calculado quando o erro grosseiro ainda está presente.

A utilização do procedimento de recuperação no estimador seqüencial-ortogonal via rotações de Givens consiste em:

- remover a medida i cujo resíduo normalizado possui magnitude máxima;
- reprocessar a medida i , agora com valor corrigido para z_i .

Este é um procedimento simples e facilmente implementável neste estimador por causa da sua característica de processamento seqüencial por linha.

Para o processamento de EGs múltiplos, no estimador seqüencial-ortogonal, preferiu-se não recuperar as medidas espúrias (veja-se procedimento de recuperação descrito no parágrafo anterior) devido às seguintes razões:

- o trabalho para recuperação é o dobro daquele realizado para remoção;
- na presença de EGs múltiplos iterativos, não é rara a necessidade de recuperação repetida de uma mesma medida considerada errônea;

- na presença de EGs múltiplos interativos, a qualidade da estimação dos erros pode ser muito prejudicada, porque a composição dos resíduos utilizados nesse cálculo é muito influenciada pelos demais EGs. Neste caso, a estimação dos erros deveria ser feita em bloco (Cap. IV) e não um-a-um;
- além disso, a recuperação não traz informação nova, tanto que o resíduo da medida recuperada é nulo.

Entretanto, no estimador baseado na equação normal, a recuperação da medida espúria mostra-se vantajosa, pois a estrutura da matriz de informação $F^T R^{-1} F$ não é alterada. Isso significa que não é necessária nova ordenação (como aconteceria se a medida fosse eliminada) e o re-cálculo da triangularização é dispensável. Estes fatos implicam na simplificação do processamento de EGs e numa significativa economia em tempo de computação. [37].

3.6 - Algoritmos Baseados em Identificação por Eliminação Para Processar Erros Grosseiros Múltiplos

Os algoritmos baseados em identificação por eliminação (IPE) consistem em se proceder a sucessivos ciclos de detecção-identificação-eliminação até que a detecção não acuse mais a presença de EGs. Ao se utilizar deste procedimento para o fim de identificar e eliminar EGs múltiplos, depara-se com alguns problemas que não ocorrem com tanta frequência no caso de

processamento de erros grosseiros simples, a saber: **identificação errônea** (medidas válidas são consideradas errôneas), **não-identificação** (medidas errôneas não são identificadas), além de a identificação das medidas que vão se tornando críticas devido às eliminações realizadas revelar-se muito onerosa.

Apresenta-se na figura 3.2 o fluxograma correspondente ao método IPE para processar EGs múltiplos, inserido no estimador sequencial-ortogonal exposto na Seção 3.2. Seguem-lhe comentários que visam completar a sua descrição, especialmente no que se refere aos problemas mencionados no parágrafo anterior.

Importa ressaltar, de início, que a pesquisa pela medida portadora do resíduo normalizado de maior magnitude estende-se por toda a lista de medidas, em oposição à estratégia do algoritmo da Seção 3.3 (ver fig. 3.1), a qual restringe a pesquisa até a medida em que houve a detecção de EGs. Esta mudança deve-se ao fato do algoritmo IPE ser dedicado à identificação de EGs múltiplos, em cuja ocorrência medidas válidas podem apresentar resíduos normalizados de magnitudes superiores aos de algumas medidas efetivamente errôneas.

A fim de facilitar o entendimento de como são processados os EGs pelo método IPE, suponha-se a existência de erros grosseiros múltiplos entre as m medidas efetuadas. Visto que os resíduos de estimação são combinações lineares dos erros de medição [20] (o que também acontece com os resíduos normalizados, utilizados no processo de identificação de EGs), não há necessariamente uma relação biunívoca entre as medidas portadoras de EG e as medidas correspondentes aos resíduos normalizados de maiores magnitudes. Isto dá origem a situações diversas, as

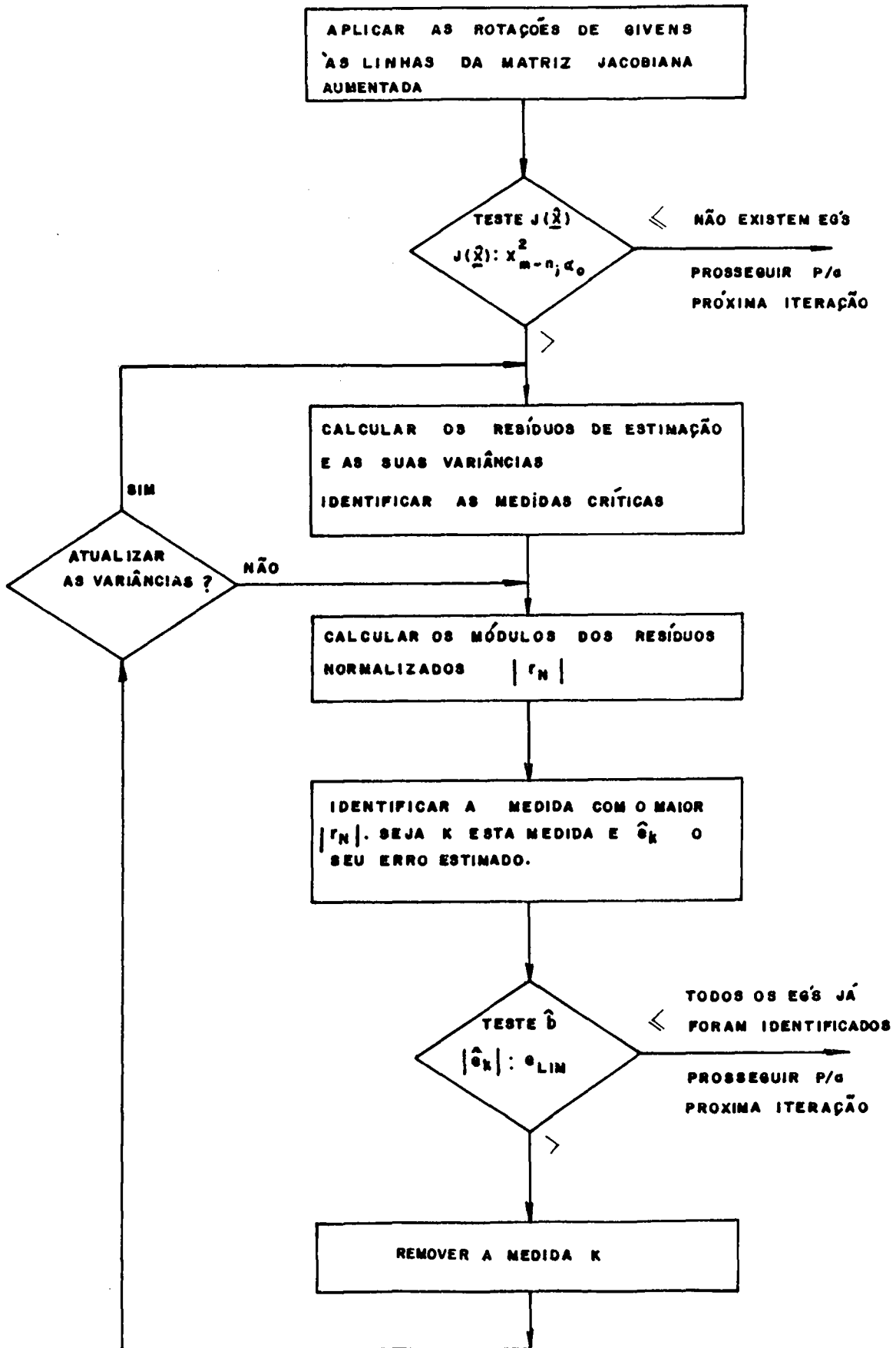


FIGURA 3.2 — FLUXOGRAMA DO MÉTODO IPE

quais precisam ser discernidas, enumeradas e analisadas em conexão com o algoritmo IPE. São as seguintes, as situações relevantes:

- (i) Os resíduos normalizados de maiores magnitudes correspondem às medidas portadoras de EG;
- (ii) os resíduos normalizados de algumas medidas válidas possuem módulos maiores do que os de algumas medidas errôneas, mas não todas;
- (iii) o módulo do resíduo normalizado de uma medida válida é maior do que os de todas as outras medidas, válidas ou errôneas;
- (iv) o módulo do resíduo normalizado de uma medida portadora de EG é muito pequeno devido a uma combinação fortuita de erros em medidas correlacionadas;
- (v) um EG incidente numa medida pertencente a um conjunto k -crítico. Nesta situação a medida espúria é não-identificável, pois os resíduos normalizados de todas as medidas do conjunto k -crítico apresentam módulos iguais;

Quando uma das situações (i) ou (ii) ocorre, é provável que as medidas errôneas sejam eliminadas uma após outra até que o teste de detecção não acuse mais a presença de

EGs. Entretanto, se estes erros forem fortemente correlacionados (EGs interativos), a identificação das medidas portadoras destes erros é dificultada, principalmente na situação (ii).

Apesar de ser menos provável de ocorrer na situação (i), a identificação errônea pode ser verificada em qualquer uma das cinco situações enumeradas anteriormente. Na situação (iii), por exemplo, pelo menos uma medida (aquela com maior $|r_N|$) será incorretamente declarada como portadora de EG. Nas demais situações, não se pode afirmar isto, embora em (iv) e (v), principalmente, as chances de identificação errônea sejam muito grandes e assim também as chances de não-identificação de medidas portadoras de EG.

A não-identificação está diretamente relacionada à identificação errônea, pois ao serem eliminadas medidas válidas, obviamente correlacionadas com as errôneas, a redundância às medidas espúrias restantes é reduzida. Isto pode causar uma diminuição nos módulos dos resíduos normalizados a valores que não caracterizem mais a presença de EGs. Na situação (v), por exemplo, se um EG incide em uma das medidas do conjunto k -crítico, todas as k medidas possuirão resíduos normalizados iguais em módulo. Por conseguinte, ao se usar o teste $-r_N$ para identificar a medida portadora de EG, verifica-se que a medida considerada errônea é a primeira medida tratada no identificador, pois nenhuma das $k-1$ restantes apresenta resíduo normalizado com magnitude superior à primeira. Conclui-se, por isso, que a identificação depende da ordem de processamento das medidas desse conjunto k -crítico. Ainda, quando é eliminada uma das medidas desse conjunto (errônea ou válida, não importa), as restantes deixam de acusar a presença de EGs nos seus resíduos (e na SPQR), inclusive aquela que é, de fato, errônea. Finalmente, conclui-se

que, para esta situação (v), a identificação errônea implica na não-identificação.

Portanto se uma ou mais medidas tornam-se críticas após a eliminação de uma medida considerada errônea, o operador deve ser advertido da forte possibilidade do EG permanecer entre as medidas que se tornaram críticas. Isto significa que o operador deve estar alerta com respeito aos valores estimados para algumas grandezas elétricas (tensões, potências injetadas e transmitidas, etc.) relacionadas àquelas que se tornaram críticas, pois estes valores podem estar contaminados por EGs.

Nas demais situações, as circunstâncias não são tão severas como as verificadas na situação (v), pois esta última é caracterizada pela não-identificabilidade da medida portadora de EG. Entretanto, as identificações errôneas possíveis de ocorrer nas outras situações degradam a precisão da estimativa de estados e dificultam, ou mesmo impossibilitam, a identificação de medidas errôneas ainda não eliminadas. No caso de não-identificações serem verificadas, a precisão da estimativa de estados é ainda mais deteriorada, devido à presença de EGs entre as medidas utilizadas para a estimação dos estados.

Finalmente, deve-se considerar o critério utilizado para identificar as medidas críticas e as medidas que se tornam críticas em decorrência das eliminações efetuadas. Este critério está baseado no valor da variância do resíduo de estimação, conforme mostrou-se na Seção 3.4. No fluxograma da fig. 3.2 são oferecidas duas opções: atualizar ou não atualizar as variâncias dos resíduos. Na primeira opção, as medidas que se tornam críticas durante o processamento de EGs são identifica-

das, ao passo que isto é impossível de ser obtido com a segunda opção (pelo menos usando-se o critério numérico da eq. (3.32)). Evidentemente, o tempo dispendido em computador na primeira opção é maior do que na segunda, pois as variâncias dos resíduos têm que ser calculadas após cada remoção. Para se ter idéia do acréscimo de cálculo envolvido, basta observar as equações (3.22) - (3.25). Além do grande número de multiplicações explícitas, a matriz U muda após cada eliminação e tem que ser invertida sempre que se necessite calcular as variâncias dos resíduos.

Apesar da grande desvantagem em termos do dispendio elevado de tempo, a opção com atualização de variâncias apresenta vantagens consideráveis, a saber:

- não despreza, durante o processo de identificação, a redução progressiva da redundância local de algumas medidas, ao usar valores mais realistas dos resíduos normalizados;
- alerta quanto a possíveis não-identificações e identifica locais de baixa redundância, quando faz conhecidas as medidas que se tornam críticas em consequência de eliminações anteriores.

3.7 - Conclusões

O algoritmo IPE proposto neste capítulo, apesar de apresentar problemas inerentes à própria filosofia do método de eliminações sucessivas baseado no máximo $|r_N|$, permite identificar com êxito EGs múltiplos em circunstâncias favoráveis (em especial, EGs múltiplos não-iterativos).

Procurou-se elucidar, ainda que parcialmente, as razões das ocorrências de não identificações e de identificações errôneas. Além disso, incluiu-se um critério simples para a identificação de medidas críticas, cujo acréscimo enriqueceu as informações fornecidas pelo algoritmo IPE. Em consequência, torna-se possível conhecer os locais de baixa redundância, os quais podem, eventualmente, explicar identificações errôneas e não-identificações.

Finalmente, deve-se destacar duas vantagens desse algoritmo baseado no estimador seqüencial-ortogonal: a facilidade em se eliminar as medidas errôneas e a simplicidade do cálculo das variâncias, esta última devida à natureza triangular superior da matriz U .

C A P Í T U L O I V

FUNDAMENTOS ESTATÍSTICOS APLICADOS AO PROCESSAMENTO DE ERROS GROSSEIROS MÚLTIPLOS

4.1 - Introdução

O método de identificação por eliminação (IPE), exposto no capítulo anterior, baseou sua estratégia de identificação nos resíduos de estimação. Visto que se deseja conhecer as medidas portadoras de erros grosseiros, é intuitivo fundamentar a determinação dessas medidas nos seus erros e não nos seus resíduos de estimação, os quais são combinações desses erros.

Este capítulo visa estabelecer os rudimentos sobre os quais se assenta o método de identificação de EGs baseado em testes de hipóteses, cuja variável de interesse é o vetor dos erros estimados de algumas medidas selecionadas. Na Seção 4.2, é realizado o desenvolvimento matemático para a estimação dos erros de medição. A caracterização estatística desta estimativa é exposta e analisada na Seção 4.3. Apresentam-se, na Seção 4.4, os fundamentos do método de identificação por testes de hipóteses, que são as regras de decisão, acompanhadas de comentários concernentes aos parâmetros utilizados no teste. As Seções 4.5 e 4.6 são dedicadas à exposição e à análise de dois algoritmos de identificação de EGs por testes de hipóteses, o primeiro baseado na probabilidade de falso alarme fixada e o segundo, baseado na probabilidade de identificação fixada. Por último, são tecidos comentários comparativos entre os dois algoritmos na Seção 4.7.

4.2 - Estimação dos Erros de Medição

Após o processamento de todas as linhas da matriz Jacobiana, tal como descrito na Seção 3.2, pouca informação a respeito das medidas portadoras de EG está disponível. O conhecimento que se tem delas relaciona-se, em geral, apenas à sua presença ou à sua ausência. Para se decidir com propriedade quais medidas são errôneas, torna-se necessário obter uma estimativa dos erros de medição de algumas medidas selecionadas, consideradas as mais suspeitas de conterem erro grosseiro.

Os erros de medição estão relacionados aos resíduos de estimação pela expressão abaixo [19]:

$$\underline{r} = S \cdot \underline{e} \quad (4.1)$$

O posto da matriz de sensibilidade S é $k = m - n$. Deste modo, somente k relações na eq. (4.1) são linearmente independentes e, portanto, apenas k erros de medição podem ser estimados [19].

Pretende-se estimar os erros de apenas algumas medidas, as quais são selecionadas entre as suspeitas de serem portadoras de EG. O vetor de erros \underline{e} ($m \times 1$) é subdividido, por isso, em dois subvetores, \underline{e}_t e \underline{e}_s :

$$\underline{e} = \begin{bmatrix} \underline{e}_t & \underline{e}_s \end{bmatrix}^T \quad (4.2)$$

onde:

\underline{e}_t é o vetor dos erros correspondentes às t medidas válidas;

\underline{e}_s é o vetor dos erros correspondentes às s medidas suspeitas.

e:

$$s \leq k$$

$$t = m - s$$

Considerando-se a relação (4.2), a equação (4.1) é modificada para:

$$\underline{r} = S_{ms} \underline{e}_s + S_{mt} \underline{e}_t \quad (4.3)$$

onde:

S_{ms} é uma submatriz ($m \times s$) da matriz de sensibilidade correspondente às medidas suspeitas;

S_{mt} é uma submatriz ($m \times t$) da matriz de sensibilidade correspondente às medidas consideradas verdadeiras.

Assim, se forem escolhidas p relações para estimar s erros, $s \leq p \leq k$, obtém-se o seguinte modelo de estimação linear:

$$\underline{r}_p = S_{ps} \underline{e}_s + S_{pt} \underline{e}_t \quad (4.4)$$

No entanto, devido à simplicidade decorrente [20], prefere-se escolher somente s relações LI, conseguindo-se um modelo de estimação linear com redundância nula:

$$\underline{r}_s = S_{ss} \underline{e}_s + S_{st} \underline{e}_t \quad (4.5)$$

Uma estimativa de \underline{e}_s é então obtida, minimizando-se a seguinte função custo:

$$J(\underline{e}_s) = (\underline{r}_s - S_{ss} \underline{e}_s)^T \cdot P \cdot (\underline{r}_s - S_{ss} \underline{e}_s) \quad (4.6)$$

onde:

$$P = E \{ (S_{st} \underline{e}_s) \cdot (S_{st} \underline{e}_s)^T \} = S_{st} R_t S_{st}^T \quad (4.7)$$

e R_t é uma matriz diagonal de ordem t , submatriz da matriz R . Portanto, a estimativa $\hat{\underline{e}}_s$ que minimiza $J(\underline{e}_s)$ é expressa por:

$$\hat{\underline{e}}_s = (S_{ss}^T P S_{ss})^{-1} S_{ss}^T P \underline{r}_s = S_{ss}^{-1} \underline{r}_s \quad (4.8)$$

ou:

$$\hat{\underline{e}}_s = \Gamma \underline{r}_s \quad \text{com} \quad \Gamma = S_{ss}^{-1} \quad (4.9)$$

Deve-se ressaltar aqui dois aspectos importantes com respeito às eqs. (4.8) e (4.9):

- a matriz P não influi nos resultados da estimação dos erros. Isto acontece porque foram selecionadas justamente s relações e s medidas suspeitas, resultando em estimador com redundância nula;
- a matriz Γ existe pois foram selecionadas s relações LI. Esta declaração pode ser expressa em termos da observabilidade do estado do sistema, como segue:

"A condição necessária e suficiente para a matriz S_{ss} ser não-singular é que a supressão simultânea

das s medidas seleccionadas não provoque a não-observabilidade do estado do sistema" [19].

Ou, ainda, a matriz Γ existe se e somente se o estado do sistema é observável com as $m-s$ medidas restantes após a supressão das s seleccionadas.

4.3 - Caracterização Estatística dos Erros de Estimação

O erro de estimação é definido como sendo a diferença entre o valor verdadeiro e o valor estimado para o erro de medição. Na forma vetorial, tem-se:

$$\delta \underline{e}_s = \underline{e}_s - \hat{\underline{e}}_s \quad (4.10)$$

Fazendo-se uso das eqs. (4.5) e (4.9), resulta:

$$\hat{\underline{e}}_s = \Gamma(S_{ss} \underline{e}_s + S_{st} \underline{e}_t) = \underline{e}_s + \Gamma S_{st} \underline{e}_t \quad (4.11)$$

e o vetor dos erros de estimação pode agora ser expresso por uma relação adequada à análise estatística:

$$\delta \underline{e}_s = - \Gamma S_{st} \underline{e}_t \quad (4.12)$$

4.3.1 - Valor Médio Para o Vetor dos Erros de Estimação $\delta \underline{e}_s$

Dois casos devem ser considerados:

- (i) todas as medidas portadoras de EG pertencem ao conjunto das s medidas suspeitas;

(ii) pelo menos uma medida errônea não está entre as s suspeitas.

No caso (i), todas as medidas t são realmente válidas, isto é, o vetor de erros \underline{e}_t é composto de ruídos aleatórios normais. Então:

$$\begin{aligned} E \{ \underline{e}_t \} &= \underline{0} \\ E \{ \delta \underline{e}_s \} &= \underline{0} \end{aligned} \quad (4.13)$$

e:

$$E \{ \hat{\underline{e}}_s \} = E \{ \underline{e}_s \} = \underline{e}_s \quad (4.14)$$

Particularizando-se para a medida suspeita i , tem-se:

$$E \{ \hat{e}_{si} \} = 0 \quad \text{se a medida suspeita não é errônea}$$

e:

$$E \{ \hat{e}_{si} \} = e_{si} \quad \text{se a medida suspeita é errônea.}$$

Observa-se, neste caso, que o valor médio de um erro de medição não é contaminado pelos demais, fato que não se verifica com o valor médio de um resíduo de estimação [20].

Considere-se, agora, que entre as medidas t , g medidas contenham EG e as restantes $v = t - g$ sejam realmente válidas. Portanto, algumas medidas errôneas permanecem entre as consideradas válidas sem que se tenha conhecimento desse fato, implicando na queda da qualidade da estimação de estados e da estimação de erros. A eq. (4.5) é reescrita levando-se em conta as medidas v , g e s :

$$\underline{r} = S_{ss} \underline{e}_s + S_{sv} \underline{e}_v + S_{sg} \underline{e}_g \quad (4.15)$$

Utilizando-se as eqs. (4.9), (4.10) e (4.15), conclui-se que:

$$\delta \underline{e}_s = - \Gamma S_{sv} \underline{e}_v - \Gamma S_{sg} \underline{e}_g \quad (4.16)$$

e:

$$E \{ \delta \underline{e}_s \} = - \Gamma S_{sg} \underline{e}_g \quad (4.17)$$

$$E \{ \hat{\underline{e}}_s \} = \underline{e}_s + \Gamma S_{sg} \underline{e}_g \quad (4.18)$$

Observe-se que, devido à presença de medidas errôneas entre as consideradas válidas, os valores esperados para os erros estimados não são mais os valores verdadeiros e sim quantidades que dependem dos erros grosseiros incidentes nas medidas não incluídas entre as s suspeitas e da correlação entre as medidas s e g .

4.3.2 - Covariância dos Erros de Estimação

A exemplo da subseção anterior, serão analisados os dois casos ali identificados. No primeiro caso, quando $E \{ \underline{e}_t \} = \underline{0}$, a matriz de covariâncias pode ser deduzida como a seguir. Seja

$$\text{cov} \{ \delta \underline{e}_s \} \underline{\underline{\Delta}} \underline{\underline{E}} \{ \delta \underline{e}_s \cdot \delta \underline{e}_s^T \} \quad (4.19)$$

a definição da matriz de covariâncias desejada.

Então, usando-se as eqs. (4.12) e (4.19), chega-se a:

$$\begin{aligned} \text{cov} \{ \delta \underline{e}_s \} &= \Gamma S_{st} E \{ \underline{e}_t \underline{e}_t^T \} S_{st}^T \Gamma^T \\ &= \Gamma S_{st} R_t S_{st}^T \Gamma^T \end{aligned} \quad (4.20)$$

Esta equação, no entanto, é difícil de ser analisada. Uma expressão mais fácil de ser interpretada pode ser obtida a partir da seguinte relação [13]:

$$S.R.S^T = S.R \quad (4.21)$$

a qual é particionada de acordo com as medidas t e s e mostrada a seguir:

$$\begin{array}{c} \begin{array}{cc} & \begin{array}{c} t \quad s \end{array} \\ \begin{array}{c} t \\ s \end{array} & \begin{array}{|c|c|} \hline S_{tt} & S_{ts} \\ \hline S_{st} & S_{ss} \\ \hline \end{array} \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|} \hline R_t & \\ \hline & R_s \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|} \hline S_{tt}^T & S_{st}^T \\ \hline S_{ts}^T & S_{ss}^T \\ \hline \end{array} = \\ \\ = \quad \begin{array}{|c|c|} \hline S_{tt} & S_{ts} \\ \hline S_{st} & S_{ss} \\ \hline \end{array} \quad \begin{array}{|c|c|} \hline R_t & \\ \hline & R_s \\ \hline \end{array} \end{array} \quad (4.22)$$

de onde se obtém:

$$S_{st} \cdot R_t \cdot S_{st}^T + S_{ss} \cdot R_s \cdot S_{ss}^T = S_{ss} \cdot R_s$$

ou:

$$S_{st} \cdot R_t \cdot S_{st}^T = S_{ss} \cdot R_s - S_{ss} \cdot R_s \cdot S_{ss}^T \quad (4.23)$$

Substituindo-se a eq. (4.23) na eq. (4.20):

$$\begin{aligned} \text{cov} (\delta \underline{e}_s) &= \Gamma (S_{ss} R_s - S_{ss} R_s S_{ss}^T) \Gamma^T \\ &= R_s \Gamma^T - R_s \end{aligned} \quad (4.24)$$

Visto que $R_s^T = R_s$

$$e \quad [\text{cov}(\delta \underline{e}_s)]^T = [\text{cov}(\delta \underline{e}_s)]$$

a eq. (4.24) pode também ser reescrita como segue:

$$\text{cov}(\delta \underline{e}_s) = (\Gamma - I_s) \cdot R_s \quad (4.25)$$

onde I_s é uma matriz identidade de ordem s .

Tendo em vista as eqs. (4.10) e (4.25) a variância do erro estimado de medição de uma das s medidas selecionadas como suspeitas é assim expressa [20]:

$$\begin{aligned} \text{var}(\hat{e}_{si}) &= \text{var}(e_{si}) + \text{var}(\delta e_{si}) \\ &= \Gamma_{ii} \cdot \sigma_{ii}^2 \end{aligned} \quad (4.26)$$

se a medida suspeita i é válida e:

$$\text{var}(\hat{e}_{si}) = \text{var}(\delta e_{si}) = (\Gamma_{ii}^{-1}) \cdot \sigma_{ii}^2 \quad (4.27)$$

se a medida suspeita i é errônea.

Observando-se as eqs. (4.26) e (4.27), verifica-se que a precisão da estimativa de um erro de medição depende da precisão da correspondente medida (depende de σ_{ii}^2) e de Γ_{ii} . Quanto maior for o valor de Γ_{ii} , maior será a variância do erro estimado e, portanto, menor será a sua precisão. Ora, o valor de Γ_{ii} está relacionado ao nível de redundância da medida i e ao número de medidas selecionadas como suspeitas. Em face de níveis baixos de redundância ($s_{ii} < 0,2$), $\Gamma_{ii} \gg 1$ e quando a redundância cresce ($s_{ii} \rightarrow 1$), $\Gamma_{ii} \rightarrow 1$. O valor de Γ_{ii} é maior em face de um

número grande de medidas suspeitas do que diante de um número menor delas [20].

Portanto, pode-se afirmar que a precisão da estimativa dos erros de medição é maior, quando as medidas correspondentes possuem boa precisão, o seu nível de redundância é alto e o número de medidas selecionadas como suspeitas é o menor possível. Um aumento no número de medidas suspeitas, uma diminuição da redundância ou a presença de medidas imprecisas implicam em uma redução da precisão da estimativa dos erros.

Finalmente, suponha-se que entre as t medidas consideradas válidas, g contenham EG e apenas as restantes $v = t - g$ sejam realmente válidas. Então, considerando-se o resultado expresso na eq. (4.16), obtém-se:

$$\text{cov}(\delta \hat{\underline{e}}_S) = \Gamma \cdot S_{SV} \cdot R_V \cdot S_{SV}^T \cdot \Gamma^T \quad (4.28)$$

Concluindo, apresenta-se a seguir um resumo das propriedades estatísticas dos erros de medição estimados, deduzidas nas Subseções 4.3.1 e 4.3.2:

- (i) se todas as medidas portadoras de EG pertencem ao conjunto das medidas selecionadas como suspeitas, o erro estimado de uma dessas medidas possui a seguinte caracterização estatística:

$$\hat{e}_{si} \text{ é } N(0, \sigma_{ii}^2 \cdot \Gamma_{ii}) \quad (4.29)$$

se a medida suspeita i é válida e

$$\hat{e}_{si} \text{ é } N\left(e_{si}, \sigma_{ii}^2 (\Gamma_{ii-1})\right) \quad (4.30)$$

se a medida suspeita i é portadora de EG.

(ii) por outro lado, quando pelo menos uma medida errônea permanece entre aquelas supostas corretas, a estimação dos erros é de baixa qualidade, podendo resultar em identificações e, não-identificações e, conseqüentemente, na deterioração da estimativa dos estados.

4.4 - Teste de Hipóteses

4.4.1 - Regras de Decisão

O passo seguinte à estimação e caracterização estatística dos erros de medição correspondentes às medidas suspeitas é testá-los, um por um, para decidir se são grosseiros ou aceitáveis. Este teste consiste em se aceitar, com base nas regras de decisão apresentadas logo a seguir, uma de duas hipóteses, a saber:

H_0 : a medida i é válida

H_1 : H_0 é falsa

O valor de \hat{e}_{si} e suas propriedades estatísticas permitem decidir qual destas hipóteses é verdadeira. São ineren-

tes a este processo decisório uma certa probabilidade de falso alarme α , de rejeitar H_0 quando H_0 é efetivamente verdadeira, e uma probabilidade de falha de identificação β , de rejeitar H_1 quando H_1 é efetivamente verdadeira.

À probabilidade de falso alarme α está associado um limiar λ_i , expresso por:

$$\lambda_i = \left(N_{1-\alpha/2} \right)_i \cdot \sigma_{ii} \cdot \sqrt{\Gamma_{ii}} \quad (4.31)$$

Este limiar é utilizado para determinar se a medida i é ou não portadora de EG a partir das seguintes regras:

se $|\hat{e}_{si}| \leq \lambda_i$, a medida i é válida

se $|\hat{e}_{si}| > \lambda_i$, a medida i é errônea.

A figura (4.1) possibilita um melhor entendimento destas regras de decisão. Se a medida i for válida (H_0), a probabilidade do módulo do seu erro estimado ($|\hat{e}_{si}|$) ser menor ou igual ao limiar λ_i é igual ao complementar da probabilidade de falso alarme, ou seja:

$$p (|\hat{e}_{si}| \leq \lambda_i) = 1 - \alpha \quad (4.32)$$

Por outro lado, se a medida i for errônea (H_1), a probabilidade de identificá-la ($P_i = 1 - \beta$) dependerá não somente do valor esperado para \hat{e}_{si} e da sua variância, mas da probabilidade de falso alarme α , como se pode concluir, examinando-se a figura (4.1).

4.4.2 - Relação Entre os Parâmetros α, β, e_{si} e Γ_{ii} [20]

Com a ajuda da fig. (4.1) e considerando-se as distribuições de probabilidades para \hat{e}_{si} (ver eqs. (4.29) e (4.30)), procura-se, a seguir, descrever as relações entre α, β (ou P_i), a variância de \hat{e}_{si} e o seu valor esperado e_{si} . Para facilitar esta descrição, é importante se encontrar uma expressão contendo os referidos parâmetros.

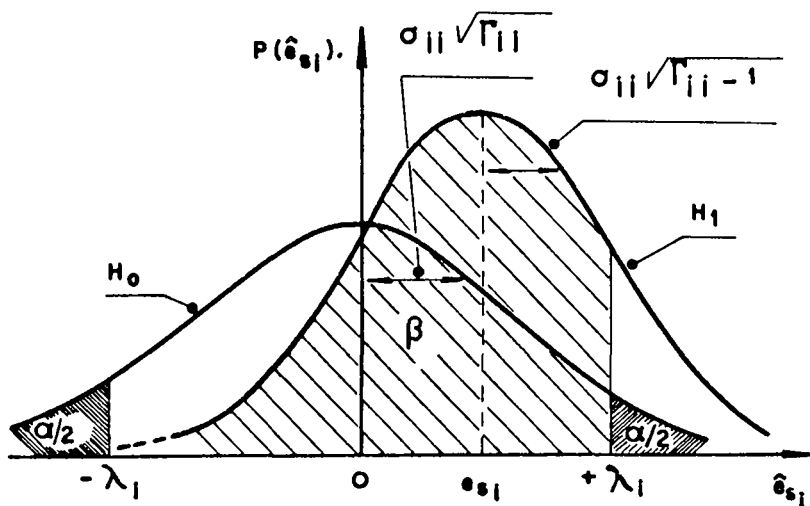


Figura 4.1 - Densidades de probabilidade de um erro de medição estimado \hat{e}_{si} , no caso de todas as medidas errôneas pertencerem às s suspeitas.

Examinando-se a fig. (4.1), pode-se escrever:

$$\beta = p(\hat{e}_{si} \leq \lambda_i) - p(\hat{e}_{si} \leq -\lambda_i) \quad (4.33)$$

Fazendo-se, então, uso da variável normalizada ξ_i ,

$$\xi = \frac{\hat{e}_{si} - e_{si}}{\sigma_{ii} \sqrt{\Gamma_{ii} - 1}} \quad (4.34)$$

obtém-se:

$$\beta = p\left(\xi_i \leq \frac{\lambda_i - |e_{si}|}{\sigma_{ii} \sqrt{\Gamma_{ii} - 1}}\right) - p\left(\xi_i \leq \frac{\lambda_i - |e_{si}|}{\sigma_{ii} \sqrt{\Gamma_{ii} - 1}}\right) \quad (4.35)$$

No entanto, a segunda parcela do lado direito da igualdade desta equação pode ser desprezada para uma ampla faixa de valores de α (ou $N_{(1-\alpha/2)}$). Portanto, tendo em mente a eq. (4.31):

$$\beta \cong p\left(\xi_i < \frac{(N_{1-\alpha/2})_i \cdot \sqrt{\Gamma_{ii}} - e'_{si}}{\sqrt{\Gamma_{ii} - 1}}\right) \quad (4.36)$$

que também pode ser escrita assim:

$$e'_{si} \cong (N_{1-\alpha/2})_i \cdot \sqrt{\Gamma_{ii}} + N_{pi} \cdot \sqrt{\Gamma_{ii} - 1} \quad (4.37)$$

onde:

$$e'_{si} = \frac{|e_{si}|}{\sigma_{ii}}$$

e:

$$N_{pi} = -N_{\beta}$$

com: $\beta = p(X \leq N_{\beta})$ sendo X uma variável aleatória normal.

A partir das últimas expressões obtidas e da figura (4.1), algumas propriedades são facilmente estabelecidas:

(i) a probabilidade de identificação P_i aumenta (β diminui) com:

- o aumento da probabilidade de falso alarme α (diminuição de $N_{1-\alpha/2}$) ;
- o aumento da magnitude do erro de medição;
- o aumento da precisão de \hat{e}_{si} (diminuição de Γ_{ii});
- diminuição do número de medidas suspeitas selecionadas;

(ii) a precisão de \hat{e}_{si} diminui (Γ_{ii} aumenta) quando o número de medidas suspeitas selecionadas aumenta;

(iii) para β e e'_{si} fixos, a probabilidade de falso alarme α aumenta quando diminui a precisão de \hat{e}_{si} (aumenta Γ_{ii}).

É, agora, fácil concluir-se a respeito da interdependência de α e β . Na figura (4.1), por exemplo, se forem mantidos fixos e_{si} e Γ_{ii} , uma variação na área relativa à probabilidade α implica numa variação contrária da área correspondente à probabilidade β .

Esta interdependência se faz sentir quando se está considerando um dos pontos mais importantes do procedimento de identificação por testes de hipóteses, que é a seleção das s

medidas suspeitas, a qual deve incluir todas as medidas portadoras de erro grosseiro e o mínimo possível de medidas válidas. Entretanto, devido à interação entre as medidas, esta seleção, apesar de muito importante, não é fácil de ser realizada, embora para o caso do estimador seqüencial-ortogonal tenha-se conseguido uma solução satisfatória, descrita no capítulo V e cujos resultados podem ser observados no capítulo VI.

Conjugando-se as propriedades (ii) e (iii) e o primeiro item da propriedade (i), conclui-se que, se o número de medidas suspeitas for muito grande,

ou:

mantém-se uma probabilidade de identificação adequada com uma grande probabilidade de considerar errôneas medidas que são válidas (α grande);

ou:

permite-se a deterioração da identificação (alta probabilidade de falha de identificação β), mantendo-se baixa a probabilidade de falso alarme α .

Destas duas alternativas surgiram duas estratégias de identificação:

- identificação por testes de hipóteses com o parâmetro α fixado;
- identificação por testes de hipóteses com o parâmetro β fixado.

Os algoritmos correspondentes a estas duas estratégias estão descritos nas próximas seções, além da análise de alguns pontos cujas abordagens são relevantes.

4.5 - Algoritmo Para Identificação de Erros Grosseiros Múltiplos com Probabilidade de Falso Alarme Fixada - Algoritmo α [20]

Com a probabilidade de falso alarme fixada (num valor abaixo), as chances de não-identificação de uma medida portadora de erro grosseiro de amplitude modesta e cuja estimativa é pouco precisa são elevadas (ver propriedade (i) na seção anterior). Justamente no início do processo de identificação de EGs, o número de medidas suspeitas é maior, implicando numa precisão das estimativas dos erros grosseiros nem sempre adequada à correta identificação. Por isso, havendo a possibilidade de ocorrerem não-identificações, o algoritmo α deve prever a repetição do procedimento de identificação com um outro conjunto de medidas suspeitas (o qual inclui as medidas declaradas errôneas na primeira etapa) com vistas a um provável sucesso nesta segunda etapa, devido ao aumento da precisão dos $\hat{\epsilon}_{si}$.

O algoritmo com a probabilidade α fixada consiste dos seguintes passos:

- (i) estimar o vetor dos estados, \hat{x} e calcular \underline{r} e \underline{r}_N ;
- (ii) efetuar o teste de detecção de EGs:
 se for positivo, prosseguir para o passo (iii);
 se for negativo, encerrar o processamento de EGs;

- (iii) constituir a primeira lista de medidas suspeitas com base nos resíduos normalizados; Seja S_0 esta lista;
- (iv) aplicar à lista S_0 o teste de identificação expresso na Subseção 4.4.1 com $N_{1-\alpha/2}$ fixo. Seja S_1 a lista das medidas declaradas errôneas nesta primeira etapa;
- (v) eliminar as medidas constantes na lista S_1 , re-estimar o vetor dos estados, \hat{x} , e recalcular \underline{r}_N ;
- (vi) efetuar o teste de detecção de EGs:
se for positivo, prosseguir para o passo (vii);
se for negativo, não há mais EGs; encerrar o processamento de EGs;
- (vii) seja S_2 a lista das medidas suspeitas com base nos novos resíduos normalizados. Re-inserir as medidas constantes na lista S_1 e considerar como suspeitas, nesta segunda etapa a lista $S_3 = S_1 \cup S_2$;
- (viii) aplicar o teste de identificação à lista S_3 ; seja S_4 a lista das medidas declaradas errôneas.

Após o passo (viii) será realizada a estimação final de estados, considerando-se todas as medidas menos aquelas pertencentes à

lista S_4 , obtendo-se, desta forma, uma estimativa \hat{x} possivelmente não influenciada por EGs e com a maior redundância possível.

É necessário, também, compreender o que significa a inclusão da lista S_1 no passo (vii). Por causa de restrições de observabilidade, a lista S_0 pode não conter todas as medidas errôneas. Este fato implicará em estimação tendenciosa dos erros, nesta primeira etapa, podendo ocasionar identificações errôneas (medidas válidas declaradas errôneas). Procura-se contornar este problema, incluindo as S_1 medidas entre as suspeitas da segunda lista, ou seja: $S_3 = S_1 \cup S_2$. Desta forma, devido à inclusão na lista S_3 de todas as medidas errôneas, a estimação dos erros será não-tendenciosa, possibilitando a eliminação de identificações errôneas anteriormente ocorridas.

Como fato relevante a ser mencionado, observa-se a diminuição do tamanho da lista S_3 com relação à lista S_0 , significando maior precisão da segunda estimativa do vetor de erros e, conseqüentemente, maior probabilidade de identificação.

Finalmente, importa ressaltar um detalhe da estimação dos erros, o qual implica em uma significativa redução de cálculo, a saber: para efeito da estimação dos erros (eq. (4.9)) os resíduos e os elementos da matriz de sensibilidade, correspondentes às medidas suspeitas, são relativos ao passo (i) do algoritmo α (pg. 84).

4.6 - Algoritmo Para Identificação de Erros Grosseiros Múltiplos com Probabilidade de Identificação Fixada - Algoritmo β [20]

A estratégia β consiste em se proceder a sucessivos refinamentos da lista de medidas suspeitas, nela permanecendo apenas as medidas declaradas errôneas pelo teste de identificação. Mantém-se então elevada a probabilidade de identificação, até que todas as medidas da lista sejam consideradas portadoras de EG.

A manutenção da probabilidade de identificação em níveis elevados implica em alta probabilidade de falso alarme, principalmente nas listas iniciais, cujas dimensões são maiores. Isto significa que se admite, no início, a ocorrência de identificações errôneas, procurando-se, com isso, não deixar de fora qualquer medida errônea. Porém, à medida que se sucedem os refinamentos, o tamanho da lista vai diminuindo com o conseqüente aumento da precisão e diminuição da probabilidade de falso alarme. Desde que os parâmetros do teste de identificação sejam bem escolhidos, ao serem declaradas errôneas todas as medidas da lista, as probabilidades de falso alarme e de falha na identificação são as menores possíveis, e as possibilidades de identificações errôneas e de não-identificações são muito reduzidas.

A principal característica deste procedimento é a ênfase que ele dá em identificar os EGs, ao contrário do algoritmo α , que enfatiza a minimização das identificações errôneas. Outra característica importante é que os sucessivos refinamentos dizem respeito apenas à identificação de EGs, não sendo necessária qualquer re-estimação de estados.

O teste de identificação está descrito na Subseção 4.4.1. No algoritmo β , porém, $(N_{1-\alpha/2})_i$ varia de um refinamento para outro e não é o mesmo para todas as medidas da lista. $(N_{1-\alpha/2})_i$ depende da precisão da estimativa do i -ésimo erro e é dado por (ver eq. (4.37)):

$$(N_{1-\alpha/2})_i \approx \frac{e'_{si} + N_{\beta} \sqrt{\Gamma_{ii} - 1}}{\sqrt{\Gamma_{ii}}} \quad (4.38)$$

Esta equação é uma aproximação e, ao se fazer uso dela deve-se ter em mente duas situações extremas:

- (i) estimativas muito imprecisas (Γ_{ii} muito grandes). Neste caso, o valor de algum $(N_{1-\alpha/2})_i$ poderia ser negativo devido à aproximação da eq. (4.38). Quando isto acontece faz-se $(N_{1-\alpha/2})_i = 0$ ($\alpha = 1$), aceitando-se temporariamente algumas identificações errôneas, as quais serão eliminadas durante os refinamentos com o aumento da precisão;
- (ii) estimativas muito precisas (Γ_{ii} muito próximos de 1). Neste caso, o valor de $(N_{1-\alpha/2})_i$ tende a ser muito grande, diminuindo as chances de se identificar erros grosseiros de pequena amplitude. Por isso, fixa-se em 3 o máximo valor para $(N_{1-\alpha/2})_i$, o qual satisfaz as exigências de baixas probabilidades de falso alarme e de falha na identificação.

O algoritmo com probabilidade β fixada consiste dos seguintes passos:

- (i) estimar o vetor de estados, $\hat{\underline{x}}$;
- (ii) efetuar o teste de detecção de EGs:
 se for positivo, constituir a primeira lista de medidas suspeitas com base em \underline{r}_N e satisfazendo a restrições de observabilidade; seja S_0 esta lista. Prosseguir para o passo (iii);
 se for negativo, encerrar o processamento de EGs, pois eles estão ausentes;
- (iii) seja s a dimensão da lista S_0 . Calcular:

$$1. \Gamma = S_{SS}^{-1}$$

$$2. \hat{\underline{e}}_S = \Gamma \cdot \underline{r}_S$$

3. $(N_{1-\alpha/2})_i$, $i=1,s$ pela eq. (4.38), sujeito às restrições:

$$0 \leq (N_{1-\alpha/2})_i < (N_{1-\alpha/2})_{\max}$$

4. λ_i , $i=1,s$ pela eq. (4.31)

- (iv) aplicar o teste de identificação:

se $|\hat{e}_{si}| \leq \lambda_i$, a medida i é válida;

se $|\hat{e}_{si}| > \lambda_i$, a medida i é considerada errônea;

seja S_1 a lista das medidas consideradas errôneas;

- (v) se $S_1 = S_0$, encerrar o processamento dos EGs, pois as medidas errôneas foram identificadas como aquelas pertencentes a atual lista S ; Se $S_1 < S_0$, considerar $S_0 = S_1$ a nova lista de medidas suspeitas e retornar ao passo (iii).

Com respeito à eq. (4.38), dois parâmetros devem ser fixados: β e e_{s1} . Dos valores atribuídos a esses parâmetros dependem a velocidade de convergência (o número de refinamentos) e a correção da identificação.

Observa-se que, quanto menores forem os valores atribuídos a β e e_{s1} , maior será a probabilidade de falso alarme, principalmente na primeira lista quando a precisão da estimativa dos erros é menor (veja-se a eq. (4.38) e as propriedades na Subseção 4.4.2).

O fato de se ter probabilidade de falso alarme elevada implica em poucas medidas declaradas válidas a cada refinamento, o que pode significar a realização de um número maior de refinamentos. Evidentemente, a probabilidade β vai diminuindo à medida que o processo evolui, porém esse decrescimento é mais lento quando os parâmetros β e e_{s1} são baixos.

Uma situação extrema ocorreria quando, para valores inconvenientemente baixos de β e e_{s1} , a probabilidade de falso alarme se aproximaria de 100% para todas as medidas em S_0 , ou seja, $(N_{1-\alpha/2})_i \approx 0, \forall i$. Neste caso, todas as medidas em S_0 seriam declaradas errôneas, encerrando prematuramente o processo de identificação.

Verificou-se que $\beta = 1\%$ ($P_i = 99\%$) e $e'_{si} = 40$ são boas escolhas para estes parâmetros, a fim de se evitar os problemas mencionados [20].

Finalmente, observando-se o algoritmo β , conclui-se que a matriz de sensibilidade S_{SS} precisa ser calculada somente no primeiro refinamento, pois as matrizes dos refinamentos posteriores são submatrizes da primeira.

4.7 - Considerações Finais

Os algoritmos α e β apresentados nas seções anteriores são boas soluções do problema de identificação de erros grosseiros múltiplos, apesar de o algoritmo β sobressair, já numa primeira análise, visto que não necessita de re-estimação de estados. A filosofia do algoritmo β consiste em se realizar refinamentos de uma lista de medidas suspeitas, mantendo alta a probabilidade de identificação. Pelo fato de se estar interessado em identificar medidas errôneas, esta estratégia parece ser mais adequada ao problema em questão, do que se ter a preocupação de minimizar as identificações errôneas, como acontece com o algoritmo α .

Deve-se considerar, ainda, que nos refinamentos inerentes ao algoritmo β a probabilidade de falso alarme diminui de tal forma que, em geral, a lista final de medidas declaradas errôneas não contém identificações errôneas. Isto é particularmente verdadeiro se os parâmetros β e e'_{si} mencionados na seção anterior estão bem ajustados e nenhum erro grosseiro incide em medida pertencente a uma região de redundância muito baixa como, por exemplo, um conjunto k -crítico ou um conjunto de medidas com redundância muito próxima a deste.

Por estas razões, preferiu-se implementar, em conexão com o estimador seqüencial-ortogonal via rotações de Givens, um algoritmo com probabilidade de identificação fixada, cuja implementação está descrita no próximo capítulo.

C A P Í T U L O V

ALGORITMO PARA IDENTIFICAÇÃO DE ERROS GROSSEIROS MÚLTIPLOS POR TESTES DE HIPÓTESES NUM ESTIMADOR SEQUENCIAL-ORTOGONAL VIA ROTAÇÕES DE GIVENS

5.1 - Introdução

O algoritmo proposto neste capítulo difere em muito daquele proposto no capítulo III. Em primeiro lugar, é um procedimento que reconhece possíveis interações entre medidas errôneas, tratando-as coletivamente, ao contrário do algoritmo IPE que desconhece qualquer interação e trata uma por uma as medidas supostas errôneas. Em segundo lugar, utiliza testes de hipóteses para decidir a respeito da validade da medida, o que não é feito no procedimento IPE. Finalmente, as decisões são tomadas com base numa estimativa dos erros de medição (geralmente com alta precisão), ao invés de serem tomadas com base nos resíduos normalizados, que são combinações dos erros e, portanto, podem não se constituir em boas referências para declarar a validade ou não das correspondentes medidas.

Por causa das suas características vantajosas, expostas no capítulo IV, o algoritmo β foi escolhido para ser associado ao estimador sequencial-ortogonal via rotações de Givens, com a finalidade de identificar EGs múltiplos, eficientemente. Pretende-se, neste capítulo, detalhar o trabalho realizado, analisando-se os aspectos de maior relevância, tais como a seleção das medidas suspeitas, o tratamento das medidas que se tornam críticas devido às eliminações e o procedimento de identificação propriamente dito.

Apresenta-se, na Seção 5.2, o fluxograma relativo ao processamento de EGs, acompanhado das descrições e comentários das suas funções mais importantes. Na Seção 5.3, expõe-se a estrutura de subrotinas (e respectivas funções) utilizada nesta implementação. Procura-se mostrar, também, as inter-relações entre as subrotinas. Finalmente, na Seção 5.4, estão registradas considerações finais e conclusões a respeito do procedimento proposto.

5.2 - Algoritmo β Associado ao Estimador Seqüencial-Ortogonal via Rotações de Givens

5.2.1 - Apresentação do Fluxograma

O fluxograma relativo ao procedimento de identificação de EGs múltiplos usando testes de hipóteses com probabilidade de identificação fixada, associado ao estimador seqüencial-ortogonal, está mostrado na fig. 5.1. Nas próximas subseções, são detalhadas algumas das funções apresentadas neste fluxograma.

Suponha-se, agora, que EGs estejam presentes entre as m medidas realizadas. Então o teste $J(\hat{x})$ deverá detectá-los e com isso dar início ao procedimento de identificação. Antes, porém, como que uma fase preparatória ao procedimento de identificação é levada a efeito. Nela, são calculados os resíduos de estimação, as suas variâncias, os resíduos normalizados e é formada a lista preliminar de medidas suspeitas S , composta pelas medidas cujos resíduos normalizados excederam a magnitude

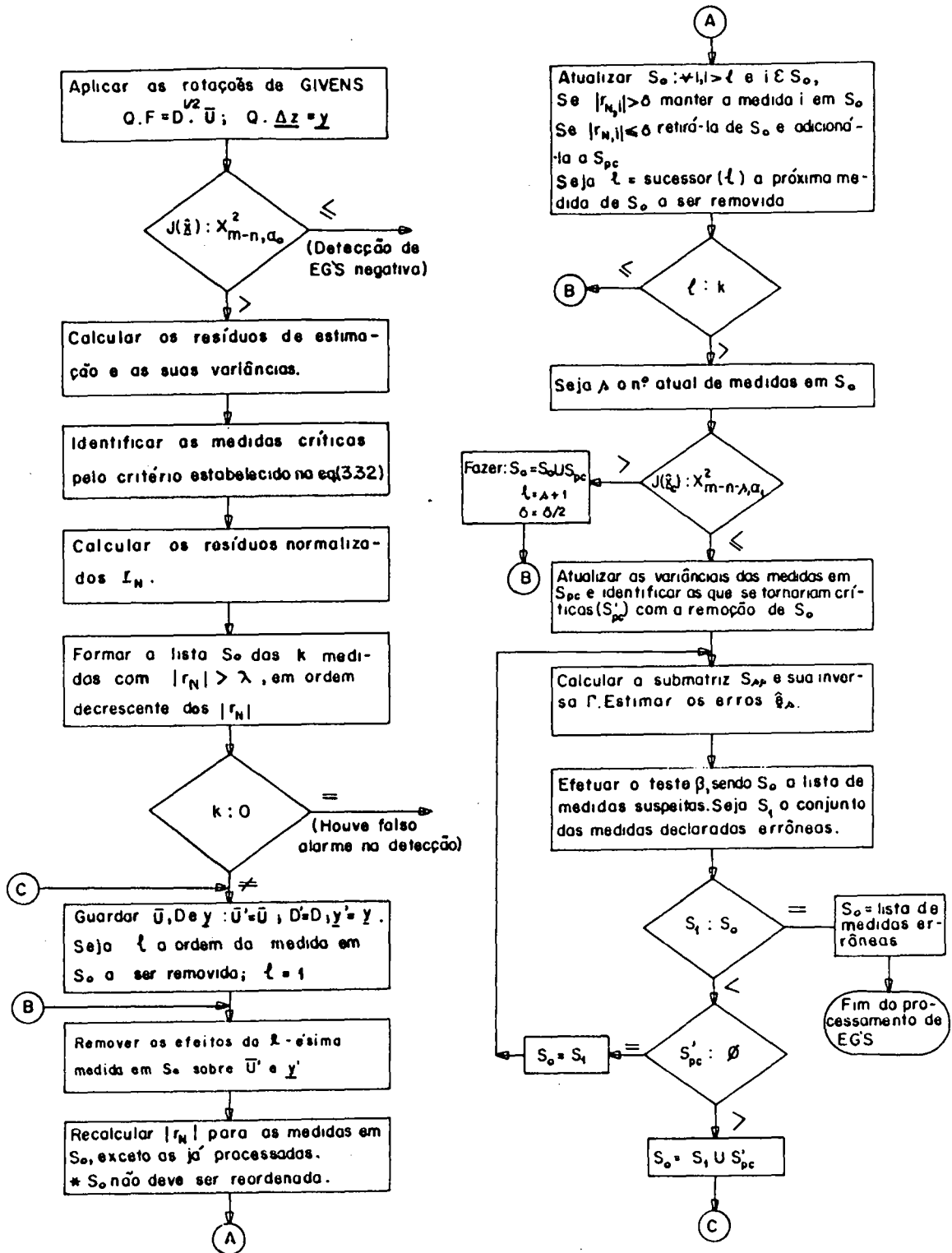


FIGURA 5.1 — FLUXOGRAMA DO MÉTODO β APLICADO AO ESTIMADOR SEQUENCIAL — ORTOGONAL VIA ROTAÇÕES DE GIVENS.

de 3 desvios-padrões. Além disso, por meio do critério expresso pela eq. (3.32), são identificadas as medidas críticas, se existirem. Finalmente, antes ainda de se iniciar o procedimento de identificação, verifica-se se não ocorreu falso alarme na detecção, o qual é caracterizado por uma lista S_0 vazia.

5.2.2 - Seleção de Medidas Suspeitas

A composição da lista das medidas suspeitas deve satisfazer a dois quesitos contraditórios [35]:

- ser grande o suficiente para não deixar de fora nenhuma medida errônea e
- ser o menor possível para que a precisão das estimativas dos erros seja boa e não dê lugar a muitas identificações errôneas.

O processo proposto visa dar uma boa solução a esta importante etapa do procedimento de identificação. Este processo consiste em refinar a lista de medidas suspeitas, removendo-se sucessivamente os elementos de S_0 (que é dinamicamente atualizada) do conjunto de medidas. A propriedade de re-processamento do estimador ortogonal é usada para esta finalidade.

Após cada remoção, os resíduos normalizados das medidas em S_0 são recalculados sem atualização das suas variâncias, para evitar-se esforço computacional extra. Como as medidas podem ser interativas, a remoção de um elemento de S_0 pode afetar fortemente outros resíduos. De acordo com a magnitude deste efeito, as medidas restantes em S_0 ou continuam como sus-

peitas (se as correspondentes magnitudes dos resíduos normalizados excedem um dado limiar) ou são excluídas de S_0 e rotuladas com potencialmente críticas (em caso contrário).

Apesar de os resíduos normalizados serem atualizados após cada remoção, a ordem inicial da lista S_0 é mantida. No entanto, isto não implica que após a remoção da l -ésima medida de S_0 será removida a medida de ordem $(l+1)$. Isto é assim porque, quando da atualização dos resíduos normalizados, algumas medidas de S_0 podem ser transferidas para S_{pc} (lista de medidas candidatas a tornarem-se críticas caso a remoção das medidas da lista S_0 seja confirmada). A sucessora de l na lista de medidas a serem removidas pode, portanto, não ser $l+1$ e sim, por exemplo, $l+2$ ou $l+3$.

A lista S_0 assim formada é ainda submetida a um teste - $J(\hat{x})$ para validá-la. Se o teste for negativo, significa que todas as medidas errôneas estão em S_0 , prosseguindo-se então para executar o teste de identificação. Em caso contrário, reduz-se o limiar δ , junta-se a S_0 o conjunto S_{pc} e recomeça-se o processo de formação da lista de medidas suspeitas a partir da primeira medida de S_{pc} , pois todas as medidas em S_0 já foram processadas. Este teste é realizado somente para validação da primeira lista de medidas suspeitas.

5.2.3 - Identificação por Testes de Hipóteses (ITH)

Dispõe-se, a princípio, de uma lista de medidas suspeitas de portarem erro grosseiro. Deseja-se identificar quais delas são de fato errôneas através de um procedimento que faz uso de testes de hipóteses com probabilidade de identifica-

ção fixada. Este procedimento consiste, basicamente, das seguintes etapas:

- (i) Seja S_0 a lista das s medidas suspeitas; fixar β (ou P_i), e'_{si} , $(N_{1-\alpha/2})_{\max}$ e $(N_{1-\alpha/2})_{\min}$
- (ii) Calcular a matriz de sensibilidade S_{SS} correspondente às s medidas de S_0 e invertê-la para estimar os erros pela eq. (4.9):

$$\hat{e}_{-s} = \Gamma \cdot \underline{r}_{-s} = S_{SS}^{-1} \underline{r}_{-s}$$

- (iii) Calcular $(N_{1-\alpha/2})_i$ para cada erro, segundo a eq. (4.38):

$$(N_{1-\alpha/2})_i = \frac{e'_{si} + N_{\beta} \sqrt{\Gamma_{ii}^{-1}}}{\sqrt{\Gamma_{ii}}}$$

sujeito a:

$$(N_{1-\alpha/2})_{\min} \leq (N_{1-\alpha/2})_i \leq (N_{1-\alpha/2})_{\max}$$

- (iv) Calcular os limiares λ_i de acordo com a eq. (4.31):

$$\lambda_i = (N_{1-\alpha/2})_i \cdot \sigma_{ii} \cdot \sqrt{\Gamma_{ii}} \quad \forall i, i=1, s$$

- (v) Efetuar o teste de hipóteses:

se $|\hat{e}_{si}| > \lambda_i$, a medida i é declarada errônea; em caso contrário, é considerada válida.

Seja S_1 a lista das medidas declaradas errôneas no passo (v). Caso não existam restrições de observabilidade, (isto é, $S'_{pc} = \emptyset$), o procedimento de identificação será repetido com a nova lista $S_0 = S_1$ até que todas as medidas em S_0 sejam declaradas errôneas. Note-se que quando isto ocorrer, a precisão da estimativa dos erros será máxima, a probabilidade de identificação alta e a probabilidade de falso alarme baixa. Ou seja, em condições muito favoráveis à não-ocorrência de identificações errôneas e de não-identificações.

O número de refinamentos necessários situa-se, normalmente, entre 2 e 4. Na verdade, em alguns casos, somente um (1) refinamento é realizado. A realização de apenas 1 ou 2 refinamentos é creditada à boa seleção de medidas suspeitas (todas as errôneas presentes em um conjunto bastante reduzido de medidas suspeitas selecionadas). Este fato poderá ser verificado no capítulo de resultados (Cap. VI).

Finalmente, deve-se observar que a matriz de sensibilidade S_{SS} é calculada somente no primeiro refinamento, porque nos refinamentos posteriores tais matrizes reduzem-se a submatrizes da primeira. As expressões que permitem o cálculo dos elementos de S_{SS} são as seguintes:

Considere-se novamente a eq. (3.22), agora escrita fazendo-se $U = D^{1/2} \cdot \bar{U}$:

$$W = R - (F \cdot \bar{U}^{-1}) \cdot D^{-1} \cdot (F \cdot \bar{U}^{-1})^T \quad (5.1)$$

ou:

$$W = R - \bar{V} \cdot D^{-1} \cdot \bar{V}^T \quad (5.2)$$

com:

$$\bar{V} \underline{\underline{A}} F \cdot \bar{U}^{-1}$$

Os elementos de \bar{V} são calculados pela seguinte expressão:

$$\bar{V}_{ik} = \sum_{j=1}^k F_{ij} \cdot (\bar{U}^{-1})_{jk} \quad (5.3)$$

e as covariâncias são obtidas por meio da relação:

$$w_{ij} = - \sum_{k=1}^n \bar{V}_{ik} \cdot \bar{V}_{jk} / D_{kk} \quad (5.4)$$

Visto que os elementos de \bar{V} e D já estão disponíveis quando do cálculo das variâncias dos resíduos, eles devem ser armazenados para uso posterior na eq. (5.4).

Considerando-se que a matriz W é simétrica e, portanto, $w_{ij} = w_{ji}$, obtém-se:

$$s_{ij} = w_{ij} \cdot \sigma_{jj}^{-2} \quad (5.5)$$

e

$$s_{ji} = w_{ij} \cdot \sigma_{ii}^{-2} \quad (5.6)$$

Já os elementos diagonais da matriz de sensibilidade são calculados mais facilmente, pois as variâncias já foram obtidas. Assim

$$s_{ii} = w_{ii} \cdot \sigma_{ii}^{-2} \quad (5.7)$$

Evidentemente, quando for necessário se obter a submatriz S_{ss} , somente serão calculados os elementos de S correspondentes às s medidas integrantes da lista S_0 .

5.2.4 - Tratamento das Medidas Potencialmente Críticas (S'_{pc})

As medidas potencialmente críticas (S'_{pc}) devem ser consideradas suspeitas de conterem erro grosseiro, porque inicialmente pertenciam à lista S_0 de medidas suspeitas e passaram a fazer parte de S'_{pc} somente para satisfazerem a restrições de observabilidade. Os sucessivos refinamentos em S_0 implicam em geral em redução do seu tamanho, de modo que as restrições de observabilidade presentes até então podem não mais existir. Neste caso, as medidas em S'_{pc} são acrescentadas à lista S_0 , seus erros são estimados e é efetuado um teste de hipóteses para identificar as medidas errôneas e as válidas no conjunto $S_0 = S_0 \cup S'_{pc}$.

É importante ressaltar que, apesar do tratamento mencionado no parágrafo anterior com respeito à lista S'_{pc} , em alguns casos (p.ex.: quando um EG incide num conjunto k-crítico) o conjunto S'_{pc} pode não ser vazio ao final do processamento de EGs. Portanto, o conjunto final de medidas críticas é formado pelas medidas inicialmente críticas e por aquelas que se tornaram críticas devido à remoção das errôneas.

As medidas críticas podem conter erro grosseiro sem que se tenha conhecimento do fato. Deste modo, o conjunto final de medidas críticas deve ser informado ao operador, de modo a advertí-lo quanto à incerteza dos valores destas medidas e de outras grandezas por elas influenciadas.

5.2.5 - Conclusões

Como conclusão, importa registrar que o procedimento de seleção de medidas suspeitas deve seu bom desempenho e sua simplicidade à característica de reprocessamento do estimador seqüencial. Destaque-se, ainda, as vantagens decorrentes da natureza esparsa e triangular superior da matriz U (obtida aplicando-se as rotações de Givens à matriz Jacobiana) no cálculo das variâncias, e das submatrizes de sensibilidade indispensáveis à estimação do vetor de erros $\hat{\underline{\epsilon}}_s$.

5.3 - Aspectos Adicionais da Implementação do Algoritmo β

Mostra-se na fig. 5.2 a estrutura de subrotinas utilizada para estimação de estados e processamento de EGs. Procura-se, a seguir, expor sucintamente as funções de cada uma das subrotinas e suas inter-relações. Algumas vezes, entretanto, expõem-se as funções de um conjunto inter-relacionado de subrotinas. Nestes casos, os parênteses envolvem nomes de subrotinas evocadas pela subrotina cujo nome aparece imediatamente antes dos parênteses.

GIVB

É responsável pela leitura dos dados, impressão dos resultados e controle do fluxo principal do estimador de estados.

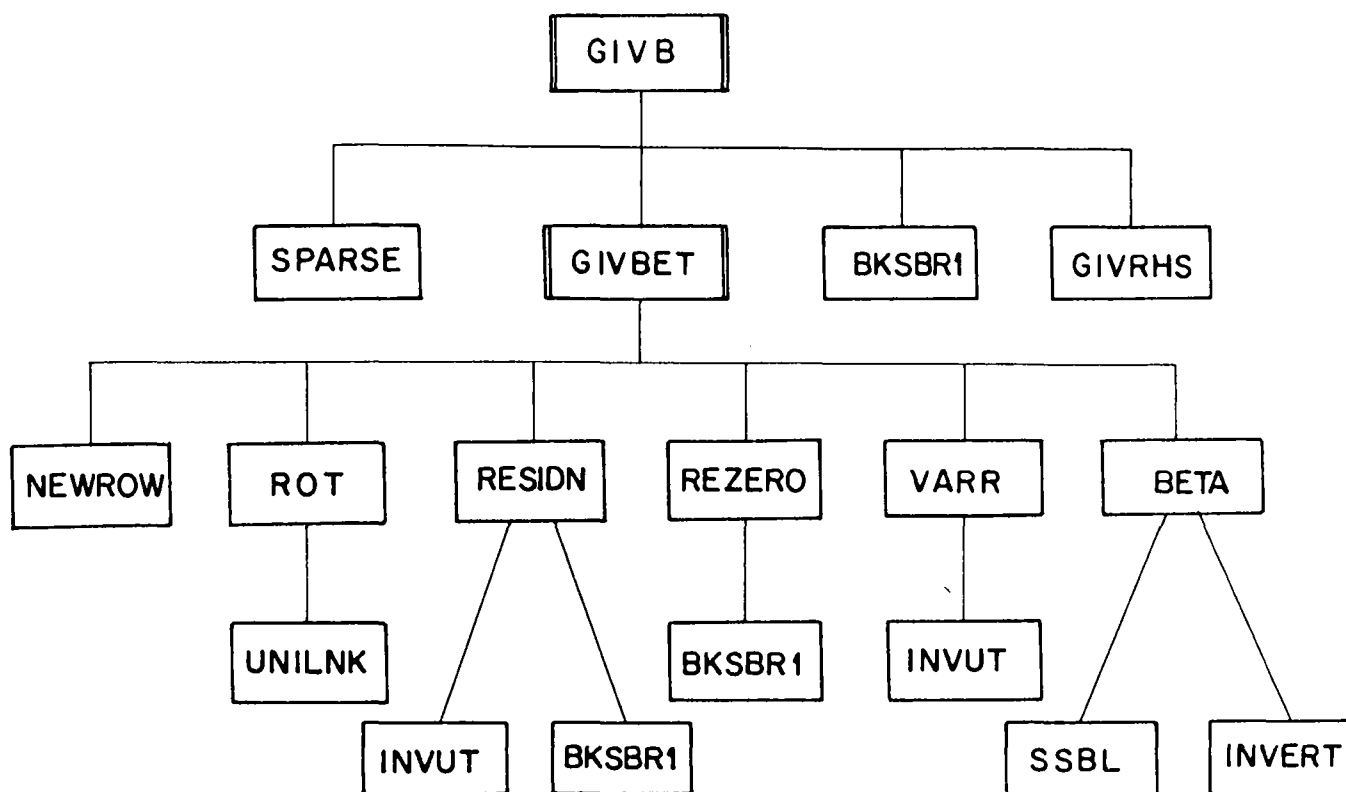


Figura 5.2 - Estrutura das subrotinas utilizadas na implementação do estimador sequencial usando o algoritmo β para processar EGs.

SPARSE

É uma biblioteca de subrotinas cujas funções são: obter a estrutura da matriz Jacobiana F , calcular os valores dos seus elementos e calcular os elementos do vetor das medidas incrementais Δz . É ativada somente por GIVB. Quando a matriz Jacobiana deve ser mantida constante, a única função de SPARSE é atualizar o vetor Δz .

BKSBR1

É uma subrotina cuja única função é resolver o sistema de equações lineares expresso na eq. (3.10). É ativada por GIVB para calcular o vetor de incrementos nos estados a cada iteração.

GIVRHS

Quando a matriz Jacobiana é mantida constante, as rotações de Givens da iteração anterior são idênticas às da iteração atual. Por isso, é vantajoso se armazenar as rotações de Givens, e aplicá-las somente ao vetor das medidas incrementais nas iterações seguintes. A função de aplicar as rotações de Givens previamente ao vetor $\Delta \underline{z}$ é desempenhada pela subrotina GIVRHS.

GIVBET

Ativada somente por GIVB, é responsável pelo controle do fluxo relativo a duas importantes tarefas:

- a realização das rotações de Givens e
- o processamento dos erros grosseiros.

NEWROW, ROT (UNILNK)

Estas subrotinas efetuam as rotações entre uma linha da matriz Jacobiana e a matriz triangular

superior U, o que corresponde ao processamento de uma medida. A subrotina GIVBET utiliza-se delas para efetuar as rotações de todas as linhas da matriz F (correspondendo a todas as medidas) com a matriz U. Adiante, no processamento de EGs, são novamente chamadas para remover os efeitos de uma ou mais medidas quando da seleção das medidas suspeitas ou na ocasião da eliminação das medidas consideradas errôneas.

RESIDN (INVUT, BKSBR1)

No caso de EGs estarem presentes, GIVBET ativa a subrotina RESIDN, a qual realiza as seguintes funções:

- inverte a matriz U (através da subrotina INVUT);
- calcula as variâncias dos resíduos de estimação;
- armazena $F.U^{-1}$ para uso posterior na subrotina SSBL;
- identifica as medidas críticas pelo critério estabelecido na eq. (3.32);
- calcula o vetor dos incrementos nos estados (através da subrotina BKSBR1);
- calcula os resíduos de estimação pela eq. (3.21);
- calcula os resíduos normalizados;
- forma a lista preliminar de medidas suspeitas (S_0), composta pelas medidas com $|r_N| > 3$ e organizada em ordem decrescente das magnitudes dos resíduos normalizados.

REZERO (BKSBR1)

Acionada por GIVBET, REZERO desempenha importante papel na formação da lista das medidas suspeitas. GIVBET remove uma-a-uma as medidas em S_0 (usando NEWROW, ROT(UNILNK)) segundo a ordem estabelecida em RESIDN. Após a remoção de uma dessas medidas, REZERO atualiza os resíduos normalizados para os componentes de S_0 , sem atualização das respectivas variâncias. São mantidas em S_0 apenas as medidas já processadas e aquelas cujos resíduos normalizados ainda apresentam módulos superiores a um limiar pré-estabelecido (δ). As demais são transferidas para a lista S_{pc} das medidas potencialmente críticas.

VARR (INVUT)

Ao ser completada a composição da lista das medidas suspeitas, esta e a lista S_{pc} precisam sofrer processo de validação para se saber quais são efetivamente errôneas e quais, realmente, tornar-se-iam críticas com a remoção das suspeitas. É inerente ao processo de seleção das suspeitas, as suas eliminações do conjunto inicial de medidas, provocando mudanças na matriz U e conseqüentemente nas variâncias dos resíduos de estimação. Portanto, para se conhecer as medidas que tornar-se-iam críticas devido à remoção das suspeitas, a subrotina INVUT inverte a matriz U modificada cujos resultados servem ao cálculo das variâncias,

o qual é efetuado pela subrotina VARR. De posse das variâncias das medidas em S_{pc} , o teste explicitado na eq. (3.32) é realizado e obtida a lista S'_{pc} . Esta lista contém as medidas que se tornariam críticas se as medidas atualmente suspeitas fossem realmente consideradas portadoras de EG e conseqüentemente eliminadas.

BETA (SSBL, INVERT)

Conhecidas as medidas suspeitas, GIVBET ativa a rotina de identificação de EGs BETA. Esta subrotina calcula inicialmente os elementos da submatriz de sensibilidade correspondentes às medidas suspeitas (que é a função de SSBL) e, em seguida, comanda a inversão desta submatriz (que é realizada por INVERT) e o cálculo da estimativa $\hat{\underline{s}}$. Finalmente, a subrotina BETA realiza sua principal função que é o teste de hipóteses, individualizado para cada medida suspeita, a fim de identificar as medidas errôneas em S_0 . Se a lista S'_{pc} for vazia e nem todas as medidas suspeitas foram declaradas errôneas, a rotina BETA é re-iniciada, sendo a nova lista de suspeitas composta somente pelas medidas declaradas errôneas na sua execução anterior. Este procedimento é repetido até que todas as medidas suspeitas sejam declaradas errôneas. Porém, se S'_{pc} não for vazia e nem todas as medidas suspeitas foram consideradas errôneas, GIVBET retoma o controle e recomeça a formação de nova lista de suspeitas, partindo da lista composta pelas medidas declaradas errôneas e pelas medidas em S'_{pc} .

5.4 - Considerações Finais

Para concluir, deve-se salientar que, comparando-se os fluxogramas dos procedimentos IPE (Fig. 3.2) e ITH (Fig. 5.1), este último dispense mais tempo de computação (com relação ao procedimento IPE sem atualização de variâncias) e exige maior espaço de memória de processamento. O dispêndio de tempo é maior devido aos acréscimos do processo de seleção de medidas suspeitas (que envolve a realização de rotações de Givens) e do próprio procedimento ITH, que necessita do cálculo da matriz S_{SS} e da sua inversa. No que se refere à memória utilizada, para se obter S_{SS} necessita-se de $F.U^{-1}$, que já é disponível quando do cálculo das variâncias dos resíduos e é, portanto, armazenada nessa oportunidade.

C A P Í T U L O VI

RESULTADOS NUMÉRICOS

6.1 - Introdução

Apresentam-se, neste capítulo, os resultados da aplicação ao estimador seqüencial-ortogonal dos procedimentos para identificação de medidas espúrias descritos nos capítulos III e V, cujos fluxogramas encontram-se nas figuras 3.2 e 5.1.

Foram simulados erros grosseiros de amplitudes diversas e incidentes em variadas localizações e circunstâncias para os sistemas IEEE 14 e 30 barras, cujos diagramas unifilares, planos de medição, parâmetros de linha e condições de operação são encontrados no Apêndice B.

Este capítulo está organizado como segue. Na Seção 6.2 são enumeradas e analisadas algumas características desejáveis em um bom algoritmo destinado à identificação de medidas portadoras de erros grosseiros. Os resultados obtidos para os sistemas-teste, juntamente com comentários pertinentes, são apresentados na Seção 6.3. Por último, a Seção 6.4 contém conclusões a respeito dos procedimentos testados para identificar medidas espúrias.

6.2 - Diretrizes Para Avaliação dos Resultados

O desempenho de um bom algoritmo destinado a identificar medidas espúrias deve ser pautado pelas seguintes características:

- (i) identificar (e eliminar) todas as medidas realmente errôneas;
- (ii) não tachar como espúrias, medidas válidas;
- (iii) realizar o processo de identificação em um intervalo reduzido de tempo tal que satisfaça às exigências da operação em tempo real;
- (iv) fornecer informações adicionais relevantes (se existirem), originadas pelo processo de identificação.

A não satisfação das características (i) e (ii) implica em prejuízos para a estimação dos estados, a qual pode ser muito tendenciosa caso medidas errôneas não tenham sido removidas. Por outro lado, se muitas medidas válidas são consideradas espúrias, a precisão da estimativa de estados será prejudicada, pois esta aumenta com o aumento de informações válidas redundantes.

A característica (iii) já inclui sua justificativa.

As informações adicionais mencionadas em (iv) referem-se a medidas críticas e medidas tornadas críticas com a

eliminação das errôneas. Além disso, podem referir-se também às grandezas que seriam afetadas por erros nessas medidas.

Na próxima seção os resultados serão apresentados e deve-se ter em mente estas características ao se analisar os desempenhos dos três procedimentos utilizados na identificação de EGs (IPE com e sem atualização de variâncias e ITH).

6.3 - Apresentação dos Resultados

6.3.1 - Considerações Preliminares

São expostos nesta seção os resultados da aplicação dos seguintes procedimentos para processar EGs:

- (i) IPE 1 - identificação por eliminação sem atualizar as variâncias (ver fluxograma da fig. 3.2);
- (ii) IPE 2 - identificação por eliminação atualizando-se as variâncias após cada uma das remoções (ver fluxograma da fig. 3.2);
- (iii) ITH - identificação por testes de hipóteses com probabilidade de identificação ($P_i = 1 - \beta$) fixada (ver fluxograma da fig. 5.1).

Foram simulados para o fim de se avaliar os desempenhos destes algoritmos erros grosseiros simples, erros grosseiros múltiplos interativos e não-interativos e erros grosseiros incidentes em medidas pertencentes a um conjunto k -crítico. Adicionalmente, incluiu-se o caso em que o resíduo normalizado de uma medida errônea é próximo de zero devido a uma composição fortuita de erros interativos.

Com relação aos algoritmos IPE1(2) e ITH associados ao estimador de estados via rotações de Givens, é ainda necessário que sejam explicitados alguns detalhes relevantes e os valores atribuídos aos parâmetros usados nos procedimentos de identificação. São eles:

- (i) a matriz Jacobiana é mantida constante após a 2a. iteração;
- (ii) o teste de detecção é ativado somente na 2a. iteração;
- (iii) a probabilidade de falso alarme do teste $J(\hat{\underline{x}})$ é $\alpha_0 = 10\%$;
- (iv) o limiar do teste \hat{b} é $e_{LIM} = 4$;
- (v) os parâmetros e'_{s1} e β usados no procedimento ITH são, respectivamente, 30 e 1%;
- (vi) o limiar δ usado no processo de seleção de medidas suspeitas é igual a 0,5;

(vii) as precisões dos medidores são: 2% para os medidores de potência e 1% para os de módulo de tensão.

Finalmente, importa mencionar que os planos de medição dos sistemas IEEE 14 e IEEE 30 barras apresentam redundâncias iguais a 2,00 e 1,96, respectivamente. Entretanto, as medidas não estão distribuídas de modo a propiciar níveis homogêneos de redundância locais. Ao contrário, são encontradas medidas cujos correspondentes elementos diagonais da matriz de sensibilidade (os quais servem como medidas para o nível local de redundância) são muito distintos, variando desde valores próximos de zero (redundância muito baixa) até valores próximos de um (redundância alta).

6.3.2 - Resultados de Simulação Para o Sistema IEEE 14 Barras

Erros Grosseiros Simples - A Tabela I apresenta resultados de simulação para dez (10) casos de EGs simples de amplitudes iguais a 20σ em medidas cujas redundâncias não são, em geral, consideradas boas. Além disso, pelo menos uma medida é fortemente correlacionada com a errônea, fato que pode dificultar a sua identificação em processos tais como os baseados nos resíduos ponderados (reporte-se ao Apêndice A - Tabela A.1 para comparações).

O caso 1.10 trata da simulação de EG não identificável. Portanto, a medida identificada como errônea depende somente da ordem do processamento das medidas, porque os resíduos normalizados das medidas de um conjunto k-crítico possuem módulos iguais. No caso 1.10, a medida T7-4 foi corretamente de-

TABELA I - Simulação de Erros Grosseiros Simples no Sistema IEEE 14 Barras

CASO	LOCALIZAÇÃO	VALOR CORRETO	VALOR MEDIDO	ERROS GROSSEIROS EM PU DE σ				S_{ii}	IDENTIFICAÇÃO		
				SIMULADO	IPE 1	IPE 2	ITH		IPE 1	IPE 2	ITH
1.1	P3	-0,9645	-0,4085	20,0	18,8	18,8	18,8	0,3326	S	S	S
1.2	P5	-0,0753	0,3268	20,0	21,7	21,7	21,7	0,1929	S	S	S
1.3	P12	-0,0616	0,3385	20,0	20,0	20,0	20,0	0,2862	S	S	S
1.4	P13	-0,1346	0,2694	20,0	19,9	19,9	19,9	0,3040	S	S	S
1.5	Q1	-0,2399	0,1721	20,0	20,0	20,0	20,0	0,4122	S	S	S
1.6	Q3	-0,0267	0,3733	20,0	19,7	19,7	19,7	0,2069	S	S	S
1.7	Q5	-0,0164	0,3837	20,0	19,9	19,9	19,9	0,2385	S	S	S
1.8	Q12	0,0161	0,3839	20,0	20,1	20,1	20,1	0,2984	S	S	S
1.9	Q13	-0,0585	0,3415	20,0	20,0	20,0	20,0	0,3072	S	S	S
1.10	T7-4	-0,2765	0,1765	20,0	22,4	22,4	22,4	0,0798	S	S	S

clarada errônea, pois foi a primeira medida processada do conjunto k-crítico. Os procedimentos IPE 2 e ITH incluem nos seus relatórios as medidas que tornam-se críticas após a remoção da errônea, o mesmo não acontecendo com IPE 1. Verificou-se que T10-9 e P9 tornaram-se críticas, caracterizando a existência de um conjunto 3-crítico.

Em todos os casos a identificação foi correta e não ocorreram identificações errôneas. Com relação ao tempo de cálculo, foram obtidos os seguintes tempos médios considerando-se os dez casos da tabela 1:

IPE 1 - 2,7 segundos

IPE 2 - 3,6 segundos

ITH - 2,8 segundos

Conclui-se, por conseguinte, que o procedimento ITH apresentou ligeira vantagem com respeito aos demais por informar sobre as medidas que se tornaram críticas a um custo muito pequeno. Note-se que o procedimento IPE 1 não fornece esta informação e que IPE 2 a fornece porém a um custo elevado, porque necessita re-calcular as variâncias de todas as medidas.

EGs não-interativos - A Tabela II sintetiza os resultados de simulação de EGs não-interativos. Observa-se que os três procedimentos identificaram todas as medidas espúrias e não ocorreu qualquer identificação errônea, a despeito de as redundâncias de algumas medidas não favorecerem às suas identificações. Atente-se, por exemplo, às medidas P12 e Q12 do caso 2.2 e às medidas do caso 2.3 cujas redundâncias são baixas e, no en-

TABELA II - Simulação de Erros Grosseiros Múltiplos Não-Interativos no Sistema IEEE 14 Barras

CASO	LOCALIZAÇÃO	VALOR CORRETO	VALOR MEDIDO	ERROS GROSSEIROS EM PU DE σ				s_{ii}	IDENTIFICAÇÃO		
				SIMULADO	IPE 1	IPE2	ITH		IPE1	IPE2	ITH
2.1	V3	1,0116	0,0116	-70,4	-70,0	-70,0	-70,3	0,8611	S	S	S
	T13-14	0,0556	0,5556	+25,0	+25,4	+25,4	+25,3	0,7344	S	S	S
	P1	2,3159	1,3159	-19,8	-20,0	-20,0	-19,3	0,5885	S	S	S
	Q1	-0,2399	0,2399	+23,3	+23,2	+23,3	+23,2	0,4122	S	S	S
2.2	V6	1,0601	1,3601	+20,5	+20,7	+20,7	+20,1	0,8743	S	S	S
	T6-5	-0,4313	0,0	+19,8	+19,7	+19,8	+20,6	0,3515	S	S	S
	U6-5	0,1682	0,0	-8,3	-7,3	-7,6	-7,6	0,3932	S	S	S
	P12	-0,0616	-0,6155	-27,7	-28,0	-28,2	-26,5	0,2862	S	S	S
	Q12	-0,0161	-1,1613	-57,3	-55,8	-55,8	-55,4	0,2984	S	S	S
2.3	P3	-0,9645	-0,1645	+28,8	+26,4	+26,4	+27,6	0,3226	S	S	S
	P13	-0,1345	-0,8345	-34,7	-36,4	-36,4	-34,2	0,3040	S	S	S
	Q3	-0,0267	-0,4672	-22,0	-22,2	-22,2	-22,2	0,2069	S	S	S
	Q13	-0,0585	-0,5847	-26,3	-25,2	-25,2	-25,2	0,3072	S	S	S

tanto, foram todas identificadas como errôneas. Realmente, se não se verificam interações entre medidas portadoras de EGs, a identificação de EGs múltiplos é semelhante a múltiplos casos de identificação de EGs simples.

Convém ainda registrar que no caso 2.3 a medida T3-4 tornou-se crítica devido à remoção de P3. Este fato foi assinalado somente pelos algoritmos IPE 2 e ITH com vantagem para o último, por causa do seu menor tempo de computação.

EGs interativos - A identificação de EGs múltiplos interativos constitui-se no maior problema no que se refere ao processamento de EGs. Os resultados de simulação para alguns casos estão apresentados na Tabela III. Incluiu-se, propositalmente, uma situação muito severa (caso 3.3), que consiste na ocorrência de uma medida francamente errônea, mas cujo resíduo normalizado é praticamente nulo devido a uma certa combinação de EGs múltiplos interativos, artificialmente criada.

No caso 3.1, existem interações entre as medidas errôneas de potência ativa. Embora estas interações não sejam fortes, o número de medidas espúrias correlacionadas é grande, considerando-se a quantidade de medições de potência ativa realizada. Acrescente-se ainda que as redundâncias a algumas das medidas errôneas não são boas ($s_{ii} < 0,5$) e que constatou-se grande influência de mais de uma medida errônea sobre uma mesma medida válida sem que as errôneas influenciem-se mutuamente. Adicionando-se a tudo isso o fato de que P3 e T3-4 formam um par crítico, torna-se fácil compreender os resultados expressos na Tabela III, com relação ao caso 3.1, e complementados a seguir:

TABELA III- Simulação de Erros Grosseiros Múltiplos Interativos no Sistema IEEE 14 Barras

CASO	LOCALIZAÇÃO	VALOR CORRETO	VALOR MEDIDO	ERROS GROSSEIROS EM PU DE σ					S _i	IDENTIFICAÇÃO		
				SIMULADO	IPE 1	IPE 2	ITH	IPE 1		IPE 2	ITH	
3.1	V9	1,0557	1,3557	20,6	21,4	21,4	21,2	0,8638	S	S	S	
	T6-5	-0,4613	0,0	19,8	-	23,5	21,1	0,3515	N	S	S	
	T6-13	0,1722	0,6722	24,6	9,1	9,5	24,9	0,5859	S	S	S	
	P3	-0,9645	0,0	34,7	-	-	33,7	0,3326	N	N	S	
	P14	-0,1482	-0,7482	-29,7	-	-27,4	-28,9	0,3785	N	S	S	
	Q1	-0,2399	0,0	11,7	12,3	12,4	11,7	0,4122	S	S	S	
3.2	V1	1,0642	1,3642	+20,5	+22,3	+22,3	+20,9	0,8830	S	S	S	
	T1-2	1,5206	1,1206	-11,0	-	-8,4	-11,8	0,4631	N	S	S	
	U1-2	-0,2014	0,6014	+39,3	+54,2	+54,2	+39,5	0,5584	S	S	S	
	P1	2,3159	1,3159	-19,8	-10,6	-10,6	-19,9	0,5885	S	S	S	
	Q1	-0,2399	-0,6399	-19,4	-	-16,1	-19,4	0,4122	N	S	S	
3.3	V1	1,0642	0,7642	-20,6	-18,4	-18,4	-18,5	0,8830	S	S	S	
	T1-2	1,5206	-0,4450	-54,0	-7,5	-8,1	-	0,4631	S	S	N	
	P1	2,3159	0,3159	-39,6	-	-	-	0,5885	N	N	N	
	P5	-0,0753	-0,9195	-42,0	-	-	149,2	0,1929	N	N	S	

IPE 1: identificou erroneamente T3-4, T13-14, T4-5, T14-9 e V14

IPE 2: identificou erroneamente T3-4, T13-14, T4-5 e T14-9; tornaram-se críticas devido às remoções: P3, T7-4, T10-9, P9, U10-9 e Q9

ITH : não ocorreram identificações errôneas e a medida T3-4 tornou-se crítica por causa da eliminação de P3.

No caso 3.2, poder-se-ia esperar dificuldades devido às interações fortes entre P1 e T1-2, Q1 e U1-2. Entretanto, para os valores de EGs simulados, os procedimentos IPE2 e ITH apresentaram excelente desempenho, identificando todas as medidas espúrias. Adicionalmente, apenas a medida T5-1 foi erroneamente identificada pelos algoritmos IPE1 e IPE2.

Deve-se acrescentar, com relação ao procedimento IPE1, que nos casos 3.1 e 3.2 algumas medidas errôneas não foram identificadas, carreando desvios à estimação final de estados. Além disso, os erros estimados apresentaram qualidade muito ruim (p.ex.: T6-13 no caso 3.1, U1-2 e P1 no caso 3.2), indicando que se o algoritmo fosse baseado na recuperação das medidas consideradas errôneas, haveria um prejuízo adicional da estimativa dos estados.

O caso 3.3 está caracterizado pela forte interação entre P1, T1-2 (principalmente) e P5 e por erros nestas medidas que implicam na ocorrência de resíduo de estimação desprezível para medida P1 que é francamente errônea e apresenta bom nível

de redundância. Um fator complicador adicional deste caso é a baixa redundância de P5. Nenhum dos três algoritmos desempenhou satisfatoriamente. Para tornar isto mais evidente seguem informações adicionais sobre a atuação de cada um deles.

Os procedimentos IPE 1 e IPE 2 apresentaram os seguintes resultados:

- identificações corretas: V1 e T1-2;
- identificações errôneas: T4-5, T5-1, T2-5 e T7-4;
- não-identificações: P1 e P5;
- tempo para as iterações: 3,1 segundos (IPE 1) e 7,9 segundos (IPE 2);
- IPE 1 não informa sobre medidas que eventualmente tornam-se críticas;
- medidas que tornaram-se críticas segundo IPE 2: P1, P5, P9, T6-5 e T10-9.

Por último, pelo procedimento ITH obtiveram-se:

- identificações corretas: V1 e P5;
- identificações errôneas: T4-5, T2-5 e T6-5;
- não-identificações : P1 e T1-2;
- tempo para as iterações: 4,0 segundos;
- medidas que tornaram-se críticas: P9, T7-4 e T10-9.

O algoritmo ITH não identificou corretamente as medidas portadoras de EGs basicamente devido a não-inclusão de P1 na lista das medidas suspeitas, pois seu resíduo normalizado aproximava-se de zero.

Tempo de computação - A Tabela IV contém os tempos de execução referentes à estimação completa de estados com processamento de erros grosseiros, para alguns casos apresentados nas Tabelas II e III. Estes tempos foram obtidos para o computador IBM 4341 usando-se o compilador FORTRAN G. O tempo de execução para o caso base (sem EGs) foi igual a 1,95 segundos.

A Tabela IV confirma a situação altamente desfavorável do algoritmo IPE com atualização das variâncias (IPE 2), o qual dispende excessivo tempo de computação quando comparado aos outros dois procedimentos (IPE 1 e ITH). Observa-se também que os tempos de computação para o procedimento ITH são pouco superiores aos de IPE 1 e, geralmente, distantes dos tempos apresentados por IPE 2.

Outro fato importante que se observa na Tabela IV são as reduzidas listas iniciais de medidas suspeitas (S_1). Por causa da reduzida dimensão de S_1 , a precisão das estimativas dos erros é alta, possibilitando decidir corretamente quais medidas são válidas e quais são errôneas já no primeiro refinamento do algoritmo ITH. Isto ocorreu em todos os casos expostos na Tabela IV.

Acrescente-se ainda que a lista S_0 , base para a formação da lista de medidas suspeitas, é excessivamente grande, implicando em aumento do tempo de cálculo para a composição de S_1 . Entretanto, é possível reduzir este tempo, fixando-se um limite superior adequado para o número de medidas de S_0 , desde que se assegure a inclusão de todas as medidas portadoras de EGs. Observe-se, por exemplo, a diferença entre os tempos de execução para os casos 2.1 (4,8 s) e 3.2 (3,5 s) e a diferença entre as dimensões de S_0 para os dois casos: 35 e 11, respectivamente.

TABELA IV - Tempos de Execução para Estimação de Estado com Processamento de Erros Grosseiros.

CASO	ERROS GROSSEIROS	MÉTODO	TEMPO P/AS ITERAÇÕES (s)	OBSERVAÇÕES
2.1	V3	IPE 1	3,2	Identificação correta
	T13-14	IPE 2	6,2	Identificação correta
	P1 Q1	ITH	4,8	$ S_0 =35 \rightarrow S_1 =7 \rightarrow S_2 =4$ (*) Identificação correta
2.2	V6	IPE 1	3,3	Identificação correta
	T6-5 U6-5	IPE 2	7,3	Identificação correta
	P12 Q12	ITH	4,2	$ S_0 =29 \rightarrow S_1 =7 \rightarrow S_2 =5$ Identificação correta
2.3	P3	IPE 1	3,1	Identificação correta
	P13 Q3	IPE 2	6,0	T3-4 tornou-se crítica Identificação correta
	Q13	ITH	3,8	$ S_0 =18 \rightarrow S_1 =6 \rightarrow S_2 =4$ T3-4 tornou-se crítica Identificação correta
3.2	V1	IPE 1	3,2	1 identificação errônea (T5-1)
	T1-2 U1-2	IPE 2	8,1	1 identificação errônea (T5-1)
	P1 Q1	ITH	3,5	$ S_0 =11 \rightarrow S_1 =6 \rightarrow S_2 =5$ Identificação correta

(*) S_0 : conjunto preliminar de medidas suspeitas (critério : $|r_N| > 3,0$)

S_k , $k=1,2,\dots$: conjuntos sucessivos de medidas suspeitas, compostos conforme a versão proposta do algoritmo ITH.

6.3.3- Resultados de Simulação Para o Sistema IEEE 30 Barras

Para o sistema IEEE 30 barras são testados apenas os procedimentos IPE 1 e ITH. Isto se deve aos elevados tempos de computação verificados na seção anterior com relação ao algoritmo IPE 2, sem que o seu desempenho seja superior ao procedimento ITH e muitas vezes igual a IPE 1.

Dois casos de EGs múltiplos são expostos na Tabela V. O primeiro, com oito (8) medidas errôneas, consta na literatura [20] e inclui conjuntos de EGs interativos (T1-2 com P1, U1-2 com Q1) e não-interativos (T24-25, U24-25, P29 e Q29). O segundo consiste de quatro (4) EGs não-interativos, porém com uma das medidas (T19-20) apresentando nível de redundância muito baixo.

No caso 5.1, usando-se o algoritmo IPE 1, ocorreu falha na identificação das medidas U1-2 e Q1 e foram erroneamente identificadas U2-1, Q2 e U4-3, interativas com as primeiras. Já o algoritmo ITH identificou corretamente as oito medidas espúrias, confirmando o seu desempenho superior na presença de EGs interativos. Deve-se ressaltar, ainda, com relação ao procedimento ITH, que de 57 medidas com $|r_N| > 3,0$ foram selecionadas como suspeitas apenas 14, antes de se proceder a primeira execução do processo de identificação propriamente dito. Esta lista inicial reduzida possibilitou maior precisão na primeira estimativa dos erros e maior velocidade de convergência nos refinamentos do algoritmo β , quando se compara com a lista inicial de 30 medidas da ref. [20].

TABELA V - Simulação de Erros Grosseiros Múltiplos no Sistema IEEE 30 Barras

CASO	LOCALIZAÇÃO	VALOR CORRETO	VALOR MEDIDO	ERROS GROSSEIROS EM PU DE σ				IDENTIFICAÇÃO	
				SIMULADO	IPE 1	ITH	S_{ii}	IPE1	ITH
5.1	T1-2	1,7645	-2,0000	-91,9	-72,2	-91,6	0,7991	S	S
	T24-25	-0,0140	0,4857	25,4	25,4	26,0	0,5515	S	S
	U1-2	-0,2529	0,5770	41,5	-	45,1	0,7769	N	S
	U24-25	0,0071	0,5070	25,0	23,9	26,6	0,5745	S	S
	P1	2,5815	-1,5000	-75,2	-70,0	-75,1	0,7328	S	S
	P29	-0,0239	-0,2640	-12,0	-11,7	-11,7	0,4572	S	S
	Q1	-0,2233	0,6000	40,2	-	47,4	0,5046	N	S
	Q29	-0,0090	-0,2892	-14,0	-13,9	-13,5	0,4619	S	S
5.2	V1	1,0490	0,8490	-13,8	-14,3	-14,3	0,8854	S	S
	T19-20	-0,0682	0,1682	11,8	12,3	-	0,0289	S	N
	P5	-0,9366	0,9366	93,4	72,3	72,5	0,1628	S	S
	Q17	-0,0599	0,0599	6,0	5,9	5,9	0,3357	S	S

No caso 5.2, o desempenho do procedimento IPE 1 foi superior ao de ITH, não tendo havido falha de identificação e ocorrido apenas uma identificação errônea (Q5). O procedimento ITH deixou de identificar a medida T19-20, a qual apresenta um nível de redundância tão baixo que o módulo do seu resíduo normalizado foi inferior a 3,0. Portanto, T19-20 nem sequer foi incluída entre as medidas suspeitas. Já o procedimento IPE 1 identificou T19-20, porque o seu processamento de EGs é baseado no teste \hat{b} (que estima o erro da medida com maior $|r_N|$) e porque se trata de EGs não-interativos.

6.4 - Conclusões

Considerando-se as características desejáveis a um procedimento para identificar EGs descritas na Seção 6.2 e os resultados e comentários apresentados na Seção 6.3, chegou-se às seguintes conclusões:

- (i) quanto à capacidade para identificar as medidas errôneas, os procedimentos ITH e IPE 2 provaram ser eficientes, com ligeira superioridade do primeiro na identificação de EGs múltiplos interativos. O algoritmo IPE sem atualização de variâncias (IPE 1) apresentou um desempenho pobre nas identificações dos EGs interativos;
- (ii) quanto à capacidade de evitar identificações errôneas, a superioridade do algoritmo ITH foi destacada principalmente na presença de EGs interativos. Isto é creditado à

sua característica de promover refinamentos sucessivos na lista de medidas suspeitas, forçando a redução da probabilidade de falso alarme e o aumento da probabilidade de identificação. As atuações dos outros dois procedimentos foram semelhantes e, em alguns casos (3.1 e 5.1), muitas medidas válidas foram consideradas errôneas, prejudicando a estimativa dos estados e aumentando o tempo de cálculo;

(iii) quanto ao tempo de computação, o procedimento IPE 1 se destaca, apresentando os menores tempos de cálculo, vindo logo em seguida o procedimento ITH. Já o algoritmo IPE 2 apresenta tempos de cálculo muito superiores aos dos outros métodos, não sendo interessante sua utilização no contexto da operação em tempo real;

(iv) quanto às informações adicionais, os procedimentos IPE 2 e ITH superam IPE 1 por fornecerem as medidas que, eventualmente, tornam-se críticas em decorrência das eliminações das medidas consideradas errôneas.

Conjugando-se todas essas observações, conclui-se em favor do algoritmo ITH, por sua maior eficiência na identificação de EGs, sua maior capacidade de evitar identificações errôneas e sua capacidade de fornecer informações adicionais (se houverem) a um custo pouco superior ao de IPE 1, cujo desempenho com relação a essas três características é francamente inferior.

Com relação ao procedimento IPE 2, este não supera ITH nas características mencionadas e ainda é prejudicado pelo elevado tempo dispendido ao realizar os sucessivos cálculos das variâncias dos resíduos de estimação.

C A P Í T U L O VII

CONCLUSÃO

7.1 - Conclusões

Procurou-se, neste trabalho, estudar, implementar e comparar os desempenhos de dois métodos destinados ao processamento de erros grosseiros múltiplos, associados ao estimador sequencial-ortogonal via rotações de Givens.

O primeiro método (Identificação por Eliminação - IPE) foi testado em duas versões: mantendo constantes as variâncias dos resíduos de estimação (versão IPE 1) e atualizando as variâncias dos resíduos após cada eliminação (versão IPE 2). A primeira versão mostrou-se rápida, porém sujeita a muitas não-identificações e identificações errôneas com a ocorrência de EGs interativos. A segunda versão apresentou um bom desempenho quanto à identificação das medidas errôneas, continuando, porém, a considerar errôneas muitas medidas válidas. Além disso, o tempo de computação foi muito maior do que na primeira versão.

O segundo método (Identificação por Testes de Hipóteses - ITH) estima os erros de medição de algumas medidas consideradas suspeitas de portarem EGs, e só declara se são ou não errôneas após a realização de testes de hipóteses individualizados para cada medida.

Os erros são estimados um-a-um no primeiro método e em bloco no segundo, a fim de levar em conta possíveis intera-

ções. Por causa deste motivo e da realização de testes de hipóteses convenientes para se conhecer quais medidas são realmente errôneas, o procedimento ITH mostrou-se superior aos demais quanto à capacidade de identificar somente as medidas portadoras de EGs. Considerando-se ainda os tempos de computação dispendidos pelos três procedimentos, conclui-se que o procedimento ITH satisfaz melhor o compromisso entre eficiência na identificação e tempo de computação.

Por último importa salientar a capacidade dos algoritmos IPE 2 e ITH de identificarem medidas que se tornam críticas por causa das eliminações das medidas portadoras de EGs. O procedimento IPE 2, no entanto, dispense muito mais tempo de computação do que ITH para obter estas informações, tornando-o não-atrativo em face do desempenho do procedimento ITH. O conhecimento das medidas que tornam-se críticas alerta o operador quanto à possibilidade destas medidas e também de grandezas próximas a elas estarem afetadas por erros grosseiros.

7.2 - Sugestões Para Futuros Trabalhos

No decorrer deste trabalho, surgiram algumas idéias, principalmente com relação a modificações no algoritmo β , que não puderam ser analisadas detidamente e posteriormente implementadas em computador. Por isso, descrevem-se a seguir estas idéias, as quais podem servir como sugestões para futuros trabalhos:

- (i) Utilização de algoritmo topológico, no lugar do critério numérico (ver Seção 3.4), para identificar as medidas que tornam-se

críticas; espera-se que com essa modificação, o tempo de computação seja reduzido e a qualidade do procedimento de identificação destas medidas seja melhorada.

- (ii) Considerando-se a interação muito fraca entre os conjuntos de medidas $\{V\}$, $\{P,T\}$ e $\{Q,U\}$, efetuar processamentos de EGs independentes em cada um destes três conjuntos **fracamente** correlacionados de medidas. Isto implicaria em redução do tempo de cálculo da submatriz de sensibilidade S_{SS} , a qual passaria a ser uma matriz bloco diagonal com três blocos. Além disso, o cálculo da sua inversa $\Gamma = S_{SS}^{-1}$ seria substancialmente mais rápido.
- (iii) Associação do algoritmo β ao estimador sequencial desacoplado [36], o qual considera apenas os acoplamentos entre as medidas de potência ativa e os ângulos das tensões complexas de barra (acoplamento P- θ) e entre as medidas de potência reativa (incluindo módulos de tensão) e os módulos das tensões de barra (acoplamento Q-V). Além deste desacoplamento produzir uma sensível redução no espaço de memória requerido, reduz drasticamente o tempo de cálculo para realizar a estimação de estados [36]. No caso de se efetuar este desacoplamento, haveria como consequência direta num desacoplamento no processamento de EGs semelhante ao descrito no item (ii) desta seção.

- (iv) Implementação do algoritmo α (descrito na Seção 4.5) associado ao estimador seqüencial-ortogonal e a comparação do seu desempenho com relação ao algoritmo β , cuja implementação e testes foram aqui descritos e comentados.

- (v) Testar os algoritmos propostos neste trabalho em uma parte do sistema elétrico brasileiro.

- (vi) Finalmente, sugere-se comparar, quanto ao processamento de EGs múltiplos, os desempenhos dos estimadores baseados na equação normal com os estimadores seqüenciais-ortogonais via rotações de Givens.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 1 - SCHWEPPE, F. C.; HANDSCHIN, E. J., "Static State Estimation in Electric Power Systems", Proceedings of IEEE, Vol.62, Nº 7, 1974.
- 2 - DY LIACCO, T. E., "Real-Time Computer Control of Power Systems", Proceedings of IEEE, Vol.62, Nº 7, 1974.
- 3 - DY LIACCO, T. E., "An Overview of Power System Control Centers", IEEE Tutorial Course, 1977.
- 4 - PODMORE, R.; STANTON, K. N., "Economic Dispatch and Scheduling", IEEE Tutorial Course, 1977.
- 5 - GUIMARÃES, G. C., "Despacho de Geração em Tempo Real dos Sistemas Elétricos de Potência", Dissertação de Mestrado, UFSC, 1984.
- 6 - DOPAZO, J. F., "Power System Security", IEEE Tutorial Course, 1977.
- 7 - LARSON, R. E.; TINNEY, W. F.; PESCHON, J., "State Estimation in Power Systems - Part I: Theory and Feasibility", IEEE Transactions on PA&S, Vol.PAS-89, Nº 3, 1970.
- 8 - LARSON, E. L. e outros, "State Estimation in Power Systems - Part II: Implementation and Applications", IEEE Transactions on PA&S, Vol.PAS-89, Nº 3, 1970.

- 9 - MERRILL, H. M.; SCHWEPPE, F. C., "Bad Data Supression in Power System Static State Estimation ", IEEE Transactions on PA&S, Vol.PAS-90, 1971.
- 10 - HANDSCHIN, E.; BONGERS, C., "Theoretical and Practical Considerations in Design of State Estimators for Electric Power Systems", in Real-Time Control of Electric Power Systems, E. Handschin, Ed., Elsevier, 1972 (pgs 104-136).
- 11 - QUINTANA, V. H.; SIMÕES COSTA, A.; MIER, M., "Bad Data Detection and Identification Techniques Using Estimation Orthogonal Methods", IEEE Transactions on PA&S, Vol.PAS-101, N° 9, 1982.
- 12 - DOPAZO, J. F.; KLITIN, O.A.; VAN SLYCK, L. S., "State Estimation for Power Systems -Detection and Identification of Gross Measurements Errors", paper x-2, PICA CONFERENCE, Minneapolis, 1973.
- 13 - HANDSCHIN, E. e outros, "Bad Data Analysis for Power System State Estimation", IEEE Transactions on PA&S, Vol.PAS-94, N° 2, 1975.
- 14 - MONTICELLI, A.; GARCIA, A., "Reliable Bad Data Processing for Real-Time State Estimation", IEEE Transactions on PA&S, Vol.PAS-102, N° 5, 1983.
- 15 - SIMÕES COSTA, A.; SALGADO, R.; QUINTANA, V. H., "Técnicas de Processamento de Erros Grosseiros Para Estimadores de Estado Seqüenciais-Ortogonais em Sistemas de Potência", Anais do 4º C.B.A., Campinas, SP, 1982.

- 16 - SCHWEPPE, F. C.; ROM, D. B., "Power System Static State Estimation, Part II - Approximate Model", IEEE Trans. on PA&S, Vol.PAS-89, N° 1, 1970.
- 17 - SIMÕES COSTA, A.; SALGADO, R., "Bad Data Recovery for Orthogonal Row-Processing State Estimators", Proc. of IFAC/Cigre Symposium - Control Applications for Power System Security, Florence, 1983.
- 18 - SIMÕES COSTA, A.; SALGADO, R., "Uma Técnica Para a Recuperação de Medidas com Erro Grosseiro em Estimadores de Estado Seqüenciais-Ortogonais", Anais do 5º C.B.A., Campina Grande/Paraíba, 1984.
- 19 - XIANG, N.; SHIYING, W.; ER-KENG, Y., "A New Approach for Detection and Identification of Multiple Bad Data in Power System State Estimation", IEEE Transactions on PA&S, Vol.PAS-101, N° 2, 1982.
- 20 - MILI, L.; VAN CUTSEM, T.; RIBBENS-PAVELLA, M., "Hypothesis Testing Identification - A New Method for Bad Data Analysis in Power System State Estimation", IEEE Transactions on PA&S, Vol.PAS-103, N° 11, 1984.
- 21 - MILI, L.; VAN CUTSEM, T.; RIBBENS-PAVELLA, M., Réplica às Discussões da ref. [20].
- 22 - MILI, L.; VAN CUTSEM, T.; RIBBENS-PAVELLA, M., "Bad Data Identification Methods in Power System State Estimation - A Comparative Study", IEEE/PES 1985 Winter Meeting, New York, 1985.

- 23 - MILI, L.; VAN CUTSEM, T.; RIBBENS-PAVELLA, M., Réplica às Discussões da ref. [22].
- 24 - CLEMENTS, K. A.; KRUMPHOLZ, G. R.; DAVIS, P. W., "Power System State Estimation Residual Analysis - An Algorithm Using Network Topology", IEEE/PES Summer Meeting, New York, 1980.
- 25 - SIMÕES COSTA, A. J. A.; MANDEL, A., "A Abordagem Topológica Para Observabilidade de Sistemas de Potência : Teoria e um Algoritmo", Revista SBA: Controle e Automação, Vol.1, Nº 1, 1987.
- 26 - SELEME Jr., S. I.; SIMÕES COSTA, A., "Introdução de Restrições de Igualdade na Estimação de Estado em Sistemas de Potência Usando Técnicas Seqüenciais-Ortogonais" , Anais do 5º C.B.A., Campina Grande/Paraíba, 1984.
- 27 - SIMÕES COSTA, A.; SELEME Jr., S.; SALGADO, R., "Equality Constraints in Power System State Estimation via Orthogonal Row-Processing Techniques", Proceedings of IFAC Symposium on Planning and Operation of Electric Energy Systems, Rio de Janeiro, 1985.
- 28 - MEYER, P. L., "Probabilidade: Aplicações à Estatística", pg. 269, Editora ao Livro Técnico, 1973.
- 29 - TANAKA, M. R., GARCIA, A. V., "Estimação Estática de Estado em Sistemas de Energia Elétrica: Discussão sobre os Limiares de Detecção e Identificação de

Medidas com Erros Grosseiros", Anais do 6º C.B.A.,
Belo Horizonte, 1986.

- 30 - SIMÕES COSTA, A., "Power System State Estimation: Orthogonal Methods for Estimation and Bad Data Processing, and Techniques for Topological Observability", Tese de Doutorado, University of Waterloo, 1981.
- 31 - SIMÕES COSTA, A.; QUINTANA, V.H., "A Robust Numerical Technique for Power System State Estimation", IEEE Trans. on PA&S, Vol.PAS-100, Nº 8, 1981.
- 32 - SIMÕES COSTA, A.; QUINTANA, V.H., "An Orthogonal Row-Processing Algorithm for Power System Sequential State Estimation", IEEE Transactions on PA&S, Vol.PAS-100, Nº 8, 1981.
- 33 - GENTLEMAN, W. M., "Least-Squares Computations by Givens Transformations Without Square Roots", Journal of the Inst. Maths. Applics., 1973.
- 34 - HAMMARLING, S., "A Note on Modifications to the Givens Plane Rotations", Journal of the Inst. Maths. Applics., 1974.
- 35 - MILI, L.; VAN CUTSEM, Th.; RIBBENS-PAVELLA, M., "Decision Theory Applied to Bad Data Identification in Power System State Estimation", Proceedings of IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, York, U. K, 1985.

- 36 - GUIMARÃES Jr., S. C., "Técnicas Ortogonais-Sequenciais Associadas a Estimadores de Estado Desacoplados Rápidos em Sistemas de Potência", Dissertação de Mestrado, UFSC, 1983.
- 37 - ALMEIDA, P.A.L., "Processamento de Erros Grosseiros em Estimação Estática de Estado", Dissertação de Mestrado, COPPE-UFRJ, 1979.

A P Ê N D I C E A

PROPRIEDADES ADICIONAIS DOS RESÍDUOS
NORMALIZADOS E PONDERADOS

A.1 - Introdução

Este apêndice visa estabelecer duas propriedades importantes dos resíduos de estimação, as quais muito contribuíram para a escolha do procedimento de identificação baseado nos resíduos normalizados em detrimento de procedimento baseado nos resíduos ponderados.

As Seções A.2 e A.3 analisam os efeitos da incidência de um erro grosseiro no conjunto das m medidas sobre os módulos dos resíduos normalizados e ponderados, respectivamente.

A.2 - Resíduos Normalizados - Propriedades Adicionais

Considere-se, inicialmente, as equações (2.19) e (2.21), as quais são repetidas abaixo:

$$\underline{r} = [I - F(F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1}] \underline{e} - \underline{se} \quad (A.1)$$

$$W = S.R \quad \text{ou} \quad S = WR^{-1} \quad (A.2)$$

Da eq. (A.1), obtém-se:

$$S = I - F(F^T R^{-1} F)^{-1} F^T R^{-1} \quad (A.3)$$

e das equações (A.2) e (A.3):

$$W = R - F(F^T R^{-1} F)^{-1} F^T \quad (A.4)$$

Supondo-se que o vetor \underline{e} seja nulo, exceto para a i -ésima posição, e que existe forte correlação entre as medidas i e j , pode-se escrever:

$$r_i = s_{ii} \cdot e_i \quad (\text{A.5})$$

e:

$$r_j = s_{ji} \cdot e_i \quad (\text{A.6})$$

onde s_{ii} e s_{ji} são, respectivamente, os (i,i) -ésimo e (j,i) -ésimo elementos da matriz de sensibilidade.

Normalizando-se os resíduos r_i e r_j e tomando-se seus valores absolutos, obtém-se:

$$|r_{N,i}| = \frac{|r_i|}{\rho_{ii}} = \frac{s_{ii}}{\rho_{ii}} \cdot |e_i| \quad (\text{A.7})$$

e:

$$|r_{N,j}| = \frac{|r_j|}{\rho_{jj}} = \frac{|s_{ji}|}{\rho_{jj}} \cdot |e_i| \quad (\text{A.8})$$

Da eq. (A.2), tem-se:

$$s_{ii} = \frac{\rho_{ii}^2}{\sigma_{ii}^2} \quad (\text{A.9})$$

e:

$$s_{ji} = \frac{w_{ji}}{\sigma_{ii}^2} \quad (\text{A.10})$$

onde w_{ji} é o (j,i) -ésimo elemento da matriz de covariância dos resíduos de estimação - W .

Substituindo-se as eqs. (A.9) e (A.10) nas eqs. (A.7) e (A.8), respectivamente, as relações para os resíduos normalizados passam a ser:

$$|r_{N,i}| = \frac{\rho_{ii}}{\sigma_{ii}^2} \cdot |e_i| \quad (\text{A.11})$$

e:

$$|r_{N,j}| = \frac{|w_{ji}|}{\rho_{jj}\sigma_{ii}^2} \cdot |e_i| \quad (\text{A.12})$$

Dividindo-se, agora, a eq. (A.11) pela eq. (A.12), é obtida a relação abaixo:

$$\frac{|r_{N,i}|}{|r_{N,j}|} = \frac{\rho_{ii}}{w_{ji} \rho_{jj}} \quad (\text{A.13})$$

A parcela do lado direito da igualdade é identificada como sendo o inverso do coeficiente de correlação C e, visto que $C \leq 1$ [14], conclui-se que:

$$|r_{N,i}| \geq |r_{N,j}| \quad (\text{A.14})$$

para um erro na medida i [14].

A.3 - Resíduos Ponderados - Propriedades Adicionais

Suponha-se, ainda, que a única medida portadora de erro grosseiro seja a i -ésima e que os erros das demais medidas sejam iguais a zero. Por conseguinte os resíduos de estimação são descritos pelas equações (A.5) e (A.6). Ponderando-se, então, estes resíduos e tomando-se os seus módulos, obtém-se:

$$\frac{|r_{w,i}|}{\sigma_{ii}} = \frac{|r_i|}{\sigma_{ii}} = \frac{s_{ii}}{\sigma_{ii}} \cdot |e_i| \quad (\text{A.15})$$

e:

$$\frac{|r_{w,j}|}{\sigma_{jj}} = \frac{|r_j|}{\sigma_{jj}} = \frac{|s_{ji}|}{\sigma_{jj}} \cdot |e_i| \quad (\text{A.16})$$

Dividindo-se a eq. (A.15) pela eq. (A.16), a seguinte relação é obtida:

$$\frac{|r_{w,i}|}{|r_{w,j}|} = \frac{s_{ii}}{|s_{ji}|} \cdot \frac{\sigma_{jj}}{\sigma_{ii}} \quad (\text{A.17})$$

Observando-se a eq. (A.17), verifica-se que é possível o módulo do resíduo ponderado da medida errônea i ser menor que o módulo do resíduo ponderado da medida válida j , ou seja:

$$|r_{w,i}| < |r_{w,j}|$$

se

$$s_{ii} < \frac{\sigma_{ii}}{\sigma_{jj}} \cdot |s_{ji}| \quad (\text{A.18})$$

São apresentados a seguir, alguns exemplos extraídos do sistema teste IEEE 14 barras, 54 medidas (Apêndice B), os quais confirmam a hipótese acima e atestam, desta forma, a superioridade dos testes de identificação de medidas errôneas baseados nos resíduos normalizados em face daqueles baseados nos resíduos ponderados.

A tabela A.1 apresenta dados relativos à redundância, precisão e correlação de medidas portadoras de EG, identificadas pelo subscrito i e das correspondentes medidas fortemente correlacionadas com cada uma das errôneas, identificadas pelo subscrito j . Nas duas últimas colunas, registra-se as medidas consideradas errôneas pelo teste r_N e pelo teste r_w . Verifica-se que o teste r_N identifica corretamente todas as medidas portadoras de EG e que o teste r_w considera errôneas as medidas fortemente correlacionadas com as errôneas.

Finalmente, deve-se ressaltar a superioridade de um procedimento de identificação baseado nos resíduos normalizados ao invés do baseado nos ponderados por causa de uma outra razão: geralmente

$|r_{N,i}| > |r_{w,i}|$ para um EG na medida i ,
o que permite dizer que o teste r_N é mais sensível a EGs (ou mais pontente) do que o teste r_w .

A desigualdade acima pode ser obtida através das eqs. (A.7), (A.15) e (2.30) e considerando que $0 \leq s_{ii} \leq 1$.

TABELA A.1 - Comparação de Desempenho Entre os Testes r_N e r_w para Identificação de EGS Simples.

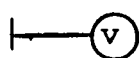
Medida Errônea i				Medida fortemente Correlacionada j				$ r_{w,i} / r_{w,j} $		Medida Considerada Errônea	
Localização	s_{ii}	$ s_{ij} $	σ_{ii}	Localização	s_{jj}	$ s_{ji} $	σ_{jj}	Eq. (A.18)	Teste r_w	Teste r_N	
P3	0,3326	0,6059	0,0278	T3-4	0,6119	0,3306	0,0205	0,7419	T3-4	P3	
P5	0,1929	0,2226	0,0201	T4-5	0,3999	0,3050	0,0235	0,7394	T4-5	P5	
P12	0,2862	0,3893	0,0200	T12-6	0,7566	0,3901	0,0201	0,7373	T12-6	P12	
P13	0,3040	0,3827	0,0202	T6-13	0,5859	0,3870	0,0203	0,7894	T6-13	P13	
Q1	0,4122	0,4572	0,0206	U1-2	0,5584	0,4499	0,0204	0,9073	U1-2	Q1	
Q3	0,2069	0,3785	0,0200	U3-4	0,7510	0,3789	0,0200	0,5461	U3-4	Q3	
Q5	0,2385	0,2707	0,0200	U4-5	0,3549	0,2721	0,0201	0,8809	U4-5	Q5	
Q12	0,2984	0,3859	0,0200	U12-6	0,7597	0,3861	0,0200	0,7729	U12-6	Q12	
Q13	0,3072	0,3867	0,0200	U6-13	0,6010	0,3877	0,0201	0,7963	U6-13	Q13	

A P Ê N D I C E B

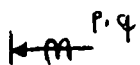
SISTEMAS IEEE 14 E IEEE 30 BARRAS COM OS
RESPECTIVOS PLANOS DE MEDIÇÃOB.1 - Introdução

São apresentados nas Seções B.2 e B.3, respectivamente, os sistemas IEEE 14 e IEEE 30 barras com seus correspondentes planos de medição, parâmetros de linha e condições de operação.

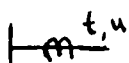
Os símbolos utilizados para representar as medições realizadas possuem a seguinte correspondência:



medição de tensão.



medições de injeções de potência ativa (p) e reativa (q).



medições de fluxos de potência ativa (t) e reativa (u).

B.2 - Sistema IEEE 14 Barras

Este sistema é constituído de 14 barras e 20 linhas de transmissão. Nele, foram efetuadas 54 medições: 10 módulos de tensão, 8 pares de injeção de potência e 14 pares de fluxo de potência.

O diagrama unifilar e o plano de medição são apresentados na figura B.1, os parâmetros de linha na tabela B.1 e as condições de operação na tabela B.2.

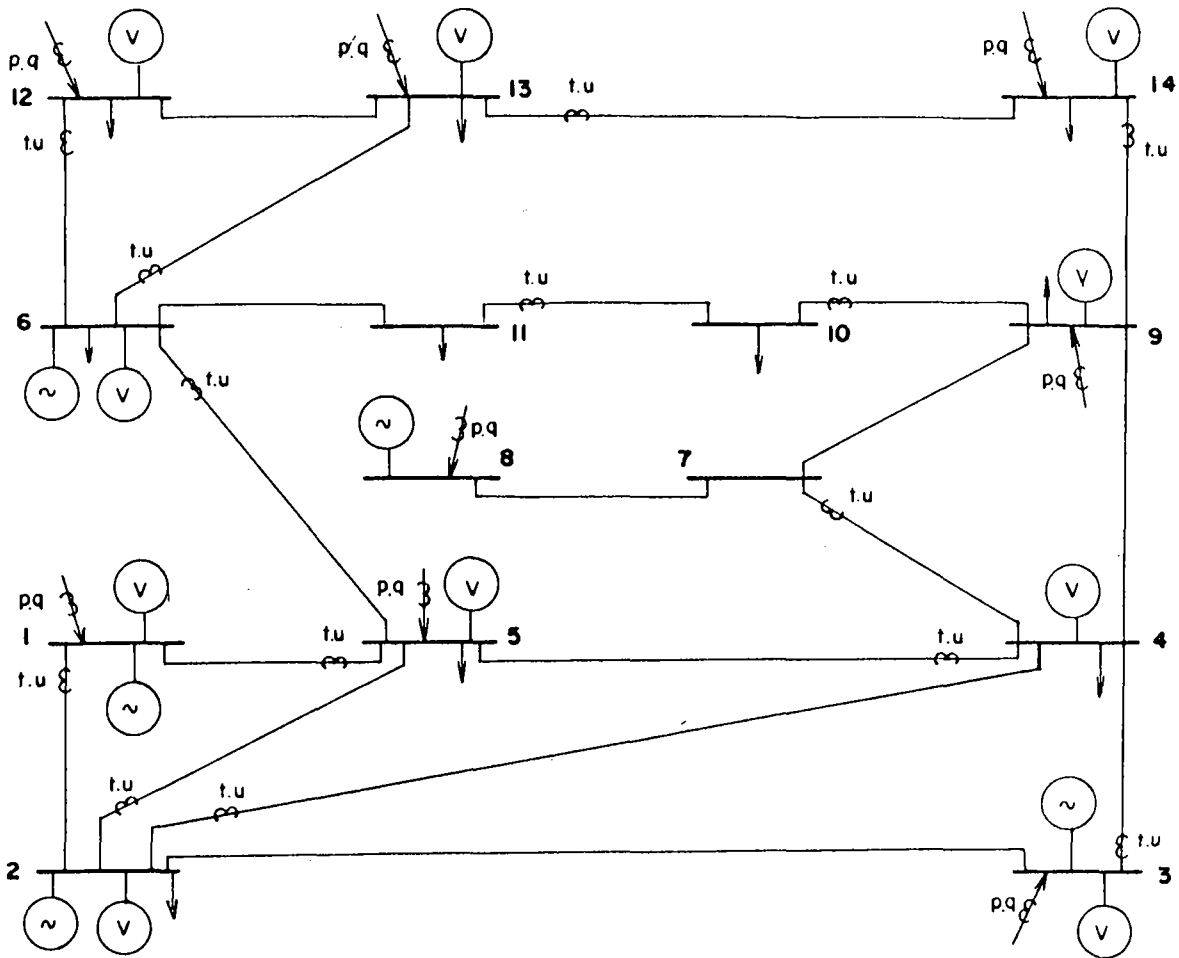


Figura B.1 - Diagrama unifilar e plano de medição para o sistema IEEE 14 barras.

Tabela B.1 - Parâmetros de Linha para o Sistema IEEE 14 Barras

DA LINHA	PARA BARRA	RESISTÊNCIA SÉRIE	REATÂNCIA SÉRIE	SUSCEPTÂNCIA SHUNT TOTAL
1	2	0.0194	0.0592	0.0528
2	5	0.0540	0.2230	0.0492
3	3	0.0470	0.1980	0.0438

Tabela B.1 - Continuação

LINHA	DA BARRA	PARA BARRA	RESISTÊNCIA SÉRIE	REATÂNCIA SÉRIE	SUSCEPTÂNCIA SHUNT TOTAL
4	2	4	0.0581	0.1763	0,0374
5	2	5	0.0570	0.1733	0.0340
6	3	4	0.0670	0.1710	0.0346
7	4	5	0.0134	0.0421	0.0123
8	4	7	0.0000	0.2091	0.0
9	4	9	0.0000	0.5562	0.0
10	5	6	0.0000	0.2520	0.0
11	6	11	0.0733	0.1989	0.0
12	6	12	0.1229	0.2553	0.0
13	6	13	0.0662	0.1303	0.0
14	7	8	0.0000	0.1761	0.0
15	7	9	0.0000	0.1100	0.0
16	9	10	0.0318	0.0845	0.0
17	9	14	0.1271	0.2704	0.0
18	10	11	0.0821	0.1921	0.0
19	12	13	0.2209	0.1999	0.0
20	13	14	0.1710	0.3480	0.0

Tabela B.2 - Condições de Operação para o Sistema IEEE 14 Barras

BARRA	MÓDULO DE TENSÃO	ÂNGULO	POTÊNCIA ATIVA	POTÊNCIA REATIVA
1	1.0600	0.0000	2.3266	-0.2788
2	1.0450	-4.9393	0.1830	0.0266
3	1.0100	-12.5290	-0.9420	-0.0874
4	1.0444	-10.6200	-0.4780	0.3900
5	1.0443	-9.0771	-0.0760	-0.0160
6	1.0700	-14.7100	-0.1120	0.2684
7	1.0621	-13.7030	0.0000	0.0000
8	1.0900	-13.7030	0.0000	0.1728
9	1.0552	-15.3080	-0.2950	0.0380
10	1.0504	-15.4870	-0.0900	-0.0580
11	1.0566	-15.2290	-0.0350	-0.0180
12	1.0551	-15.5570	-0.0610	-0.0160
13	1.0503	-15.6280	-0.1350	-0.0580
14	1.0351	-16.4480	-0.1490	-0.0500

B.3 - Sistema IEEE 30 Barras

Este sistema é constituído de 30 barras e 41 linhas de transmissão. O plano de medição é praticamente o mesmo usado por Mili [20] e consta de 116 medidas: 10 módulos de tensão, 17 pares de injeção de potência e 36 pares de fluxo de potência.

O diagrama unifilar e o plano de medição são apresentados na figura B.2, os parâmetros de linha na tabela B.3 e as condições de operação na tabela B.4.

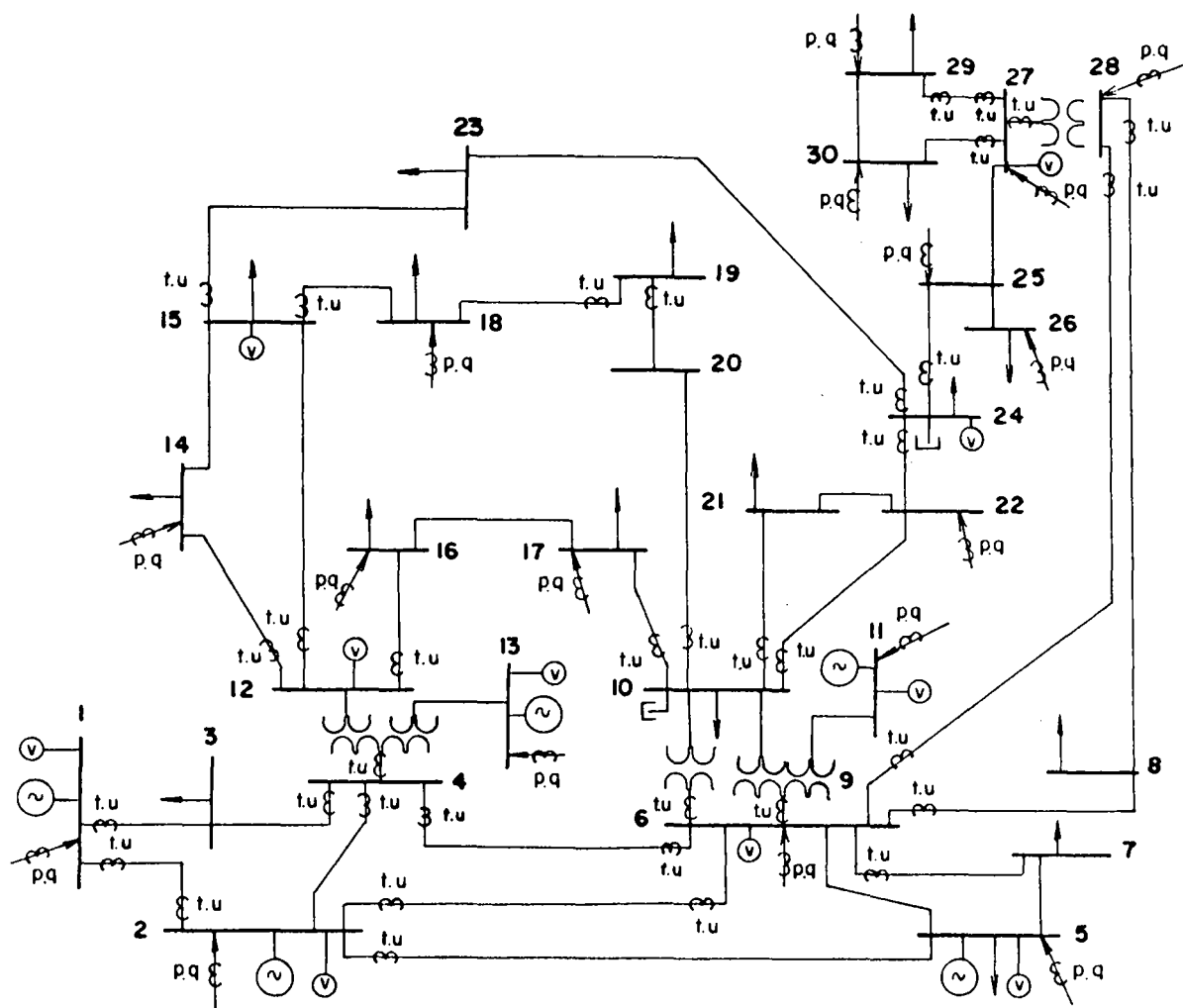


Figura B.2 - Diagrama Unifilar e Plano de Medição para o Sistema IEEE 30 Barras.

Tabela B.3 - Parâmetros de Linha para o Sistema IEEE 30 Barras.

LINHA	DA BARRA	PARA BARRA	RESISTÊNCIA SÉRIE	REATÂNCIA SÉRIE	SUSCEPTÂNCIA SHUNT TOTAL
1	1	2	0.0192	0.0575	0.0528
2	1	3	0.0452	0.1852	0.0408
3	2	4	0.0570	0.1737	0.0368
4	3	4	0.0132	0.0379	0.0084
5	2	5	0.0472	0.1983	0.0418
6	2	6	0.0581	0.1763	0.0374
7	4	6	0.0119	0.0414	0.0090
8	5	7	0.0460	0.1160	0.0204
9	6	7	0.0267	0.0820	0.0170
10	6	8	0.0120	0.0420	0.0090
11	6	9	0.0000	0.2080	0.0000
12	6	10	0.0000	0.5560	0.0000
13	9	11	0.0000	0.2080	0.0000
14	9	10	0.0000	0.1100	0.0000
15	4	12	0.0000	0.2560	0.0000
16	12	13	0.0000	0.1400	0.0000
17	12	14	0.1231	0.2559	0.0000
18	12	15	0.0662	0.1304	0.0000
19	12	16	0.0945	0.1987	0.0000
20	14	15	0.2210	0.1997	0.0000
21	16	17	0.0824	0.1923	0.0000
22	15	18	0.1073	0.2185	0.0000
23	18	19	0.0639	0.1292	0.0000
24	19	20	0.0340	0.0680	0.0000

Tabela B.3 - Continuação

LINHA	DA BARRA	PARA BARRA	RESISTÊNCIA SÉRIE	REATÂNCIA SÉRIE	SUSCEPTÂNCIA SHUNT TOTAL
25	10	20	0.0396	0.2090	0.0000
26	10	17	0.0324	0.0845	0.0000
27	10	21	0.0348	0.0749	0.0000
28	10	22	0.0727	0.1499	0.0000
29	21	22	0.0116	0.0236	0.0000
30	15	23	0.1000	0.2020	0.0000
31	22	24	0.1150	0.1790	0.0000
32	23	24	0.1320	0.2700	0.0000
33	24	25	0.1885	0.3292	0.0000
34	25	26	0.2544	0.3800	0.0000
35	25	27	0.1093	0.2087	0.0000
36	27	28	0.0000	0.3960	0.0000
37	27	29	0.2198	0.4153	0.0000
38	27	30	0.3202	0.6027	0.0000
39	29	30	0.2399	0.4533	0.0000
40	8	28	0.0636	0.2000	0.0428
41	6	28	0.0169	0.0599	0.0130

Tabela B.4 - Condições de Operação para o Sistema IEEE 30 Barras

BARRA	MÓDULO DE TENSÃO	ÂNGULO	POTÊNCIA ATIVA	POTÊNCIA REATIVA
1	1.0600	0.0000	2.5878	-0.2237
2	1.0450	-5.4711	0.1830	0.4023
3	1.0254	-7.9617	-0.0240	-0.0120
4	1.0176	-9.6094	-0.0760	-0.0160
5	1.0100	-14.2770	-0.9420	0.1611
6	1.0112	-11.2520	0.0000	0.0000
7	1.0032	-13.0210	-0.2280	-0.1090
8	1.0100	-11.9770	-0.3000	-0.0360
9	1.0237	-14.4170	0.0000	0.0000
10	1.0005	-16.1160	-0.0580	-0.0180
11	1.0820	-14.4170	0.0000	0.3034
12	1.0265	-15.7300	-0.1120	-0.0750
13	1.0710	-15.7300	0.0000	0.3401
14	1.0093	-16.6330	-0.0620	-0.0160
15	1.0030	-16.6470	-0.0820	-0.0250
16	1.0081	-16.1750	-0.0350	-0.0180
17	0.9973	-16.3560	-0.0900	-0.0580
18	0.9912	-17.2240	-0.0320	-0.0090
19	0.9874	-17.3680	-0.0950	-0.0340
20	0.9911	-17.1380	-0.0220	-0.0070
21	0.9872	-16.5750	-0.1750	-0.1120
22	0.9876	-16.5570	0.0000	0.0000
23	0.9869	-16.9110	-0.0320	-0.0160
24	0.9743	-16.8960	-0.0870	-0.0670

Tabela B.4 - Continuação

BARRA	MÓDULOS DE TENSÃO	ÂNGULO	POTÊNCIA ATIVA	POTÊNCIA REATIVA
25	0.9746	-16.5370	0.0000	0.0000
26	0.9561	-16.9950	-0.0350	-0.0230
27	0.9837	-16.0350	0.0000	0.0000
28	1.0071	-11.8620	0.0000	0.0000
29	0.9630	-17.3650	-0.0240	-0.0090
30	0.9510	-18.3260	-0.1060	-0.0190
