

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



**Desenvolvimento de um Algoritmo de Estimação
de Estado com Análises de Observabilidade e
Tratamento de Medidas Críticas**

Celso Filipe Moreira da Silva

VERSÃO FINAL

Dissertação realizada no âmbito do
Mestrado Integrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores
Major Energia

Orientadora: Prof. Doutora Isabel Maria Marques Alves Ferreira de Freitas

Co-Orientador: Prof. Doutor Fernando Pires Maciel Barbosa

Junho 2010

© Celso Silva, 2010

Resumo

O trabalho desenvolvido aborda a estimação de estado (EE) de Sistemas Eléctricos de Energia (SEE) incluindo a análise de observabilidade e o tratamento das medidas críticas recorrendo à eventual inclusão de PMU(s) (*Phasor Measurement Unit*). A estimação de estado tem como principal objectivo fornecer uma base de dados completa e fiável para garantir o sucesso das operações no SEE.

A fiabilidade da estimação depende de diferentes factores, como por exemplo, a quantidade, tipo e localização das medidas que integram uma determinada configuração de medida. Se o conjunto de medidas for suficiente para tornar a estimação de estado possível, então a rede diz-se observável. Perdas temporárias da observabilidade da rede podem acontecer devido a mudanças repentinas da topologia da rede ou a falhas do sistema de telecomunicações.

Para garantir a fiabilidade da estimativa de estado obtida, é fundamental dotar o estimador de estado de uma rotina de detecção e identificação de erros grosseiros, que eventualmente poderão afectar as medidas a serem processadas. O objectivo do trabalho a realizar foi desenvolver um algoritmo de estimação de estado recorrendo ao Método dos Mínimos Quadrados Ponderados, que será aplicado em diferentes simulações realizadas em redes teste do IEEE (*Institute of Electrical and Electronics Engineers*).

A generalidade dos estimadores de estado actualmente implementados nos centros de controlo dos SEE é do tipo estático. A estimação de estado estática assenta no pressuposto de que o ponto de funcionamento do sistema se pode considerar quase estático para pequenos intervalos de tempo. Estes métodos não consideram um modelo para a evolução temporal do vector estado do sistema. No presente trabalho é utilizada a técnica de estimação estática para o desenvolvimento de um modelo adequado que descreva adequadamente o comportamento do vector de estado do sistema ao longo do tempo.

Palavras-chave: Algoritmo dos Mínimos Quadrados Ponderados, Análise de Observabilidade, Erros grosseiros, Estimação de estado em SEE.

Abstract

The work developed approaches the estimation of the Electrical Energy Systems (EES), including the observation analysis and the critical measures treatment, using eventually PMU(s) (Phasor Measurement Unit). The state estimation has as its primal objective to provide a complete and reliable database to assure the EES operation's success.

The estimation reliability depends on several factors such as the number, the type and location of the measures that integrate a certain measurement configuration. If the amount of measures is enough to make possible a state estimation, then the network is called observable. Temporary losses of the network's observability may occur due to sudden changes of the network's topology or due to telecommunications system's failures.

In order to assure the state estimation reliability, it is fundamental to provide the state estimator of a routine that will allow detect and identify bad data, which will eventually affect measure values to be processed. This is one of the objectives of the work to perform. The state estimation algorithm developed uses the Weight Least Square Method and will be applied in different simulations made with the IEEE (Institute of Electrical and Electronics Engineers) networks.

The generality of the state estimators currently implemented in the control centres of EES are static estimations. The Static estimation is based on the principle that the system working point may be considered barely static when using small time intervals. These methods do not take into consideration a model for the time evolution of a system state-vector.

In the present work, it will be used the Static estimation technique in developing an adequate model that will properly describe the behaviour of a system state-vector over time.

Keywords: Bad data Identification, Minimum Pondered Square Method, Observability analysis, State estimation

Agradecimentos

Expresso o meu profundo agradecimento à minha orientadora científica, Professora Doutora Isabel Marques Ferreira, pelo apoio, sugestões e disponibilidade que sempre demonstrou ao longo do desenvolvimento do trabalho.

Ao Professor Doutor Fernando Maciel Barbosa, pela ajuda e conselhos nos assuntos relacionados com a estimação de estado. Agradeço a constante amabilidade e disponibilidade demonstrada.

Ao meu colega Ivo Vilares pela sua atenção, apoio e partilha durante este percurso.

Finalmente o meu agradecimento especial aos meus queridos pais Joaquim e Maria e ao meu irmão Pedro e ainda à Márcia, por todo o amor, e apoio nos momentos mais difíceis que sempre demonstraram comigo.

Índice

Resumo	iii
Abstract.....	v
Agradecimentos	vii
Índice.....	ix
Lista de figuras	xiii
Lista de tabelas	xv
Abreviaturas e Símbolos	xix
Capítulo 1	1
Introdução.....	1
1.1 - Estados de operação de um sistema eléctrico de energia.....	1
1.2 - A importância da estimação de estado no estudo na segurança e controlo de um SEE.....	3
1.3 - Estimação de estado	5
1.4 - Objectivos e estrutura da dissertação	7
Capítulo 2	9
Estimação de estado em SEE.....	9
2.1 - Introdução.....	9
2.2 - Aplicação da estimação de estado.....	12
2.3 - Estrutura de um algoritmo de estimação de estado.....	14
2.4 - Modelo matemático de um SEE.....	17
2.4.1 - Vector estado e medidas.....	18
2.4.2 - Representação das linhas e transformadores.....	19
2.4.3 - Precisão das medidas σ_i	20
2.4.4 - Selecção do vector de medidas	21
2.5 - Estimação de estado pelo método dos mínimos quadrados ponderados	22
2.5.1 - Estimador do máximo de Verosimilhança	23
2.5.2 - Algoritmo de Base	24
2.5.3 - Critério de avanço e de paragem.....	28
2.5.4 - Determinação do erro de estimação δx , do erro de estimação das grandezas de medida δh	28
2.5.5 - Construção da matriz jacobiana - $H(x)$	30
2.5.6 - Estrutura das matrizes H e G	33
2.6 - Métodos Desacoplados	33

2.6.1 - Introdução	33
2.6.2 - Estimador Desacoplado.....	34
2.6.3 - Fluxograma de um estimador de estado desacoplado	37
2.7 - Conclusão	38
Capítulo 3	39
Análise de observabilidade em SEE.....	39
3.1 - Introdução	39
3.2 - Métodos numéricos de análise de observabilidade	40
3.2.1 - Métodos Numéricos de análise de observabilidade baseada na formulação da variável nodal	40
3.2.2 - Determinação de ramos não observáveis	43
3.2.3 - Identificação de ilhas observáveis	46
3.2.4 - Introdução de medidas para restabelecimento da observabilidade do sistema.....	47
3.2.5 - Aplicação do algoritmo desenvolvido.....	51
3.3 - Conclusão	54
Capítulo 4	55
Metodologias para detecção e identificação de erros grosseiros.....	55
4.1 - Introdução	55
4.2 - Considerações gerais	56
4.2.1 - Erros que influenciam a estimação de estado	56
4.2.2 - Objectivo do processamento e identificação de erros grosseiros	57
4.2.3 - Definição de erro grosseiro	58
4.3 - Detecção de erros grosseiros	59
4.3.1 - Considerações gerais	60
4.3.2 - Teste de $J(x)$	61
4.3.3 - Teste dos vectores de resíduos normalizados rN ou dos resíduos ponderados rP	62
4.3.4 - Teste do bi - teste de amplitude de erros grosseiros.....	63
4.4 - Identificação de erros grosseiros	64
4.5 - Eliminação e substituição de erros grosseiros	65
4.6 - Conclusão	66
Capítulo 5	67
Resultados Computacionais	67
5.1 - Introdução	67
5.2 - Algoritmo Implementado	67
5.3.1 - Rede de teste IEEE 14 barramentos.....	71
5.3.2 - Rede de teste IEEE 30 barramentos.....	78
5.3 - Estimação pelo método desacoplado	86
5.5.1 - Rede de teste IEEE 14 barramentos.....	87
5.4 - Comparação entre método WLS e o método desacoplado	91
5.5.1 - Parâmetros em análise	91
5.5.2 - Apresentação de resultados	92
5.5.3 - Análise dos resultados	94
5.5 - Redundância de medidas na estimação de estado.....	95
5.6 - Detecção de erros grosseiros	97
5.7 - Geração de pseudomedidas	107
5.8 - Conclusão	108
Capítulo 6	109
Conclusões e propostas para futuros desenvolvimentos	109
6.1 - Conclusões	109
6.2 - Propostas para futuros desenvolvimentos.....	110
Referências	111

APÊNDICE A	115
ESTIMATIVA DO VECTOR DE ESTADO DO SISTEMA UTILIZANDO O MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS PESADOS	115
APÊNDICE B	117
AVALIAÇÃO DA AMPLITUDE DO ERRO GROSSEIRO	117
APÊNDICE C	119
REDE IEEE 14 BARRAMENTOS	119
APÊNDICE D	121
REDE IEEE 30 BARRAMENTOS	121

Lista de figuras

Figura 1.1 - Diagrama de estado de um sistema de operação de energia.	2
Figura 1.2 - Diagrama de transição de estados do sistema	2
Figura 1.3 - A estimação de estado e análise de segurança de um SEE	6
Figura 2.1 - Funcionamento da estimação de estado de um SEE.	10
Figura 2.2 - Conceito de estimação de estado.....	11
Figura 2.3 - Esquema básico do estimador de estado estático	16
Figura 2.4 - Objectivo da estimação de estado estático.....	17
Figura 2.5 - Entradas e saídas do estimador de estado estático.....	17
Figura 2.6 - Equivalente em π de uma linha	19
Figura 2.7 - Modelo matemático equivalente em π de um transformador.....	19
Figura 2.8 - Cadeia de transmissão de medidas	21
Figura 2.9 - Algoritmo de Gauss para aplicação na estimação de estado	27
Figura 2.10 - Fluxograma de um estimador desacoplado	37
Figura 3.1 - Sistema não observável constituído por 6 barramentos.	44
Figura 3.2 - Ilhas no sistema de 6 barramentos.	46
Figura 3.3 - Exemplo de sistema para o restabelecimento de observabilidade.....	49
Figura 3.4 - Configuração de medida utilizada no teste da rede IEEE de 14 barramentos	51
Figura 3.5 - Resultado após o primeiro ciclo de Identificação das “ilhas observáveis” na rede IEEE de 14 barramentos	52
Figura 3.6 - Configuração de medida utilizada no teste da rede IEEE de 30 barramentos	52
Figura 3.7 - Resultado após o primeiro ciclo de Identificação das “ilhas observáveis” na rede IEEE de 30 barramentos	53
Figura 4.1 - Regiões de aceitação e rejeição associadas a um teste unilateral	60

Figura 4.2 -Teste do $J(x)$	61
Figura 4.3 -Teste do $J(x)$ para um número elevado de graus de liberdade	62
Figura 4.4 -Teste de rN	63
Figura 4.5 -Teste de rN e rP	63
Figura 5.1 - Simulação do funcionamento de um estimador de estado estático.	68
Figura 5.2 - Estrutura do algoritmo desenvolvido.....	70
Figura 5.3 - Característica de convergência dos testes de estimação para a rede IEEE 14 barramentos.	77
Figura 5.4 - Característica de convergência dos testes de estimação para a rede IEEE 30 barramentos	86
Figura 5.5 - Tensão em cada barramento para diferentes redundâncias de medida em relação ao	95
Figura 5.6 - Ângulo da fase em cada barramento para diferentes redundâncias de medida em relação ao valor real.....	96
Figura 5.7 - Diversos tipos de medidas para cada uma das configurações.....	97
Figura C.1 - Esquema Unifilar da rede de teste de 14 barramentos	119
Figura D.1 - Esquema Unifilar da rede de teste de 30 barramentos	121

Lista de tabelas

Tabela 3.1 – Sumário dos casos observáveis e não observáveis.....	43
Tabela 3.2 – Ramos não observáveis da Figura 3.1	46
Tabela 4.1 – Tabela de decisão para um teste de hipóteses	60
Tabela 5.1 – Configuração de medidas para o teste da rede IEEE 14 barramentos	72
Tabela 5.2 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos.....	72
Tabela 5.3 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos	73
Tabela 5.4 – Comparação dos valores de $\delta h, h$ e σ . Configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos.....	74
Tabela 5.5 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos.....	75
Tabela 5.6 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos	75
Tabela 5.7 – Comparação dos valores de $\delta h, h$ e σ . Configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos.....	76
Tabela 5.8 – Configuração de medidas para o teste da rede IEEE 30 barramentos	78
Tabela 5.9 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 30 barramentos.....	79
Tabela 5.10 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 30 barramentos	80
Tabela 5.11 – Comparação dos valores de $\delta h, h$ e σ . Configuração 1 rede de teste IEEE 30 barramentos	81
Tabela 5.12 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 30 barramentos	82

Tabela 5.13 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 30 barramentos.....	83
Tabela 5.14 – Comparação dos valores de $\delta h, h$ e σ . Configuração 2 rede de teste IEEE 30 barramentos	84
Tabela 5.15 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos	87
Tabela 5.16 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos.....	87
Tabela 5.17 – Comparação dos valores de $\delta h, h$ e σ . Configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos	88
Tabela 5.18 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos	89
Tabela 5.19 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos.....	89
Tabela 5.20 – Comparação dos valores de $\delta h, h$ e σ . Configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos	90
Tabela 5.21 – Resultados da estimação WLS básica	92
Tabela 5.22 – Resultados estatísticos da estimação - WLS básico	92
Tabela 5.23 – Resultados da estimação - estimador desacoplado.....	92
Tabela 5.24 – Resultados estatísticos da estimação - estimador desacoplado.....	93
Tabela 5.25 – Valor dos Índices de JM, JE para a configuração 1 da rede IEEE de 14 barramentos	93
Tabela 5.26 – Resultados da estimação - WLS básico	93
Tabela 5.27 – Resultados estatísticos da estimação - WLS básico	93
Tabela 5.28 – Valor dos Índices de JM, JE para a rede IEEE de 30 barramentos	93
Tabela 5.29 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida $V1$ na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos.....	98
Tabela 5.30 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida $P5$ na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos.....	99
Tabela 5.31 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida $Q1 - 5$ na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos.....	100
Tabela 5.32 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida $V1$ na configuração 2 da rede IEEE 14 barramentos.....	101
Tabela 5.33 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida $P5$ na configuração 2 da rede IEEE 14 barramentos.....	102

Tabela 5.34 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida $Q1 - 5$ na configuração 2 da rede IEEE 14 barramentos	103
Tabela 5.35 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida $V1$ na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos	105
Tabela 5.36 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida $P5$ na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos	106
Tabela 5.37 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida $Q1 - 5$ na configuração 2 da rede IEEE 14 barramentos	107
Tabela 5.38 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida $P5$ na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos	108
Tabela C.1 – Dados dos barramentos	120
Tabela C.2 – Dados das linhas	120
Tabela D.1 – Dados dos barramentos	122
Tabela D.2 – Dados das linhas	123

Abreviaturas

AGC	Controlo Automático de Produção
EE	Estimação de Estado
EMS	Sistemas de Gestão de Energia (<i>Energy Management System</i>)
FDSE	Estimador de Estado Desacoplado (<i>Fast Decoupled State Estimator</i>)
IEEE	<i>Institute of Electrical and Electronics Engineers</i>
MDE	Algoritmo Desacoplado (<i>Model Decoupled Estimator</i>)
PMU	Unidade de Leitura de Fase (<i>Phase Measurement Unit</i>)
SCADA	<i>Supervisory Control and Data Acquisition</i>
SEE	Sistemas Eléctricos de Energia
SSE	Estimação de Estado Estática (<i>Static State Estimation</i>)
WLS	Método dos mínimos quadrados ponderados (<i>Weighted Least Squares</i>)

Capítulo 1

Introdução

1.1 - Estados de operação de um sistema eléctrico de energia

A evolução tecnológica e o elevado desenvolvimento industrial que se verifica actualmente torna a nossa sociedade enormemente dependente de energia e, em especial, de energia eléctrica. Os sistemas são mais complexos e as companhias necessitam de meios mais eficientes para conseguir responder a determinados padrões de Qualidade e Continuidade de Serviço na distribuição de energia e a menor custo possível. Assim, existe a necessidade de um compromisso entre aspectos relacionados com a Segurança e Economia.

O SEE opera atendendo a dois tipos de restrições:

- Restrição de carga
- Restrição de funcionamento para garantir o equilíbrio entre a produção e o consumo (incluindo perdas)

Matematicamente estas restrições são descritas pelas equações do fluxo de potências. As restrições de funcionamento ou desigualdade são caracterizadas por um conjunto de inequações que impõem às diferentes grandezas eléctricas do sistema (potências, tensões, frequências) a satisfação das limitações físicas e de operacionalidade dos componentes do sistema.

As condições de funcionamento de um sistema de energia num determinado ponto no tempo podem ser determinadas se o modelo de rede e o módulo das tensões e fases dos barramentos do sistema são conhecidos. Nesta situação o sistema é referido como estado estático.

DyLiacco, num artigo publicado em 1967 [1], estabeleceu os diferentes estados em que o sistema pode residir, baseando-se nas restrições descritas anteriormente. Com a alteração das condições de funcionamento o sistema pode estar num dos três estados possíveis: normal, de emergência e restabelecimento como representado na Figura 1.1.

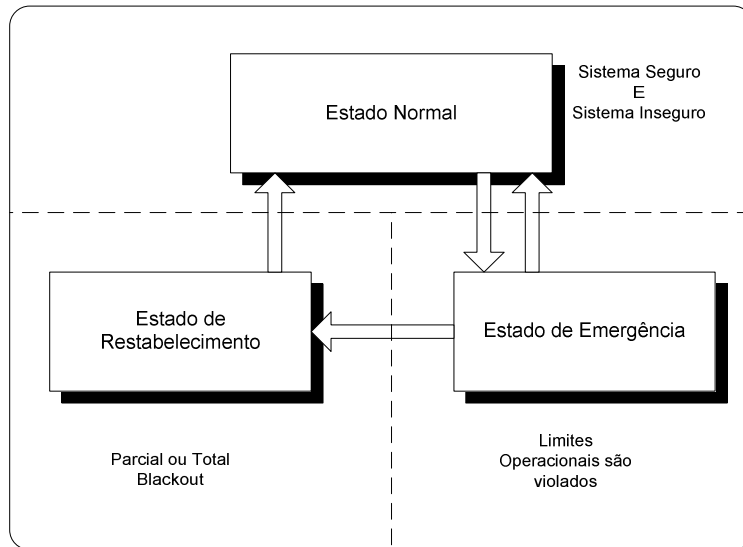


Figura 1.1 - Diagrama de estado de um sistema de operação de energia [1].

Fink e Carlsen [2] definiram o diagrama de transição de estados a partir dos estados definidos por Dyliacco que se apresenta na Figura 1.2

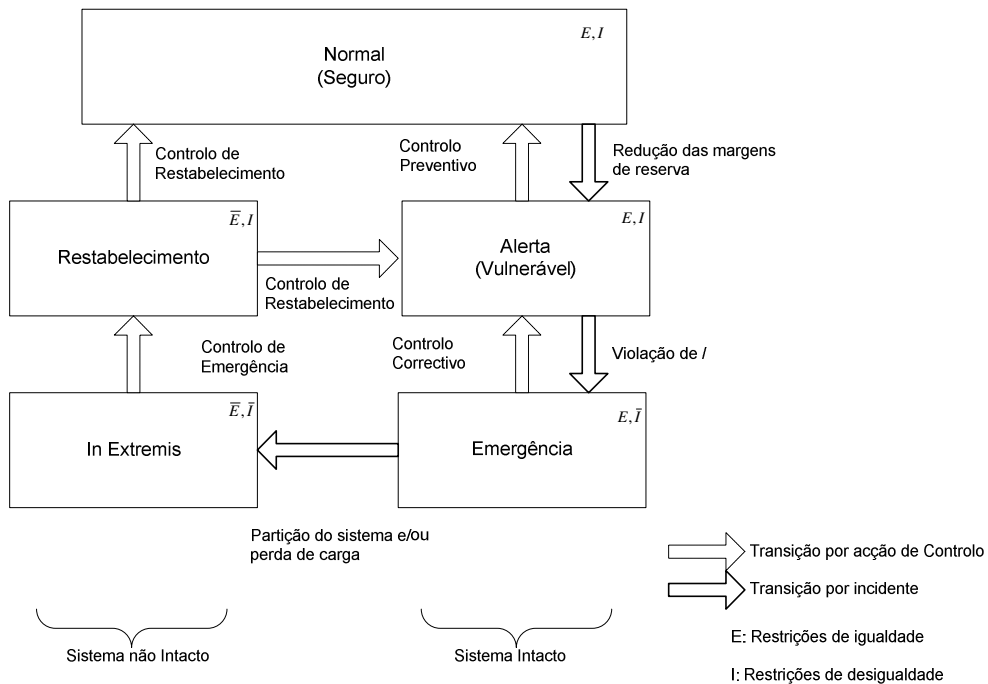


Figura 1.2 - Diagrama de transição de estados do sistema [2].

O objectivo genérico do centro de controlo de uma área operacional consiste em manter o sistema no estado normal sempre que possível. No estado normal a produção satisfaz a carga a custo mínimo, não existindo violação dos limites de operacionalidade dos componentes do SEE. Neste estado é garantido um nível de segurança adequado relativamente a mais solicitações por parte do sistema, pois as margens de reserva são suficientes para assegurar o nível de segurança. Assim sendo, considera-se estado normal (seguro) se o sistema continuar nesse estado após a ocorrência de uma contingência crítica

como, por exemplo; saída de funcionamento de um gerador ou de uma linha ou até a existência de catástrofes naturais.

O sistema passa para o estado de alerta quando alguns limites de componentes foram violados mas todas as cargas continuam a ser alimentadas. Neste estado tomam-se medidas correctivas imediatas, com o objectivo de que este retome o estado normal sob a pena de entrada em colapso do próprio sistema. Estas situações surgem devido à redução das margens de reserva, por ocorrência de incidente ou aumento de carga.

O sistema entra no estado de emergência se ocorrer um incidente suficientemente severo antes da acção preventiva ser iniciada ou, caso as medidas preventivas não sejam eficazes, ser violado algum limite de equipamento eléctrico ao mesmo tempo que todas as cargas continuam a ser alimentadas. Nesta situação as restrições de desigualdades são violadas. Embora o sistema preserve a sua integridade o operador deverá dar o início a uma acção de controlo correctivo para conduzir o sistema pelo menos para o estado de alerta.

O estado *in extremis* corresponde a uma situação de colapso parcial do sistema em que este se divide, criando ilhas, e em que poderá ocorrer perda de carga. De forma a evitar o colapso total devem ser iniciadas acções de controlo de emergência de forma a conduzir o sistema para o estado de restabelecimento.

No estado de restabelecimento as restrições de funcionamento são garantidas, mas as restrições de carga continuam a não ser mantidas, sendo tomadas acções de controlo de restabelecimento com o objectivo de voltar a sincronizar os geradores, promover a realimentação das cargas e a resincronização das parcelas não afectadas da rede.

1.2 - A importância da estimação de estado no estudo na segurança e controlo de um SEE

Para garantir a qualidade, continuidade e segurança de funcionamento num estado seguro, as companhias têm investido na instalação de centros de controlo para a condução da rede evoluindo de uma situação inicial em que os estudos da exploração da rede eram feitos *off-line* até à sua utilização em tempo real. O principal objectivo de um centro de controlo é manter o sistema no estado de operação normal durante as variações de condições de carga diárias e contingências. Para obter este estado é necessário uma monitorização continua das condições dos sistemas, identificar as condições do sistema e, se necessário, as acções preventivas e correctivas.

Para a análise de segurança é necessário monitorizar o estado corrente de todo o sistema, o que envolve a aquisição de medidas de todas as partes do sistema e, posteriormente, o seu processamento para obtermos o estado do sistema.

O centro de controlo e supervisão fornece, de uma forma rápida e eficiente, uma visão do comportamento do sistema permitindo operar o sistema com segurança. Desvios em relação aos valores planeados são detectados automaticamente e permitem uma reacção em tempo útil. O conhecimento do sistema permite evitar saídas em cascata, minimizar as

consequências das interrupções alterando os níveis de produção e fazer a operação do sistema tendo em conta aspectos económicos.

Fazendo uso de recursos computacionais cada vez mais avançados, foi possível instalar nos centros de controlo, sistemas de supervisão, controlo e aquisição de dados vulgarmente conhecidos pela sigla SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*), que para além de fornecerem ao operador algumas informações sobre a rede supervisionada, incorporam algumas funções específicas.

Salienta-se que os SCADA possuem, normalmente, as seguintes funções:

- Aquisição de dados
- Monitorização e processamento de eventos
- Funções de controlo
- Funções de *Time Tagged Data*
- Obtenção e análise de dados em caso de perturbação
- Relatórios e cálculos elementares

A introdução de um número cada vez maior de funções nos sistemas SCADA fez com que se evoluísse para os modernos EMS (*Energy Management System*) ou Sistemas de Gestão de Energia, que possuem várias funcionalidades, tais como:

- Processador de topologia
- Análise de segurança (fluxo de potências, análise de continências, estudos de curto-circuitos e análise de estabilidade)
- Acções de controlo preventivo (controlo de produção e *load management*)
- Estudos de previsão de cargas
- Controlo automático da produção (AGC)
- Despacho económico.

O centro de controlo recebe uma quantidade de medidas provenientes, nomeadamente, da rede eléctrica. Estas medidas, que podem ser analógicas ou digitais, incluem trânsitos de potência em linhas, magnitude de corrente, potência de geração, poderão vir afectadas de erros. Estes erros dão origem a modelos que não representam, de uma forma verídica o sistema eléctrico. Os valores medidos são associados a componentes do modelo, mas pode não haver informações relativas a alguns componentes. Os valores medidos e transmitidos podem estar afectados por erros associados aos transdutores, equipamento de medida, transformadores de intensidade, transformadores de tensão, conversores, etc., ou então erros introduzidos pelo equipamento de transmissão de informação para o centro de controlo.

Para o funcionamento dos centros de controlo, é fundamental a precisão da informação que lhes é transmitida sobre medidas, estrutura topológica e alarmes em todas as instalações do sistema. As informações que são constantemente enviadas à base de dados dos centros de condução, apresentam três inconvenientes importantes:

1. Informação incompleta - certas grandezas podem não ser mensuráveis por problemas tecnológicos: por exemplo, o caso das fases das tensões que tipicamente não eram medidos, só recentemente começaram a ser consideradas em alguns centros de controlo ou então pode não ser economicamente viável recolher determinado tipo de informação.
2. São muitas vezes incoerentes - as telemidas recebidas nos centros de controlo vêm contaminadas por ruído (erro). Este ruído traduz-se numa incompatibilidade entre as medidas recolhidas, o modelo do sistema e as leis de Ohm e Kirchoff
3. Não são necessariamente fiáveis - refere-se ao mau funcionamento dos aparelhos de medida, ou então a falhas que ocorrem durante a transmissão da informação que poderão afectar de uma forma significativa (erro grosseiro), as medidas recebidas nos centros de controlo.

1.3 - Estimação de estado

O estimador de estado de um SEE constitui o núcleo da função de análise de segurança em tempo real, realizada nos centros de controlo. O estimador de estado trata toda esta informação disponível para obter uma base de dados coerente e fiável. Posteriormente o estimador permite um melhor conhecimento das possibilidades do sistema, facilita a tomada de decisões, reduzindo o tempo em situações críticas e minimiza o risco de tomada de decisões erradas que coloquem em causa toda a segurança do sistema.

A Figura 1.3 representa a relação entre a estimação de estado e a análise de segurança de um Sistema Eléctrico de Energia, e mostra as ligações funcionais e de dados entre as várias aplicações envolvidas no processo de análise de segurança. O estimador de estado, tipicamente, inclui as seguintes funções:

- **Processador de Topologia:** recolhe informação através do estado dos disjuntores, interruptores e seccionadores. O processador de topologia encontra-se organizado em subprodutos: são eles o Configurador Unifilar, Directo, Inverso e por fim o Homopolar.
- **Analisa a Observabilidade:** determina se a solução da estimação de estado para todo o sistema pode ser obtida usando o conjunto de medidas disponível. Identifica os ramos não observáveis e as “ilhas” observáveis no sistema, caso existam.
- **Solução de Estimação de Estado:** determina a estimativa óptima para o estado do sistema, que é composto pelas tensões complexas dos barramentos de todo o sistema eléctrico, baseando-se no modelo da rede e nas medidas recolhidas do sistema. Também fornece as melhores estimativas para todos os trânsitos nas linhas, cargas e regulação dos transformadores.

- Processamento de informação com erros: detecta e elimina a existência de medidas afectadas com erros grosseiros se estiver garantida a redundância suficiente na configuração de medida.
- Detecta e identifica erros estruturais na configuração da rede: estima diversos parâmetros da rede, tais como, modelo da linha de transmissão, parâmetros de condensadores e reactivos shunt. Detecta erros estruturais na configuração da rede e identifica estados erróneos dos disjuntores garantindo redundância suficiente na configuração de medida.

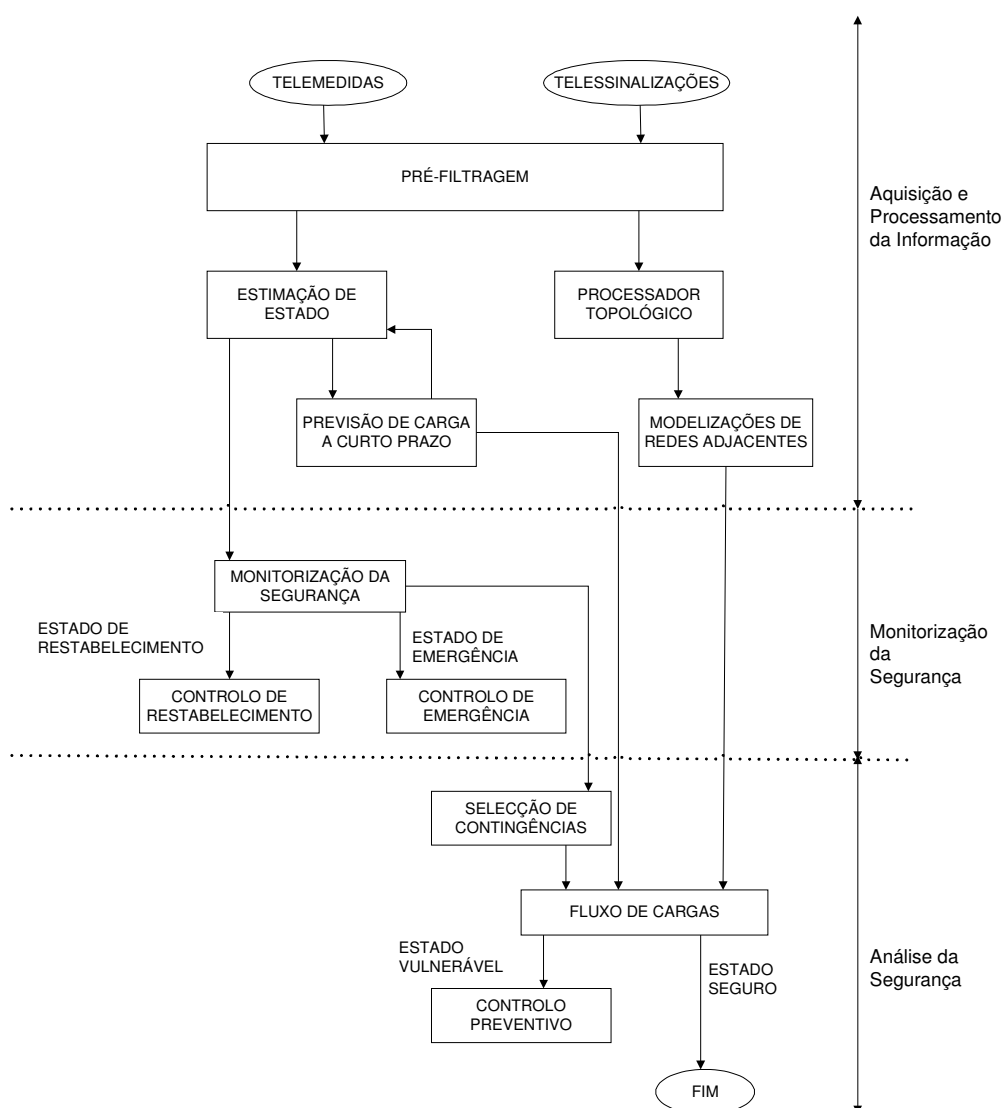


Figura 1.3 - A estimação de estado e análise de segurança de um SEE [3].

1.4 - Objectivos e estrutura da dissertação

A informação que chega aos centros de controlo através do sistema de aquisição de dados não é fiável, para assegurar o conhecimento do estado do sistema.

Assim, é função dos algoritmos de estimação de estado o processamento da informação recolhida com o objectivo primordial de obter em tempo real, uma base de dados completa, coerente e fiável do SEE.

Esta dissertação tem como objectivo estudar a implementação do método dos mínimos quadrados na estimação de Sistemas Eléctricos de Energia, explorando o comportamento do estimador para um conjunto de medidas típico, trânsitos e injeções de potências. O algoritmo desenvolvido tem como objectivo estimar o estado de um Sistema Eléctrico de Energia, com possibilidade de detecção e identificação de erros grosseiros e analisa a observabilidade do sistema.

Após esta introdução, apresenta-se no capítulo 2 uma recapitulação relativamente à modelização de uma rede de um SEE e são estabelecidas as aproximações efectuadas nas medidas. Ainda no segundo capítulo é analisado o problema da estimação de estado fazendo referência ao método dos mínimos quadrados ponderados em que o estado é normalmente estimado pela minimização dos quadrados dos erros de medida.

São referidas questões de ordem técnica relativamente à solução eficiente do sistema não linear resultante, que incluem a caracterização da matriz Jacobiana de medida, a matriz ganho, a factorização e a solução eficiente de sistemas lineares esparsos de equações.

Este capítulo termina com a formulação desacoplada do método dos mínimos quadrados.

O capítulo 3 é dedicado à observabilidade que consiste em identificar se um conjunto de medidas que estão disponíveis é suficiente para estimar o estado do sistema. A observabilidade está relacionada não só com o número de medidas disponíveis mas também com o seu tipo e respectiva localização.

Neste caso são apresentados nesta tese métodos numéricos que permitem a identificação de “ilhas” não observáveis. Por fim, é apresentado um método de restabelecimento da observabilidade através da colocação de medidas em certos pontos da rede.

O capítulo 4 aborda o problema da detecção e identificação de erros grosseiros nas medidas, utilizadas na estimação de estado estática de SEE. São analisadas as principais metodologias de detecção e identificação de erros grosseiros com o objectivo de clarificar conceitos e esclarecer a aplicação dos algoritmos analisados.

No capítulo 5 são apresentados e analisados resultados obtidos dos algoritmos de estimação de estado para diferentes conjuntos de medidas. São também apresentados

resultados sobre as metodologias de detecção, identificação e correcção de erros grosseiros. São utilizados sistemas de teste do IEEE (14 e 30 barramentos).

Por fim, no capítulo 6, apresentam-se as conclusões finais mais importantes que é possível retirar deste trabalho e sugerem-se perspectivas de prosseguimento da investigação nesta área.

Capítulo 2

Estimação de estado em SEE

2.1 - Introdução

Os Sistemas Eléctricos de Energia têm vindo a crescer na sua dimensão e complexidade o que, conjugado com a elevada dependência das sociedades em relação ao consumo de energia, coloca problemas associados à qualidade de serviço e segurança, que têm de ser analisados.

Os centros de controlo têm duas tarefas entre outras muito importantes, que são a medição da grandeza em tempo real e a estimação de uma base de dados fiável feita a partir dessas medidas.

A operação de um sistema de energia exige a obtenção de informações sobre o sistema, tais como a configuração da rede, medidas de tensão e medidas de potências activa e reactiva nos barramentos. Estas informações são por vezes afectadas por erros de tal modo elevadas que o conjunto de dados de que se dispõe num dado instante pode não constituir um conjunto coerente.

Para ultrapassar este problema recorre-se à utilização da estimação de estado que estima um vector de estado do sistema, que conjuntamente com a base de dados corrigida irão ser utilizados pelas funções de monitorização e segurança e de controlo no centro de controlo do SEE.

Este capítulo aborda o problema da estimação de estado estática de um SEE. Serão definidos os objectivos, aplicações da estimação de estado e é feita uma formulação matemática e análise detalhada do algoritmo de estimação de estado baseado no método dos mínimos quadrados ponderados.

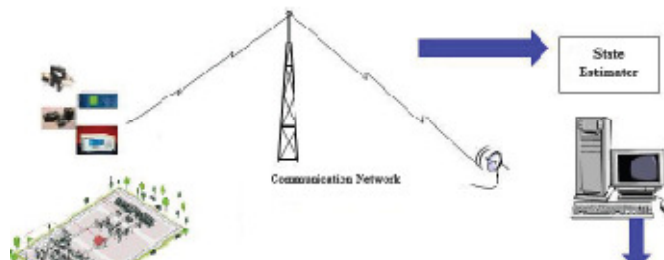


Figura 2.1 - Funcionamento da estimação de estado de um SEE.

A estimação de estado pode definir-se como um procedimento estatístico destinado a obter a melhor estimativa do verdadeiro estado do sistema a partir de um conjunto redundante de medidas nele efectuado e outra informação disponível no centro de controlo, compensando assim uma eventual insuficiência de dados e a presença de erros grosseiros na informação recolhida.

Aplicada a SEE o seu objectivo consiste em determinar uma base de dados coerente e fiável a partir da qual as decisões para o controlo do sistema serão tomadas.

Para se poder identificar o estado corrente de operação do sistema, os estimadores de estado permitem com eficiência e precisão a monitorização das variáveis operacionais, tal como as tensões dos barramentos e fluxos de potências das linhas. Fornecem também as informações necessárias para que se possa avaliar, em tempo real, a eficiência das medidas correctivas que estão a ser tomadas, ou que poderão ser tomadas, para prevenir contingências. O conceito de estimação de estado poder ser representado pela Figura 2.2.

Considerando o SEE em regime estático, as variáveis de estado, conjunto mínimo de variáveis que caracterizam o funcionamento do sistema, são as tensões em módulo e fase em todos os barramentos do sistema, com a excepção da fase do barramento de referência que é fixada. Desta forma, a dimensão do vector estado irá depender do número de barramentos N da rede, sendo um deles o barramento de referência, a dimensão do vector estado será, pelo menos de $2N-1$. Se for considerado um modelo estático, $2N-1$ variáveis são suficientes para descrever as tensões e trânsitos de potência da rede [3].

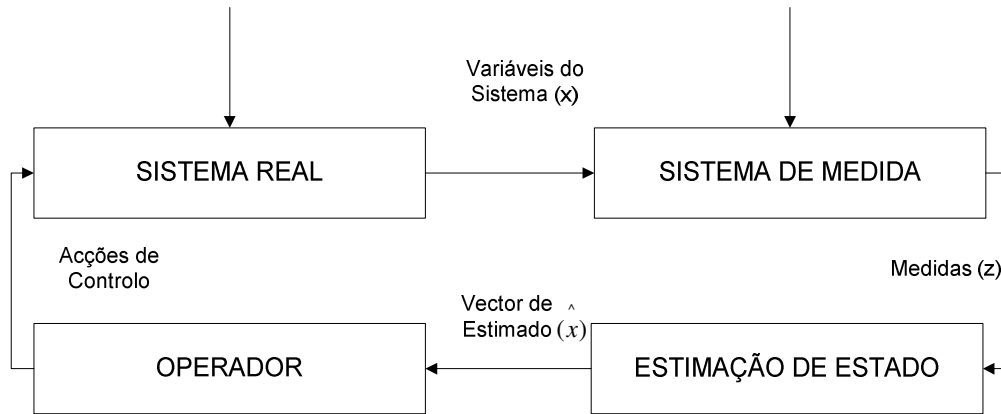
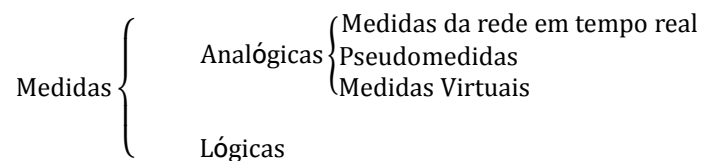


Figura 2.2 - Conceito de estimação de estado.

As medidas das grandezas do sistema são afectadas por perturbações aleatórias que causam incertezas ao funcionamento do SEE. As divergências entre o estado estimado e o estado verdadeiro resultam por exemplo de:

- Ruído do equipamento de medida e de transmissão de informação;
- Erros devido à má calibração dos equipamentos de medida;
- Erros devido às assimetrias no sistema (desequilíbrio nas fases);
- Desconhecimento com exactidão dos parâmetros da rede (erros de natureza topológica);
- Falta de leituras;
- Medidas executadas durante fenómenos transitórios;
- Medidas com atraso que reflectem um estado anterior ao estado a considerar (medidas não em tempo real);

Os centros de controlo deverão ter nas suas bases de dados, as medidas recolhidas da rede num dado instante. Essas medidas podem ser classificadas em diversas categorias:



- Medidas analógicas: englobam os valores registados para módulos de tensão, fluxos de potência (activa/reactiva) e potências injectadas (activa/reactiva).
- Medidas lógicas: informação do estado de comutação dos seccionadores e disjuntores, permitindo um conhecimento da configuração da rede. Estas medidas são utilizadas pelo processador de topologia para determinar a configuração da rede.

As medidas analógicas podem ser classificadas ainda da seguinte maneira:

- Medidas da rede em tempo real: medidas recolhidas ciclicamente em vários pontos da rede e transmitidas para o centro de controlo.
- Pseudomedidas: as pseudomedidas são valores que à priori, e com razoável precisão, podemos atribuir a certas variáveis do sistema (por exemplo, potências injectadas num dado barramento). As pseudomedidas não são obtidas por medida, mas estimadas (baseando-se em previsões de carga, ou despacho de produção). Têm uma alta variância associadas aos erros.
- Medidas Virtuais: correspondem a barramentos com medições sem erro, barramentos que não têm produção nem carga.

Caso o conjunto de medidas tenha em número suficiente e bem distribuído geograficamente, o algoritmo de estimação de estado vai apresentar um resultado estimado fiável.

2.2 - Aplicação da estimação de estado

A utilização de algoritmos de estimação de estado é determinada fundamentalmente pelos aspectos seguintes:

- a. Garantia de um controlo mais eficiente do sistema, dada a utilização em tempo real de uma base de dados coerente e fiável, utilizada para análises de segurança *on-line*.
- b. Detecção de anomalias, diagnósticos de defeitos, etc, o que vai permitir nomeadamente:
 - Melhor conhecimento das capacidades do sistema;
 - Maior facilidade na tomada de decisões;
 - Maior rapidez na tomada de decisões em situações críticas;
 - Menor risco de tomar decisões erradas;
 - Detecção de avarias nos equipamentos de medida.
- c. Implementação de acções de controlo, minimizando as exigências de investimento adicional em equipamento de medida e teletransmissão.
- d. Melhor exploração da rede, pois tem-se conhecimento correcto do seu estado, sendo assim possível efectuar a condução da rede mais perto dos seus limites técnicos.

São apresentadas algumas funções de controlo e monitorização que podem beneficiar da estimação de estado *on-line* [4].

- i. Controlo carga-frequência: é importante obter resultados óptimos provenientes da estimação de estado especialmente de grandezas não mensuráveis em tempo real, mas estimadas e actualizadas periodicamente pelo operador.
- ii. Despacho óptimo de potência activa e reactiva: este despacho baseia-se no valor das cargas individuais dos barramentos. O estimador de estado pode produzir as estimativas das cargas cujas medidas não foram teletransmitidas ao centro de controlo.
- iii. Monitorização de contingências: consiste na verificação periódica das reservas de produção de energia, cargas nas linhas, tensões nos barramentos, características de estabilidade transitória do circuito e na previsão dos efeitos de contingências simuladas.
- iv. Planeamento de saídas de serviço: envolve a análise dos efeitos das saídas planeadas de serviço de componentes do sistema ou operações previstas de alteração da configuração da rede, na segurança do sistema. As variáveis estimadas podem também servir de base para estes testes prognósticos.

Actualmente o papel do operador modificou-se devido à introdução de sistemas computadorizados, nomeadamente pelo uso da estimação de estado *on-line*. As funções de medida e de armazenamento de informação são neste momento realizadas de uma forma eficiente. O operador assume, assim, um papel de natureza mais analítica, tomando decisões e executando-as. Esta interface de Homem-máquina permite que enormes quantidades de informação sejam analisadas e seleccionadas de uma forma mais simples e eficiente e que diversas acções possam ser executadas com maior rapidez.

A informação resultante do estimador de estado, permite ao operador do sistema ter, com alguma precisão, informações sobre o valor complexo das tensões em todos os barramentos da rede, conhecer os trânsitos de potências activas e reactivas em todas as linhas e as potências geradas nos diferentes barramentos. Permite ainda dar informação sobre anomalias no sistema devido a incidentes (curto-circuitos, por exemplo) ou avarias de equipamentos de medida ou transmissão de dados e a sua localização geográfica, bem como todo um conjunto de informação relevante para o controlo dos Sistemas Eléctricos de Energia.

Outra aplicação que é de salientar são os estudos de estimação de estado *off-line* que estão relacionados com a definição da localização e precisão dos aparelhos de medida a instalar. Os resultados da estimação de estado podem ser usados *off-line*, no treino dos operadores para a realização de acções de controlo aquando da ocorrência de situações anómalas, pois permitem simular cenários reais de funcionamento.

O estimador de estado usado *off-line* não só fornece a melhor estimativa dos vectores de estado e dos vectores de medida, mas também as respectivas matrizes de co-variância, possibilitando a comparação das diversas configurações alternativas, de modo a melhorar as características de detecção e identificação dos erros grosseiros do algoritmo implementado tendo sempre em conta o custo do investimento adicional em equipamento de medida e transmissão de informação. Algumas soluções práticas para este tipo de problema têm sido propostas na literatura [5-7].

2.3 - Estrutura de um algoritmo de estimação de estado

De uma forma geral, a estrutura de um algoritmo de estimação de estado pode dividir-se em quatro blocos fundamentais tal como representado na Figura 2.3

- Pré-filtragem;
- Análise de observabilidade;
- Filtragem;
- Detecção de anomalias.

No bloco de pré-filtragem toda a informação disponível que pode ser de natureza analógica ou digital, e processada mediante a realização de testes simples de forma a avaliar a coerência dessa mesma informação. Caso a existência de incoerências seja detectada e se possível identificada a sua causa, as medidas correspondentes deverão ser eliminadas ou ser actuado o processado topológico.

Este processador permite verificar se o grafo associado à rede é ou não conexo, isto é, se a árvore cobre ou não todo o grafo. Classifica ilhas energizadas ou não, associando cores diferentes a cada zona, actuando na situação de alteração de configuração da rede, que poderá ser sinalizada ou detectada.

Na fase seguinte é analisada a observabilidade do SEE. Se existirem medidas em número suficiente para que a estimação de estado seja possível, a rede é dita como observável. Se a rede for não observável é útil identificar quais as “ilhas” observáveis do SEE. Nas partes observáveis as medidas disponíveis deverão ser redundantes. A redundância é definida como a razão entre:

$$\eta = \frac{m}{n} > 1$$

sendo:

$$n = 2N - 1$$

m - medidas

n - variáveis de estado

η - redundância

Na prática esta razão toma valores entre 1.5 a 2.5. A possibilidade de se usar redundâncias superiores a 1 permite que se faça uma filtragem do ruído de medida [8].

Caso a rede não seja observável é sempre possível recorrer a pseudomedidas. Temporariamente o sistema pode ficar não observável devido por exemplo a alterações de topologia de rede ou a falhas na transmissão de informação.

A análise de observabilidade pode ser utilizada para a identificação de medidas críticas, (medidas que quando removidas tornam a rede não observável) sendo esta uma característica do algoritmo de observabilidade, que identifica as medidas críticas e não críticas.

Concluída a fase de análise de observabilidade do SEE e actualizada a sua topologia, é feita a estimação de estado que irá estimar as tensões (módulo e fase) do vector estado, a partir das medidas disponíveis.

Por último, na fase de detecção de anomalias serão feitas análises estatísticas para verificação da existência ou não de erros grosseiros nas medidas. Caso se verifiquem será iniciado um procedimento de correcção/identificação dos erros grosseiros nos dados. O algoritmo prossegue com retorno ao processo de verificação da observabilidade do sistema.

Caso não sejam detectados erros grosseiros, é armazenado as estimativas calculadas, juntamente com a medida de confiança das mesmas.

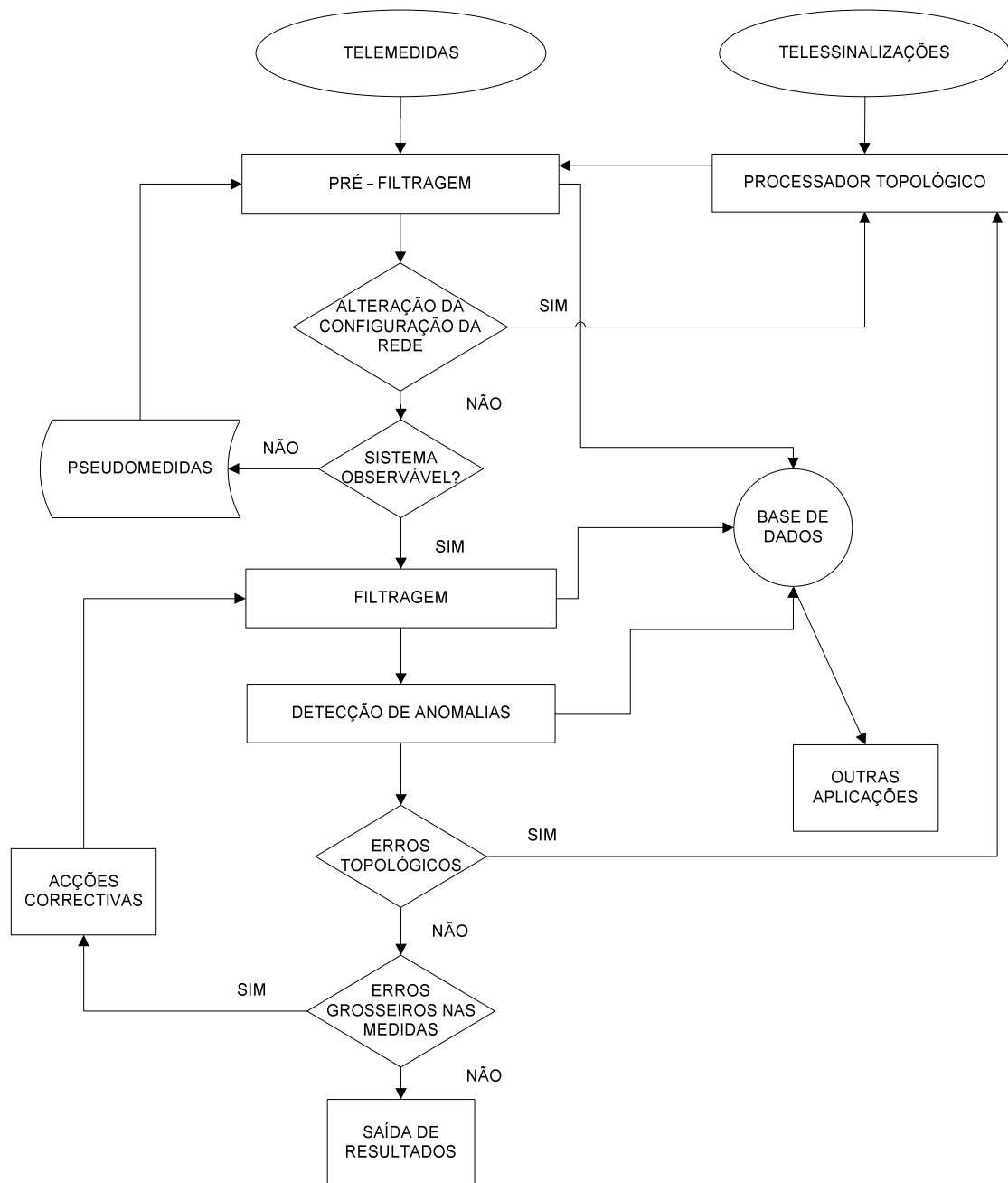


Figura 2.3 - Esquema básico do estimador de estado estático [3].

2.4 - Modelo matemático de um SEE

A principal função de um algoritmo de estimação de estado é a obtenção de uma estimativa fiável, (\hat{x}) , do verdadeiro estado do sistema (x) , de forma a tornar mais eficientes as acções de controlo. Para que esse objectivo seja atingido, o estimador de estado usa numerosos tipos de informações existentes nos centros de controlo.

Considerando o SEE num regime quase estático a Figura 2.4 representa o objectivo deste estimador.

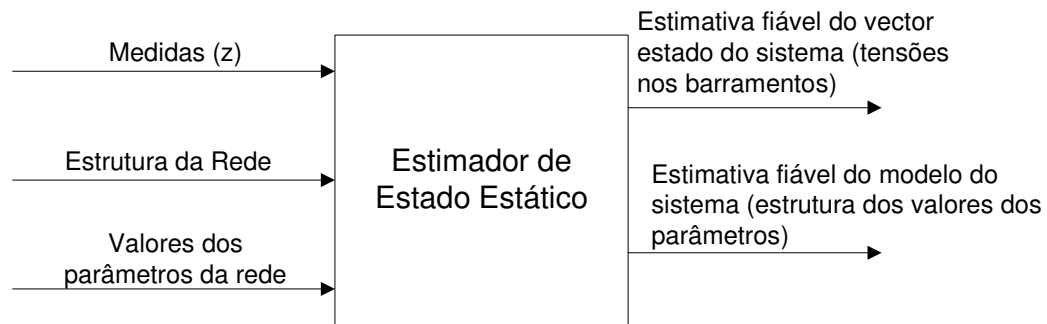


Figura 2.4 - Objectivo da estimação de estado estático

Admitindo-se que quer a estrutura da rede quer os valores dos parâmetros do modelo são conhecidos com alguma precisão, podemos analisar na Figura 2.5 as entradas e saídas do estimador de estado.

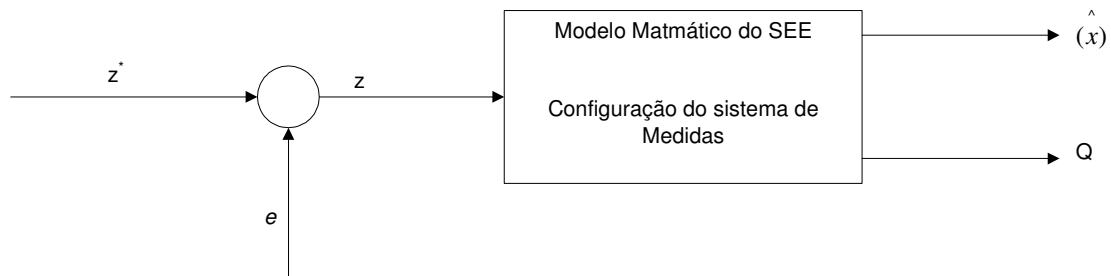


Figura 2.5 - Entradas e saídas do estimador de estado estático

onde:

z^* - corresponde ao vector “ideal” das medidas e pseudomedidas obtidas por um sistema perfeito de medida e transmissão;

e - corresponde ao vector dos erros aleatórios das medidas;

z - corresponde ao vector das medidas e pseudomedidas disponíveis no centro de controlo e afectadas com o erro e ;

\hat{x} - corresponde ao vector estado estimado do sistema;

Q - corresponde aos parâmetros indicativos da qualidade da estimação efectuada;

2.4.1 - Vector estado e medidas

Adoptando a formulação em coordenadas polares, podemos definir os vários vectores usados pelo estimador de estado.

O vector de estado do sistema, contém ângulos e módulos das tensões de todos os barramentos da rede de interesse. Usualmente, exclui-se o ângulo do barramento de referência para o qual se atribui valor nulo ($\theta_1 = 0$). Assim, tal vector é representado por:

$$x = [\theta_2, \theta_3, \dots, \theta_n; V_1, V_2, \dots, V_n]^T \quad (2.1)$$

com:

$$E_i = V_i \angle \theta_i, \quad \dim(x) = 2N - 1 = n \quad (2.2)$$

As grandezas medidas usadas na EE são normalmente: trânsito de potências nos ramos (P_{ik}, Q_{ik}), potências injectadas nos barramentos (P_i, Q_i) e módulo da tensão nos nós (V_i). O vector de medidas que as representa assume a forma:

$$Z = [\dots, P_i, \dots; \dots, Q_i, \dots; \dots, P_{ij}, \dots; \dots, Q_{ij}, \dots; \dots, V_i, \dots]^T \quad (2.3)$$

em que:

- P_i - representa a potência activa injectada nos barramentos;
- Q_i - representa a potência reactiva injectada nos barramentos;
- P_{ij} - representa os fluxos de potência activa nas linhas;
- Q_{ij} - representa os fluxos de potência reactiva nas linhas;
- V_i - representa os módulos de tensão nos barramentos.

O modelo da informação utilizada na estimação de estado dos SEE é representado pela equação não linear em que o vector das medidas pode exprimir-se em função do vector de estado do seguinte modo:

$$z = h(x) + e \quad (2.4)$$

em que:

$h(x)$ - representa o vector das funções não lineares que relacionam o verdadeiro estado do sistema com os valores “ideais” das medidas, a partir da matriz das admitâncias da rede.

x - vector de estado do sistema, com dimensão n .

e - vector de variáveis aleatórias que representam o erro das medidas.

De salientar que o vector $[e]$, não está relacionado com erros nos parâmetros ou erros topológicos do modelo do sistema de energia. Além disso, considera-se que os erros associados a cada medida possuem distribuição gaussiana e são não correlacionados. A matriz covariância do erro nas medidas será portanto uma matriz diagonal $R^{-1} = W$.

2.4.2 - Representação das linhas e transformadores

Num SEE a ligação entre barramentos "i" e "j" é feita por linhas ou por transformadores. Nas Figuras 2.6 e 2.7 estão representadas as partes integrantes de qualquer rede, o equivalente em π .

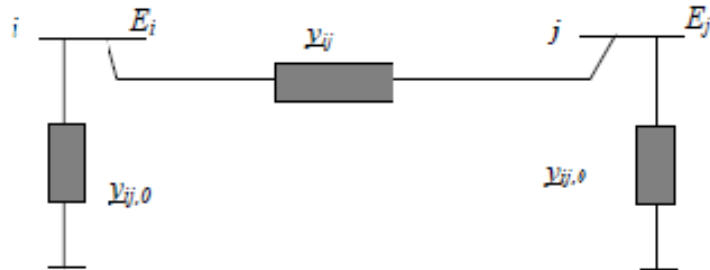


Figura 2.6 - Esquema equivalente em π de uma linha

O parâmetro y_{ij} , representa a admitância da linha e $y_{ij,0}$ modeliza metade da susceptância shunt da linha que liga o barramento "i" ao barramento "j".

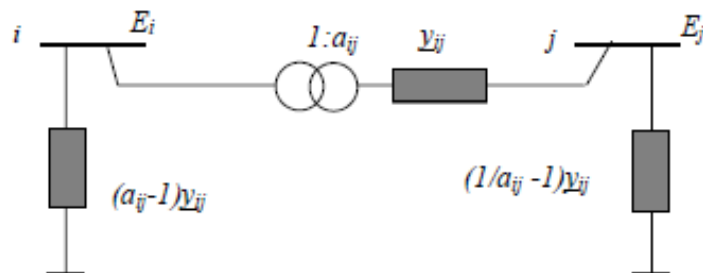


Figura 2.7 - Modelo matemático equivalente em π de um transformador

Quando se pretende representar um transformador com razão de transformação " a_{ij} ", " y_{ij} " representa a admitância nominal do transformador dividida pela razão de transformação. Em série com " y_{ij} " está representado um transformador ideal.

De acordo com o modelo adoptado, as equações de medida usadas para efectuar a estimação de estado, são as seguintes:

- Fluxos de potências nas linhas

$$P_{ij} = -V_i^2 G_{ij} a_{ij} + V_i V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (2.5)$$

$$Q_{ij} = V_i^2 (B_{ij} a_{ij} - y_{ij,0}) + V_i V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (2.6)$$

- Potências injectadas nos barramentos

$$P_i = V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (2.7)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (2.8)$$

em que:

$Y_{ij} = G_{ij} + jB_{ij} = -y_{ij}$ Elemento ij da matriz das admitâncias da rede

$y_{ij,0} = jY_{ij,0}$

$\theta_{ij} = \theta_i - \theta_j$ Diferença entre os argumentos das tensões nos barramentos i e j .

- Medidas da tensão

Estas medidas exprimem-se directamente em função do elemento correspondente do vector de estado, isto é, $h_k(x) = x_j$.

2.4.3 - Precisão das medidas σ_i

Para que se possa ter um conhecimento total da rede é necessária a aplicação de um algoritmo de estimação de estado, pois colocar aparelhos de medição precisos em todos os pontos da rede é uma abordagem claramente dispendiosa e vulnerável a erros de medição e falhas na telemetria. Deste modo estes algoritmos fazem uso da redundância de medida disponível de forma a filtrar os erros e encontrar o verdadeiro estado do sistema.

Os algoritmos de estimação de estado têm sido vastamente aplicados nas redes de transmissão ao longo de varias décadas, sendo que nestas redes existem mais medidas do que as necessárias para o total conhecimento da mesma. Desta forma estes algoritmos prevêm a redução do erro de medição, visto que com as medições extra permitem melhorar a estimação de tal modo que a medida calculada será mais exacta que as lidas [6].

Cada aparelho de medição tem associada uma precisão fornecida pelo fabricante e é essa precisão que vai quantificar a qualidade da medida do aparelho. Por esta razão os algoritmos são afectados pela precisão dos aparelhos de medida, e por isso, valorizam os aparelhos de maior precisão σ_i .

Desta forma temos como entrada de um algoritmo de estado:

- As medições fornecidas pelos aparelhos instalados na rede, intensidades de corrente, potência são enviadas pela rede de comunicações (que também introduz erros resultantes da não simultaneidade na recolha da informação) ou através de satélite;

- Os pesos das medidas $W_i = 1/\sigma_i^2$ ou seja, a precisão com que cada medida é obtida, de forma a serem beneficiadas as medidas mais exactas em detrimento de outras menos fiáveis. Às pseudomedidas é atribuído um valor superior (correspondente a menor fiabilidade) ao das medidas recolhidas directamente da rede. Considera-se também, que o erro das pseudomedidas, segue uma distribuição normal com desvio padrão σ .

Na prática, pequenas variações dos valores atribuídos a σ_i , não afectam significativamente a qualidade da estimativa obtida [8], no entanto, deve salientar-se que:

- se o desvio padrão atribuído for nitidamente inferior ao verdadeiro valor, então irá ser atribuído um peso excessivamente elevado à medida correspondente, o que poderá resultar numa diminuição da precisão da estimativa obtida. Além disso, na fase de detecção de erros grosseiros essa medida poderá ser indevidamente seleccionada.

- se o desvio padrão atribuído a um erro de medida for nitidamente superior ao respectivo verdadeiro valor, a medida correspondente é rejeitada, podendo por isso diminuir a precisão da estimação obtida em zonas de reduzida redundância local.

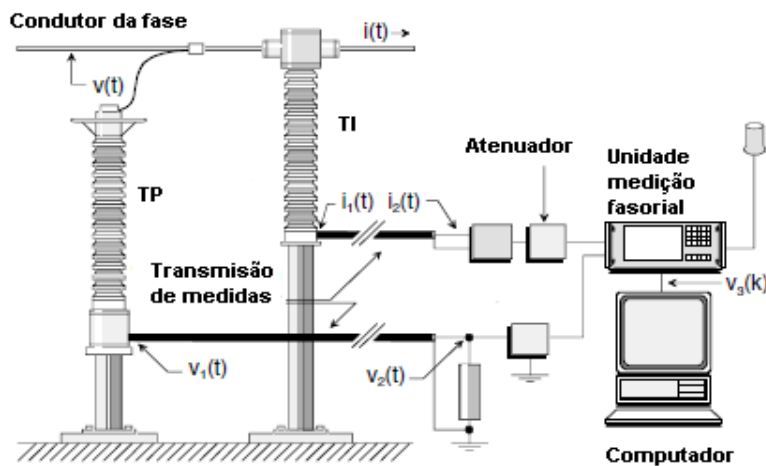


Figura 2.8 - Cadeia de transmissão de medidas [9]

A Figura 2.8 representa os elementos constituintes de uma cadeia de medida clássica, susceptíveis de influenciar os dados que são recebidos no centro de controlo.

2.4.4 - Selecção do vector de medidas

O constante aumento da complexidade dos SEE obriga a seleccionar com um certo cuidado as medidas a utilizar de modo a obter um conhecimento adequado do estado do sistema.

O cálculo do vector de estado exige o conhecimento de medidas, por exemplo, de:

- Potências activas e reactivas injectadas nos barramentos;
- Fluxos de potências activas e reactivas nas linhas;

- Módulos das tensões nos barramentos;
- Módulos das intensidades nas linhas.

As medidas são recolhidas por unidades terminais remotas e transmitidas para o sistema computacional instalado no centro de controlo. Os dados medidos podem ser contaminados por erros associados à operação dos aparelhos de medida e por ruídos na sua transmissão. Em certas situações, como a não realização ou transmissão de medidas, podem tornar o estado do sistema não observável o que significa que não será possível calcular o vector estado utilizando as medidas disponíveis. Assim, o sistema de medida e transmissão de informação e a própria localização dos pontos de medida deverão ser estudados de forma adequada de modo a garantir que o sistema permaneça observável mesmo que ocorram alguns tipos de falhas.

Desta forma, os locais a seleccionar para efectuar as medidas têm de ser tais que sejam verificadas as condições seguintes:

- Assegurem resultados suficientemente exactos na estimação de estado;
- Aumente a fiabilidade da estimação de estado no caso de falhas no sistema de recolhas de medidas, no sistema de transmissão, etc. ...;
- Reduza os custos de investimento.

Na literatura encontram-se vários algoritmos desenvolvidos para resolver este tipo de problema [10-11].

O algoritmo apresentado em [12] tem como objectivo minimizar o custo total de investimento, incluindo uma restrição associada à qualidade da solução de estimação de estado.

2.5 - Estimação de estado pelo método dos mínimos quadrados ponderados

A estimação de estado baseado no método dos mínimos quadrados ponderados (WLS) é a abordagem que tem sido usada com maior frequência de entre as várias que têm sido propostas na literatura [13]. Este método que possui uma excelente capacidade de filtragem [14], consiste em tomar como estimativa o valor de x que minimiza uma função de custo escalar do tipo:

$$J(x) = \sum_{i=1}^m p_i [z_i - h_i(x)]^2 \quad (2.9)$$

Onde p_i é um coeficiente de ponderação adequado.

z_i - Vector das medidas

h_i - Vector de funções não lineares, que relacionam a i ésima medida de z com o vector estado x .

Com a experiência adquirida com a aplicação do método WLS nas redes eléctricas de energia verificou-se que a presença de erros grosseiros nas medidas ou de erros topológicos

poderia comprometer seriamente os resultados da estimação de estado. Foram então introduzidas algumas modificações de modo a garantir em cada instante a obtenção de uma estimativa fiável do estado do sistema. Assim, torna-se mais importante que o algoritmo tenha a capacidade de rejeição dos erros grosseiros eventualmente presentes na informação a processar. A alteração baseia-se na caracterização estatística do ruído de medida, que vai tornar possível a avaliação do comportamento do estimador.

2.5.1 - Estimador do máximo de Verosimilhança

Analisando a equação (2.4), verifica-se que sendo e uma variável aleatória, z também o será podendo-se definir a respectiva densidade de probabilidade $f_z(z, x)$, que é uma função de z e x : consoante o valor que x assuma a distribuição z modifica-se.

Seja z_0 o vector das medidas obtidas num dado instante, então $f_z(z_0, x)$ passa a ser apenas função de x . Designemos a função L como a função de verosimilhança e igual a:

$$L(x) = f_z(z_0, x) \quad (2.10)$$

A estimativa do máximo verosimilhança \hat{x}_{ML} é por definição, o valor de x que minimiza $L(x)$:

$$\hat{x}_{ML} = \max_x L(x) = \max_x f_z(z, x)|_{z=z_0} \quad (2.11)$$

e obtém-se por resolução de:

$$\frac{\partial L(x)}{\partial x} = \frac{\partial f_z(z_0, x)}{\partial x} = 0 \quad (n \text{ equações}) \quad (2.12)$$

A interpretação de \hat{x}_{ML} é a seguinte:

$$\forall \hat{x}: f_z(z_0, \hat{x}_{ML}) \geq f_z(z_0, \hat{x}) \quad (2.13)$$

Um caso importante surge, quando se admite que o vector e dos erros de medida obedece a uma distribuição normal de média nula e matriz covariância R , isto é:

$$e \sim N(0, R) \quad (2.14)$$

$$f_e(e) = \frac{1}{[2\pi^m \det R]^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} e^T R^{-1} e\right\} \quad (2.15)$$

em que R representa o determinante da matriz R . Atendendo à equação (2.4), a função de verosimilhança para um dado z vem:

$$L(x) = \frac{1}{[2\pi^m \det R]^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] \right\} \quad (2.16)$$

Fazendo:

$$J(x) = [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] \quad (2.17)$$

Obtém-se:

$$\hat{x}_{ML} = \max_x L(x) = \min_x (J(x)) = [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] \quad (2.18)$$

Se admitimos como hipótese suplementar que o ruído de medida é não correlacionado, a matriz de covariância R assume a forma diagonal:

$$R = \text{diag}(\sigma_i^2) \quad i = 1, \dots, m \quad (2.19)$$

e o estimador máximo de verosimilhança é dado por:

$$\hat{x}_{ML} = \min_x \sum_{i=1}^m \frac{[z_i - h_i(x)]^2}{\sigma_i^2} \quad (2.20)$$

Pode-se então concluir, que sob determinadas hipóteses simplificativas (erro de medida não correlacionado e com distribuição normal de valor médio nulo), a estimativa obtida pelo método dos mínimos quadrados corresponde à estimativa do máximo de verosimilhança, desde que o coeficiente de ponderação atribuído a cada medida seja igual ao inverso da variância do respectivo erro de medida.

2.5.2 - Algoritmo de Base

Consideremos um Sistema Eléctrico de Energia composto por N barramentos.

O modelo da informação utilizada na estimação de estado dos SEE é representado pela equação:

$$z = h(x) + e \quad (2.21)$$

onde z é o vector das medidas ($m \times 1$), x é vector de estado do sistema ($n \times 1$), $h(\cdot)$ é o vector de funções não lineares que relaciona x com z ($m \times 1$), e o vector do erro das medidas ($m \times 1$), m é o número de medidas e n o número de variáveis de estado. Como se referiu, as variáveis de estado são os módulos e argumentos das tensões, enquanto as medidas são as potências activas e reactivas transitada nas linhas e injectadas nos barramentos, assim como a própria amplitude da tensão nos barramentos.

O vector do ruído e é normalmente modelizado estatisticamente considerando a ausência de erros grosseiros da seguinte forma:

$$e \sim N(0, R) \text{ com } R = \text{diag}(\sigma_i^2)$$

em que σ_i representa o desvio padrão do ruído da medida i . A matriz covariância R é diagonal porque se admitirá que as componentes de e são não correlacionadas. Esta matriz R representa o peso associado às medidas z_i . Os pesos são escolhidos como factores de proporcionalidade da precisão das medidas, ou seja, a medida de menor precisão terá o factor de ponderação mais elevado ($1/\sigma_i^2$)

O problema da estimação de estado estática pelo método dos mínimos quadrados ponderados (WLS), para um sistema de N barramentos, é um problema de optimização do tipo:

$$\min J(x) = \sum_{i=1}^m w_i (z_i - h_i(x))^2 = [z - h(x)]^T W [z - h(x)] \quad (2.22)$$

em que $R^{-1} = W$

A solução deste problema de optimização será o estado estimado \hat{x} , que deve satisfazer as seguintes condições de optimalidade:

$$\left. \frac{\partial J(x)}{\partial x} \right|_{x = \hat{x}} = 0 \Rightarrow H^T(\hat{x})W[z - h(\hat{x})] = 0 \quad (2.23)$$

onde $H(\hat{x})$ é a matriz jacobiana de $h(x)$ avaliada para $x = \hat{x}$, isto é,

$$H(\hat{x}) = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x = \hat{x}} \quad (2.24)$$

A solução da equação não linear (2.22) é obtida por um método iterativo [15-17], no qual a seguinte equação linear é resolvida em cada iteração para calcular a correcção de $x^{k+1} = x^k + \Delta x^k$:

$$[G(x^k)]\Delta x^k = H^T(x^k)W[z - h(x^k)] \quad (2.25)$$

onde $G(x)$ é a matriz ganho, que normalmente é obtida de uma simplificação do método de Newton assumindo a seguinte forma:

$$G(x) = H^T(x)WH(x) \quad (2.26)$$

A equação (2.25) é chamada equação normal do problema WLS. Tal como nos trânsitos de potências, os algoritmos de estimação de estado na sua versão desacoplada, comportam-se adequadamente nas redes eléctricas com as dimensões usuais [18].

Na literatura encontram-se referências a diferentes métodos que se baseiam na selecção de diferentes matrizes de ganho [19]:

i. O método de gradiente:

$$G(k) = \alpha(k)I, \quad \alpha(k) > 0 \quad (2.27)$$

ii. O método de Newton:

$$G(k) = \frac{1}{2} \frac{\partial^2 J(x)}{\partial x^2} \quad (2.28)$$

sendo a matriz hessiana de $J(x)$ e, $\frac{\partial^2 J(x)}{\partial x^2}$ dada por:

$$\frac{\partial^2 J(x)}{\partial x^2} = 2 \left[H^T(x)R^{-1}(x) - \sum_{i=1}^m \left[\frac{\partial^2 h_i(x)}{\partial x^2} \right] R_{ii}^{-1} [z_i - h_i(x)] \right] \quad (2.29)$$

ii. Método de Gauss:

$$G(x) = H^T(x)WH(x) \quad (2.30)$$

Este método resulta numa simplificação do método de Newton, considerando para efeito de avaliação de $\frac{\partial^2 J(x)}{\partial x^2}$, que a matriz H é independente de x .

Obtém-se então o seguinte processo iterativo:

$$H^T[x(k)]R^{-1}H[x(k)][x(k+1) - x(k)] = H^T[x(k)]R^{-1}[z - h(x(k))] \quad (2.31)$$

$K=0,1,2,\dots$

Nesta dissertação apenas será estudada o algoritmo de Gauss, utilizando a equação (2.22) que é conhecida pela equação Normal de Gauss e representa um sistema linear a ser resolvido a cada iteração do processo de filtragem para a determinação do Δx .

Este algoritmo apresenta algumas características interessantes. Porque é robusto apresenta boa convergência para variadas situações, como por exemplo diferentes estados de carga e diferentes configurações de rede, entre outras [3].

A forte relação entre a matriz de ganho e a matriz co-variância da estimação, permite tirar partido do esforço de cálculo relativo à resolução das equações de estimação, para posterior análise da qualidade da estimativa obtida e tratamento dos erros grosseiros. Tem uma rapidez de cálculo em comparação com o método de Newton, pois não é necessário proceder ao cálculo das diferentes matrizes hessianas.

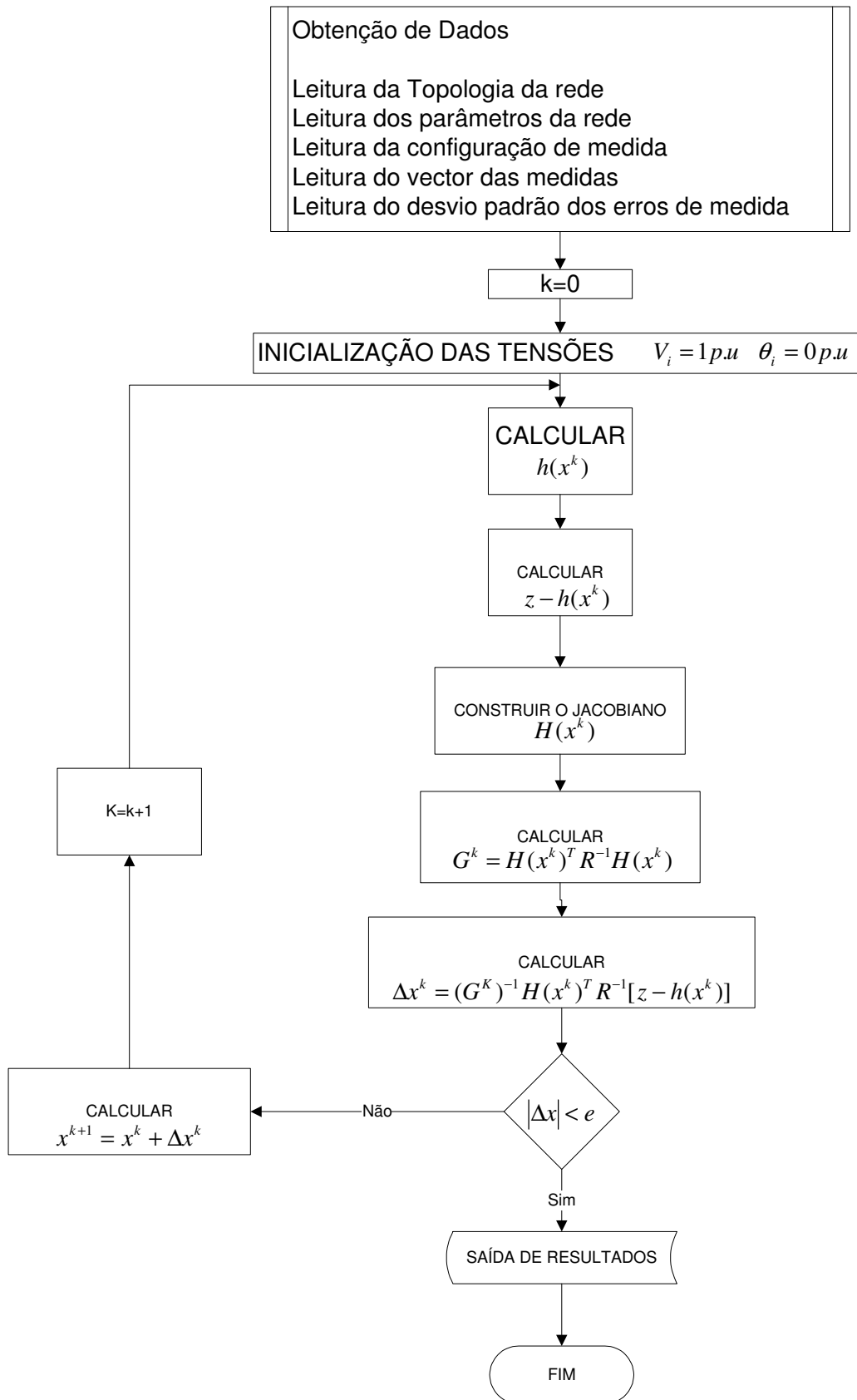


Figura 2.9 - Algoritmo de Gauss para aplicação na estimação de estado [20].

2.5.3 - Critério de avanço e de paragem

O arranque do processo iterativo, determinado pelos valores de inicialização das tensões, requer a caracterização da estimativa inicial x_0 do vector do sistema.

O vector x_0 é utilizado como uma estimativa inicial correspondendo a valores de amplitude de tensão de 1 p.u. ($|V_i| = 1 \text{ p.u. com } i = 1, 2, \dots, N \text{ barramentos}$) e ângulos de fase das tensões colocados a zero ($\theta_i = 0 \text{ rad com } i = 1, 2, \dots, N \text{ barramentos}$).

O critério de paragem utilizado na estimação de estado para este trabalho foi baseado nas variações sucessivas de x , ou seja,

$$\max_i |V_i(k) - V_i(k-1)| < \varepsilon_V \quad i = 1, \dots, N \quad (2.32)$$

$$\max_i |\theta_i(k) - \theta_i(k-1)| < \varepsilon_\theta \quad i = 1, \dots, N-1 \quad (2.33)$$

2.5.4 - Determinação do erro de estimação δ_x , do erro de estimação das grandezas de medida δ_h

Na estimação do vector estado pelo método dos mínimos quadrados ponderados pretende-se obter uma estimativa \hat{x} para minimização de uma função objectivo $J(x)$, isto é:

$$\min J(x) = \frac{\partial J(x)}{\partial x} \Bigg|_{x = \hat{x}} = -2(H(\hat{x})^T R^{-1} [z - h(\hat{x})]) = 0 \quad (2.34)$$

Uma vez que $z = h(x) + e$ a equação (2.34) pode escrever-se como:

$$H^T R^{-1} [h(x) + e - h(\hat{x})] = 0 \quad (2.35)$$

Para simplificar $H(x) = H$

Considere-se o desenvolvimento em série de Taylor de $h(x)$ em torno do valor estimado de x , para o vector estado:

$$h(x) = h(\hat{x}) + H\delta_x + O(\|\delta_x\|^2) \quad (2.36)$$

Atendendo à definição do erro de estimação δ_x :

$$\delta_x = x - \hat{x} \quad (2.37)$$

Desprezando os termos de ordem superior a dois na equação (2.36) tem-se:

$$h(x) = h(\hat{x}) + H\delta_x \quad (2.38)$$

Assumindo pequenos valores para δ_x , a linearização de $h(x)$ em torno do valor estimado \hat{x} resulta da equação (2.35).

$$H^T R^{-1} H \delta_x + H^T R^{-1} e = 0 \quad (2.39)$$

Assumindo que a matriz $H^T R^{-1} H \delta_x$ é invertível vem:

$$\delta_x = - \sum_x H^T R^{-1} e \quad (2.40)$$

onde

$$\sum_x [H^T R^{-1} H]^{-1} \quad (2.41)$$

Para além do erro da estimação δ_x , é importante também analisar o erro da estimação das grandezas medidas δ_h , que é definido pela diferença entre o verdadeiro valor das medidas e o valor estimado.

$$\delta_h = h(x) - h(\hat{x}) \quad (2.42)$$

Tendo em conta a linearização da equação (2.38) obtém-se:

$$\delta_h = H \delta_x = -H [H^T R^{-1} H]^{-1} H^T R^{-1} e = -S \cdot e \quad (2.43)$$

em que:

$$S = H [H^T R^{-1} H]^{-1} H^T R^{-1} \quad (2.44)$$

é a matriz de sensibilidade dos erros de estimação das grandezas medidas, aos erros de medida.

Sendo a matriz de covariância associada ao vector definido na equação (2.43)

$$E[\delta_h \delta_h^T] = \sum_h H \sum_x H^T \quad (2.45)$$

Os resíduos de medida constituem outra grandeza importante na análise de erros grosseiros e são obtidos pela diferença entre os valores medidos z e os respectivos valores estimados de $h(\hat{x})$:

$$r = z - h(\hat{x}) \quad (2.46)$$

e, atendendo às equações (2.4), (2.43) e (2.44), obtém-se:

$$\begin{aligned}
 r &= h(x) + e - h(\hat{x}) \\
 &= H\delta_x + e - H[H^T R^{-1} H]^{-1} H^T R^{-1} e + e \\
 &= [I - H[H^T R^{-1} H]^{-1} H^T] e = We
 \end{aligned} \tag{2.47}$$

A matriz de sensibilidade dos resíduos aos erros de medida é definida como:

$$W = I - H[H^T R^{-1} H]^{-1} H^T R^{-1} \tag{2.48}$$

É de notar que, em situações reais de utilização do estimador de estado, as únicas grandezas que podem ser efectivamente calculadas após estimativa do vector de estado do sistema, são os resíduos de medida, uma vez que o verdadeiro valor das medidas (assim como o verdadeiro valor do vector estado) será sempre desconhecido.

2.5.5 - Construção da matriz jacobiana - $H(x)$

Um dos assuntos que merece alguma importância aquando da programação do algoritmo de estimação de estado, é a estrutura e organização da matriz jacobiana.

A matriz jacobiana, pode ser dividida em quatro submatrizes assumindo a seguinte forma:

$$H(x) = \begin{matrix} & \begin{matrix} N-1 & N \end{matrix} \\ \begin{matrix} m_1 \\ m_2 \end{matrix} & \begin{bmatrix} H_{P\theta} & H_{PV} \\ H_{Q\theta} & H_{QV} \end{bmatrix} \end{matrix} = \begin{matrix} & \begin{matrix} N-1 & N \end{matrix} \\ \begin{matrix} m_1 \\ m_2 \end{matrix} & \begin{bmatrix} \partial P_{ij}/\partial\theta & \partial P_{ij}/\partial V \\ \partial P_i/\partial\theta & \partial P_i/\partial V \\ \partial Q_{ij}/\partial\theta & \partial Q_{ij}/\partial V \\ \partial Q_i/\partial\theta & \partial Q_i/\partial V \\ \partial V_i/\partial\theta & \partial V_i/\partial V \end{bmatrix} \end{matrix} \tag{2.49}$$

em que:

N - número total de barramentos

m_1 - número total de medidas do tipo P_{ij} e P_i

m_2 - número total de medidas do tipo Q_{ij} e Q_i e V_i

$m = m_1 + m_2$ - número total de medidas disponíveis

As submatrizes vão ficar da seguinte forma:

$$H_{P\theta} = \frac{\partial h_P}{\partial \theta} \quad (m_1 * (N - 1)) \quad (2.50)$$

$$H_{PV} = \frac{\partial h_P}{\partial V} \quad (m_1 * N) \quad (2.51)$$

$$H_{Q\theta} = \frac{\partial h_Q}{\partial \theta} \quad (m_2 * (N - 1)) \quad (2.52)$$

$$H_{QV} = \frac{\partial h_Q}{\partial V} \quad (m_2 * N) \quad (2.53)$$

As expressões correspondentes aos diferentes elementos da matriz jacobiana são as seguintes:

Equações correspondentes a medidas de trânsitos de potência activa

$$\frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta} \rightarrow \begin{cases} \frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta_i} = V_i \cdot V_j \cdot (-G_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij}) \\ \frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta_j} = V_i \cdot V_j \cdot (G_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij} - B_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij}) \end{cases} \quad (2.54)$$

$$\frac{\partial P_{ij}}{\partial V} \rightarrow \begin{cases} \frac{\partial P_{ij}}{\partial V_i} = -2 \cdot a_{ij} \cdot G_{ij} \cdot V_i + V_j \cdot (G_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij}) \\ \frac{\partial P_{ij}}{\partial V_j} = V_i \cdot (G_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij}) \end{cases} \quad (2.55)$$

Equações correspondentes a medidas de trânsitos de potência reactiva

$$\frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta} \rightarrow \begin{cases} \frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta_i} = V_i \cdot V_j \cdot (G_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij}) \\ \frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta_j} = V_i \cdot V_j \cdot (-G_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij} - B_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij}) \end{cases} \quad (2.56)$$

$$\frac{\partial Q_{ij}}{\partial V} \rightarrow \begin{cases} \frac{\partial Q_{ij}}{\partial V_i} = 2 \cdot V_i \cdot (a_{ij} \cdot B_{ij} - y_{ij,0}) + V_j \cdot (G_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij} - B_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij}) \\ \frac{\partial Q_{ij}}{\partial V_j} = V_i \cdot (G_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij} - B_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij}) \end{cases} \quad (2.57)$$

Equações correspondentes a medidas de potência activa injectada

$$\frac{\partial P_i}{\partial \theta} \rightarrow \begin{cases} \frac{\partial P_i}{\partial \theta_i} = V_i \cdot \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N V_j \cdot (-G_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij}) = V_i \cdot \sum_{j=1}^N V_j \cdot (-G_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij}) - V_i^2 \cdot B_{ii} \\ \frac{\partial P_i}{\partial \theta_j} = V_i \cdot V_j \cdot (G_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij} - B_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij}) \end{cases} \quad (2.58)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial V} \rightarrow \begin{cases} \frac{\partial P_i}{\partial V_i} = 2G_{ii} \cdot V_i + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N V_j \cdot (G_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij}) = \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij}) + V_i \cdot G_{ii} \\ \frac{\partial P_i}{\partial V_j} = V_i \cdot (G_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij}) \end{cases} \quad (2.59)$$

Equações correspondentes a medidas de potência reactiva injectada

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \theta} \rightarrow \begin{cases} \frac{\partial Q_i}{\partial \theta_i} = V_i \cdot \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N V_j \cdot (G_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij}) = V_i \cdot \sum_{j=1}^N V_j \cdot (G_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij} + B_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij}) - V_i^2 \cdot G_{ii} \\ \frac{\partial Q_i}{\partial \theta_j} = V_i \cdot V_j \cdot (-G_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij} - B_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij}) \end{cases} \quad (2.60)$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial V} \rightarrow \begin{cases} \frac{\partial Q_i}{\partial V_i} = -2B_{ii} \cdot V_i + \sum_{j=1}^N V_j \cdot (G_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij} - B_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij}) = \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij} - B_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij}) - V_i \cdot B_{ii} \\ \frac{\partial Q_i}{\partial V_j} = V_i \cdot (G_{ij} \cdot \text{sen } \theta_{ij} - B_{ij} \cdot \text{cos } \theta_{ij}) \end{cases} \quad (2.61)$$

Equações correspondentes às tensões

$$\frac{\partial V_i}{\partial \theta} \rightarrow \frac{\partial V_i}{\partial \theta_j} = 0, \quad \forall j \quad (2.62)$$

$$\frac{\partial V_i}{\partial V} \rightarrow \begin{cases} 1 & i = j \\ 0 & i \neq j \end{cases} \quad (2.63)$$

2.5.6 - Estrutura das matrizes H e G

O cálculo da estimação de estado em tempo real exige um considerável esforço computacional no sentido de minimizar o tempo de execução e a ocupação de memória.

Aproveitar as características de simetria e esparsidade das matrizes envolvidas é uma das maneiras para atingir o objectivo referido [21].

A matriz ganho, que é formada através da matriz jacobiana H e da matriz de covariância, R possui as seguintes propriedades:

- é estruturalmente e numericamente simétrica
- é esparsa, ainda menos esparsa do que a matriz H
- no geral é uma matriz não negativa definida, ou seja todos os seus *eigenvalues* são não negativos. É positiva definida para um sistema totalmente observável.

2.6 - Métodos Desacoplados

2.6.1 - Introdução

Como já se verificou anteriormente a estimação de estado é uma ferramenta de aplicação *on-line*. Atendendo à elevada dimensão de uma rede a resolução do problema pelo algoritmo de Gauss exige em cada iteração a construção e resolução de um sistema linear de dimensão $2N-1$. Neste contexto é importante o desenvolvimento de novos algoritmos igualmente fiáveis mas menos exigentes em termos requerimentos de memória e tempos computacionais, conduziu ao desenvolvimento de Estimadores de Estado de Desacoplamento Rápido (*FDSE - Fast Decoupled State Estimator*) [22-24].

Os estimadores FDSE requerem menos tempo de processamento computacional por iteração e menor espaço de armazenamento computacional que o estimador WLS. Estes estimadores devem ser utilizados de uma forma cuidadosa. Se na rede em análise não forem válidos os pressupostos associados ao desacoplamento, os processos iterativos podem não convergir. A limitação dos estimadores FDSE é atribuída à negligência dos blocos fora da diagonal da matriz jacobiana das funções de observação.

A versão simplificada mais comum de um estimador de estado é baseada no desacoplamento das partes activa e reactiva do vector das medidas. A aplicação deste tipo de simplificações, já anteriormente usado nos estudos de fluxos de cargas [22-24], baseia-se na fraca relação existente entre as potências activas e o módulo da tensão, por um lado, e entre as potências reactivas e a fase da tensão, por outro.

É de notar que as correntes de linha não fazem parte destes grupos, pois estas medidas não possuem as mesmas propriedades de desacoplamento que as restantes, que é uma das limitações da formulação desacoplada.

2.6.2 - Estimador Desacoplado

Considerando como modelo das medidas a equação (2.4) e separando as respectivas partes activa e reactiva:

$$z = \begin{bmatrix} z_P \\ z_Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_P(x) \\ h_Q(x) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_P \\ e_Q \end{bmatrix} \quad (2.64)$$

em que:

z_P - vector das medidas de potência activa nas linhas e potência activa injectada.

z_Q - vector das medidas de potência reactiva nas linhas, potência reactiva injectada e módulos de tensão.

A matriz covariância R é definida por:

$$R = \begin{bmatrix} R_P & 0 \\ 0 & R_Q \end{bmatrix} \quad (2.65)$$

A matriz Jacobiana $H(x)$ e a matriz ganho $G(x)$ podem considerar-se divididas em quatro submatrizes do seguinte modo:

$$H(x) = \begin{bmatrix} H_{P\theta} & H_{PV} \\ H_{Q\theta} & H_{QV} \end{bmatrix} \quad (2.66)$$

$$G(x) = \begin{bmatrix} G_{\theta\theta} & G_{\theta V} \\ G_{\theta V} & G_{VV} \end{bmatrix} \quad (2.67)$$

em que:

$$G_{\theta\theta} = H_{P\theta}^T \cdot R_P^{-1} \cdot H_{P\theta} + H_{Q\theta}^T \cdot R_Q^{-1} \cdot H_{Q\theta} \quad (2.68)$$

$$G_{\theta V} = H_{P\theta}^T \cdot R_P^{-1} \cdot H_{PV} + H_{Q\theta}^T \cdot R_Q^{-1} \cdot H_{QV} \quad (2.69)$$

$$G_{VV} = H_{PV}^T \cdot R_P^{-1} \cdot H_{PV} + H_{QV}^T \cdot R_Q^{-1} \cdot H_{QV} \quad (2.70)$$

Relativamente ao vector $G(x)$ dado pela equação (2.25) e correspondente ao segundo membro do processo iterativo descrito pela equação (2.31), podemos representá-lo de um modo simplificado como:

$$g(x) = H^T R^{-1} (z - h) = [g_\theta^T \quad g_V^T]^T \quad (2.71)$$

sendo:

$$g_\theta = H_{P\theta}^T \cdot R_P^{-1} \cdot [z_P - h_P] + H_{Q\theta}^T \cdot R_Q^{-1} \cdot [z_Q - h_Q] \quad (2.72)$$

$$g_V = H_{PV}^T \cdot R_P^{-1} \cdot [z_P - h_P] + H_{QV}^T \cdot R_Q^{-1} \cdot [z_Q - h_Q] \quad (2.73)$$

De forma a caracterizar o algoritmo de Estimação de Estado de Desacoplamento Rápido (FDSE) foram utilizados os seguintes pressupostos, em que se baseia o princípio de desacoplamento:

- Assumem-se condições de inicialização para todas as tensões nos barramentos com valor de 1 p.u. e argumento igual a 0 rad.

$$|V_i| = 1 \text{ p.u} \quad \cos\theta_{ik} \approx 1$$

$$|G_{ik} \text{sen}\theta_{ik}| \ll |B_{ik} \text{cos}\theta_{ik}|$$

de onde resulta:

$$|H_{Q\theta}| \ll |H_{P\theta}| \quad e \quad |H_{PV}| \ll |H_{QV}|$$

em que $|H|$ representa o módulo dos elementos de H .

A matriz jacobiana $H(x)$ é então aproximada pelas duas submatrizes $H_{P\theta}$ e H_{QV}

$$H(x) = \begin{bmatrix} H_{P\theta} & 0 \\ 0 & H_{QV} \end{bmatrix} \quad (2.74)$$

O objectivo do desacoplamento é a substituição da resolução de um sistema de equações lineares, equação (2.31) de dimensão $n = 2N-1$, por dois sistemas de dimensão $N-1$ e N respectivamente, donde resultam significativas melhorias em termos de tempo computacional e espaço de memória ocupada:

$$G_{\theta\theta}[\theta(k), V(k)][\theta(k+1) - \theta(k)] = g_{\theta}[\theta(k), V(k)] \quad (N-1) \quad (2.75)$$

$$G_{VV}[\theta(k), V(k)][V(k+1) - V(k)] = g_V[\theta(k), V(k)] \quad (N) \quad (2.76)$$

Como se pode verificar, as vantagens desta substituição em termos de tempo de processamento e memória ocupada são significativas. Para melhorar a convergência é normal introduzir, após resolução do primeiro subsistema, o novo valor do subvector de estado correspondente no outro subsistema, isto é:

$$G_{VV}[\theta(k+1), V(k)][V(k+1) - V(k)] = g_V[\theta(k+1), V(k)] \quad (2.77)$$

Todos os estimadores de estado desacoplados propostos na literatura admitem $G_{\theta V} = 0$, surgindo no entanto variantes que se distinguem pelo grau de simplificação considerado para as expressões de $G_{\theta\theta}$ (2.68), G_{VV} (2.70), g_θ (2.72) e g_V (2.73). As mais frequentemente referidas são:

- Estimadores de matriz de ganho desacoplados [22, 24].
- Estimadores completamente desacoplados [22]

2.6.3 - Fluxograma de um estimador de estado desacoplado

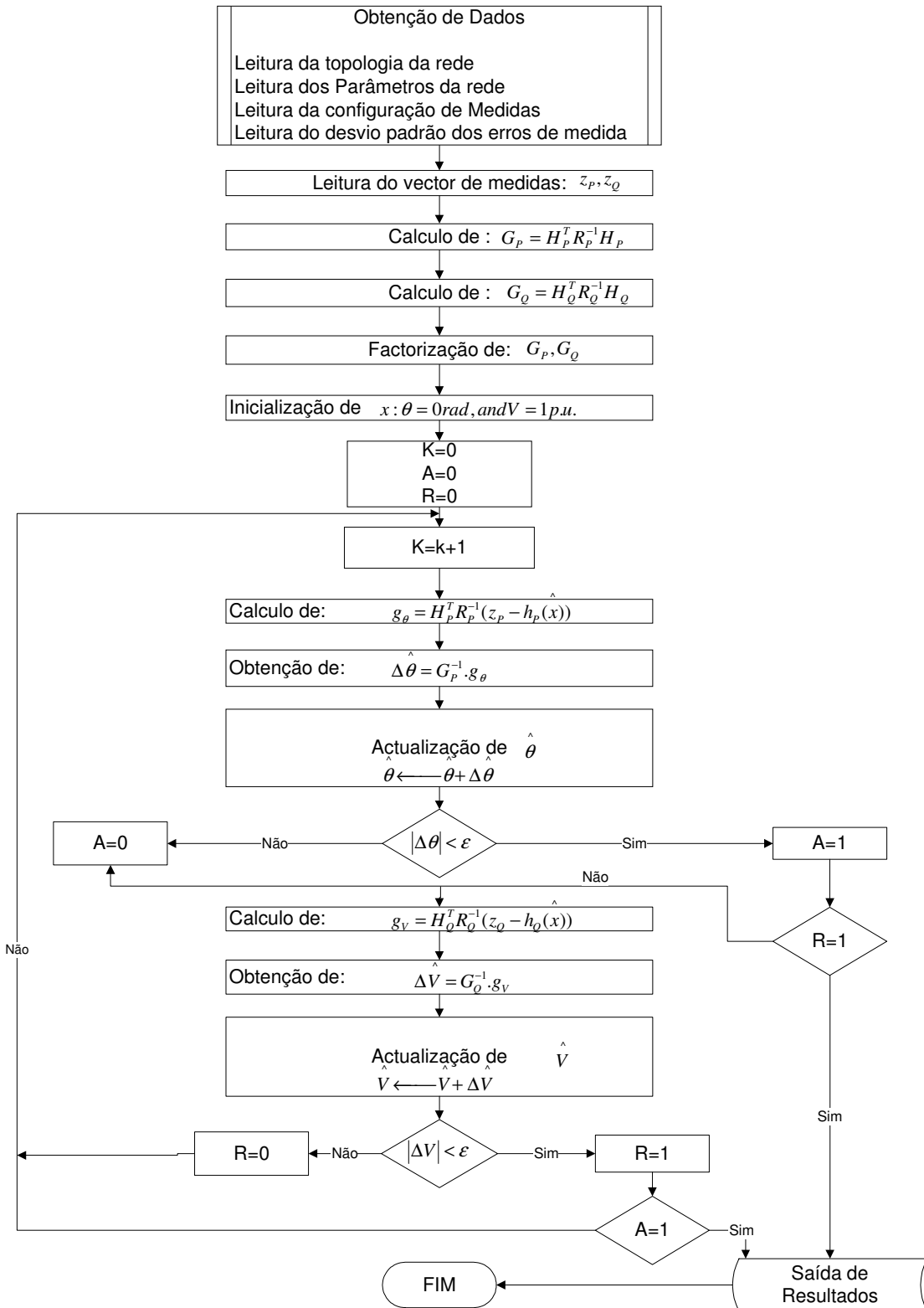


Figura 2.10 - Fluxograma de um estimador desacoplado [20].

2.7 - Conclusão

Neste capítulo descreveram-se as acções de controlo efectuadas sobre o SEE que tem por objectivo assegurar as exigências de continuidade de serviço e segurança de um sistema. O sucesso das acções de controlo efectuadas sobre um SEE depende do conhecimento, em cada instante, do verdadeiro estado do sistema. Toda a informação disponível sobre a rede em análise é enviada para o centro de controlo onde o estimador de estado deverá processá-la de forma a obter uma base de dados completa, coerente e fiável com vista a ser usada na análise de segurança do SEE.

Subsequente, procedeu-se à caracterização da estimação de estado, nomeadamente à definição da estrutura do algoritmo da estimação de estado e respectivas aplicações.

Foi apresentada a caracterização da estimação de estado, nomeadamente na definição da estrutura do algoritmo em que se evidenciaram as funções subjacentes à estimação de estado, nomeadamente a pré-filtragem, análise da observabilidade, estimação do vector estado e detecção de erros grosseiros.

Fez-se ainda uma análise detalhada do algoritmo dos mínimos quadrados ponderados. É com base neste método que a generalidade dos algoritmos desenvolvidos se baseia para o caso de uma estimação de estado estática (SSE). É um método que apresenta grande robustez numa grande variedade de situações, mas é também um algoritmo um pouco lento e bastante exigente em termos de memória ocupada. A solução é encontrada após sucessivas linearizações, o que representa um enorme esforço computacional, já que envolve entre outras manipulações matriciais a inversão de uma matriz de elevada dimensão. Daí o interesse dos algoritmos correspondentes a métodos desacoplados, que são mais eficientes em termos computacionais dada a utilização de uma matriz jacobiana constante e diagonal de blocos, do que resulta um tempo mínimo por iteração e um mínimo de memória.

Esta vantagem apresentada só se faz sentir em condições de funcionamento normais, pois este é um algoritmo muito sensível a diversas perturbações, verificando-se dificuldades na convergência nomeadamente no caso de sistemas com diferenças consideráveis entre argumentos das tensões dos diferentes barramentos ou com valores baixos para a razão X_{ij}/R_{ij} das diferentes linhas ou ainda quando estão presentes erros grosseiros em sistemas com baixa redundância de medida.

Outra limitação em consideração aos métodos desacoplados reside no uso de medidas de correntes de linha, uma vez que estas medidas não possuem as mesmas propriedades de desacoplamento que as restantes medidas. Desta forma a formulação através de modelos desacoplados pode não ser utilizada com confiança na presença de medidas de amplitude de corrente.

Capítulo 3

Análise de observabilidade em SEE

3.1 - Introdução

Como já vimos anteriormente a estimação de estado processa um conjunto de medidas redundantes recolhidas ao longo da rede de forma a obter uma estimativa fiável e precisa do estado do sistema. Os resultados de uma estimação de estado são importantes para estudos e análises de segurança e nas funções de monitorização de um centro de controlo de sistemas eléctricos. Explora a redundância do conjunto de medidas e as restrições físicas do SEE que se baseiam na estrutura e nos parâmetros da rede [25].

A fiabilidade e o desempenho de um estimador de estado, em relação à redução do ruído e capacidade de detecção de erros grosseiros, dependem do tipo, número e localização geográfica das medidas telemedidas. Se o estimador obtiver uma estimativa fiável poderemos dizer que o sistema é observável, senão o sistema é dito como não observável e a estimação deverá ser feita em subsistemas observáveis do sistema original.

A análise da observabilidade deve ser feita antes de se fazer a estimação de estado, porque não é possível estimar o estado do sistema caso este seja não observável. Um programa de análise de observabilidade é necessário e manifesta-se em três situações:

i. Estudos de planeamento da configuração de medida

São estudos realizados *off-line* e têm como objectivo assegurar a observabilidade do SEE para uma grande parte das possíveis configurações de exploração da rede (diferentes topologias), considerando eventualmente a possibilidade de mau funcionamento de certos equipamentos de medida ou transmissão de informação. Nesta fase as causas que originam o aparecimento de uma situação de não observabilidade deverão ser eliminadas por um reforço adequado da configuração de medida.

ii. Implementação *on-line* de um estimador de estado

Uma situação momentânea de não observabilidade pode sempre ocorrer como resultado de alterações não previstas da configuração de rede ou de falhas no sistema de telemedida.

Nesta situação deve proceder-se à identificação daquelas zonas da rede, relativamente às quais é possível obter uma estimativa do respectivo vector de estado e definir eventualmente um conjunto de pseudomedidas a utilizar, para garantir a obtenção de uma estimativa global do estado do SEE.

iii. Identificação de erros grosseiros

A análise de observabilidade da rede é parte integrante no processo de identificação de erros grosseiros que implicam a eliminação das medidas suspeitas.

A análise de observabilidade pode ser dividida em três categorias:

- Análise algébrica, significando que a matriz do Jacobiano H tem uma característica igual à dimensão do vector estado x . O sistema diz-se observável algebricamente se H é uma matriz de característica máxima, isto é, se a característica for igual ao numero de linhas ou colunas;

- Análise numérica, preocupa-se com a estabilidade numérica durante o processo de cálculo iterativo da estimativa do estado do sistema. Um sistema observável algebricamente é também observável numericamente;

- Análise topológica, a mais importante e também a mais estudada, relaciona os locais de medição com a configuração do sistema. Verifica-se ser impossível obter o vector de estado quando esta relação não é apropriada. O problema da observabilidade topológica é tratado como um problema de configuração do sistema ou de topologia da rede o que, como se sabe, coloca problemas adicionais já que a configuração do sistema sofre alterações com grande frequência.

Neste trabalho das três categorias referidas apenas se irá tratar da Análise de Observabilidade Numérica baseado na formulação da variável nodal.

3.2 - Métodos numéricos de análise de observabilidade

3.2.1 - Métodos Numéricos de análise de observabilidade baseada na formulação da variável nodal

A análise da observabilidade numérica pode ser levada a cabo utilizando variáveis nodais [26-28]. O vector variável nodal designado por x representa um vector que contém a amplitude e ângulos de fase das tensões associadas a todos os barramentos do sistema em análise.

Considerando o modelo linearizado de medidas, uma vez que os erros de medidas são irrelevantes na análise da observabilidade:

$$\Delta z = H \Delta x \tag{3.1}$$

onde,

$\Delta z = z - h(x_0)$ corresponde ao erro entre o vector medida e o seu valor calculado para um valor de x_0 estimado.

$\Delta x = x - x_0$ corresponde ao erro das variáveis de estado

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

O erro estimado é dado por:

$$\Delta \hat{x} = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \Delta z \quad (3.2)$$

Se a matriz de ganho ($H^T R^{-1} H$) for não singular ou se a ordem de H for igual ao número total de estados (N), poderá ser encontrada uma solução única para $\Delta \hat{x}$. O modelo linearizado poderá ser desacoplado considerando a fraca ligação entre os pares de $P - V$ e $Q - \theta$:

$$\Delta z_p = H_{pp} \Delta \theta \quad (3.3)$$

$$\Delta z_q = H_{qq} \Delta V \quad (3.4)$$

onde,

$\Delta z_p, \Delta z_q$ correspondem aos vectores dos erros de medidas de potência activa e reactiva respectivamente.

$H_{pp} = \frac{\partial h_p}{\partial \theta}$ corresponde à matriz jacobiana de medida desacoplada, para medidas de potência activa

$H_{qq} = \frac{\partial h_q}{\partial V}$ corresponde à matriz jacobiana de medida desacoplada, para medidas de potência reactiva

$$\Delta \theta = \theta - \theta_0$$

$$\Delta V = V - V_0$$

A observabilidade poderá ser testada separadamente admitindo que as medidas de potência activa e reactiva surgem em pares de $P - \theta$ e $Q - V$. É de notar que ao contrário de θ , a solução para a tensão requer a medição no barramento de referência. Assim sendo, seguindo a análise $P - \theta$, deverá ser garantida a disponibilidade de pelo menos uma medida de tensão por cada “ilha” observável.

A aproximação designada por modelo DC é muitas vezes utilizada como modelo simplificado das equações de medida. Uma vez que a observabilidade do sistema é independente dos parâmetros de linha bem como do estado de funcionamento do sistema, poder-se-á assumir, para uma análise de observabilidade e desprezando os elementos “shunt”

e as resistências de ramo, que as linhas possuem como impedância puramente reactiva de valor 1 p.u., e que todas as tensões nos barramentos são conhecidas e de valor 1 p.u.

$$P_{km} = \frac{1}{X_{km}}(\theta_k - \theta_m) = \theta_k - \theta_m$$

$$P_k = \sum_{j=N_i} \frac{1}{X_{kj}} P_{kj} = \sum_{j=N_i} P_{kj} \quad (3.5)$$

Desta forma os trânsitos de potência, de acordo como o modelo DC, podem ser definidas por:

$$P_b = A_{inc} \theta \quad (3.6)$$

P_b corresponde ao vector com os trânsitos nas linhas, A_{inc} corresponde à matriz das incidências nó-ramo e θ é o vector correspondente aos ângulos de fase das tensões nos barramentos.

A matriz de incidências é definida como:

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se o ramo } j \text{ não incide no nó } i \\ -1 & \text{se o ramo } j \text{ sai do nó } i \\ 0 & \text{se o ramo } j \text{ entra no nó } i \end{cases}$$

Caso o estado estimado $\hat{\theta}$ seja zero os trânsitos nas linhas também serão iguais a zero de acordo com a equação (3.6). Utilizando o modelo de medida DC:

$$H_{PP} \theta = z_P \quad (3.7)$$

A estimativa pelo método dos mínimos quadrados para θ é dada por:

$$\hat{\theta} = (H_{PP}^T H_{PP})^{-1} H_{PP}^T z_P = G_{PP}^{-1} t_P \quad (3.8)$$

Será obtida uma estimativa nula para $\hat{\theta}$ para um sistema observável quando todas as medidas do sistema Δz_P , correspondentes aos trânsitos e injeções de potência, forem todos iguais a zero. Se existir uma estimativa para $\hat{\theta}$ que satisfaça a equação de medida:

$$H_{PP} \hat{\theta} = 0 \quad (3.9)$$

e o sistema possuiu um trânsito diferente de zero:

$$P_b = A_{inc} \hat{\theta} \neq 0 \quad (3.10)$$

então, $\hat{\theta}$ constitui um estado não observável, e os ramos onde o trânsito é diferente de zero serão referidos como ramos não observáveis.

Se o sistema for não observável, então as “ilhas” observáveis que se encontram separadas por ramos não observáveis podem ser identificadas como referido em [29].

Os casos observáveis e não observáveis estão sumariados na tabela 3.1

Tabela 3.1 – Sumário dos casos observáveis e não observáveis

	Estado	Equações	Fluxo
Observável	$\hat{\theta} = 0$	$H\hat{\theta} = 0$	$P_b = A\hat{\theta} = 0$
Não observável	$\hat{\theta} \neq 0$	$H\hat{\theta} = 0$	$P_b = A\hat{\theta} \neq 0$

3.2.2 - Determinação de ramos não observáveis

Considerando o modelo linearizado desacoplado onde todas as medidas são colocadas a zero:

$$(H_{PP}^T H_{PP}) \hat{\theta} = H_{PP}^T z_P = t_P = 0 \tag{3.11}$$

A matriz G_{PP} é singular, mesmo para sistemas totalmente observáveis, uma vez que o ângulo de fase do barramento de referência está incluído no vector estado θ .

As permutações das linhas/colunas podem ser usadas para reorganizar a partição da matriz da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} \\ G_{21} & G_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{\theta}_a \\ \hat{\theta}_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

onde G_{11} é uma submatriz não singular dentro de G_{PP} .

Atribuindo valores arbitrários mas distintos para $\hat{\theta}_b$ entradas como $\bar{\theta}_b$, uma das muitas possíveis soluções para $\hat{\theta}_a$ pode ser obtida por :

$$\hat{\theta}_a = -G_{11}^{-1} G_{12} \bar{\theta}_b$$

Os ramos dos fluxos correspondentes a esta solução $(\hat{\theta}_a, \hat{\theta}_b) = \hat{\theta}^*$ podem ser calculados como:

$$A\hat{\theta}^* = P_b^*$$

Aqueles ramos i com $P_b^*(i) \neq 0$ serão identificados como ramos não observáveis.

Na prática os procedimentos acima mencionadas o inverso da matriz G_{PP} pode ser realizado pela factorização de G_{PP} usando o método de Cholesky. Se G_{PP} é singular, pelo menos um dos pivots será zero durante a factorização de Cholesky.

A matriz ganho pode ser escrita pelo produto da matriz esparsa triangular inferior e a sua transposição, ficando assim desta forma:

$$G_{pp} = L \cdot L^T \quad (3.12)$$

Então a equação (3.8) fica da seguinte forma:

$$(LL^T) = \theta = t_p = 0 \quad (3.13)$$

A fim de encontrar uma solução para um estado não observável, a matriz L é modificada tal que quando o zero do pivot é encontrado, irá ser substituído por 1.0. Ao correspondente elemento do vector do lado direito t_p é atribuído um numero inteiro distinto.

Por exemplo, se as 3 primeiras linhas de t_p correspondem a zero elementos diagonais de L , então t_p ficará da seguinte forma: $t_p = (1,2,3,0,.,0)^T$.

Para ilustrar este método será apresentado um exemplo de um sistema não observável de 6 barramentos com 3 medidas, aos quais há duas potências injectadas no barramento 3 e 4, e uma medida de fluxo entre o barramento 3 e 4 como mostra a Figura 3.1.

Exemplo 1:

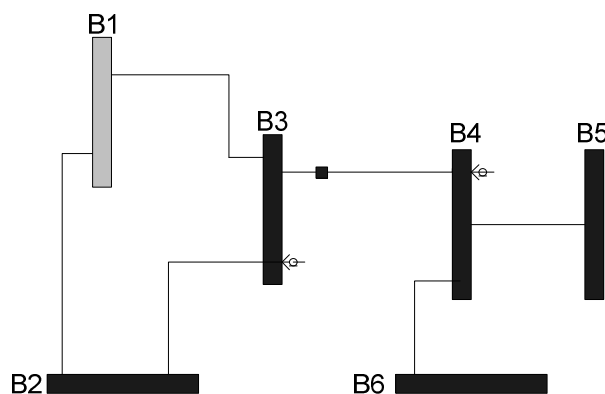


Figura 3.1 - Sistema não observável constituído por 6 barramentos.

A matriz H de 6 barramentos é:

$$H = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 3 & -1 & -1 \\ -1 & 3 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

A matriz de incidências é :

$$A = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

De notar que o barramento 1 foi escolhido como o de referência o que corresponde a que na matriz H e A a coluna correspondente é retirada.

A matriz ganho é $G = H^T H$:

$$G_{PPP} = \begin{bmatrix} 1 & -3 & 1 & 0 & 0 \\ -3 & 11 & -7 & 1 & 1 \\ -1 & -7 & 11 & -3 & -3 \\ 0 & 1 & -3 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & -3 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

A factorização de Cholesky de G é:

$$L = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -3.0000 & 1.4142 & 0 & 0 & 0 \\ 1.0000 & -2.8284 & 1.4142 & 0 & 0 \\ 0 & 0.7071 & -0.7071 & 0 & 0 \\ 0 & 0.7071 & -0.7071 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

A quarta e a quinta diagonal de L são substituídas por 1.0. O vector do lado direito é actualizado ficando da seguinte maneira:

$$t_p = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 2]^T$$

O estado estimado é dado por:

$$\hat{\theta} = (LL^T)^{-1} t_p = \begin{bmatrix} 3.0000 \\ 1.5000 \\ 1.5000 \\ 1.0000 \\ 2.0000 \end{bmatrix}$$

O estado estimado é usado para calcular o fluxo:

$$P_b = A\hat{\theta} = \begin{bmatrix} -3.0000 \\ 1.5000 \\ 0 \\ 0.5000 \\ -0.5000 \\ -1.5000 \end{bmatrix}$$

Somente o terceiro elemento de P_b é zero enquanto os restantes elementos são elementos não nulos, aos quais correspondem ramos não observáveis.

A tabela 3.2 representa os ramos não observáveis.

Tabela 3.2 – Ramos não observáveis da Figura 3.1

Elementos de P_b diferentes de zero	Ramos não observáveis
1	Barramento 1 - 2
2	Barramento 2 - 3
4	Barramento 4 - 5
5	Barramento 4 - 6
6	Barramento 1 - 3

3.2.3 - Identificação de ilhas observáveis

O processo para detecção de ramos não observáveis pode ser usado para determinar ilhas observáveis num sistema. Assim, deve ser realizado de uma forma recursiva a eliminação de injeções irrelevantes até todas as ilhas observáveis sejam identificadas.

Considerando o exemplo anterior as ilhas observáveis no sistema são separadas dos ramos não observáveis ficando desta forma com 5 ilhas como mostra a Figura 3.2.

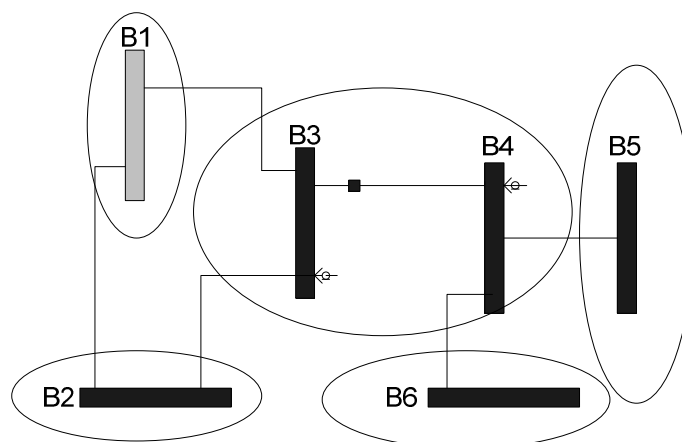


Figura 3.2 - Ilhas no sistema de 6 barramentos.

O algoritmo de observabilidade para determinar ilhas observáveis é sumarizado da seguinte forma:

- 1 - Remover todos os ramos irrelevantes. Estes são ramos que não têm medida incidente.
- 2 - Formar a matriz linear desacoplada para o problema de estimação $P - \theta$:

$$G_{PP} = H_{PP}^T R_{PP}^{-1} H_{PP}$$

- 3 - Factorizar G_{PP} alterando os zeros dos pivots e actualizar o vector do lado direito.

e L_i são factores dados por:

$$L_i = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ & \ddots & & & \\ & & 1 & & \\ & & \times & \ddots & \\ & & \times & & 1 \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

onde a i ésima coluna possui elementos não nulos abaixo da sua diagonal

Estabelecendo $L_{i+1} = I_{n \times n}$, a factorização de Cholesky da matriz G_{inc} na equação (3.14) pode prosseguir até à $(i+2)$ ésima coluna. Este procedimento poderá ser repetido cada vez que o pivot é detectado até completar a factorização. Podemos reescrever (3.17) como:

$$\begin{aligned} D &= L_n^{-1} L_{n-1}^{-1} \dots L_1^{-1} G_{PP} L_1^{-T} \dots L_{n-1}^{-T} L_n^{-T} \\ D &= L^{-1} G_{PP} L^{-T} \end{aligned} \quad (3.17)$$

Onde D é a matriz diagonal singular com zeros nas linhas correspondentes aos pivots nulos encontrados durante a factorização da matriz G e L é uma matriz triangular inferior não singular.

Considerando a adição de uma medida candidata, que irá contribuir com uma nova linha h_k na matriz jacobiana de medida, a nova matriz ganho G'_{PP} pode ser expressa como:

$$\begin{aligned} G'_{PP} &= G_{PP} + h_k^T h_k \\ G'_{PP} &= L(D + MM^T)L^T \\ G'_{PP} &= LD'L^T \end{aligned} \quad (3.18)$$

Onde $D' = D + MM^T$ e $M = L^{-1}h_k^T$.

O valor de $M(i)$ pode ser obtido pelo produto interno de h_k com a i ésima linha de L^{-1} , que é calculada da seguinte forma:

$$L^T W^T = e_i \quad (3.19)$$

Onde e_i representa um vector com todos os elementos a zero com excepção da i ésima entrada que toma o valor de 1.0 e w corresponde à i ésima linha de L^{-1} com a seguinte estrutura:

$$w = [w_1 \ w_2 \ w_3 \ \dots \ w_{i-1} \ 1 \ 0 \ 0 \ \dots \ 0]$$

Seja a matriz w definida como a matriz que contém apenas as linhas de L^{-1} correspondentes aos pivots nulos na matriz diagonal D . As linhas de w podem ser obtidas pela solução da equação (3.19) para todos os elementos i para os quais $D(i, i) = 0$.

Os passos para a construção deste algoritmo são os seguintes:

1 - Construir a matriz ganho e factorizar a matriz nos seus factores de Cholesky

2 - Verificar se D possui apenas um *pivot* não nulo. Se sim, parar, o sistema é observável. Caso contrário, construir a matriz w através de resoluções consecutivas da equação (3.19) para cada linha contendo um *pivot* não nulo.

3 - Constituir a lista de medidas candidatas. Esta linha irá conter medidas relativas ao trânsito de potências e a valores de injeções incidentes nos ramos que ligam as “ilhas” observáveis, que já foram à priori identificadas pela análise de observabilidade.

4 - Construir a matriz jacobiana de medida H_{cand} para as medidas candidatas.

5 - Calcular a matriz de B , onde $B = H_{cand}W^T$ e determinar a forma reduzida E de B . As linhas linearmente independentes de E irão corresponder a todas as medidas necessárias a ser colocadas para restabelecer a observabilidade do sistema.

Para ilustrar este método será apresentado um exemplo de um sistema de 6 barramentos representado na Figura 3.3.

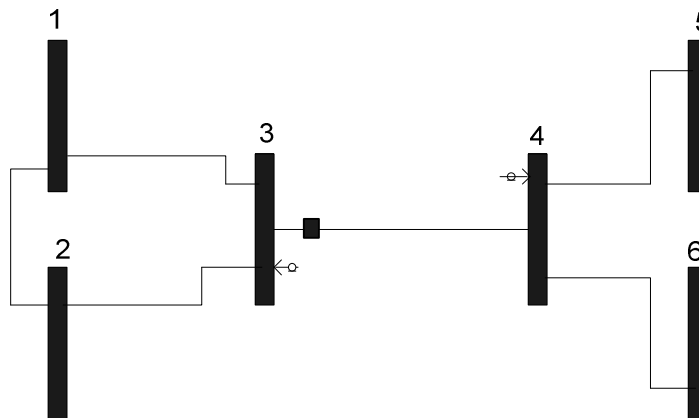


Figura 3.3 - Exemplo de sistema para o restabelecimento de observabilidade.

Na análise prévia de observabilidade foram identificadas 5 ilhas observáveis que são definidas pelos barramentos 1, 2, 5 e 6 e a medida de fluxo entre o barramento 3 e 4.

Passo 1: Formar a matriz jacobiana H e a matriz ganho G

$$H = \begin{bmatrix} -1 & -1 & 3 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 3 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$G = \begin{bmatrix} 1 & 1 & -3 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & -3 & 1 & 0 & 0 \\ -3 & -3 & 11 & -7 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -7 & 11 & -3 & -3 \\ 0 & 0 & 1 & -3 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & -3 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

A factorização triangular de G será:

$$L = \begin{bmatrix} 1 & & & & & \\ 1 & 1 & & & & \\ -3 & 0 & 1 & & & \\ 1 & 0 & -2 & 1 & & \\ 0 & 0 & 0.5 & -0.5 & 1 & \\ 0 & 0 & 0.5 & -0.5 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} 1 & & & & & \\ & 0 & & & & \\ & & 2 & & & \\ & & & 2 & & \\ & & & & 0 & \\ & & & & & 0 \end{bmatrix}$$

Passo 2: Formar a matriz w usando a 2ª, 5ª e 6ª linha do inverso de L

$$w = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0.5 & 0.5 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0.5 & 0.5 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Passo 3: Considerar somente as injeções vizinhas disponíveis como candidatas. São elas as injeções nos barramentos 1, 2, 5 e 6. A matriz jacobiana de medidas candidatas é dada por:

$$H_{cand} = \begin{bmatrix} 2 & -1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Passo 4: Formar $B = H_{cand}w^T$:

$$B = \begin{bmatrix} -3 & 1.5 & 1.5 \\ 3 & -1.5 & -1.5 \\ 0 & 0.5 & -0.5 \\ 0 & -0.5 & 0.5 \end{bmatrix}$$

E a sua forma escalonada reduzida E :

$$E = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Portanto as injeções nos barramentos 1 e 5, que correspondem à primeira e terceira linhas linearmente independentes de E , devem ser colocadas de maneira a tornar o sistema totalmente observável.

3.2.5 - Aplicação do algoritmo desenvolvido

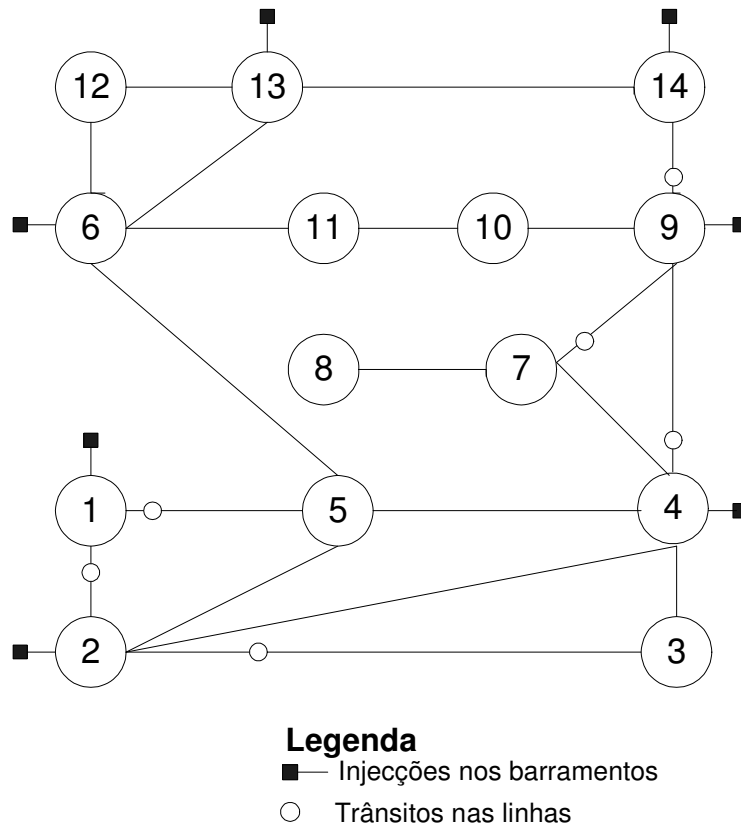


Figura 3.4 - Configuração de medida utilizada no teste da rede IEEE de 14 barramentos [30].

Considerando a rede IEEE de 14 barramentos e a configuração de medida representada na Figura 3.4, onde se encontram disponíveis as injeções no barramento 1,2,4,6,9,13 e 14 e os trânsitos nas linhas 1-2, 1-5, 2-3, 4-9, 7-9 e 9-14.

Após a primeira iteração da função de identificação de “ilhas observáveis” foram identificados como ramos não observáveis os ramos 5-6, 6-11, 6-12, 6-13, 7-8, 10-11 e 12-13.

Foram identificadas as “ilhas observáveis” que estão representadas na Figura 3.5.

Como os ramos 5-6, 6-11, 6-12, 6-13, 7-8, 10-11 e 12-13 são declarados como não observáveis, devem ser removidos da rede juntamente com as medidas relativas a injeções incidentes nestes ramos. Assim, são removidos da matriz de incidências nó-ramo os ramos não observáveis, e da matriz jacobiana de medida as injeções incidentes nestes ramos, ou seja, as medidas de injeção nos barramentos 6 e 13.

Após as alterações referidas procedeu-se a um novo ciclo de identificação “ilhas observáveis” e verificou-se que os restantes ramos eram ramos observáveis.

De forma a tornar a rede totalmente observável as medidas candidatas são as injeções nos barramentos 5,7,8,10,11 e 12. A matriz jacobiana H_c correspondente às injeções candidatas é formada e multiplicada por w^T para obter a matriz B . Posteriormente a matriz B é reduzida pelo processo de eliminação de Gauss - Jordan e aí encontrada como solução de restabelecimento de observabilidade as injeções nos barramentos 7 e 11.

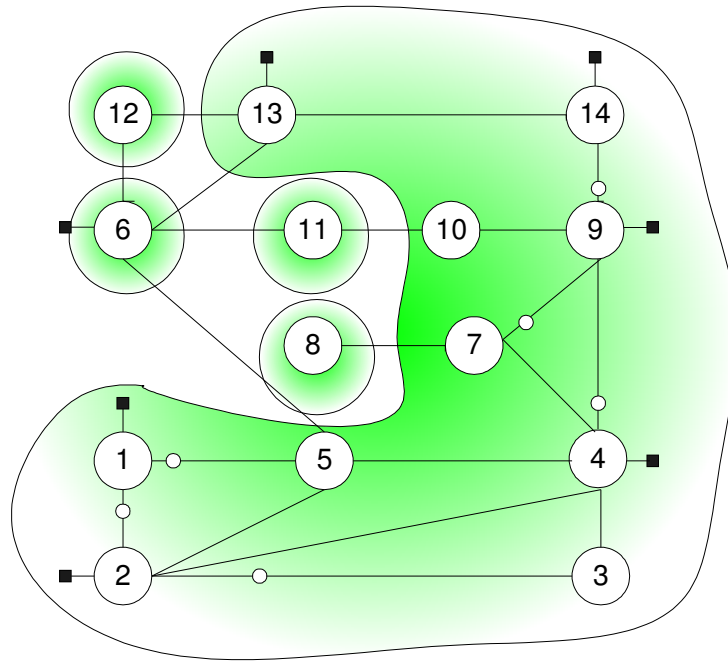


Figura 3.5 - Resultado após o primeiro ciclo de Identificação das “ilhas observáveis” na rede

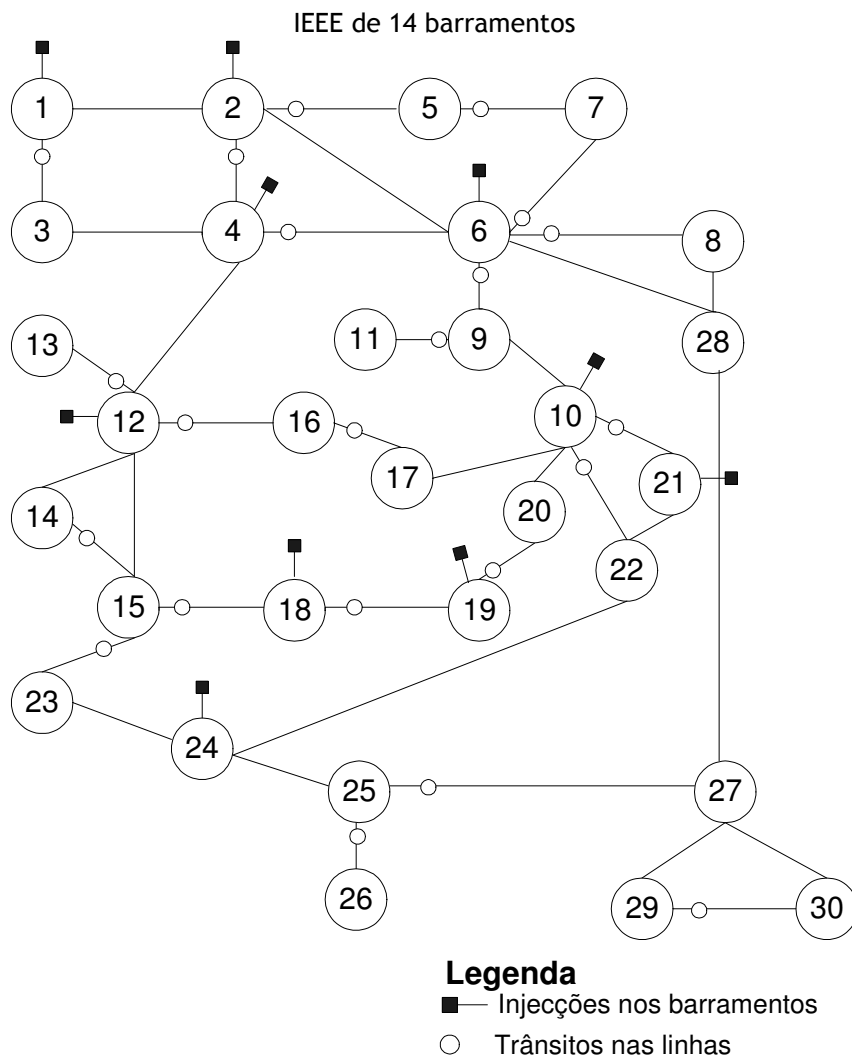


Figura 3.6 - Configuração de medida utilizada no teste da rede IEEE de 30 barramentos [30].

Considerando a rede IEEE de 30 barramentos e a configuração de medida representada na Figura 3.6, onde se encontram disponíveis as injeções no barramento 1,2,4,6,9,13 e 14 e os trânsitos nas linhas 1-2, 1-5, 2-3, 4-9, 7-9 e 9-14.

Após a primeira iteração da função de identificação de “ilhas observáveis” foram identificados como ramos não observáveis os ramos 22-24, 23-24, 24-25, 28-27, 27-29 e 27-30.

Foram identificadas as “ilhas observáveis” que estão representadas na Figura 3.7.

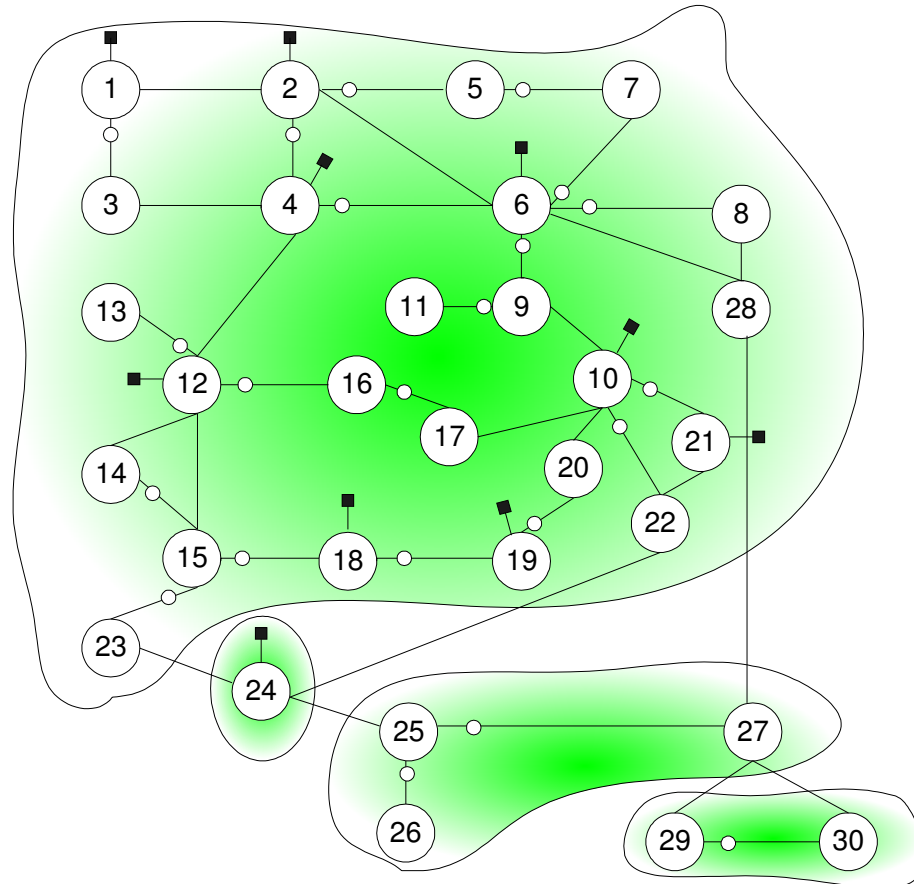


Figura 3.7 - Resultado após o primeiro ciclo de Identificação das “ilhas observáveis” na rede IEEE de 30 barramentos

Como os ramos 22-24, 23-24, 24-25, 28-27, 27-29 e 27-30 são declarados como não observáveis, devem ser removidos da rede juntamente com as medidas relativas a injeções incidentes nestes ramos. Assim, são removidos da matriz de incidências nó-ramo os ramos não observáveis, e da matriz jacobiana de medida as injeções incidentes nestes ramos, ou seja, as medidas de injeção no barramento 24.

Após as alterações referidas procedeu-se a um novo ciclo de identificação “ilhas observáveis” e verificou-se que os restantes ramos eram ramos observáveis.

De forma a tornar a rede totalmente observável as medidas candidatas são as injeções nos barramentos 22,23,25,27,28,29 e 30. A matriz jacobiana H_c correspondente às injeções candidatas é formada e multiplicada por w^T para obter a matriz B . Posteriormente a matriz B

é reduzida pelo processo de eliminação de Gauss-Jordan (Echelon) e aí encontrada como solução de restabelecimento de observabilidade as injeções nos barramentos 22 e 27.

3.3 - Conclusão

Neste capítulo foi abordado o problema relativo à análise de observabilidade de uma rede. Os métodos mais utilizados na análise de observabilidade de uma rede podem ser métodos numéricos ou métodos topológicos. São métodos que nos permitem identificar “ilhas” observáveis e permitem também, nomeadamente, a identificação de medidas críticas e o uso de novas medidas para garantir a observabilidade da rede em estudo. Foi explicado com maior detalhe os métodos numéricos de análise de observabilidade, inclusive foram dados exemplos de pequenas redes para uma melhor compreensão.

Capítulo 4

Metodologias para detecção e identificação de erros grosseiros

4.1 - Introdução

A estimação de estado tem como finalidade quando usada num SEE, calcular o valor das variáveis de estado com informação proveniente do equipamento instalado e que chega aos centros de controlo através do respectivo sistema SCADA. Estas medidas que nos chegam ao centro de controlo poderão vir ou não afectadas por erros de diferentes tipos, assim, o estimador de estado deve garantir a constituição de uma base de dados coerente e fiável que ficará disponível para um posterior processamento.

Num SEE as medidas poderão estar afectadas basicamente por dois tipos de erros:

- Erros aleatórios de pequena amplitude, também chamado de ruído.
- Erros grosseiros.

Em relação aos erros aleatórios de pequena amplitude são erros que podem ser minimizados pela implementação de algoritmos adequados para melhorar a precisão da estimativa do vector estado do SEE.

Os erros grosseiros são erros que resultam por exemplo do mau funcionamento dos aparelhos de medida, transdutores ou canais de transmissão e que podem afectar a qualidade da estimativa obtida. É primordial dotar o algoritmo de estimação de estado com uma rotina adicional para a detecção e identificação de erros grosseiros.

É realizada uma acção preliminar de verificação das medidas, com o objectivo de filtrar a maior parte dos erros grosseiros que as possam afectar. Contudo, esses testes preliminares não são suficientes, e podem continuar a existir medidas contaminadas por erros grosseiros que entrem no processo de estimação de estado.

Neste capítulo, é feita uma análise a este problema, fazendo referência aos diversos erros existentes e que podem afectar o estimador de estado.

4.2 - Considerações gerais

4.2.1 - Erros que influenciam a estimação de estado

Os erros que afectam consideravelmente os resultados da estimação de estado são:

- Ruído de medida;
- Erros grosseiros de medida;
- Erros de topologia do sistema;
- Erros nos parâmetros do modelo.

Ruído de Medida - são erros de pequena amplitude que afectam inevitavelmente as medidas recolhidas na rede e que resultam de diferentes factores: precisão, interferências e deficiente calibração dos aparelhos de medida mas que pode ser bem controlado.

Erros grosseiros de medida - podem resultar por exemplo do mau funcionamento de aparelhos de medida, transdutores ou canais de transmissão ou ainda de medidas feitas durante fenómenos transitórios (um curto circuito p. ex.).

Erros de Topologia - resultam de informação incorrecta acerca do verdadeiro estado de seccionadores e disjuntores, o qual determina a estrutura do circuito e a configuração de medida.

Erros nos parâmetros do modelo - dizem respeito, por exemplo, aos valores das impedâncias do esquema equivalente em π das linhas, posição das tomadas de regulação dos transformadores, etc.

A presença deste tipo de erros pode afastar significativamente os verdadeiros valores estimados para a tensão (módulo e fase). Podem ser realizados testes simples, durante a recolha da informação em tempo real antes da entrada no processo de estimação. Esta fase, normalmente é designada como pré-filtragem que serve para detecção de incoerências na informação disponível [31]. Estes testes consistem em:

- Verificação da concordância entre o estado de um disjuntor e o valor registado para o trânsito de potência na sua vizinhança.

- Comparação das medidas de trânsitos de potência activa nas duas extremidades da linha, menos das perdas.

- Verificar (a menos de uma certa tolerância) se o valor medido da potência injectada num determinado barramento, corresponde à soma dos valores medidos da potência que transita nas linhas que saem desse barramento.

- Comparar os trânsitos de potência em linhas paralelas.
- Comparar uma determinada medida, com o valor respectivo calculado anteriormente.
- Verificar a coerência das medidas num determinado barramento
- Comparar valores medidos para certas grandezas com valores limite pré-estabelecidos.

É claro que estes testes não são completamente fiáveis, e a sua eficácia neste processo de pré-filtragem é limitada e assim certos erros grosseiros não serão detectados e entrarão para o processo de estimação de estado. Contudo, este pré-processamento não deixa de ter muita importância pois muitas vezes são eliminadas medidas afectadas de erros com uma enorme amplitude, e reduz a contaminação dos resultados a fornecer ao estimador de estado.

4.2.2 - Objectivo do processamento e identificação de erros grosseiros

A possibilidade de existência de erros grosseiros, pode afectar a convergência do algoritmo adoptado e a precisão na estimativa a obter. Por esta razão justifica-se a utilização de uma rotina de detecção e identificação de erros grosseiros para eliminar o efeito destes no cálculo dos valores do vector estado estimado. Outro objectivo a considerar é a informação fornecida ao operador de sistema sobre as medidas afectadas por erros, permitindo uma fácil localização do equipamento de medida que poderá não estar a funcionar devidamente.

Esta rotina a implementar deve possuir as seguintes funções:

- O cálculo da estimativa do vector de estado deverá ser o mais fiável possível
- Ter um processamento de cálculo o mais minimizado possível de forma a permitir o funcionamento do estimador de estado em tempo real.
- Disponibilizar ao operador uma lista de medidas afectadas por erros grosseiros.

O processamento de erros grosseiros vai então assentar em três etapas distintas:

- Detecção
- Identificação
- Correção

Detecção - verificação da existência, ou não, de erros grosseiros no vector das medidas.

Identificação - nesta fase destina-se à localização e identificação de medidas afectadas por erros.

Correcção - A última fase serve para corrigir as medidas identificadas anteriormente. Essa correcção pode passar pela simples eliminação das medidas ou pela sua substituição por valores previamente conhecidos ou por estimativas do seu verdadeiro valor; esta última solução torna-se necessária sempre que a medida afectada seja uma medida importante em termos de observabilidade da rede.

4.2.3 - Definição de erro grosseiro

Como já foi referido no capítulo 2 considerando um regime em funcionamento normal o vector de medidas é modelizado da seguinte forma quando contém erros grosseiros:

$$z = h(x) + v + b \quad (4.1)$$

em que:

v - representa o ruído de medida normal ($V \sim N(0, R)$)

b - representa os erros grosseiros (vector cujas únicas componentes não nulas são as que simulam os erros grosseiros).

De ter em consideração que ao contrário de v , o vector b não pode ser modelizado como uma variável aleatória deve ser considerado como uma grandeza determinística de valor desconhecido e pode ser interpretado como um desvio do ruído de medida.

Deste modo, os erros grosseiros afectam apenas o valor médio do ruído de medida e de um valor igual a b , não modificando nem a respectiva densidade de probabilidade que se mantém gaussiana, nem alteram a correspondente matriz covariância R , ou seja:

- Ausência de erros grosseiros:

$$e = v \sim N(0, R) \quad (4.2)$$

- Presença de erros grosseiros:

$$e = v + b \quad (4.3)$$

$$e \sim N(b, R) \quad (4.4)$$

Esta modelização do erro, facilita o estudo das alterações provocadas pela existência de erros grosseiros, no entanto é normal considerar o erro de medida como sendo um valor único obtido pela junção de v e b , obtendo-se o modelo habitual para o vector das medidas:

$$z = h(x) + e \quad (4.5)$$

Com $e = [e_i]$, sendo:

$$e_i = v_i \sim N(0, \sigma_i^2) \quad (4.6)$$

Se a medida i não estiver afectada por um erro grosseiro;
 e_i - indeterminado, caso contrário.

O vector do ruído (e) na ausência de erros grosseiros, é modelizado da seguinte forma:

$$e \sim N(0, R) \text{ com } R = \text{diag}(\sigma_i^2) \quad i = 1, \dots, \dots, \dots, m$$

Por análise desta expressão, é possível determinar, para uma dada probabilidade P , um intervalo $[-k\sigma_i, k\sigma_i]$ que tem uma probabilidade P de incluir o erro de medida e_i .

É habitual considerar-se como erro grosseiro um erro e_i que está fora dos limites do intervalo $[-3\sigma_i, 3\sigma_i]$.

4.3 - Detecção de erros grosseiros

As medidas que são processadas pelo estimador de estado podem ser: potências activas reactivas que transitam nas linhas, potências injectadas nos barramentos e as tensões nos barramentos.

Estas medidas afectadas por erros contém uma dada amplitude que nos permite dividir em:

1 - Erros de extrema amplitude: A diferença entre o valor medido e o verdadeiro valor é maior que 20σ .

2 - Erros grosseiros: Uma gama de valores está entre $(5 - 20)\sigma$, que representa a diferença entre o valor medido e o verdadeiro valor.

3 - Ruído normal - A diferença entre o valor medido e o verdadeiro valor é menor que 5σ .

A detecção destes erros grosseiros que passam a fase de pré-processamento constitui o principal objectivo das rotinas de detecção e identificação dos erros de medida.

As metodologias de detecção de erros grosseiros mais usadas, baseiam-se fundamentalmente na teoria dos testes de hipóteses desenvolvidas por Neyman e Pearson [3]. Neste método, são formuladas hipóteses relativas às propriedades estatísticas, das variáveis aleatórias envolvidas.

Três testes distintos para a detecção de erros grosseiros:

- (a) Teste do $J(\hat{x})$ (teste da soma pesada do quadrado dos resíduos)
- (b) Teste do rN
- (c) Teste do bi

4.3.1 - Considerações gerais

O teste do $J(\hat{x})$ é usado unicamente para a detecção, enquanto os outros servem também para identificação da medida com erro.

O teste de detecção de erros grosseiros é formulado com base em duas hipóteses:

H_0 : ausência de erros grosseiros

H_1 : presença de erros grosseiros

A metodologia utilizada para verificar qual das duas hipóteses é verdadeira consiste em estimar o estado da rede considerando que H_0 é verdadeira, e seguidamente verificar a veracidade desta hipótese através da análise dos resultados da estimação de estado ($J(\hat{x})$ e r).

Na tabela 4.1 estão representados os diferentes resultados possíveis associados a um teste de hipóteses. Na Figura 4.1 representam-se as regiões rejeição e aceitação associadas a um teste de hipóteses unilateral [32].

Para a realização dos testes de hipóteses é necessário fixar-se previamente um valor para o nível de significância do teste. Este nível, normalmente representado por α , traduz a probabilidade de falso alarme, isto é, a probabilidade de se cometer o erro de rejeitar uma hipótese quando ela é verdadeira (erro do tipo I).

Um outro tipo de erro pode acontecer no decurso de um teste de hipótese: rejeitar a hipótese alternativa H_1 (isto é, aceitar H_0) quando H_1 é verdadeira (erro do tipo II). A probabilidade de se incorrer no erro do tipo II, é habitualmente representada por β . A diferença $(1 - \beta)$ designa-se por potência do teste e, traduz a probabilidade de rejeitar H_0 quando esta hipótese é de facto falsa.

Tabela 4.1 – Tabela de decisão para um teste de hipóteses

Decisão	Hipótese Verdadeira	
	H_0	H_1
Aceitar H_0	Decisão correcta $p = 1 - \alpha$	Erro tipo II $p = \beta$
Rejeitar H_0	Erro tipo I $p = \alpha$	Decisão correcta $p = 1 - \beta$

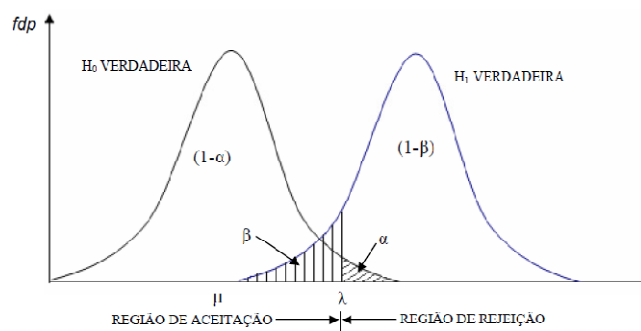


Figura 4.1 - Regiões de aceitação e rejeição associadas a um teste unilateral [33].

4.3.2 - Teste de $J(\hat{x})$

A utilização deste teste depende da caracterização estatística de $J(\hat{x})$. (ver Apêndice A). Admitindo que:

- (i) O vector de ruído de medida (e) tem distribuição normal com valor médio nulo e matriz covariância R .
- (ii) A estrutura dos parâmetros são conhecidos com exactidão.
- (iii) A linearização do modelo de medida é feita em torno de um ponto suficiente próximo da solução.

Uma vez que a soma dos quadrados de variáveis aleatórias independentes com distribuição normal, segue uma distribuição χ^2 [3], então considerando como verdadeira a hipótese H_0 (não existem erros grosseiros), a variável aleatória $J(\hat{x})$ definida como:

$$J(\hat{x}) = \sum_{i=1}^m w_{ii} r_i^2 \tag{4.7}$$

A função apresenta uma distribuição qui-quadrado χ^2 sendo os graus de liberdade obtidos pela diferença entre o número de medidas (m) e o número de variáveis de estado (n).

Porém, $J(\hat{x})$ deixará de apresentar distribuição χ^2 se estiver presente de uma medida suficientemente errada que faça violar a condição i) referida anteriormente.

Considerando uma probabilidade de falso alarme α_0 com valores no intervalo de $[0.01, 0.1]$ torna-se possível determinar um valor limiar de detecção λ , tal que:

$$(P(J(\hat{x}) > \lambda | J(\hat{x}) \text{ é } \chi^2) = \alpha_0 \tag{4.8}$$

Após se ter definido um limiar de detecção $\chi^2_{1-\alpha}$ para um teste unilateral, associado a uma probabilidade de falso alarme α , a decisão a tomar face ao valor assumido por $J(\hat{x})$ é a seguinte:

Aceitar H_0 : ausência de erros grosseiros ($J(\hat{x}) \leq \chi^2_{1-\alpha}$)

Rejeitar H_0 : ($J(\hat{x}) > \chi^2_{1-\alpha}$)

A Figura 4.2 ilustra o teste de $J(\hat{x})$ para um pequeno número de graus de liberdade.

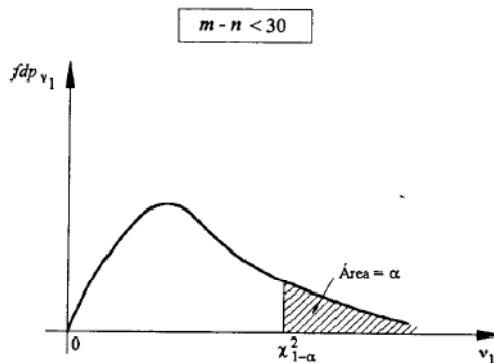


Figura 4.2 - Teste do $J(\hat{x})$ [33].

Quando o número de graus de liberdade ($m-n$) é elevado (≥ 30) a distribuição χ^2 aproxima-se de uma distribuição normal com valor médio ($m-n$) e variância $2(m-n)$. Considerando uma probabilidade de falso alarme, α , igual à anterior, dever-se-á aceitar a hipótese H_0 se:

$$\frac{J(\hat{x}) - (m-n)}{\sqrt{2(m-n)}} \leq N_{1-\alpha} \quad (4.9)$$

E o valor de λ é obtido a partir de :

$$\phi\left(\frac{\lambda - (m-n)}{\sqrt{2(m-n)}}\right) = 1 - \alpha_0 \quad (4.10)$$

em que $\phi(\cdot)$ representa a função de distribuição da distribuição normal reduzida.

A Figura 4.3 ilustra o teste de $J(\hat{x})$ para esta situação.

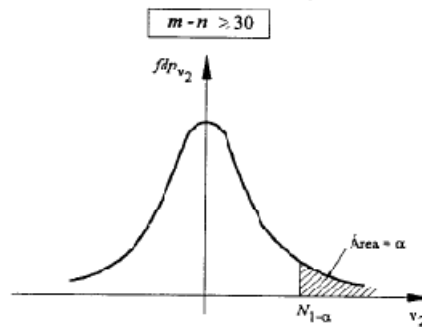


Figura 4.3 - Teste do $J(\hat{x})$ para um número elevado de graus de liberdade [33].

Nota: Existem tabelas que nos permitem determinar para diferentes graus de liberdade o valor χ^2_α que satisfaz $P(Z \leq \chi^2_\alpha) = \alpha$, $0 < \alpha < 1$.

O valor de λ será obtido através das tabelas pela intersecção da coluna α com a linha ($m-n$).

4.3.3 - Teste dos vectores de resíduos normalizados r_N ou dos resíduos ponderados r_P

Admitindo o mesmo cenário já visto anteriormente i) ii) iii) prova-se que o vector dos resíduos normalizados e pesados apresentam uma distribuição normal, ou seja, $N(0\sqrt{D^{-1}}\sum_r\sqrt{D^{-1}}$, como se demonstra no Apêndice A.

Os testes são formulados da seguinte maneira:

- Aceitar H_0 se $|r_{N,i}| \leq \lambda$ ou $|r_{P,i}| \leq \lambda$, $i = 1, \dots, M$
- Rejeitar H_0 , caso contrário, hipótese H_1

A Figura 4.4 ilustra, o processo de decisão acima descrito ($N_{\frac{\alpha}{2}} = -N_{1-\frac{\alpha}{2}}$)

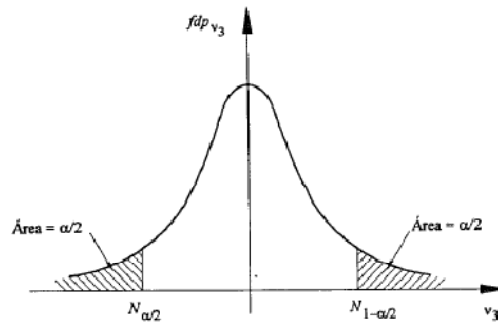


Figura 4.4 - Teste de r_N [33].

Se:

$$|r_{N_i}| > N_{1-\alpha/2}: \text{Rejeitar } H_0$$

$$|r_{N_i}| \leq N_{1-\alpha/2}: \text{Aceitar } H_0$$

O teste r_N é mais sensível que o teste r_p [34]. Na Figura 4.5 podemos ver as curvas de amplitude mínima exigível ao erro pesado W_i/σ_i , que afecta a medida “i”, para que esta seja detectada com uma probabilidade P_D de sucesso, em função de S_{ii} (matriz sensibilidade dos resíduos).

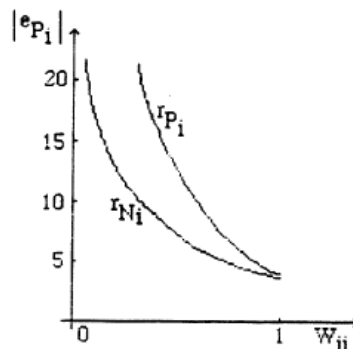


Figura 4.5 -Teste de r_N e r_p [33].

4.3.4 - Teste do \hat{b}_i - teste de amplitude de erros grosseiros

Depois de obtida a estimativa inicial do vector de estado do sistema, pode detectar-se a existência de erros grosseiros calculando-se os resíduos normalizados associados a cada medida e considerando-se como susceptível de estar contaminada com um erro grosseiro a medida a que corresponda um resíduo normalizado com uma amplitude consideravelmente superior aos restantes.

A segunda fase consistirá em tentar obter uma estimativa para o erro grosseiro que afecta essa medida z_i . Designemos essa estimativa por \hat{b}_i (ver Apêndice B).

Suponhamos agora que é sabido que 99,7% das medidas efectuadas pelo aparelho de medida “i” são afectadas por ruído numa gama de $\pm 3\sigma_i$. Se se verificar que \hat{b}_i toma um valor

exterior à gama pré-estabelecida então muito provavelmente isso poderá ser tomado como indicação de que a medida “ i ” está afectada por um erro grosseiro.

Um nível de detecção $c = 4\sigma_i$ tem sido adoptado com sucesso em diferentes testes [35].

4.4 - Identificação de erros grosseiros

Após a execução da etapa da detecção de erros grosseiros e no caso de o resultado indicar a existência de erros no vector das medidas, torna-se imperativo a execução de um processo que identifique as medidas em erro [25].

O processo de identificação consiste numa inspecção individual dos resíduos, e caso exista algum erro grosseiro, considera-se aquele que possuir um resíduo de maior amplitude que corresponde à medida em erro.

Na verdade isto pode não se verificar devido a:

- (i) Os aparelhos associados às diferentes medidas terem diferentes precisões e, assim, as variâncias dos valores medidos correspondentes podem ser significativamente diferentes.
- (ii) Os resíduos estão em geral correlacionados, para que um erro associado a uma dada medida possa influenciar o valor de outros resíduos

No apêndice A mostra-se que:

$$r = Sw \quad (4.11)$$

$$S = \sum_r R^{-1} \quad (4.12)$$

$$\sum_r = E[rr^T] = R - J \sum_x J^T \quad (4.13)$$

em que:

S - matriz sensibilidade dos resíduos

\sum_r - matriz covariância dos resíduos

\sum_x - matriz covariância dos erros da estimação

A coluna i de S , indica-nos como um erro grosseiro na medida z_i influencia o valor dos diferentes resíduos. Assim, para que o erro grosseiro de uma medida não se vá reflectir nos resíduos de outras medidas, seria necessário que para cada coluna de S , o elemento da sua diagonal principal seja significativamente superior aos restantes elementos. Verifica-se que o predomínio dos elementos da diagonal principal de S aumenta com a redundância da medida.

Diferentes aparelhos de medida originam variâncias distintas, de modo que a amplitude de um dado resíduo, não pode por si só, ser indicadora da presença de erros grosseiros.

Um método adequado para permitir a comparação do valor dos resíduos, consiste em normalizá-los em relação ao seu desvio padrão [34]. Efectuada essa normalização, a medida correspondente ao máximo resíduo normalizado é provavelmente a medida em erro.

O método referido, embora seja eficiente, exige um maior esforço computacional associado ao cálculo das variâncias dos resíduos, pois mesmo o cálculo da diagonal de Σ_r envolve a determinação da inversa da matriz $J^T R^{-1} J$.

4.5 - Eliminação e substituição de erros grosseiros

Quando uma medida afectada por um erro grosseiro é detectada e identificada, pode-se optar por uma das duas soluções seguintes:

- (i) Eliminar a medida afectada com erro do vector das medidas e voltar a estimar o estado do sistema.
- (ii) Substituir a medida em erro por um valor mais próximo do seu verdadeiro valor. Este valor será determinado com base numa expressão baseada na matriz covariância dos resíduos.

A primeira solução apresenta vários inconvenientes, especialmente no cálculo computacional que vai ser exigido, pois será necessário novamente repetir o cálculo do Jacobiano e factorizar a matriz ganho, o que se torna desvantajoso se o processo tiver de ser repetido várias vezes. Esta solução por vezes também pode originar problemas de mau condicionamento da matriz ganho.

Realmente a segunda solução torna-se mais eficiente pois o processo de estimação pode repetir-se com a matriz de ganho previamente determinada.

Como se mostra no apêndice B, o valor estimado para o erro grosseiro que afecta uma dada medida é dado por:

$$\hat{b}_i = \frac{\sigma_i^2}{\sum_{r,ii}} r_i \quad (4.14)$$

Então o novo valor a usar para a medida (z_i^{novo}) poderá ser obtido por:

$$z_i^{novo} = z_i^{em\ erro} - \frac{\sigma_i^2}{\sum_{r,ii}} (z_i^{em\ erro} - z_i^{calculado}) \quad (4.15)$$

em que:

$z_i^{em\ erro}$ - valor atribuído à medida z_i , na qual foi posteriormente detectada presença de um erro grosseiro.

$z_i^{calculado}$ - valor de z_i calculado a partir dos valores estimados inicialmente para V e θ .

σ_i^2 - variância associada ao ruído de medida de z_i .

$\Sigma_{r,ii}$ - elemento i da diagonal principal da matriz covariância dos resíduos.

A realização de diferentes testes e cujos resultados foram analisados podem ser comprovados na literatura [34]. Verificou-se que, na condição de a medida errada ter sido correctamente identificada, o valor gerado pela expressão (4.15) aproxima-se bastante do verdadeiro valor da respectiva medida.

4.6 - Conclusão

A estimação de estado tem por finalidade o cálculo do verdadeiro valor das variáveis de estado do SEE, a partir da informação disponível na base de dados. Contudo, as medidas recolhidas ao longo da rede são sempre afectadas por erros aleatórios de amplitude variável, que afectam a precisão do vector estado do sistema. Estes erros são devidos ao funcionamento defeituoso dos aparelhos de medição e transmissão. Assim sendo, torna-se indispensável a implementação de rotinas que detectem e identifiquem a existência de erros grosseiros evitando a contaminação por esses mesmos erros, da estimativa de estado fornecida pelo estimador.

Neste capítulo foram analisados alguns métodos que permitem detectar, identificar e minimizar a influência destes erros.

O teste do $J(\hat{x})$ é o mais utilizado na fase de detecção, em detrimento dos outros dois, contudo não é o mais eficiente na presença de redes de elevada dimensão. A escolha entre o teste r_N e o teste r_P resulta de um compromisso entre a simplicidade de implementação e a fiabilidade dos resultados obtidos.

Na fase de identificação o método baseado na amplitude dos resíduos normalizados, apresenta bons resultados na presença de erros grosseiros simples ou múltiplos não correlacionados. Na presença de erros grosseiros múltiplos fortemente correlacionados ou situados em regiões de baixa redundância local o seu comportamento deteriora-se.

Apresenta outro inconveniente que é a necessidade de reestimações sucessivas. É um método de fácil implementação e bastante utilizado, especialmente na associação $J(\hat{x}) - r_N$, nas fases distintas da detecção e identificação.

Capítulo 5

Resultados Computacionais

5.1 - Introdução

Neste capítulo são apresentados e analisados o comportamento de dois métodos baseados no método dos mínimos quadrados ponderados (WLS). O primeiro é o algoritmo de Gauss-Newton e o segundo é o algoritmo desacoplado MDE (*Model Decoupled Estimator*). Ambos os métodos foram descritos no capítulo 2. Numa primeira fase foi estudado o comportamento do algoritmo de estimação correspondentes ao método WLS básico e não são considerados erros grosseiros. Os resultados obtidos depois são comparados com o método desacoplado.

Para as simulações foram usadas duas redes de teste do IEEE, nomeadamente a rede IEEE de 14 barramentos e a rede IEEE 30 Barramentos. O esquema unifilar destas duas redes encontram-se nos apêndices C e D.

Os diversos algoritmos foram desenvolvidos em Matlab instalado num computador com processador 1.66GHz e o sistema operativo Windows XP.

5.2 - Algoritmo Implementado

As estimações de estado foram realizadas isoladamente utilizando dados recolhidos da rede num único instante evitando desta maneira o problema da modelização da evolução temporal do vector estado. As Figuras 5.1 e 5.2 representam a estrutura do algoritmo de estado estático implementado.

Na selecção de medidas para as simulações foi tido em conta a observabilidade da rede em estudo, pois a matriz ganho poderá ser singular ou mal condicionada. Nesta situação

deixaria de ser possível a sua inversão, e ocorreria a interrupção do programa de estimação de estado ou o resultado não ia corresponder a uma estimativa correcta.

Para simular condições próximas da realidade, o conjunto de medidas utilizadas foram obtidas, adicionando ao verdadeiro valor correspondente à medida, um erro gaussiano aleatório de média zero e desvio padrão de 0.01 para as potências e 0,001 para os valores de amplitude de tensão. Numa primeira análise não serão considerados os erros grosseiros, sendo o erro gerado entre $\pm 3\sigma$.

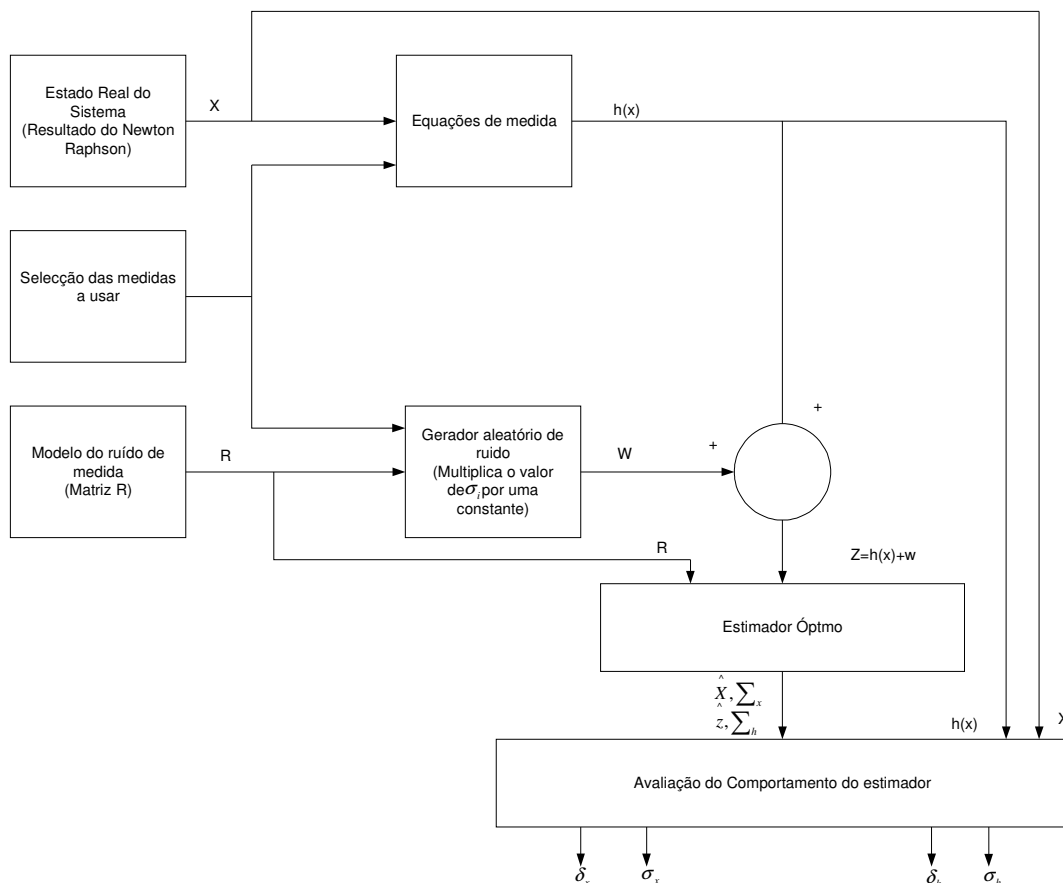
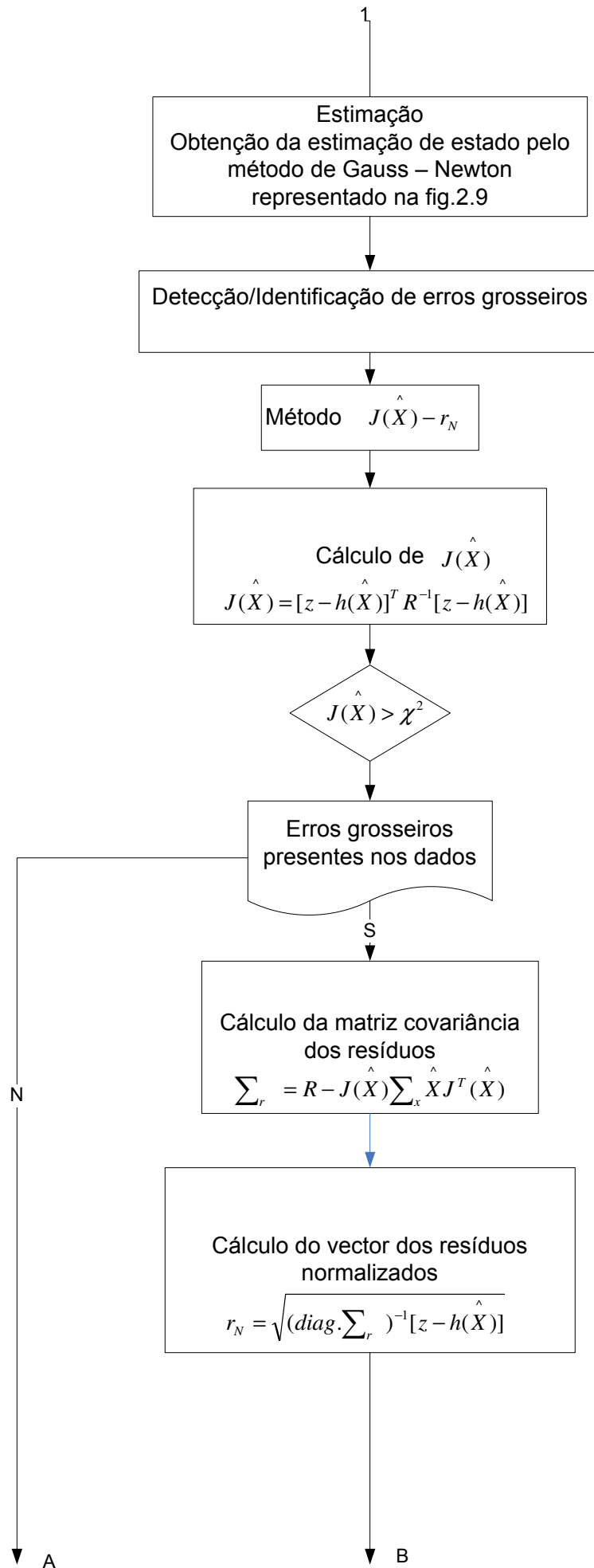


Figura 5.1 - Simulação do funcionamento de um estimador de estado estático [20].



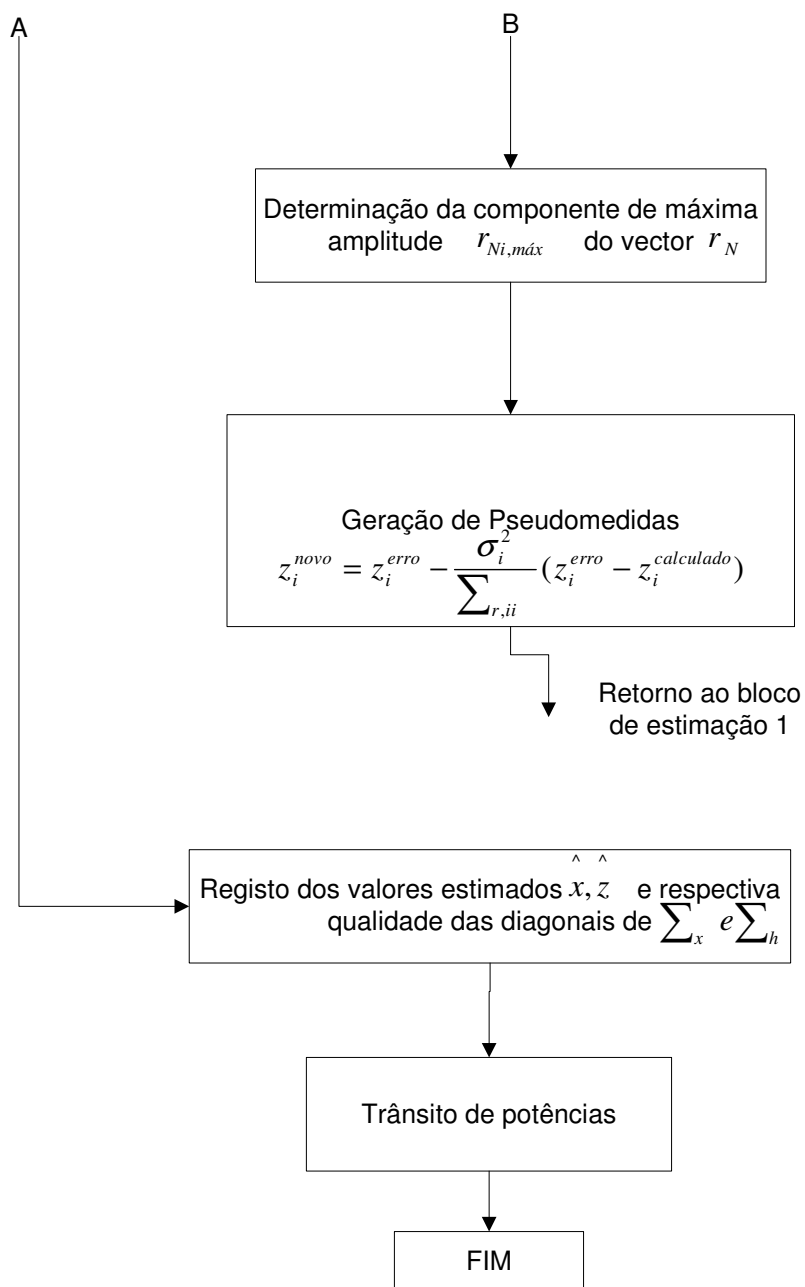


Figura 5.2 - Estrutura do algoritmo desenvolvido [20].

A avaliação do correcto funcionamento do estimador de estado implementado, em todos os testes efectuados, é realizada por comparação do erro da estimativa, caracterizado para cada componente do vector estado e para cada componente do vector das medidas, com o valor previsto para o desvio padrão de cada grandeza envolvida.

$$\delta_{x,i} = x_i - \hat{x}_i \quad (5.1)$$

$$\delta_{h,j} = h_j(x) - h_j(\hat{x}) \quad (5.2)$$

$$\sqrt{\sum_x ii} = \text{diag} \sqrt{(H \cdot R^{-1} \cdot H^T)^{-1}} \quad (5.3)$$

$$\sqrt{\sum_h jj} = \text{diag} \sqrt{H \cdot \sum_x . H^T} \quad (5.4)$$

Se $\sum_x ii$ representa o elemento i da diagonal de \sum_x , então o desvio padrão do erro da estimativa x_i é dado por σ_{xi} onde $\sigma_{xi} = \sqrt{\sum_x ii}$ (equação 5.3). Se $\sum_h jj$ representa o termo j da diagonal \sum_h então o desvio padrão do erro na estimativa é dado por $\sigma_{hi} = \sqrt{\sum_h jj}$ (equação 5.4).

Se $|\delta_{x,i}|$ for muito superior $\sigma_{x,i}$ a validade da estimação deverá ser colocada em causa, o mesmo acontecendo relativamente a $|\delta_{h,j}|$ e $\sigma_{h,j}$.

Em cada teste efectuado estas grandezas referidas pelas equações (5.1) (5.2) (5.3) e (5.4) são esquematizadas nas tabelas correspondentes.

Estas grandezas em conjunto com os verdadeiros valores das variáveis constituintes do vector estado do sistema e com os verdadeiros valores correspondentes às grandezas medidas, permitem avaliar a performance do estimador.

Os algoritmos desenvolvidos foram testados usando o método de Monte Carlo. Foram feitas cem simulações para diferentes números aleatórios que foram adicionados às medidas. Basicamente o objectivo deste teste foi melhorar a precisão das medidas estimadas usando a média para convergir para o resultado esperado. Este é um método que apresenta uma desvantagem porque os ensaios de Monte Carlo são muito pesados computacionalmente.

O estudo do estimador de estado será analisado com simulações em duas redes distintas: rede IEEE de 14 barramentos e a rede IEEE de 30 barramentos. Estimação pelo método de WLS básico

5.3.1 - Rede de teste IEEE 14 barramentos

Para o estudo da utilização do WLS numa rede de 14 barramentos foi considerado duas configurações, com níveis de redundância diferentes, de forma a analisar o efeito da redundância na obtenção de uma estimativa fiável para o vector estado.

A configuração 1 e a configuração 2 estão explicadas de acordo com a tabela 5.1.

Tabela 5.1 – Configuração de medidas para o teste da rede IEEE 14 barramentos

Configurações De Medida	Amplitude de tensão	Potencia injectada (activa e reactiva)	Trânsito de Potência (activa e reactiva)	Redundância
CF1	11	11 pares	7 pares	1.7
CF2	9	12 pares	13 pares	2.2

O conjunto de medidas que foram seleccionadas para a primeira configuração é constituído pela amplitude de tensão nos barramentos, 1,3,4,5,6,8,9,10,11,13 e 14. Para as medições das potências activas e reactiva injectadas foram considerados os barramentos 1,2,4,5,6,8,9,10,11,12 e 14. Por fim os valores relativos aos trânsitos de potência activa e reactiva nas linhas são 1-5,2-4,3-2,4-5,5-6,6-12 e 13-14.

As tabelas 5.2 e 5.3 apresentam valores estimados para as amplitudes das tensões nos barramentos e os ângulos de fase das tensões nos barramentos. Estes valores são comparados com os seus verdadeiros valores e a diferença encontra-se quantificada sob a forma do parâmetro $|\delta_x|$ que quando relacionado com o desvio padrão esperado, permite avaliar a qualidade da estimativa obtida em relação ao módulo das tensões e fases nos barramentos.

Tabela 5.2 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 1					
Barramento	$ V_i _{real}$	$ V_i _{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	1,0600	1,0600	0,00E+00	6,83E-04	0,0000
2	1,0450	1,0451	1,00E-04	6,12E-04	0,1058
3	1,0100	1,0101	1,00E-04	8,86E-04	0,0480
4	1,0190	1,0191	1,00E-04	5,26E-04	0,0814
5	1,0200	1,0201	1,00E-04	5,30E-04	0,0865
6	1,0700	1,0701	1,00E-04	6,30E-04	0,0441
7	1,0620	1,0620	0,00E+00	1,34E-03	0,0000
8	1,0900	1,0900	0,00E+00	9,24E-04	0,0000
9	1,0560	1,0561	1,00E-04	6,37E-04	0,0349
10	1,0510	1,0511	1,00E-04	6,75E-04	0,0358
11	1,0570	1,0570	0,00E+00	7,70E-04	0,0000
12	1,0550	1,0553	3,00E-04	1,41E-03	0,1058
13	1,0500	1,0501	1,00E-04	8,62E-04	0,0296
14	1,0360	1,0359	1,00E-04	8,53E-04	0,0332

Tabela 5.3 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 1					
Barramento	$(\theta_i)_{real}$	$(\theta_i)_{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	0,0000	0,0000			
2	-0,0869	-0,0869	6,20E-05	9,45E-04	0,1013
3	-0,2220	-0,2219	1,30E-04	2,08E-03	0,1467
4	-0,1803	-0,1802	1,20E-04	1,23E-03	0,2282
5	-0,1532	-0,1532	5,00E-05	1,16E-03	0,0943
6	-0,2482	-0,2484	2,30E-04	2,27E-03	0,3649
7	-0,2334	-0,2330	3,80E-04	3,88E-03	0,2835
8	-0,2332	-0,2329	2,70E-04	4,16E-03	0,2923
9	-0,2608	-0,2606	1,70E-04	2,87E-03	0,2669
10	-0,2635	-0,2634	1,00E-04	2,79E-03	0,1482
11	-0,2581	-0,2582	1,10E-04	2,58E-03	0,1428
12	-0,2630	-0,2634	4,20E-04	2,83E-03	0,2973
13	-0,2646	-0,2652	5,60E-04	3,38E-03	0,6499
14	-0,2800	-0,2802	2,50E-04	3,01E-03	0,2932

Na tabela 5.4 encontram-se esquematizados os erros associados às grandezas medidas. Estes erros significam a diferença entre o valor real e o valor estimado da correspondente medida. São também na tabela 5.4 referidos a relação entre os erros $|\delta_h|$ e os desvios padrão esperados para as correspondentes grandezas medidas. Estas relações permitem uma análise ao comportamento do estimador relativamente à sua capacidade de filtragem.

Tabela 5.4 – Comparação dos valores de $|\delta_h|$, $\sqrt{\sum_h}$ e σ . Configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 1					Configuração 1				
Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\sum_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\sum_h}}$	$\frac{\sqrt{\sum_h}}{\sigma}$	Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\sum_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\sum_h}}$	$\frac{\sqrt{\sum_h}}{\sigma}$
P_{1-5}	1,67E-03	3,56E-03	0,4673	0,3565	Q_1	8,94E-05	7,64E-03	0,0117	0,7638
P_{2-4}	5,81E-04	4,55E-03	0,1277	0,4549	Q_2	6,93E-05	8,80E-03	0,0079	0,8803
P_{3-2}	2,98E-04	8,25E-03	0,0361	0,8251	Q_4	4,53E-04	8,86E-03	0,0512	0,8859
P_{4-5}	3,82E-04	7,29E-03	0,0524	0,7293	Q_5	6,28E-05	8,13E-03	0,0077	0,8132
P_{5-6}	5,39E-04	7,85E-03	0,0687	0,7852	Q_6	2,14E-04	8,88E-03	0,0241	0,8880
P_{6-12}	5,49E-04	4,65E-03	0,1180	0,4650	Q_8	7,07E-04	7,97E-03	0,0887	0,7975
P_{13-14}	6,02E-04	5,93E-03	0,1016	0,5929	Q_9	2,19E-04	9,31E-03	0,0235	0,9308
P_1	3,67E-04	8,93E-03	0,0411	0,8927	Q_{10}	7,03E-04	8,24E-03	0,0853	0,8244
P_2	7,34E-05	9,13E-03	0,0080	0,9127	Q_{11}	1,76E-04	7,28E-03	0,0241	0,7277
P_4	5,90E-05	9,88E-03	0,0060	0,9883	Q_{12}	1,30E-04	8,99E-03	0,0145	0,8990
P_5	4,86E-04	8,63E-03	0,0564	0,8630	Q_{14}	9,33E-04	6,25E-03	0,1494	0,6245
P_6	1,30E-04	9,58E-03	0,0136	0,9583	V_1	5,74E-05	6,83E-04	0,0840	0,6828
P_8	8,85E-07	1,00E-02	0,0001	1,0000	V_3	2,44E-05	8,86E-04	0,0276	0,8859
P_9	2,44E-05	9,97E-03	0,0025	0,9965	V_4	1,76E-05	5,25E-04	0,0336	0,5249
P_{10}	2,23E-04	9,79E-03	0,0228	0,9790	V_5	1,33E-04	5,30E-04	0,2513	0,5298
P_{11}	2,27E-05	9,43E-03	0,0024	0,9431	V_6	3,64E-05	6,30E-04	0,0578	0,6304
P_{12}	2,55E-04	9,03E-03	0,0283	0,9029	V_8	4,49E-05	9,24E-04	0,0486	0,9237
P_{14}	5,09E-04	8,65E-03	0,0589	0,8645	V_9	6,35E-08	6,37E-04	0,0001	0,6370
Q_{1-5}	4,59E-04	2,57E-03	0,1787	0,2571	V_{10}	8,86E-05	6,74E-04	0,1313	0,6743
Q_{2-4}	3,62E-05	2,67E-03	0,0136	0,2667	V_{11}	8,13E-06	7,70E-04	0,0106	0,7705
Q_{3-2}	5,58E-05	5,00E-03	0,0111	0,5002	V_{13}	7,55E-05	8,62E-04	0,0876	0,8617
Q_{4-5}	7,57E-04	5,39E-03	0,1404	0,5391	V_{14}	1,09E-04	8,52E-04	0,1284	0,8525
Q_{5-6}	9,05E-05	3,03E-03	0,0298	0,3034					
Q_{6-12}	5,52E-04	4,45E-03	0,1242	0,4446					
Q_{13-14}	1,27E-03	3,79E-03	0,3345	0,3793					

O conjunto de medidas que dispõe a segunda configuração é caracterizado pelos valores correspondentes às medidas de amplitude de tensão nos barramentos 1,2,4,6,7,9,10,13 e 14. Em relação às medidas de potências activas e reactivas injectadas foram considerados os barramentos 1,2,5,6,7,8,9,10,11,12,13 e 14. E por fim é caracterizado pelos trânsitos de potência activa e reactiva nas linhas 1-2,1-5,2-3,2-4,3-4,4-7,5-6,6-11,6-12,6-13,7-9,11-10 e 13-14.

Tabela 5.5 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 2					
Barramento	$ V_i _{real}$	$ V_i _{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	1,0600	1,0600	0,00E+00	6,82E-04	0,0000
2	1,0450	1,0450	0,00E+00	6,12E-04	0,0000
3	1,0100	1,0098	2,00E-04	8,86E-04	0,2257
4	1,0190	1,0192	2,00E-04	5,25E-04	0,3808
5	1,0200	1,0201	1,00E-04	5,30E-04	0,1887
6	1,0700	1,0700	0,00E+00	6,31E-04	0,0000
7	1,0620	1,0620	0,00E+00	1,34E-03	0,0000
8	1,0900	1,0898	2,00E-04	9,24E-04	0,2165
9	1,0560	1,0560	0,00E+00	6,37E-04	0,0000
10	1,0510	1,0510	0,00E+00	6,75E-04	0,0000
11	1,0570	1,0570	0,00E+00	7,70E-04	0,0000
12	1,0550	1,0550	0,00E+00	1,41E-03	0,0000
13	1,0500	1,0500	0,00E+00	8,62E-04	0,0000
14	1,0360	1,0359	1,00E-04	8,52E-04	0,1174

Tabela 5.6 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 2					
Barramento	$(\theta_i)_{real}$	$(\theta_i)_{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	0,0000	0,0000	0,00E+00	0,00E+00	0,0000
2	-0,0869	-0,0870	3,70E-05	9,60E-04	0,0385
3	-0,2220	-0,2221	1,10E-04	2,09E-03	0,0526
4	-0,1803	-0,1804	7,00E-05	1,24E-03	0,0565
5	-0,1532	-0,1533	3,00E-05	1,17E-03	0,0257
6	-0,2482	-0,2482	0,00E+00	2,27E-03	0,0000
7	-0,2334	-0,2333	2,00E-05	3,88E-03	0,0052
8	-0,2332	-0,2331	4,00E-05	4,16E-03	0,0096
9	-0,2608	-0,2607	7,00E-05	2,87E-03	0,0244
10	-0,2635	-0,2633	2,10E-04	2,79E-03	0,0752
11	-0,2581	-0,2579	1,90E-04	2,58E-03	0,0736
12	-0,2630	-0,2633	2,90E-04	2,84E-03	0,1022
13	-0,2646	-0,2647	6,00E-05	3,38E-03	0,0178
14	-0,2800	-0,2801	1,70E-04	3,02E-03	0,0564

Tabela 5.7 – Comparação dos valores de $|\delta_h|$, $\sqrt{\sum_h}$ e σ . Configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 2				
Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\sum_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\sum_h}}$	$\frac{\sqrt{\sum_h}}{\sigma}$
P_{1-2}	5,45E-04	5,61E-03	0,0973	0,5605
P_{1-5}	2,83E-04	3,16E-03	0,0896	0,3156
P_{2-3}	1,16E-03	5,97E-03	0,1948	0,5970
P_{2-4}	8,43E-06	4,40E-03	0,0019	0,4399
P_{3-4}	5,87E-04	7,88E-03	0,0744	0,7881
P_{4-7}	2,16E-04	7,02E-03	0,0307	0,7023
P_{5-6}	3,41E-04	6,48E-03	0,0526	0,6484
P_{6-11}	3,20E-04	5,21E-03	0,0615	0,5209
P_{6-12}	6,29E-04	4,48E-03	0,1404	0,4480
P_{6-13}	1,53E-04	5,07E-03	0,0302	0,5074
P_{7-9}	8,82E-04	6,53E-03	0,1350	0,6531
P_{11-10}	3,66E-04	5,02E-03	0,0731	0,5016
P_{13-14}	9,46E-04	4,08E-03	0,2318	0,4081
P_1	1,31E-04	7,72E-03	0,0170	0,7718
P_2	3,69E-04	8,99E-03	0,0411	0,8990
P_5	1,57E-05	9,87E-03	0,0016	0,9866
P_6	4,74E-04	8,47E-03	0,0560	0,8467
P_7	1,21E-04	8,60E-03	0,0140	0,8601
P_8	1,20E-04	8,60E-03	0,0140	0,8600
P_9	5,91E-04	8,89E-03	0,0664	0,8893
P_{10}	2,44E-04	8,63E-03	0,0283	0,8634
P_{11}	3,95E-04	7,74E-03	0,0510	0,7744
P_{12}	1,10E-03	8,02E-03	0,1366	0,8023
P_{13}	9,02E-04	7,92E-03	0,1140	0,7917
P_{14}	9,75E-04	8,04E-03	0,1212	0,8042

Configuração 2				
Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\sum_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\sum_h}}$	$\frac{\sqrt{\sum_h}}{\sigma}$
Q_{1-2}	9,68E-04	5,34E-03	0,1812	0,5339
Q_{1-5}	1,54E-03	2,59E-03	0,5930	0,2592
Q_{2-3}	6,70E-04	5,98E-03	0,1121	0,5981
Q_{2-4}	8,66E-05	3,75E-03	0,0231	0,3746
Q_{3-4}	5,98E-04	7,70E-03	0,0776	0,7699
Q_{4-7}	1,03E-03	4,09E-03	0,2509	0,4094
Q_{5-6}	1,23E-03	3,21E-03	0,3817	0,3212
Q_{6-11}	5,80E-04	4,52E-03	0,1284	0,4518
Q_{6-12}	1,49E-04	4,18E-03	0,0355	0,4181
Q_{6-13}	1,55E-03	4,28E-03	0,3618	0,4279
Q_{7-9}	6,87E-04	5,15E-03	0,1332	0,5154
Q_{11-10}	5,82E-04	4,41E-03	0,1319	0,4410
Q_{13-14}	1,07E-03	3,01E-03	0,3538	0,3011
Q_1	9,64E-04	6,94E-03	0,1389	0,6941
Q_2	1,87E-04	8,51E-03	0,0220	0,8514
Q_5	1,23E-04	9,81E-03	0,0126	0,9813
Q_6	2,95E-04	7,78E-03	0,0379	0,7782
Q_7	2,81E-04	8,03E-03	0,0350	0,8030
Q_8	2,66E-04	8,24E-03	0,0323	0,8237
Q_9	4,99E-04	8,27E-03	0,0603	0,8271
Q_{10}	9,08E-05	7,48E-03	0,0121	0,7477
Q_{11}	6,82E-04	7,54E-03	0,0905	0,7536
Q_{12}	2,06E-05	7,76E-03	0,0027	0,7764
Q_{13}	3,86E-04	7,30E-03	0,0528	0,7301
Q_{14}	9,64E-04	5,90E-03	0,1634	0,5900
V_1	6,89E-05	6,37E-04	0,1082	0,0689
V_2	1,65E-05	6,02E-04	0,0274	0,0165
V_4	1,45E-05	6,79E-04	0,0214	0,0145
V_6	1,21E-05	6,45E-04	0,0188	0,0121
V_7	1,09E-05	6,60E-04	0,0165	0,0109
V_9	2,32E-05	5,49E-04	0,0422	0,0232
V_{10}	8,35E-05	6,92E-04	0,1208	0,0835
V_{13}	2,00E-05	7,16E-04	0,0280	0,0200
V_{14}	8,88E-05	8,41E-04	0,1056	0,0888

Pela análise das tabelas 5.2, 5.3 e 5.4 correspondentes à configuração 1 e as tabelas 5.5, 5.6 e 5.7 correspondentes à configuração 2 não se vê grandes alterações a nível de resultados nomeadamente em relação à grandeza $|\delta_x|$. Em ambas as situações o valor de $|\delta_x|$ é inferior ao σ_{xi} tanto para as amplitudes de tensão como os ângulos.

A característica de convergência de estimação de estado para cada uma das configurações de medida está representada na Figura 5.3. Verifica-se que em ambas as configurações testadas possuem características de convergência idênticas embora a segunda necessite apenas de 3 iterações.

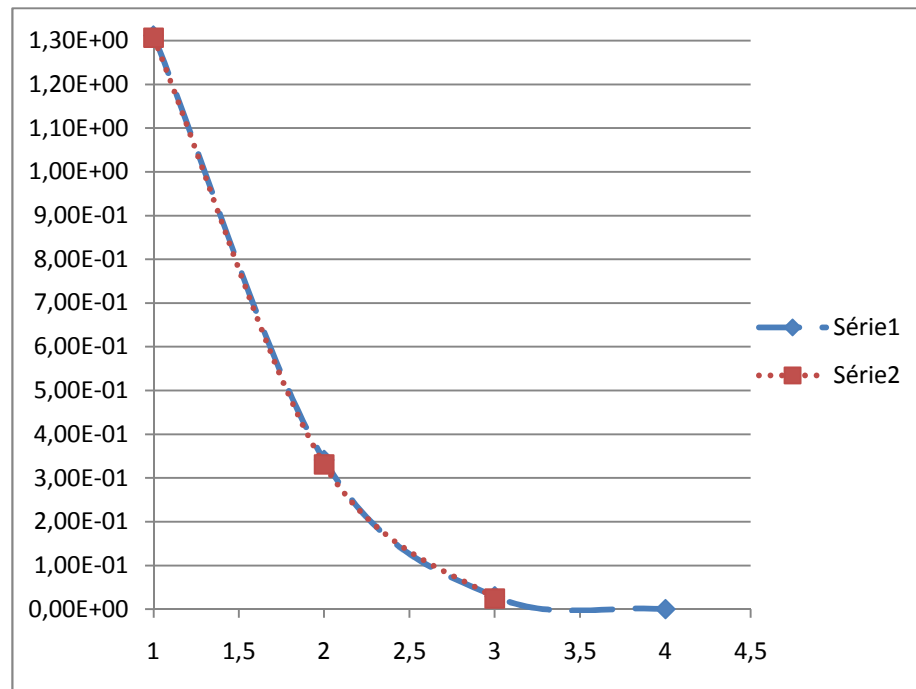


Figura 5.3 - Característica de convergência dos testes de estimação para a rede IEEE 14 barramentos.

5.3.2 - Rede de teste IEEE 30 barramentos

Da mesma maneira que foi feito para a rede de 14 barramentos também para a rede de 30 barramentos foram estabelecidas duas configurações com a mesma redundância. As grandezas de medidas são esquematizadas na tabela 5.8.

Tabela 5.8 – Configuração de medidas para o teste da rede IEEE 30 barramentos

Configurações de medida	Amplitude de tensão	Potencia injectada (activa e reactiva)	Trânsito de Potência (activa e reactiva)	Redundância
CF1	7	25 pares	21 pares	1,7
CF2	13	28 pares	26 pares	2

O conjunto de medidas que foram seleccionadas para a primeira configuração é constituído pela amplitude de tensão nos barramentos, 2,5,10,15,20,25,30. Para as medições das potências activas e reactiva injectadas foram considerados os barramentos 1,2,4,5,6,7,9,11,12,13,14,15,16,17,18,19,22,23,24,26,27,28,29 e 30. Por fim os valores relativos aos trânsitos de potência activa e reactiva nas linhas são 1-2,1-3,2-4,2-6,4-6,5-7,9-11,12-13,12-16,14-15,15-18,16-17,18-19,21-22,23-15,24-22,25-26,25-27,27-29,28-27 e 29-30.

A solução do vector estado estimado encontra-se nas tabelas 5.9 e 5.10. O erro relativo à diferença entre os verdadeiros valores e os valores estimados para o vector estado, encontra-se caracterizado nas referidas tabelas.

Tabela 5.9 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 30 barramentos

Configuração 1					
Barramento	$ V_i _{real}$	$ V_i _{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	1,0600	1,0600	0,00E+00	8,72E-04	0,0000
2	1,0430	1,0430	0,00E+00	7,86E-04	0,0000
3	1,0210	1,0210	0,00E+00	9,40E-04	0,0000
4	1,0120	1,0120	0,00E+00	8,83E-04	0,0000
5	1,0100	1,0101	1,00E-04	8,12E-04	0,1031
6	1,0100	1,0101	1,00E-04	9,55E-04	0,1631
7	1,0020	1,0021	1,00E-04	8,70E-04	0,1221
8	1,0100	1,0102	2,00E-04	1,71E-03	0,1246
9	1,0510	1,0511	1,00E-04	1,09E-03	0,0296
10	1,0450	1,0449	1,00E-04	9,55E-04	0,0203
11	1,0820	1,0825	5,00E-04	2,05E-03	0,1321
12	1,0570	1,0569	1,00E-04	1,16E-03	0,0237
13	1,0710	1,0709	1,00E-04	1,99E-03	0,0141
14	1,0420	1,0418	2,00E-04	1,57E-03	0,0447
15	1,0380	1,0380	0,00E+00	8,94E-04	0,0000
16	1,0450	1,0450	0,00E+00	1,42E-03	0,0000
17	1,0400	1,0401	1,00E-04	1,13E-03	0,0881
18	1,0280	1,0281	1,00E-04	1,27E-03	0,0788
19	1,0260	1,0261	1,00E-04	1,05E-03	0,0949
20	1,0300	1,0300	0,00E+00	9,75E-04	0,0000
21	1,0330	1,0329	1,00E-04	1,94E-03	0,0515
22	1,0330	1,0329	1,00E-04	1,79E-03	0,0559
23	1,0270	1,0270	0,00E+00	1,52E-03	0,0000
24	1,0210	1,0209	1,00E-04	1,64E-03	0,0608
25	1,0170	1,0170	0,00E+00	9,59E-04	0,0000
26	1,0000	1,0001	1,00E-04	3,39E-03	0,0295
27	1,0230	1,0230	0,00E+00	1,17E-03	0,0000
28	1,0070	1,0071	1,00E-04	1,07E-03	0,0930
29	1,0030	1,0028	2,00E-04	2,10E-03	0,0953
30	0,9920	0,9922	1,60E-04	9,74E-04	0,1643

Tabela 5.10 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 30 barramentos

Configuração 1					
Barramento	$(\theta_i)_{real}$	$(\theta_i)_{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	0,0000	0,0000	0,00E+00	5,41E-04	0,0000
2	-0,0956	-0,0957	1,80E-05	1,00E-04	0,1800
3	-0,1389	-0,1390	6,00E-05	3,50E-04	0,1713
4	-0,1679	-0,1680	6,00E-05	5,17E-04	0,1159
5	-0,2508	-0,2508	3,00E-05	9,70E-04	0,0309
6	-0,1979	-0,1980	4,00E-05	6,13E-04	0,0652
7	-0,2290	-0,2290	5,00E-05	8,19E-04	0,0611
8	-0,2112	-0,2111	1,30E-04	1,60E-03	0,0810
9	-0,2510	-0,2514	3,90E-04	3,38E-03	0,1153
10	-0,2787	-0,2794	6,50E-04	4,92E-03	0,1322
11	-0,2512	-0,2515	3,80E-04	3,78E-03	0,1004
12	-0,2660	-0,2666	6,50E-04	4,21E-03	0,1542
13	-0,2660	-0,2672	1,16E-03	7,09E-03	0,1635
14	-0,2815	-0,2822	6,50E-04	4,47E-03	0,1454
15	-0,2831	-0,2837	6,50E-04	4,34E-03	0,1497
16	-0,2763	-0,2766	2,90E-04	4,38E-03	0,0663
17	-0,2817	-0,2822	4,90E-04	4,65E-03	0,1054
18	-0,2936	-0,2943	7,30E-04	5,03E-03	0,1451
19	-0,2967	-0,2974	7,30E-04	5,50E-03	0,1328
20	-0,2932	-0,2941	8,30E-04	5,87E-03	0,1413
21	-0,2866	-0,2873	7,00E-04	4,44E-03	0,1577
22	-0,2864	-0,2871	7,00E-04	4,39E-03	0,1593
23	-0,2899	-0,2906	6,80E-04	4,35E-03	0,1564
24	-0,2929	-0,2934	5,70E-04	3,90E-03	0,1461
25	-0,2854	-0,2855	1,60E-04	4,29E-03	0,0373
26	-0,2927	-0,2930	3,40E-04	5,35E-03	0,0636
27	-0,2761	-0,2763	1,90E-04	3,44E-03	0,0552
28	-0,2089	-0,2090	5,00E-05	9,01E-04	0,0555
29	-0,2978	-0,2981	3,20E-04	4,86E-03	0,0659
30	-0,3131	-0,3137	5,90E-04	5,30E-03	0,1113

Tabela 5.11 – Comparação dos valores de $|\delta_h|, \sqrt{\sum_h}$ e σ . Configuração 1 rede de teste IEEE 30 barramentos

Configuração 1					Configuração 1				
Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\sum_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\sum_h}}$	$\frac{\sqrt{\sum_h}}{\sigma}$	Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\sum_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\sum_h}}$	$\frac{\sqrt{\sum_h}}{\sigma}$
P_{1-2}	1,01E-03	5,51E-03	0,1842	0,5507	P_{23}	-7,63E-06	8,70E-03	-0,0009	0,8699
P_{1-3}	-3,44E-04	3,78E-03	-0,0911	0,3776	P_{24}	-1,00E-04	9,48E-03	-0,0106	0,9482
P_{2-4}	2,05E-04	3,52E-03	0,0584	0,3518	P_{26}	2,53E-04	6,99E-03	0,0362	0,6987
P_{2-6}	3,06E-04	3,65E-03	0,0838	0,3653	P_{27}	-6,50E-04	8,71E-03	-0,0746	0,8712
P_{4-6}	1,42E-04	9,41E-03	0,0151	0,9408	P_{28}	-2,43E-05	9,99E-03	-0,0024	0,9992
P_{5-7}	-3,44E-04	5,05E-03	-0,0681	0,5054	P_{29}	-1,18E-03	7,44E-03	-0,1590	0,7440
P_{9-11}	-1,37E-04	7,07E-03	-0,0194	0,7071	P_{30}	-1,12E-03	7,47E-03	-0,1500	0,7470
P_{12-13}	-4,07E-03	2,87E-02	-0,1417	2,8688	Q_{1-2}	9,34E-04	5,38E-03	0,1738	0,5375
P_{12-16}	-1,14E-04	7,41E-03	-0,0154	0,7413	Q_{1-3}	-1,10E-03	3,61E-03	-0,3063	0,3608
P_{14-15}	-3,16E-04	4,39E-03	-0,0721	0,4388	Q_{2-4}	5,39E-04	2,88E-03	0,1870	0,2880
P_{15-18}	-9,42E-05	7,81E-03	-0,0121	0,7805	Q_{2-6}	-1,45E-06	3,52E-03	-0,0004	0,3518
P_{16-17}	-3,14E-04	7,26E-03	-0,0433	0,7262	Q_{4-6}	-5,94E-04	7,88E-03	-0,0755	0,7878
P_{18-19}	6,34E-04	7,88E-03	0,0805	0,7876	Q_{5-7}	3,75E-04	4,73E-03	0,0792	0,4730
P_{21-22}	8,93E-05	9,75E-03	0,0092	0,9750	Q_{9-11}	-4,21E-04	6,88E-03	-0,0612	0,6875
P_{23-15}	-6,97E-05	6,12E-03	-0,0114	0,6118	Q_{12-13}	-5,74E-04	9,29E-03	-0,0618	0,9294
P_{24-22}	2,43E-04	6,78E-03	0,0358	0,6782	Q_{12-16}	3,92E-04	5,35E-03	0,0733	0,5347
P_{25-26}	2,54E-04	7,15E-03	0,0355	0,7152	Q_{14-15}	6,78E-04	4,29E-03	0,1582	0,4286
P_{25-27}	-5,36E-04	7,94E-03	-0,0676	0,7939	Q_{15-18}	5,43E-05	5,41E-03	0,0100	0,5413
P_{27-29}	-2,74E-04	5,25E-03	-0,0521	0,5252	Q_{16-17}	1,20E-04	5,29E-03	0,0226	0,5295
P_{28-27}	-6,16E-04	8,20E-03	-0,0751	0,8202	Q_{18-19}	-2,79E-03	7,42E-03	-0,3759	0,7422
P_{29-30}	3,32E-04	4,34E-03	0,0765	0,4342	Q_{21-22}	-3,84E-04	9,67E-03	-0,0398	0,9666
P_1	-7,28E-04	7,78E-03	-0,0936	0,7780	Q_{23-15}	1,95E-03	5,64E-03	0,3464	0,5642
P_2	7,07E-05	8,81E-03	0,0080	0,8814	Q_{24-22}	-1,02E-03	5,70E-03	-0,1783	0,5702
P_3	-4,26E-04	9,67E-03	-0,0440	0,9667	Q_{25-26}	-5,12E-05	7,14E-03	-0,0072	0,7144
P_4	-1,95E-04	9,80E-03	-0,0199	0,9795	Q_{25-27}	1,27E-03	5,73E-03	0,2218	0,5734
P_5	4,10E-04	8,42E-03	0,0487	0,8416	Q_{27-29}	-9,50E-04	4,23E-03	-0,2249	0,4225
P_6	4,84E-06	1,00E-02	0,0005	1,0000	Q_{28-27}	1,22E-03	3,37E-03	0,3638	0,3367
P_7	1,68E-05	9,77E-03	0,0017	0,9766	Q_{29-30}	-2,74E-05	3,98E-03	-0,0069	0,3979
P_9	1,77E-06	1,00E-02	0,0002	1,0000	Q_1	-1,33E-04	7,46E-03	-0,0178	0,7464
P_{11}	-1,36E-04	7,07E-03	-0,0193	0,7071	Q_2	3,14E-04	8,38E-03	0,0374	0,8384
P_{12}	-6,27E-13	1,00E-02	0,0000	1,0000	Q_3	1,23E-04	8,81E-03	0,0139	0,8812
P_{13}	4,07E-03	2,87E-02	0,1417	2,8688	Q_4	4,10E-04	8,85E-03	0,0464	0,8848
P_{14}	1,68E-04	9,26E-03	0,0181	0,9262	Q_5	3,42E-04	7,60E-03	0,0450	0,7597
P_{15}	-4,01E-05	9,66E-03	-0,0041	0,9659	Q_6	5,15E-06	1,00E-02	0,0005	0,9999
P_{16}	3,82E-05	8,14E-03	0,0047	0,8142	Q_7	3,01E-04	9,47E-03	0,0317	0,9475
P_{17}	-7,09E-05	9,91E-03	-0,0072	0,9914	Q_9	1,38E-06	1,00E-02	0,0001	1,0000
P_{18}	-3,87E-04	8,11E-03	-0,0477	0,8106	Q_{11}	-3,95E-04	7,26E-03	-0,0544	0,7262
P_{19}	8,75E-05	9,97E-03	0,0088	0,9973	Q_{12}	5,74E-04	9,29E-03	0,0618	0,9294
P_{22}	8,93E-05	9,75E-03	0,0092	0,9750	Q_{13}	1,43E-03	9,54E-03	0,1504	0,9542

O conjunto de medidas que foram seleccionadas para a segunda configuração é constituído pela amplitude de tensão nos barramentos, 1,2,7,8,9,10,14,16,18,19,22,29 e 30. Para as medições das potências activa e reactiva injectadas foram considerados os barramentos 1,2,3,4,6,7,8,9,10,11,12,13,14,16,17,18,19,20,21,22,23,24,25,26,27,28,29,30. Por fim os valores relativos aos trânsitos de potência activa e reactiva nas linhas são 1-3,2-5,2-6,3-4,4-2,4-6,5-7,6-4,6-7,6-10,8-6,8-28,9-10,9-11,10-17,10-20,12-4,12-14,12-16,14-15,15-12,15-18,15-23,19-20,21-22 e 24-25.

Tabela 5.12 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 30 barramentos

Configuração 2					
Barramento	$ V_i _{real}$	$ V_i _{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	1,0600	1,0601	1,00E-04	0,000606	0,1650
2	1,0430	1,0430	0,00E+00	0,000551	0,0000
3	1,0210	1,0210	0,00E+00	0,000591	0,0000
4	1,0120	1,0120	0,00E+00	0,000528	0,0000
5	1,0100	1,0101	1,00E-04	0,00109	0,0918
6	1,0100	1,0100	0,00E+00	0,000499	0,0000
7	1,0020	1,0019	1,00E-04	0,000641	0,1559
8	1,0100	1,0100	0,00E+00	0,000576	0,0000
9	1,0510	1,0510	0,00E+00	0,000645	0,0000
10	1,0450	1,0450	0,00E+00	0,000524	0,0000
11	1,0820	1,0820	0,00E+00	0,00154	0,0000
12	1,0570	1,0570	0,00E+00	0,001024	0,0000
13	1,0710	1,0712	2,00E-04	0,003282	0,0609
14	1,0420	1,0421	1,00E-04	0,000857	0,1167
15	1,0380	1,0380	0,00E+00	0,001187	0,0000
16	1,0450	1,0450	0,00E+00	0,000774	0,0000
17	1,0400	1,0399	1,00E-04	0,000725	0,1380
18	1,0280	1,0280	0,00E+00	0,000739	0,0000
19	1,0260	1,0260	0,00E+00	0,000753	0,0000
20	1,0300	1,0300	0,00E+00	0,000817	0,0000
21	1,0330	1,0330	0,00E+00	0,00069	0,0000
22	1,0330	1,0331	1,00E-04	0,000697	0,1434
23	1,0270	1,0271	1,00E-04	0,001566	0,0638
24	1,0210	1,0211	1,00E-04	0,00148	0,0676
25	1,0170	1,0169	1,00E-04	0,002672	0,0374
26	1,0000	0,9998	1,80E-04	0,00622	0,0289
27	1,0230	1,0230	0,00E+00	0,001622	0,0000
28	1,0070	1,0070	0,00E+00	0,000696	0,0000
29	1,0030	1,0031	1,00E-04	0,00093	0,1075
30	0,9920	0,9920	1,00E-05	0,000941	0,0106

Tabela 5.13 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 30 barramentos

Configuração 2					
Barramento	$(\theta_i)_{real}$	$(\theta_i)_{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	0,0000	0,0000	0,00E+00	2,96E-03	0,0000
2	-0,0956	-0,0957	4,20E-05	2,94E-03	0,0143
3	-0,1389	-0,1391	1,20E-04	2,89E-03	0,0415
4	-0,1679	-0,1680	1,30E-04	2,89E-03	0,0450
5	-0,2508	-0,2508	2,00E-05	2,69E-03	0,0074
6	-0,1979	-0,1981	1,40E-04	2,87E-03	0,0487
7	-0,2290	-0,2291	1,50E-04	2,83E-03	0,0530
8	-0,2112	-0,2114	1,70E-04	2,85E-03	0,0596
9	-0,2510	-0,2510	1,00E-05	2,47E-03	0,0040
10	-0,2787	-0,2788	4,00E-05	2,39E-03	0,0167
11	-0,2512	-0,2510	1,40E-04	1,83E-03	0,0764
12	-0,2660	-0,2662	1,90E-04	2,30E-03	0,0827
13	-0,2660	-0,2663	3,30E-04	2,25E-03	0,1466
14	-0,2815	-0,2817	1,70E-04	1,98E-03	0,0857
15	-0,2831	-0,2833	1,60E-04	2,06E-03	0,0776
16	-0,2763	-0,2765	1,80E-04	2,28E-03	0,0790
17	-0,2817	-0,2818	9,00E-05	2,34E-03	0,0384
18	-0,2936	-0,2936	4,00E-05	2,00E-03	0,0200
19	-0,2967	-0,2968	5,00E-05	1,93E-03	0,0259
20	-0,2932	-0,2933	5,00E-05	1,99E-03	0,0252
21	-0,2866	-0,2866	4,00E-05	2,24E-03	0,0179
22	-0,2864	-0,2865	4,00E-05	2,23E-03	0,0179
23	-0,2899	-0,2902	3,40E-04	1,91E-03	0,1779
24	-0,2929	-0,2931	2,00E-04	1,91E-03	0,1049
25	-0,2854	-0,2856	2,70E-04	1,93E-03	0,1402
26	-0,2927	-0,2927	3,00E-05	5,69E-03	0,0053
27	-0,2761	-0,2765	3,80E-04	2,18E-03	0,1741
28	-0,2089	-0,2091	1,70E-04	2,81E-03	0,0606
29	-0,2978	-0,2985	7,50E-04	5,54E-03	0,1354
30	-0,3131	-0,3137	6,20E-04	6,05E-03	0,1024

Tabela 5.14 – Comparação dos valores de $|\delta_h|$, $\sqrt{\Sigma_h}$ e σ . Configuração 2 rede de teste IEEE 30 barramentos

Configuração 2					Configuração 2				
Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\Sigma_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\Sigma_h}}$	$\frac{\sqrt{\Sigma_h}}{\sigma}$	Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\Sigma_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\Sigma_h}}$	$\frac{\sqrt{\Sigma_h}}{\sigma}$
P_{1-3}	-0,00119	0,003728	-0,3198	0,3728	P_{16}	-0,00081	0,008252	-0,0982	0,8252
P_{2-5}	-0,00066	0,005408	-0,1226	0,5408	P_{17}	-0,00086	0,008123	-0,1058	0,8123
P_{2-6}	0,000644	0,003129	0,2058	0,3129	P_{18}	-0,00082	0,008236	-0,1000	0,8236
P_{3-4}	1,11E-05	0,006104	0,0018	0,6104	P_{19}	-0,00065	0,008013	-0,0815	0,8013
P_{4-2}	-0,00013	0,002875	-0,0441	0,2875	P_{20}	-0,00069	0,007735	-0,0894	0,7735
P_{4-6}	-0,00089	0,005607	-0,1578	0,5607	P_{21}	-6,92E-06	0,008471	-0,0008	0,8471
P_{5-7}	-0,0008	0,006848	-0,1164	0,6848	P_{22}	-0,00028	0,008586	-0,0321	0,8586
P_{6-4}	0,001195	0,005516	0,2166	0,5516	P_{23}	0,000902	0,008391	0,1075	0,8391
P_{6-7}	0,000308	0,006836	0,0450	0,6836	P_{24}	0,00023	0,009153	0,0251	0,9153
P_{6-10}	-0,00108	0,002836	-0,3793	0,2836	P_{25}	-0,00066	0,009097	-0,0725	0,9097
P_{8-6}	-0,00128	0,006044	-0,2122	0,6044	P_{26}	-0,00065	0,009057	-0,0712	0,9057
P_{8-28}	0,000181	0,002612	0,0694	0,2612	P_{27}	-0,00063	0,009466	-0,0668	0,9466
P_{9-10}	0,000178	0,006503	0,0273	0,6503	P_{28}	-0,00049	0,009293	-0,0527	-0,4893
P_{9-11}	-0,00032	0,006625	-0,0482	0,6625	P_{29}	-0,00088	0,008747	-0,1005	-0,8787
P_{10-17}	-0,00068	0,006383	-0,1058	0,6383	P_{30}	0,000135	0,008562	0,0158	0,1354
P_{10-20}	-0,00046	0,005808	-0,0793	0,5808	Q_{1-3}	0,002128	0,0033	0,6447	2,1276
P_{12-4}	-0,00021	0,007039	-0,0302	0,7039	Q_{2-5}	0,001384	0,005017	0,2758	1,3839
P_{12-14}	0,00033	0,004708	0,0700	0,4708	Q_{2-6}	-0,00132	0,002529	-0,5238	-1,3248
P_{12-16}	-0,00022	0,005858	-0,0377	0,5858	Q_{3-4}	0,001264	0,005754	0,2196	1,2636
P_{14-15}	-0,00022	0,004287	-0,0511	0,4287	Q_{4-2}	-0,00089	0,002568	-0,3465	-0,8899
P_{15-12}	-0,00036	0,008836	-0,0407	0,8836	Q_{4-6}	-0,00173	0,005176	-0,3338	-1,7275
P_{15-18}	-0,00069	0,006207	-0,1112	0,6207	Q_{5-7}	0,000245	0,006762	0,0362	0,2446
P_{15-23}	0,001385	0,006326	0,2189	0,6326	Q_{6-4}	-0,00057	0,005247	-0,1082	-0,5679
P_{19-20}	-7,50E-05	0,005916	-0,0127	0,5916	Q_{6-7}	-0,00069	0,005754	-0,1197	-0,6890
P_{21-22}	-0,00031	0,005917	-0,0517	0,5917	Q_{6-10}	0,001396	0,001247	1,1197	1,3959
P_{24-15}	-0,00093	0,006349	-0,1462	0,6349	Q_{8-6}	9,24E-06	0,005678	0,0016	0,0092
P_1	0,000589	0,008739	0,0674	0,8739	Q_{8-28}	-0,00074	0,002196	-0,3380	-0,7424
P_2	0,00016	0,008909	0,0180	0,8909	Q_{9-10}	0,001643	0,00521	0,3153	1,6426
P_3	0,000443	0,007209	0,0615	0,7209	Q_{9-11}	-0,00094	0,006168	-0,1525	-0,9409
P_4	0,00073	0,008247	0,0885	0,8247	Q_{10-17}	0,001471	0,005796	0,2537	1,4706
P_6	-0,0008	0,009221	-0,0872	0,9221	Q_{10-20}	-0,00022	0,004174	-0,0535	-0,2234
P_7	-0,00058	0,007999	-0,0728	0,7999	Q_{12-4}	-0,00022	0,004781	-0,0467	-0,2231
P_8	0,0004	0,007424	0,0539	0,7424	Q_{12-14}	0,000446	0,00406	0,1098	0,4459
P_9	-0,00051	0,008692	-0,0589	0,8692	Q_{12-16}	-0,00114	0,005056	-0,2254	-1,1395
P_{10}	-0,00013	0,009154	-0,0141	0,9154	Q_{14-15}	-0,00125	0,004348	-0,2875	-1,2501
P_{11}	-0,00083	0,006625	-0,1252	0,6625	Q_{15-12}	-0,00054	0,008405	-0,0645	-0,5418
P_{12}	-2,54E-09	0,01	0,0000	1,0000	Q_{15-18}	-0,00013	0,005158	-0,0260	-0,1341
P_{13}	0,001879	0,019844	0,0947	1,9844	Q_{15-23}	0,000554	0,006041	0,0917	0,5542
P_{14}	0,000139	0,007572	0,0183	0,7572	Q_{19-20}	0,000193	0,0055	0,0351	0,1933

Configuração 2					Configuração 2				
Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\sum_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\sum_h}}$	$\frac{\sqrt{\sum_h}}{\sigma}$	Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\sum_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\sum_h}}$	$\frac{\sqrt{\sum_h}}{\sigma}$
Q_{21-22}	0,001248	0,005798	0,2153	1,2483	V_{19}	-1,85E-05	0,000753	-0,0246	-0,0185
Q_{24-15}	0,000507	0,005649	0,0898	0,5070	V_{22}	4,44E-05	0,000697	0,0636	0,0444
Q_1	-0,00137	0,007846	-0,1742	-1,3667	V_{29}	5,23E-05	0,00093	0,0562	0,0523
Q_2	-0,00085	0,008536	-0,0992	-0,8465	V_{30}	-6,20E-05	0,000941	-0,0659	-0,0620
Q_3	-6,77E-05	0,007246	-0,0093	-0,0677					
Q_4	0,000935	0,008034	0,1164	0,9349					
Q_6	-0,00011	0,008848	-0,0130	-0,1149					
Q_7	-0,00017	0,007615	-0,0229	-0,1745					
Q_8	0,000432	0,006932	0,0623	0,4322					
Q_9	-0,00086	0,007705	-0,1110	-0,8553					
Q_{10}	0,000142	0,008871	0,0161	0,1424					
Q_{11}	-0,0017	0,006546	-0,2594	-1,6983					
Q_{12}	3,94E-10	0,01	0,0000	0,0000					
Q_{13}	-0,00079	0,019611	-0,0404	-0,7922					
Q_{14}	0,000726	0,007132	0,1018	0,7261					
Q_{16}	-0,00101	0,00695	-0,1454	-1,0105					
Q_{17}	0,000799	0,00789	0,1013	0,7989					
Q_{18}	-0,00056	0,007417	-0,0751	-0,5567					
Q_{19}	-0,00031	0,00732	-0,0426	-0,3116					
Q_{20}	-0,00011	0,007371	-0,0149	-0,1096					
Q_{21}	-0,00044	0,007956	-0,0558	-0,4438					
Q_{22}	0,000617	0,008038	0,0767	0,6165					
Q_{23}	0,000518	0,008364	0,0619	0,5177					
Q_{24}	0,000464	0,009052	0,0512	0,4635					
Q_{25}	0,000715	0,009089	0,0787	0,7150					
Q_{26}	0,000724	0,009075	0,0797	0,7236					
Q_{27}	0,000557	0,009359	0,0595	0,5567					
Q_{28}	-6,79E-05	0,008978	-0,0076	-0,0679					
Q_{29}	7,36E-05	0,006044	0,0122	0,0736					
Q_{30}	0,001913	0,005767	0,3317	1,9127					
V_1	3,32E-05	0,000606	0,0548	0,0332					
V_2	3,67E-05	0,000551	0,0665	0,0367					
V_7	-4,48E-05	0,000641	-0,0698	-0,0448					
V_8	-0,00012	0,000576	-0,2137	-0,1231					
V_9	-2,26E-05	0,000645	-0,0351	-0,0226					
V_{10}	-4,53E-05	0,000525	-0,0864	-0,0453					
V_{14}	8,57E-06	0,000857	0,0100	0,0086					
V_{16}	9,56E-05	0,000774	0,1236	0,0956					
V_{18}	3,92E-05	0,00074	0,0530	0,0392					

A característica de convergência de estimação de estado para cada uma das configurações de medida está representada na Figura 5.4. Para as duas configurações distintas as curvas de convergência é muito similar.

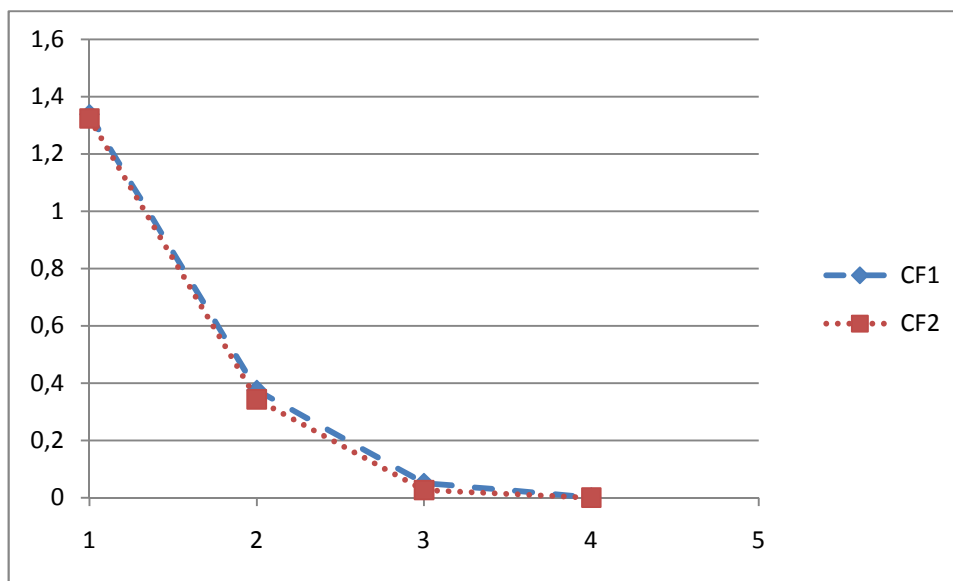


Figura 5.4 - Característica de convergência dos testes de estimação para a rede IEEE 30 barramentos

Análise dos resultados obtidos:

O algoritmo implementado apresentou-se estável e com uma precisão bastante boa. Isto deve-se ao facto de se usar o método estatístico de Monte Carlo em que são gerados 100 números aleatórios para cada medida e no final é feito uma média do resultado em que vai convergir para um resultado muito próximo da realidade. Das duas configurações adoptadas para cada uma das redes (IEEE 14 barramentos e IEEE 30 barramentos) não é notado uma grande diferença entre os valores estimados e os verdadeiros valores quer para amplitude e fase de tensão.

Verifica-se pela análise dos valores de $|\delta_x|$ e os valores de $|\delta_h|$ são sempre inferiores aos respectivos desvios padrão, denotando uma boa capacidade de filtragem do ruído de medida do estimador.

5.3 - Estimação pelo método desacoplado

Um sistema eléctrico apresenta, normalmente, uma dimensão elevada, qualquer simplificação que permita a diminuição de tempo é desejável. Com os métodos desacoplados é possível reduzir o tempo de cálculo tirando partido das características do problema:

- Diminuição da complexidade do sistema de equações a solucionar, substituindo-o por sistemas de menor dimensão.

Neste teste foi apenas usada a rede de 14 barramentos para as duas configurações como representado na tabela 5.1.

5.5.1 - Rede de teste IEEE 14 barramentos

Tabela 5.15 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 1					
Barramento	$ V_i _{real}$	$ V_i _{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	1,0600	1,0600	0,00E+00	7,08E-04	0,0000
2	1,0450	1,0450	0,00E+00	6,29E-04	0,0000
3	1,0100	1,0099	1,00E-04	8,81E-04	0,0460
4	1,0190	1,0190	0,00E+00	5,03E-04	0,0000
5	1,0200	1,0200	0,00E+00	5,14E-04	0,0000
6	1,0700	1,0699	1,00E-04	6,61E-04	0,0412
7	1,0620	1,0619	1,00E-04	1,36E-03	0,0229
8	1,0900	1,0899	1,00E-04	9,30E-04	0,0212
9	1,0560	1,0560	0,00E+00	6,48E-04	0,0000
10	1,0510	1,0509	1,00E-04	6,96E-04	0,0321
11	1,0570	1,0569	1,00E-04	8,01E-04	0,0347
12	1,0550	1,0550	0,00E+00	1,72E-03	0,0000
13	1,0500	1,0502	2,00E-04	8,88E-04	0,0500
14	1,0360	1,0362	2,00E-04	8,77E-04	0,0575

Tabela 5.16 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 1					
Barramento	$(\theta_i)_{real}$	$(\theta_i)_{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	0,0000	0,0000	0,00E+00	5,34E-04	0,0000
2	-0,0869	-0,0870	4,20E-05	6,95E-04	0,0668
3	-0,2220	-0,2221	1,20E-04	2,18E-03	0,1363
4	-0,1803	-0,1803	1,00E-05	1,13E-03	0,0199
5	-0,1532	-0,1532	0,00E+00	1,02E-03	0,0000
6	-0,2482	-0,2483	1,00E-04	2,43E-03	0,1514
7	-0,2334	-0,2332	2,00E-04	4,37E-03	0,1473
8	-0,2332	-0,2329	2,60E-04	4,71E-03	0,2794
9	-0,2608	-0,2607	5,00E-05	3,18E-03	0,0772
10	-0,2635	-0,2636	1,00E-05	3,12E-03	0,0144
11	-0,2581	-0,2581	2,00E-05	2,88E-03	0,0250
12	-0,2630	-0,2633	2,50E-04	3,18E-03	0,1454
13	-0,2646	-0,2646	4,00E-05	4,00E-03	0,0450
14	-0,2800	-0,2801	1,80E-04	3,48E-03	0,2053

Tabela 5.17 – Comparação dos valores de $|\delta_h|$, $\sqrt{\sum_h}$ e σ . Configuração 1 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 1					Configuração 1				
Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\sum_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\sum_h}}$	$\frac{\sqrt{\sum_h}}{\sigma}$	Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\sum_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\sum_h}}$	$\frac{\sqrt{\sum_h}}{\sigma}$
P_{1-5}	1,37E-03	3,68E-03	0,3716	0,3676	V_1	1,35E-04	7,08E-04	0,1910	0,7078
P_{2-4}	6,57E-04	4,65E-03	0,1412	0,4655	V_3	8,28E-05	8,81E-04	0,0941	0,8806
P_{3-2}	6,37E-04	9,01E-03	0,0706	0,9014	V_4	3,75E-04	5,03E-04	0,7468	0,5027
P_{4-5}	1,30E-03	7,55E-03	0,1717	0,7547	V_5	1,32E-04	5,14E-04	0,2561	0,5143
P_{5-6}	2,37E-03	8,10E-03	0,2933	0,8097	V_6	3,36E-04	6,61E-04	0,5094	0,6606
P_{6-12}	3,12E-03	4,91E-03	0,6362	0,4908	V_8	9,11E-05	9,30E-04	0,0980	0,9305
P_{13-14}	5,27E-04	6,32E-03	0,0835	0,6316	V_9	7,74E-05	6,48E-04	0,1194	0,6480
P_1	3,43E-04	8,90E-03	0,0386	0,8905	V_{10}	1,42E-05	6,96E-04	0,0204	0,6957
P_2	4,32E-04	9,14E-03	0,0473	0,9139	V_{11}	6,88E-05	8,01E-04	0,0859	0,8007
P_4	1,93E-04	9,91E-03	0,0194	0,9912	V_{13}	2,57E-04	8,88E-04	0,2896	0,8883
P_5	1,39E-03	8,68E-03	0,1602	0,8682	V_{14}	1,09E-04	8,77E-04	0,1246	0,8767
P_6	6,53E-04	9,82E-03	0,0665	0,9822					
P_8	5,18E-10	1,00E-02	0,0000	1,0000					
P_9	1,03E-04	9,97E-03	0,0103	0,9975					
P_{10}	1,94E-04	9,96E-03	0,0195	0,9963					
P_{11}	4,10E-04	9,91E-03	0,0414	0,9913					
P_{12}	1,55E-03	9,01E-03	0,1723	0,9012					
P_{14}	2,86E-04	9,27E-03	0,0309	0,9269					
Q_{1-5}	1,57E-03	2,49E-03	0,6311	0,2488					
Q_{2-4}	1,49E-03	2,57E-03	0,5794	0,2574					
Q_{3-2}	4,61E-04	4,22E-03	0,1093	0,4222					
Q_{4-5}	2,17E-03	5,26E-03	0,4113	0,5265					
Q_{5-6}	1,79E-03	3,06E-03	0,5851	0,3065					
Q_{6-12}	1,99E-03	4,66E-03	0,4270	0,4659					
Q_{13-14}	4,73E-03	2,70E-03	1,7508	0,2699					
Q_1	5,17E-04	7,50E-03	0,0689	0,7504					
Q_2	1,21E-04	8,78E-03	0,0138	0,8777					
Q_4	2,18E-03	8,79E-03	0,2480	0,8786					
Q_5	2,91E-04	8,05E-03	0,0362	0,8052					
Q_6	1,65E-03	8,31E-03	0,1985	0,8310					
Q_8	1,61E-03	7,64E-03	0,2102	0,7639					
Q_9	1,57E-04	9,25E-03	0,0170	0,9254					
Q_{10}	1,99E-05	7,82E-03	0,0025	0,7816					
Q_{11}	6,86E-06	6,18E-03	0,0011	0,6182					
Q_{12}	1,73E-03	8,45E-03	0,2044	0,8453					
Q_{14}	8,96E-05	4,93E-03	0,0182	0,4926					

Os resultados para a segunda configuração são apresentados nas tabelas 5.18, 5.19 e 5.20.

Tabela 5.18 – Amplitudes das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 2					
Barramento	$ V_i _{real}$	$ V_i _{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	1,0600	1,0600	0,00E+00	6,53E-04	0,0000
2	1,0450	1,0450	0,00E+00	6,09E-04	0,0000
3	1,0100	1,0100	0,00E+00	1,44E-03	0,0000
4	1,0190	1,0189	1,00E-04	6,94E-04	0,1440
5	1,0200	1,0199	1,00E-04	5,73E-04	0,1745
6	1,0700	1,0700	0,00E+00	6,78E-04	0,0000
7	1,0620	1,0621	1,00E-04	6,83E-04	0,1464
8	1,0900	1,0902	2,00E-04	1,77E-03	0,1130
9	1,0560	1,0560	0,00E+00	5,59E-04	0,0000
10	1,0510	1,0509	1,00E-04	7,19E-04	0,1391
11	1,0570	1,0568	2,00E-04	1,12E-03	0,1783
12	1,0550	1,0549	1,00E-04	1,62E-03	0,0618
13	1,0500	1,0499	1,00E-04	7,44E-04	0,1344
14	1,0360	1,0360	0,00E+00	8,67E-04	0,0000

Tabela 5.19 – Ângulos das fases das tensões, valor real e valor estimado da configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 2					
Barramento	$(\theta_i)_{real}$	$(\theta_i)_{estim}$	$ \delta_x $	$\sqrt{\sum_x}$	$\frac{ \delta_x }{\sqrt{\sum_x}}$
1	0,0000	0,0000	0,00E+00	9,20E-04	0,0000
2	-0,0869	-0,0869	5,40E-05	9,90E-04	0,0545
3	-0,2220	-0,2216	4,60E-04	1,68E-03	0,2737
4	-0,1803	-0,1802	9,00E-05	1,36E-03	0,0664
5	-0,1532	-0,1532	4,00E-05	1,19E-03	0,0336
6	-0,2482	-0,2485	2,70E-04	2,06E-03	0,1308
7	-0,2334	-0,2334	0,00E+00	1,92E-03	0,0000
8	-0,2332	-0,2331	7,00E-05	2,80E-03	0,0250
9	-0,2608	-0,2608	8,00E-05	2,00E-03	0,0400
10	-0,2635	-0,2635	0,00E+00	2,22E-03	0,0000
11	-0,2581	-0,2583	1,70E-04	2,36E-03	0,0722
12	-0,2630	-0,2634	3,90E-04	2,87E-03	0,1360
13	-0,2646	-0,2650	4,00E-04	2,42E-03	0,1656
14	-0,2800	-0,2805	5,70E-04	2,78E-03	0,2051

Tabela 5.20 – Comparação dos valores de $|\delta_h|$, $\sqrt{\Sigma_h}$ e σ . Configuração 2 rede de teste IEEE 14 barramentos

Configuração 2					Configuração 2				
Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\Sigma_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\Sigma_h}}$	$\frac{\sqrt{\Sigma_h}}{\sigma}$	Grandeza Medida	$ \delta_h $	$\sqrt{\Sigma_h}$	$\frac{ \delta_h }{\sqrt{\Sigma_h}}$	$\frac{\sqrt{\Sigma_h}}{\sigma}$
P_{1-2}	1,21E-03	5,57E-03	0,2168	0,5567	Q_{11-10}	2,57E-03	4,23E-03	0,6076	0,4231
P_{1-5}	6,55E-04	3,19E-03	0,2054	0,3187	Q_{13-14}	2,44E-03	2,40E-03	1,0171	0,2402
P_{2-3}	8,77E-04	6,01E-03	0,1459	0,6007	Q_1	1,39E-03	6,83E-03	0,2038	0,6834
P_{2-4}	2,86E-03	4,42E-03	0,6456	0,4423	Q_2	8,33E-04	8,40E-03	0,0991	0,8402
P_{3-4}	2,21E-04	8,02E-03	0,0275	0,8017	Q_5	6,56E-04	9,80E-03	0,0669	0,9801
P_{4-7}	1,05E-03	7,11E-03	0,1471	0,7106	Q_6	1,78E-04	7,56E-03	0,0235	0,7555
P_{5-6}	7,86E-05	6,61E-03	0,0119	0,6607	Q_7	1,79E-05	8,03E-03	0,0022	0,8029
P_{6-11}	3,60E-03	5,22E-03	0,6896	0,5221	Q_8	1,81E-05	8,03E-03	0,0022	0,8029
P_{6-12}	2,28E-03	4,79E-03	0,4752	0,4788	Q_9	1,95E-03	8,12E-03	0,2403	0,8122
P_{6-13}	4,58E-03	5,25E-03	0,8729	0,5251	Q_{10}	2,90E-03	7,13E-03	0,4069	0,7128
P_{7-9}	8,69E-04	6,52E-03	0,1334	0,6517	Q_{11}	3,93E-04	7,50E-03	0,0524	0,7501
P_{11-10}	8,65E-04	5,02E-03	0,1722	0,5024	Q_{12}	1,23E-03	7,60E-03	0,1624	0,7599
P_{13-14}	2,62E-03	4,24E-03	0,6173	0,4242	Q_{13}	3,64E-03	6,71E-03	0,5419	0,6715
P_1	2,27E-04	7,73E-03	0,0294	0,7726	Q_{14}	2,83E-03	4,65E-03	0,6080	0,4651
P_2	1,12E-03	9,03E-03	0,1235	0,9031	V_1	2,53E-04	6,53E-04	0,3879	0,2532
P_5	2,55E-05	9,88E-03	0,0026	0,9883	V_2	1,67E-04	6,09E-04	0,2738	0,1669
P_6	2,08E-03	8,55E-03	0,2430	0,8548	V_4	5,43E-05	6,94E-04	0,0782	0,0543
P_7	4,85E-04	8,61E-03	0,0563	0,8610	V_6	1,35E-04	6,78E-04	0,1994	0,1352
P_8	4,85E-04	8,61E-03	0,0563	0,8610	V_7	4,07E-04	6,83E-04	0,5962	0,4072
P_9	4,37E-04	8,96E-03	0,0488	0,8957	V_9	4,50E-04	5,59E-04	0,8052	0,4501
P_{10}	7,74E-04	8,80E-03	0,0879	0,8804	V_{10}	9,54E-05	7,19E-04	0,1327	0,0954
P_{11}	7,19E-04	7,79E-03	0,0923	0,7788	V_{13}	6,77E-05	7,44E-04	0,0910	0,0677
P_{12}	7,73E-04	7,94E-03	0,0973	0,7940	V_{14}	6,33E-05	8,67E-04	0,0731	0,0633
P_{13}	1,49E-03	8,07E-03	0,1847	0,8068					
P_{14}	2,02E-03	8,63E-03	0,2345	0,8633					
Q_{1-2}	3,18E-03	5,28E-03	0,6023	0,5281					
Q_{1-5}	4,49E-03	2,51E-03	1,7914	0,2509					
Q_{2-3}	9,31E-04	5,98E-03	0,1557	0,5976					
Q_{2-4}	1,24E-03	3,53E-03	0,3527	0,3527					
Q_{3-4}	9,63E-05	7,50E-03	0,0128	0,7497					
Q_{4-7}	2,72E-03	4,23E-03	0,6441	0,4230					
Q_{5-6}	1,60E-03	3,26E-03	0,4894	0,3261					
Q_{6-11}	3,12E-04	4,17E-03	0,0748	0,4173					
Q_{6-12}	7,05E-04	4,46E-03	0,1582	0,4458					
Q_{6-13}	2,71E-03	3,95E-03	0,6863	0,3951					
Q_{7-9}	4,02E-03	5,05E-03	0,7967	0,5049					

O método desacoplado como se pode ver pelas tabelas 5.15 até à 5.20 apresenta resultados bastante bons. Também aqui foi usado o método de Monte Carlo com uma geração de 100 soluções.

5.4 - Comparação entre método WLS e o método desacoplado

A análise do desempenho dos algoritmos implementados, foi efectuada para todas as configurações de medida na ausência de erros grosseiros. Os aspectos que estarão na base da avaliação do desempenho do estimador de estado serão apresentados no ponto a seguir.

5.5.1 - Parâmetros em análise

Os parâmetros que vão ser apresentados ajudam-nos a entender melhor o comportamento da estimação de estado. São calculados os erros de estimação máxima e médio para as tensões (amplitude e fase) em todos os barramentos e para os fluxos de potência nas linhas.

- Número de iterações - Nit
- Tempo de Processamento - $t(s)$
- Valor função Objectivo - $J(\hat{x})$
- Erro máximo das grandezas medidas

$$\delta_{max}^h = \max |z - h(\hat{x})|$$

- Erro médio das grandezas medidas

$$\delta_{med}^h = \frac{\sum_{i=1}^m |z_i - h(\hat{x}_i)|}{m}, \quad m = n^{\circ} \text{ de medidas}$$

- Erro máximo e médio do valor estimado para as fases das tensões

$$\delta_{med}^{\theta} = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} |\theta_i - \hat{\theta}_i|}{N-1}, \quad \delta_{max}^{\theta} = \max |\theta_i - \hat{\theta}_i|$$

Sendo N o número de Barramentos

- Erro máximo e médio do valor estimado para os módulos das tensões

$$\delta_{med}^V = \frac{\sum_{i=1}^{N-1} |V_i - \hat{V}_i|}{N}, \quad \delta_{max}^V = \max |V_i - \hat{V}_i|$$

Sendo N o número de Barramentos

Uma das características importantes dos algoritmos de estimação de estado é a capacidade de filtragem do ruído, a qual resulta da utilização de um número de medidas superior ao número de variáveis de estado do sistema. Os seguintes índices foram utilizados para avaliar essa capacidade.

- Índice J_M e J_E

$$J_M = \sum_{i=1}^M \frac{(z_i^M - z_i^T)^2}{\sigma_i^2}$$

$$J_E = \sum_{i=1}^M \frac{(z_i^E - z_i^T)^2}{\sigma_i^2}$$

Em que z_i^M , z_i^E , e z_i^T são respectivamente o valor medido (z_i), valor estimado ($h_i(\hat{x})$) e verdadeiro valor de ($h_i(x)$) da grandeza z_i e M é o número de medidas efectuadas.

O estimador apresenta boas características de filtragem sempre que o valor de J_E é inferior a J_M .

5.5.2 - Apresentação de resultados

Para a simplificação na apresentação dos resultados optou-se pelo seguinte critério:

1º Rede IEEE de 14 Barramentos

Tabela 5.21 – Resultados da estimação WLS básica

Configuração de medidas			
	t(s)	Nit	$J(\hat{x})$
Conf. 1	0,2188	4	19,31
Conf. 2	0,1875	3	31,8025

Tabela 5.22 – Resultados estatísticos da estimação - WLS básico

Configuração de medidas	δ_{max}^h (pu)	δ_{med}^h (pu)	δ_{max}^θ (rad)	δ_{med}^θ (rad)	δ_{max}^V (pu)	δ_{med}^V (pu)
Conf. 1	0,0017	0,0003	0,0006	0,0002	0,0003	0,0001
Conf. 2	0,0015	0,0005	0,0003	0,0001	0,0002	0,0001

Tabela 5.23 – Resultados da estimação - estimador desacoplado

Configuração de medidas			
	t(s)	Nit	$J(\hat{x})$
Conf. 1	0,1719	15	21,08
Conf. 2	0,1406	14	33,46

Tabela 5.24 – Resultados estatísticos da estimação - estimador desacoplado

Configuração de medidas	δ_{max}^h (pu)	δ_{med}^h (pu)	δ_{max}^θ (rad)	δ_{med}^θ (rad)	δ_{max}^V (pu)	δ_{med}^V (pu)
Conf. 1	0,0047	0,0008	0,0003	0,0001	0,0002	0,0001
Conf. 2	0,0046	0,0013	0,0006	0,0002	0,0002	0,0001

Tabela 5.25 – Valor dos Índices de J_M, J_E para a configuração 1 da rede IEEE de 14 barramentos

Índices	WLS básico	Método desacoplado
J_M	0,3586	0,8797
J_E	0,2521	0,4049
J_E/J_M	0,7032	0,4604

2º Rede IEEE de 30 Barramentos

Para a rede de 30 barramentos não foram feitos testes com a versão desacoplada. Serão apenas apresentados valores em relação ao estimador WLS básico.

Tabela 5.26 – Resultados da estimação - WLS básico

Configuração de medidas			
	t(s)	Nit	J(x)
Conf. 1	3,8281	4	36,914
Conf. 2	3,0313	4	58,7137

Tabela 5.27 – Resultados estatísticos da estimação - WLS básico

Configuração de medidas	δ_{max}^h (pu)	δ_{med}^h (pu)	δ_{max}^θ (rad)	δ_{med}^θ (rad)	δ_{max}^V (pu)	δ_{med}^V (pu)
Conf. 1	4,07E-03	1,09E-05	1,16E-03	4,24E-04	5,00E-04	9,20E-05
Conf. 2	2,13E-03	7,15E-05	7,50E-04	3,89E-04	2,00E-04	9,93E-05

Tabela 5.28 – Valor dos Índices de J_M, J_E para a rede IEEE de 30 barramentos

Índices	Conf.1	Conf.2
JM	0,9147	1,0644
JE	0,6394	0,3884
JE/JM	0,6991	0,3649

5.5.3 - Análise dos resultados

Pela análise das tabelas 5.1 e 5.3 pode-se assim demonstrar o que foi descrito no capítulo 2 pela formulação do método clássico dos mínimos quadrados e o método desacoplado que:

- A versão desacoplada é bastante mais rápida a atingir a convergência, sendo o tempo de processamento, aproximadamente metade do usado pelo método WLS básico. Esta característica deve-se ao facto da não necessidade de, a cada iteração, inverter a matriz de ganho.
- A versão pelo método WLS básico é a que resolve melhor o problema da minimização da função objectivo $J(\hat{x})$.

Pela análise da tabela 5.28 mostra-nos que a relação entre os índices de J_E e J_M apresentam melhores resultados quando a configuração adoptada engloba medidas dos diferentes tipos, nomeadamente quando se aumenta o número de potências injectadas.

Torna-se evidente que executar a estimação de estado pelo método de WLS básico produz melhores resultados, isto é, valores muito próximos dos valores reais. De acordo com as tabelas apresentadas, verifica-se que os erros médios das grandezas estimadas são bastante pequenos.

Não é de colocar de parte a ideia de se fazerem simplificações ao processo de estimação. Quando na presença de redes de elevada dimensão e principalmente quando a redundância das medidas é elevada, o tempo de processamento aumenta bastante, podendo mesmo impedir a sua utilização *on-line*.

Por isso qualquer simplificação que possa reduzir o tempo de processamento é sempre desejável mesmo com a consequência de perder ligeiramente a precisão de resultados, como acontece com o método desacoplado.

Como se pode verificar pelos resultados obtidos pelo método desacoplado, a precisão dos valores estimados é ligeiramente inferior, mas em contrapartida o tempo de processamento é quase metade. Enquanto que na versão WLS básica é necessário fazer todas as operações, com o método desacoplado apenas é necessário realizar metade dessas operações, porque as matrizes de ganho são construídas e factorizadas apenas uma vez.

Em relação ao número de iterações, elas aumentam na versão desacoplada mas isso não é um aspecto significativo visto que o tempo por cada iteração é consideravelmente menor.

5.5 - Redundância de medidas na estimação de estado

Realizaram-se alguns testes para estudar o efeito da redundância na solução de estimação obtida.

Para o efeito apenas foi utilizada a rede IEEE de 14 barramentos para algumas configurações de medidas fazendo variar a redundância entre 1.14 a 2.4.

Os resultados estimados são comparados com o verdadeiro valor e são apresentados graficamente. Os gráficos basicamente traduzem as amplitudes de tensão e o ângulo de fase de tensão estimadas em cada teste, com os valores reais.

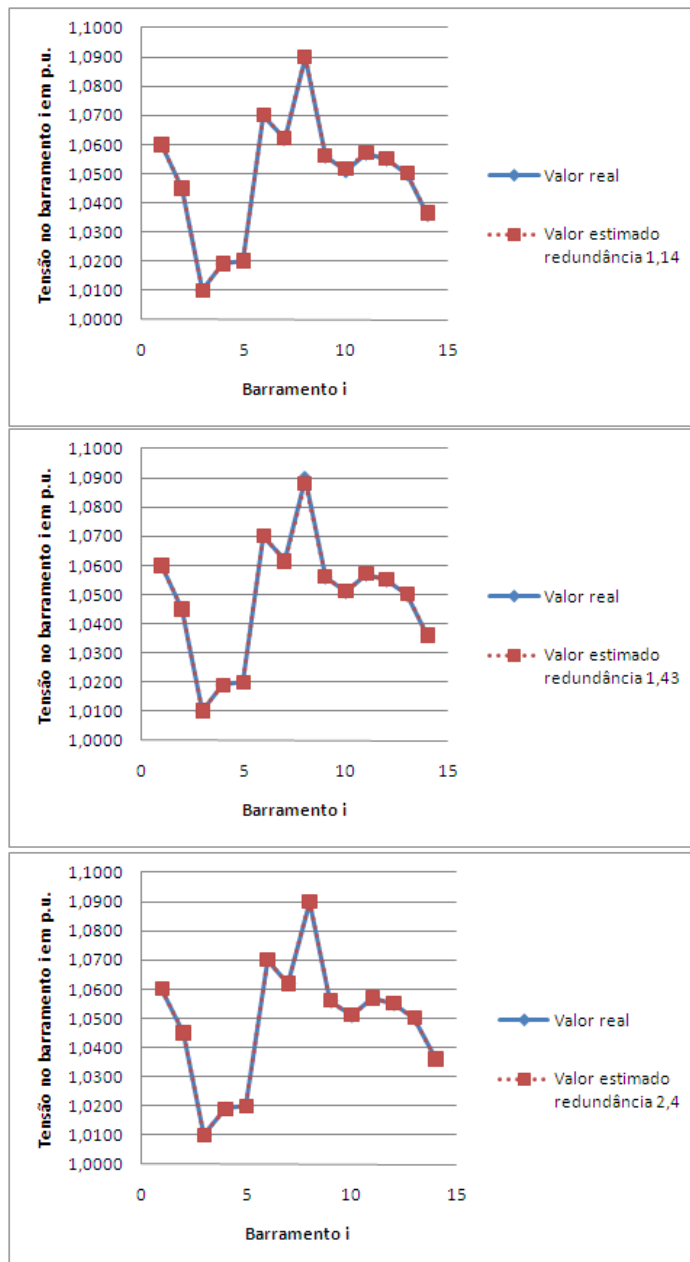


Figura 5.5 - Tensão em cada barramento para diferentes redundâncias de medida em relação ao valor real.

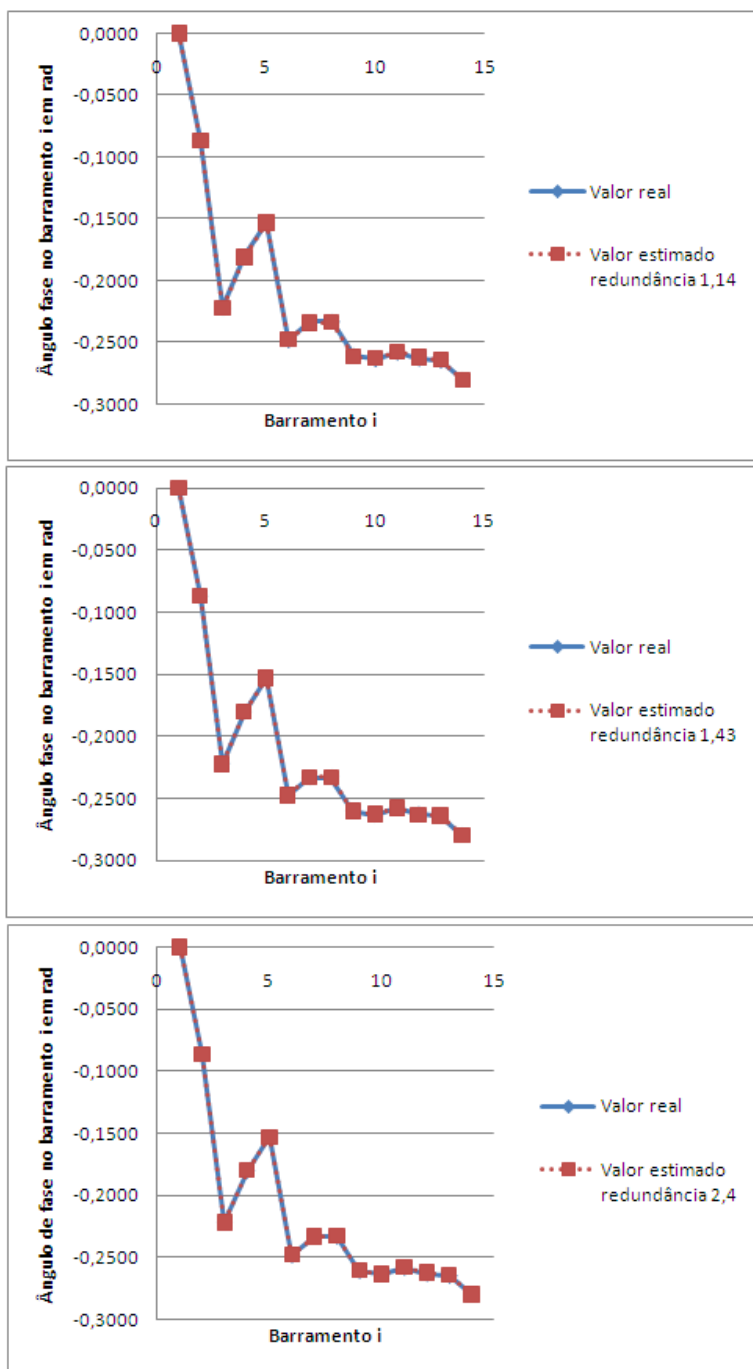


Figura 5.6 - Ângulo da fase em cada barramento para diferentes redundâncias de medida em relação ao valor real.

Da análise dos resultados das Figuras 5.5 e 5.6 não é conclusivo a influência da redundância de medida no comportamento do estimador de estado. A redundância por si só não explica o comportamento do estimador, pois para além do aumento do número de medidas, é fundamental o tipo de medidas e a sua localização na rede de teste.

Na Figura 5.7 traduz o peso que cada tipo de medida constitui em cada configuração testada.

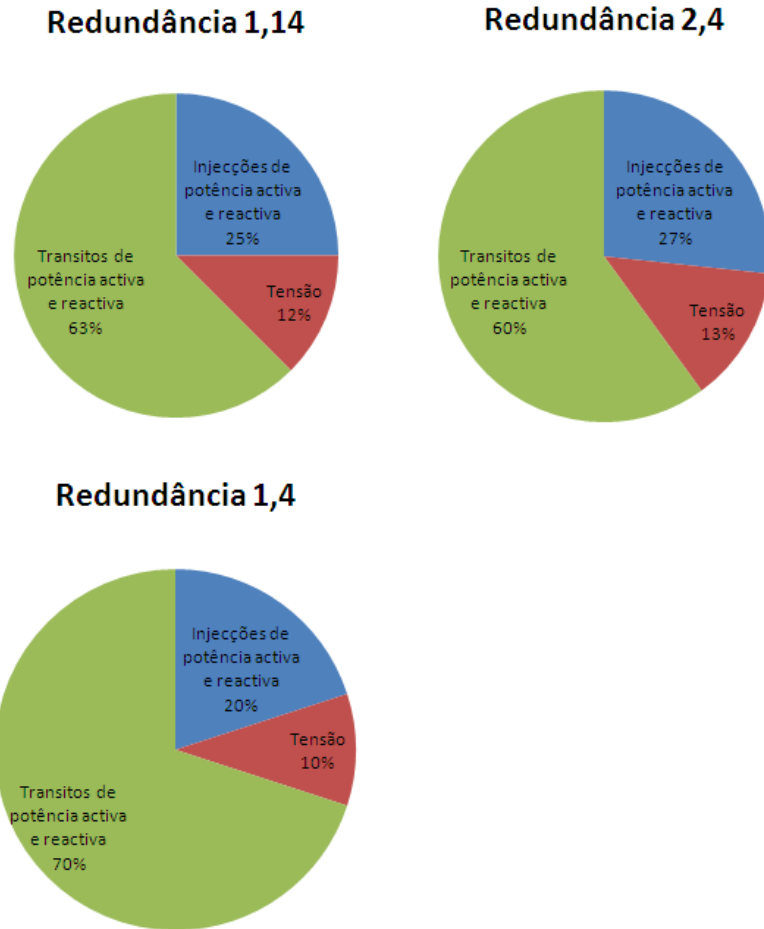


Figura 5.7 - Diversos tipos de medidas para cada uma das configurações

Pela análise das tabelas 5.22 e 5.24 apresentadas no capítulo 5.5.2 verifica-se que os erros médios são bastante pequenos para as duas redundâncias de medidas usadas nas duas redes de teste, não se notando muita influência deste factor.

5.6 - Detecção de erros grosseiros

Como já foi explicado no capítulo 4, qualquer algoritmo de estimação de estado deve possuir uma rotina para a detecção e identificação de erros grosseiros que eventualmente poderão aparecer no vector de medidas. O algoritmo desenvolvido recorre ao método da função objectivo, $J(\hat{x})$ para efectuar a detecção de erros grosseiros e executa a identificação pelo método de maior resíduo normalizado do vector de medidas.

Para efectuar a análise e detecção dos erros grosseiros foi utilizada a rede de 14 barramentos (configuração 1 e configuração 2). Foram usadas as duas configurações de medida para se poder estudar a influência da redundância na detecção dos erros grosseiros.

Foram simulados três tipos de erros grosseiros, um nas medidas de tensão, outro nas medidas de potência injectada e por último nas medidas de fluxo de potência. Para cada um dos erros, fez-se variar a sua amplitude no intervalo -20σ a 20σ .

As medidas que foram utilizadas são as seguintes:

- V_1
- P_5
- Q_{1-5}

Tabela 5.29 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida V_1 na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos

Medida V_1		
Amplitude do erro grosseiro	$J(\hat{x})$	$J(\hat{x})/\chi^2$
20σ	234,2600	8,2486 (D)
15σ	141,4600	4,9810 (D)
10σ	73,8300	2,5996 (D)
7σ	45,0500	1,5863 (D)
5σ	32,3500	1,1391 (D)
4σ	27,7800	0,9782
3σ	23,0000	0,8099
2σ	19,6400	0,6915
1σ	18,8200	0,6627
0	18,6100	0,6553
-1σ	19,9900	0,7039
-2σ	21,1400	0,7444
-3σ	23,0300	0,8109
-4σ	27,3100	0,9616
-5σ	32,4100	1,1412 (D)
-7σ	45,3800	1,5979 (D)
-10σ	71,9600	2,5338 (D)
-15σ	141,6900	4,9891 (D)
-20σ	232,0800	8,1718 (D)

$$\chi^2=28,4$$

Graus de liberdade = 20

Redundância 1,7

(D) - indicação detecção de erros grosseiros

Tabela 5.30 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida P_5 na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos

Medida P_5		
Amplitude do erro grosseiro	$J(\hat{x})$	$J(\hat{x})/\chi^2$
20σ	123,3100	4,3419 (D)
15σ	77,5700	2,7313 (D)
10σ	46,3900	1,6335 (D)
7σ	32,2900	1,1370 (D)
5σ	26,9300	0,9482
4σ	23,6500	0,8327
3σ	22,9300	0,8074
2σ	20,6000	0,7254
1σ	19,9000	0,7007
0	19,3300	0,6806
-1σ	20,5200	0,7225
-2σ	20,6200	0,7261
-3σ	21,6500	0,7623
-4σ	23,0500	0,8116
-5σ	26,8300	0,9447
-7σ	31,6100	1,1130 (D)
-10σ	43,3600	1,5268 (D)
-15σ	79,7400	2,8077 (D)
-20σ	122,7000	4,3204 (D)

$\chi^2=28,4$

Graus de liberdade = 20

Redundância 1,7

(D) - indicação detecção de erros grosseiros

Tabela 5.31 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida Q_{1-5} na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos

Medida Q_{1-5}		
Amplitude do erro grosseiro	$J(\hat{x})$	$J(\hat{x})/\chi^2$
20σ	390,7400	13,7585 (D)
15σ	226,2600	7,9669 (D)
10σ	111,4200	3,9232 (D)
7σ	64,3400	2,2655 (D)
5σ	43,2300	1,5222 (D)
4σ	33,4900	1,1792 (D)
3σ	27,8600	0,9810
2σ	22,3100	0,7856
1σ	19,1100	0,6729
0	18,7500	0,6602
-1σ	19,9500	0,7025
-2σ	22,1600	0,7803
-3σ	27,4200	0,9655
-4σ	32,7700	1,1539 (D)
-5σ	41,8700	1,4743 (D)
-7σ	62,4300	2,1982 (D)
-10σ	112,0200	3,9444 (D)
-15σ	228,6800	8,0521 (D)
-20σ	393,2400	13,8465 (D)

 $\chi^2=28,4$

Graus de liberdade = 20

Redundância 1,7

(D) - indicação detecção de erros grosseiros

Tabela 5.32 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida V_1 na configuração 2 da rede IEEE 14 barramentos

Medida V_1		
Amplitude do erro grosseiro	$J(\hat{x})$	$J(\hat{x})/\chi^2$
20σ	267,9000	6,2887 (D)
15σ	167,0500	3,9214 (D)
10σ	90,9400	2,1347 (D)
7σ	59,6400	1,4000 (D)
5σ	48,2200	1,1319 (D)
4σ	41,0000	0,9624
3σ	36,0400	0,8460
2σ	33,5000	0,7864
1σ	31,2700	0,7340
0	30,9700	0,7270
-1σ	31,0500	0,7289
-2σ	33,8500	0,7946
-3σ	37,4000	0,8779
-4σ	39,7300	0,9326
-5σ	46,3500	1,0880 (D)
-7σ	61,3700	1,4406 (D)
-10σ	89,5100	2,1012 (D)
-15σ	164,8300	3,8692 (D)
-20σ	268,76	6,3089 (D)

$$\chi^2=42,6$$

Graus de liberdade = 32

Redundância 2,2

(D) - indicação detecção de erros grosseiros

Tabela 5.33 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida P_5 na configuração 2 da rede IEEE 14 barramentos

Medida P_5		
Amplitude do erro grosseiro	$J(\hat{x})$	$J(\hat{x})/\chi^2$
20σ	43,6900	1,0256 (D)
15σ	38,0900	0,8941
10σ	34,5500	0,8110
7σ	32,4300	0,7613
5σ	32,1700	0,7552
4σ	30,8700	0,7246
3σ	29,1000	0,6831
2σ	28,5000	0,6690
1σ	28,4000	0,6667
0	27,9000	0,6549
-1σ	30,2400	0,7099
-2σ	30,4500	0,7148
-3σ	31,4000	0,7371
-4σ	32,8200	0,7704
-5σ	33,3600	0,7831
-7σ	33,6700	0,7904
-10σ	34,0400	0,7991
-15σ	39,3000	0,9225
-20σ	43,5800	1,0230 (D)

 $\chi^2=42,6$

Graus de liberdade = 32

Redundância 2,2

(D) - indicação detecção de erros grosseiros

Tabela 5.34 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida Q_{1-5} na configuração 2 da rede IEEE 14 barramentos

Medida Q_{1-5}		
Amplitude do erro grosseiro	$J(\hat{x})$	$J(\hat{x})/\chi^2$
20σ	404,9800	9,5066 (D)
15σ	241,2400	5,6629 (D)
10σ	123,6500	2,9026 (D)
7σ	74,9700	1,7599 (D)
5σ	53,6100	1,2585 (D)
4σ	45,7100	1,0730 (D)
3σ	37,7900	0,8871
2σ	34,1400	0,8014
1σ	31,8000	0,7465
0	28,9800	0,6803
-1σ	31,9800	0,7507
-2σ	33,9200	0,7962
-3σ	39,2700	0,9218
-4σ	45,2700	1,0627 (D)
-5σ	53,4100	1,2538 (D)
-7σ	76,0800	1,7859 (D)
-10σ	122,4200	2,8737 (D)
-15σ	239,5000	5,6221 (D)
-20σ	404,4000	9,4930 (D)

$$\chi^2=42,6$$

Graus de liberdade = 32

Redundância 2,2

(D) - indicação detecção de erros grosseiros

Como se pode ver pelos resultados nas tabelas anteriores (5.29 - 5.34), conclui-se que a rotina de detecção de erros grosseiros tem um melhor comportamento quando os erros ocorrem nas medidas de tensão. A explicação que pode ser dada é devido ao facto do maior peso que é atribuído no processo de estimação pelo método dos mínimos quadrados ponderados. Em relação às medidas das potências a eficiência da rotina não é tão notória, sendo necessárias amplitudes de erros grosseiros superiores para que possam ser detectados.

A influência da redundância é outro aspecto que convém salientar. As tabelas 5.32, 5.33 e 5.34 que representam a configuração 2, a simulação dos erros grosseiros nas mesmas medidas só podem ser detectados para amplitudes superiores.

A explicação que pode ser dada é que a detecção de um erro grosseiro numa dada medida depende mais do nível de redundância local do que da redundância global. Quer isto dizer que a existência de um maior número de medidas na vizinhança das medidas afectadas pelos erros grosseiros os resultados são mais favoráveis.

No método de $J(\hat{x})$ se o nível de detecção de (χ^2) for elevado (o que corresponde a uma baixa probabilidade de falso alarme), não serão detectados erros grosseiros de amplitude considerável (15σ); por outro lado, se o nível de detecção for baixo (probabilidade de falso alarme elevada) verificar-se-ão com frequência situações de falso alarme.

Este método pode também ser aplicado à versão desacoplada e ficar do seguinte modo:

$$J(\hat{x}) = J_A(\hat{x}) + J_R(\hat{x})$$

Sendo $J_A(\hat{x})$ calculado para as potências activas e $J_R(\hat{x})$ para as potências reactivas e módulos de tensão.

Este desacoplamento torna-se vantajoso na fase de identificação pois, no caso de haver um erro grosseiro, a componente que obtiver maior valor, indica o tipo de medida afectada pelo erro.

As tabelas 5.35, 5.36 e 5.37 apresentam as mesmas medidas que foram analisadas para o método integral, considerando apenas a configuração 1. Apresentaram um comportamento semelhante.

Tabela 5.35 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida V_1 na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos

Medida V_1			
Amplitude do erro grosseiro	$J(\hat{x})$	$J_A(\hat{x})$	$J_R(\hat{x})$
20σ	234,2200	4,9900	229,2300
15σ	144,6700	4,1000	140,5700
10σ	76,6800	4,5900	72,0900
7σ	44,6600	4,6200	40,0400
5σ	35,2300	4,1000	31,1300
4σ	27,9500	4,6900	23,2600
3σ	24,3300	5,1900	19,1400
2σ	21,8900	5,1300	16,7600
1σ	19,2700	4,8400	14,4300
0	20,2600	5,3100	14,9500
-1σ	19,4300	4,4800	14,9500
-2σ	23,9400	5,6800	18,2600
-3σ	24,9800	4,8400	20,1400
-4σ	28,2600	4,8900	23,3700
-5σ	36,7100	4,9300	31,7800
-7σ	49,0800	4,9000	44,1800
-10σ	70,9000	5,4900	65,4100
-15σ	142,7700	5,2100	137,5600
-20σ	227,1100	4,6300	222,4800

Tabela 5.36 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida P_5 na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos

Medida P_5			
Amplitude do erro grosseiro	$J(\hat{x})$	$J_A(\hat{x})$	$J_R(\hat{x})$
20σ	123,6500	104,8700	18,7800
15σ	80,0000	63,0000	17,0000
10σ	45,9100	28,2900	17,6200
7σ	33,4100	17,6500	15,7600
5σ	26,2400	11,3600	14,8800
4σ	24,0800	9,3900	14,6900
3σ	22,7300	6,5900	16,1400
2σ	21,1700	6,2900	14,8800
1σ	20,3500	4,9700	15,3800
0	21,2300	5,2200	16,0100
-1σ	18,4100	4,3700	14,0400
-2σ	20,4400	4,6800	15,7600
-3σ	21,9200	6,7600	15,1600
-4σ	24,2400	8,5400	15,7000
-5σ	27,1300	10,9300	16,2000
-7σ	32,2900	16,1200	16,1700
-10σ	47,7400	30,2200	17,5200
-15σ	76,1700	60,1900	15,9800
-20σ	122,6200	105,5700	17,0500

Tabela 5.37 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida Q_{1-5} na configuração 2 da rede IEEE 14 barramentos

Medida Q_{1-5}			
Amplitude do erro grosseiro	$J(\hat{x})$	$J_A(\hat{x})$	$J_R(\hat{x})$
20σ	393,0300	4,4500	388,5800
15σ	233,8600	5,0400	228,8200
10σ	114,8300	4,7400	110,0900
7σ	65,0300	4,7200	60,3100
5σ	43,5100	5,3800	38,1300
4σ	35,5600	4,8400	30,7200
3σ	29,1000	5,2700	23,8300
2σ	23,6000	4,7900	18,8100
1σ	22,2300	5,5900	16,6400
0	19,7300	4,9700	14,7600
-1σ	20,2900	5,1900	15,1000
-2σ	23,6460	5,0560	18,5900
-3σ	26,8600	5,0000	21,8600
-4σ	34,0000	4,4600	29,5400
-5σ	43,6900	5,0300	38,6600
-7σ	65,4900	5,4600	60,0300
-10σ	112,1100	4,7300	107,3800
-15σ	229,3700	5,4100	223,9600
-20σ	395,6500	5,1200	390,5300

5.7 - Geração de pseudomedidas

O objectivo agora é testar o método que foi proposto no capítulo 4 para a obtenção de pseudomedidas. A Configuração 1 foi a utilizada para a simulação da presença de erros grosseiros nas medidas.

Fez-se variar o tipo de medida em erro e também a amplitude do respectivo erro grosseiro. Para cada uma dessas situações é obtida a estimativa do vector estado do sistema sendo em seguida executadas as fases de detecção e identificação de erros grosseiros.

Uma vez identificada a medida em erro é então gerado o novo valor a atribuir a essa medida.

Da análise dos resultados pode concluir-se que os valores gerados para as pseudomedidas são muito próximos dos verdadeiros valores das grandezas medidas e consequentemente a estimativa do estado do sistema após reestimação será fiável. A tabela 5.38 ilustra a precisão das pseudomedidas.

Tabela 5.38 – Detecção de um erro grosseiro de amplitude variável na medida P_5 na configuração 1 da rede IEEE 14 barramentos

Tipo de medida (pu)	Amplitude do erro grosseiro (pu)	Verdadeiro valor (pu)	Valor medido (pu)	Valor estimado (pu)	Valor gerado (pu)
V 13	20σ	1,0500	1,0700	1,0560	1,0581
	15σ	1,0500	1,0650	1,0561	1,0582
	7σ	1,0500	1,0570	1,0552	1,0570
	-7σ	1,0500	1,0430	1,0448	1,0430
	-15σ	1,0500	1,0350	1,0438	1,0417
	-20σ	1,0500	1,0300	1,0435	1,0417
P2_4	20σ	0,5616	0,7616	0,5700	0,6026
	15σ	0,5616	0,7116	0,5679	0,5924
	7σ	0,5616	0,6316	0,5645	0,5760
	-7σ	0,5616	0,4916	0,5586	0,5470
	-15σ	0,5616	0,4116	0,5551	0,5304
	-20σ	0,5616	0,3616	0,5529	0,5199
P1	20σ	2,3235	2,5235	2,4041	2,4246
	15σ	2,3235	2,4735	2,3993	2,4187
	7σ	2,3235	2,3935	2,3793	2,3935
	-7σ	2,3235	2,2535	2,2676	2,2535
	-15σ	2,3235	2,1735	2,2475	2,2282
	-20σ	2,3235	2,1235	2,2428	2,2222

5.8 - Conclusão

Neste capítulo foi analisado o comportamento dos algoritmos de estimação de estado pelo método dos Mínimos Quadrados Ponderados e a versão desacoplada. Foram aplicados a duas redes reais, as redes de teste IEEE 14 barramentos e 30 barramentos.

Na análise dos resultados estudou-se com particular atenção o comportamento do vector estado para as duas configurações de medidas, quer na presença e ausência de erros grosseiros.

Conclui-se que a redundância de medidas não contribui para a solução óptima para o vector de estado do sistema. Como referido anteriormente neste capítulo a redundância por si só não explica o comportamento do estimador, pois para além do aumento do número de medidas, é fundamental o tipo de medidas e a sua localização na rede de teste.

Foi testado um método de detecção e identificação de erros grosseiros nas medidas baseado no teste do $J(\hat{x})$.

Finalmente, foi implementado um algoritmo para a correcção do vector de medidas baseado na substituição das mesmas por pseudomedidas.

Capítulo 6

Conclusões e propostas para futuros desenvolvimentos

6.1 - Conclusões

A estimação de estado é uma ferramenta importante dentro dos centros de controlo e condução dos sistemas eléctricos de energia. Dela depende a criação de uma base de dados coerente e fiável que auxilia as acções a tomar pelos operadores do sistema, para que a condução do mesmo se faça dentro de parâmetros, de qualidade técnica e económicos preestabelecidos.

Neste trabalho de investigação foram implementados algoritmos para a estimação de estado estática em SEE, baseados no método dos mínimos quadrados ponderados. É um método que fornece a estimativa do estado do sistema que proporciona a minimização do quadrado dos resíduos (diferença entre as observações actuais e as observações previstas por aplicação do estimador de estado com recurso ao modelo matemático).

Os estimadores WLS assumem um conjunto de variâncias do erro de medida, cujas inversas são usualmente escolhidas para caracterizar os pesos para as medidas. Estes mesmos pesos influenciam também nos procedimentos de detecção e identificação de erros.

A qualidade e o desempenho do algoritmo de estimação de estado depende da sua capacidade em detectar, identificar e corrigir as medidas afectadas por erros grosseiros.

Uma vantagem do uso do método dos mínimos quadrados ponderados é a simplicidade de implementação dos métodos de detecção e identificação de erros grosseiros que lhe estão associados. Sobre este assunto, foram analisados no capítulo 4, algumas das metodologias normalmente utilizadas.

Neste trabalho analisou-se também a influência da localização tipo de medida disponível nas redes com vista à obtenção de uma solução de estimação. Por isso foi abordado o problema da observabilidade de um SEE. A observabilidade de uma rede é determinada pelo tipo e localização de medidas disponíveis bem como a topologia da rede. O método numérico implementado, que permitiu a análise da observabilidade das redes considerando dadas as medidas disponíveis, utilizou o modelo desacoplado e baseou-se na factorização numérica da matriz ganho.

Assumi assim particular importância as fases de determinação dos ramos não observáveis, identificação de “ilhas” observáveis e a colocação de novas medidas para o restabelecimento da observabilidade.

6.2 - Propostas para futuros desenvolvimentos

Este trabalho conduz a trabalhos de investigação que permitem o desenvolvimento de alguns dos pontos abordados.

Assim, sugere-se como desenvolvimentos futuros:

- O desenvolvimento de um algoritmo que permita escolher a configuração de medidas que melhor satisfaça os objectivos predefinidos.
- Utilização de medidas de corrente na estimação de estado
- Metodologias para a identificação de medidas críticas

Referências

- [1] T. E. Dyliacono, "The adaptative reliability control system", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-86, 1967.
- [2] L. H. Fink and K. Carlsen, "Operation under stress and strain", in *IEEE Spectrum* 1978.
- [3] I. M. M. A. F. Freitas, "A estimação de estado de sistemas eléctricos de energia", Tese de Doutoramento, Porto, 1995.
- [4] R. E. Larson, *et al.*, "State Estimation in Power Systems Part II: Implementation and Applications", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-89, pp. 353-363, 1970.
- [5] J. F. Dopazo, *et al.*, "State Calculation of Power Systems from Line Flow Measurements, Part II", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-91, pp. 145-151, 1972.
- [6] G. N. Korres and G. C. Contaxis, "A tool for the evaluation and selection of state estimator measurement schemes", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 9, pp. 1110-1116, 1994.
- [7] T. A. Stuart and C. J. Herczet, "A Sensitivity Analysis of Weighted Least Squares State Estimation for Power Systems", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-92, pp. 1696-1701, 1973.
- [8] J. F. Dopazo, *et al.*, "Implementation of the AEP real-time monitoring system", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. 95, pp. 1618-1629, 1976.
- [9] A. P. S. Meliopoulos, *et al.*, "Power system state estimation: modeling error effects and impact on system operation", in *System Sciences, 2001. Proceedings of the 34th Annual Hawaii International Conference on*, 2001, pp. 682-690.
- [10] E. E. Fetzer and P. M. Anderson, "Observability in the state estimation of power systems", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. 94, pp. 1981-1988, 1975.
- [11] K. A. Clements, *et al.*, "State Estimator Measurement System Reliability Evaluation -- An Efficient Algorithm Based on Topological Observability Theory", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-101, pp. 997-1004, 1982.
- [12] Y. M. Park, *et al.*, "Design of reliable measurement system for state estimation", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 830-836, 1988.

- [13] L. Holten, *et al.*, "Comparison of different methods for state estimation", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 3, pp. 1798-1806, 1988.
- [14] F. C. Schweppe, "Uncertain Dynamic Systems", *Prentice-Hall, Inc*, 1973.
- [15] F. C. Schweppe, "Power System Static-State Estimation, Part III: Implementation", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-89, pp. 130-135, 1970.
- [16] F. C. Schweppe and D. B. Rom, "Power System Static-State Estimation, Part II: Approximate Model", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-89, pp. 125-130, 1970.
- [17] F. C. Schweppe and J. Wildes, "Power System Static-State Estimation, Part I: Exact Model", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-89, pp. 120-125, 1970.
- [18] A. Monticelli and A. Garcia, "Modeling zero impedance branches in power system state estimation", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 6, pp. 1561-1570, 1991.
- [19] M. B. D. C. Filho, *et al.*, "Bibliography on power system state estimation (1968-1989)", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 5, pp. 950-961, 1990.
- [20] I. M. M. A. F. d. Freitas, *Prova de aptidão pedagógica e capacidade científica*. Porto, 1986.
- [21] A. Abur and A. Gmez Expósito, *Power system state estimation theory and implementation*. New York, NY :: Marcel Dekker, 2004.
- [22] H. P. Horisberger, *et al.*, "A fast decoupled static state-estimator for electric power systems", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. 95, pp. 208-215, 1976.
- [23] A. Monticelli and A. Garcia, "Fast decoupled state estimators", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 5, pp. 556-564, 1990.
- [24] B. Stott and O. Alsac, "Fast Decoupled Load Flow", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-93, pp. 859-869, 1974.
- [25] A. Monticelli, "Electric power system state estimation", *Proceedings of the IEEE*, vol. 88, pp. 262-282, 2000.
- [26] B. Gou and A. Abur, "A direct numerical method for observability analysis", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 15, pp. 625-630, 2000.
- [27] D. Qifeng and A. Abur, "An improved measurement placement method against loss of multiple measurements and branches", in *Power Engineering Society Winter Meeting, 2002. IEEE*, 2002, pp. 234-237 vol.1.
- [28] P. S. C. Vide, *et al.*, "Use of available phasor measurements for system observability: A case study", in *Power Engineering, Energy and Electrical Drives, 2009. POWERENG '09. International Conference on*, 2009, pp. 95-100.
- [29] G. R. Krumpholz, *et al.*, "Power System Observability: A Practical Algorithm Using Network Topology", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-99, pp. 1534-1542, 1980.
- [30] G. Bei and A. Abur, "An improved measurement placement algorithm for network observability", *Power Systems, IEEE Transactions on*, vol. 16, pp. 819-824, 2001.

- [31] J. A. B. Carvalho, *O processamento distribuído na estimação de estado de sistemas eléctricos de energia*. FEUP - Departamento de Engenharia Electrotécnica e de Computadores, Tese de Doutoramento Porto, 1999.
- [32] M. R. Spiegel, *Probabilidades e estatística*. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1977.
- [33] J. A. B. Carvalho, *A estimação de estado em sistemas eléctricos de energia Detecção e identificação de erros grosseiros*, Tese de Mestrado Porto, 1994.
- [34] I. M. M. A. F. d. Freitas and F. P. Maciel Barbosa, "Metodologias de Detecção e Identificação de Erros grosseiros em Sistemas Eléctricos de Energia", *Jornadas Luso-Espanholas de Engenharia Electrotécnica, Coimbra*, 1991.
- [35] A. Garcia, *et al.*, "Fast Decoupled State Estimation and Bad Data Processing", *Power Apparatus and Systems, IEEE Transactions on*, vol. PAS-98, pp. 1645-1652, 1979.
- [36] U. Washington. *Power Systems Test Case Archive, Web page*. Available: <http://www.ee.washington.edu/research/pstca/>. Acedido em Julho de 2010

APÊNDICE A

ESTIMATIVA DO VECTOR DE ESTADO DO SISTEMA UTILIZANDO O MÉTODO DOS MÍNIMOS QUADRADOS PESADOS

A obtenção da estimativa \hat{x} pelo método dos mínimos quadrados pesados baseia-se na minimização de $J(x)$ em que:

$$J(x) = [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] \quad (\text{A.1})$$

Para que \hat{x} satisfaça a condição de optimalidade temos que:

$$\left. \frac{\partial J}{\partial x} \right|_{x = \hat{x}} = -2H^T R^{-1} [z - h(\hat{x})] = -2H^T R^{-1} r = 0 \quad (\text{A.2})$$

em que $H = \partial h / \partial x$ representa a matriz Jacobiana de $h(x)$

Uma vez que $z = h(x) + w$ e atendendo à equação (A.2) vem que:

$$H^T R^{-1} [h(x) + w - h(\hat{x})] = 0 \quad (\text{A.3})$$

Definindo o erro da estimação de estado δ_x como:

$$\delta_x = x - \hat{x} \quad (\text{A.4})$$

as restantes equações deste Apêndice baseiam-se na linearização obtida quando δ_x toma valores pequenos, pelo que é admissível escrever:

$$h(x) = h(\hat{x}) + H\delta_x \quad (\text{A.5})$$

De (A.3), (A.4) e (A.5) vem :

$$\delta_x = - \sum x H^T R^{-1} w \quad (\text{A.6})$$

em que

$$\sum_x = [H^T R^{-1} H]^{-1} e w = \varepsilon + b$$

Para $w = \varepsilon$ a matriz covariância do erro da estimação será:

$$E[\delta_x \delta_x^T] = \sum_x \quad (\text{A.7})$$

De modo semelhante para o vector dos resíduos:

$$r = z - \hat{z} = h(x) + w - h(\hat{x}) = Sw \quad (\text{A.8})$$

em que S , matriz sensibilidade dos resíduos, é dada por:

$$S = I - H \sum_x H^T R^{-1} \quad (\text{A.9})$$

e se $w = \varepsilon$ a matriz covariância dos resíduos será :

$$E[r r^T] = \sum_r = R - H \sum_x H^T = SR \quad (\text{A.10})$$

A diferença entre os verdadeiros valores das medidas e os valores estimados (δ_h) é dada por:

$$\delta_h = h(x) - h(\hat{x}) = [S - I]w \quad (\text{A.11})$$

Sendo a matriz covariância associada a este vector:

$$E[\delta_h \delta_h^T] = \sum_h = H \sum_x H^T \quad (\text{A.12})$$

Seja a matriz $D = \text{diag } \Sigma r$ e definamos os vectores dos resíduos normalizados e pesados do seguinte modo:

$$r_N = \sqrt{D^{-1}} r \quad r_w = \sqrt{R^{-1}} r \quad (\text{A.13})$$

então as respectivas matrizes covariância (na hipótese de $w = \varepsilon$) serão dadas por:

$$\sum_{r_N} = E[r_N r_N^T] = \sqrt{D^{-1}} \sum_r \sqrt{D^{-1}} \quad (\text{A.14})$$

$$\sum_{r_w} = E[r_w r_w^T] = \sqrt{R^{-1}} \sum_r \sqrt{R^{-1}} \quad (\text{A.15})$$

e verificamos facilmente que os elementos da diagonal principal de \sum_{r_N} são todos iguais à unidade.

Substituindo r dado por (A.8) em (A.1) com $x = \hat{x}$ e $w = \varepsilon$ vem que:

$$J(\hat{x}) = \varepsilon^T R^{-1} S \varepsilon$$

Se ε tiver distribuição $N(0, R)$ então $J(\hat{x})$ tem distribuição χ^2 com $(M - (2N - 1))$ graus de liberdade em que M é o número de medidas efectuadas e $2N - 1$ é a dimensão do vector de estado do sistema.

APÊNDICE B

AVALIAÇÃO DA AMPLITUDE DO ERRO GROSSEIRO

Seja :

z_i - valor medido da variável i

\hat{z}_i - valor estimado da variável i considerando todas as medidas existentes, isto é,

$$[z_1, \dots, z_i, \dots, z_M].$$

\tilde{z}_i - Valor estimado da variável i considerando todas as medidas existentes excepto z_i , isto é,

$$[z_1, \dots, z_{i-1}, z_{i+1}, \dots, z_M].$$

A estimativa de \hat{z}_i obtém-se da estimativa $\hat{x}(\hat{z}_i = h_j(\hat{x}))$. Quanto a \tilde{z}_i poderá ser calculado atendendo a que a equação (A.8) do apêndice A pode ser escrita como:

$$\Delta r = S \Delta z = \sum_r R^{-1} \Delta z \quad (\text{B.1})$$

Seja Δz_i uma variação na medida z_i :

$$z_i^{novo} = z_i + \Delta z_i \quad (\text{B.2})$$

O novo resíduo da medida z_i será :

$$r_i^{novo} = r_i + \Delta r_i \quad (\text{B.3})$$

Assumindo que $\Delta z_j = 0, V_{j \neq i}$ a relação entre Δr_i e Δz_i será dada pelo elemento (i, i) da matriz $\sum_r R^{-1}$, isto é:

$$\Delta r_i = \left(\sum_{r, ii} / \sigma_i^2 \right) \Delta z_i \quad (\text{B.4})$$

Desejámos determinar a variação Δz_i que conduza a que $r_i^{novo} = 0$, o que é equivalente a dizer que $r_i^{novo} = \tilde{z}_i$.

Admitamos então que $r_i^{novo} = 0$, logo $\Delta r_i = -r_i$ e a variação Δz_i será obtida de (B.4) como:

$$\Delta z_i = \left(-\frac{\sigma_i^2}{\sum_{r,ii}} \right) r_i \quad (B.5)$$

Substituindo (B.5) em (B.2) e considerando que $\hat{z}_i = z_i^{novo}$ vem que:

$$\tilde{z}_i = z_i - \left(\frac{\sigma_i^2}{\sum_{r,ii}} \right) r_i \quad (B.6)$$

Analisemos o caso em que todas as medidas são exactas, excepto a medida z_i que está afectada por um erro grosseiro b_i . Neste caso a estimativa z_i corresponde ao verdadeiro valor de z_i e de (B.6) vem que :

$$b_i = z_i - \tilde{z}_i = z_i - z_i^{verdadeiro} = \sigma_i^2 r_i / \sum_{r,ii} \quad (B.7)$$

Portanto, a amplitude do erro grosseiro, medida em termos do desvio padrão (σ_i) é dada por:

$$b_i = \sigma_i^2 r_i / \sum_{r,ii} = \sigma_i r_{N,i} \sigma_i / \sqrt{\sum_{r,ii}} \quad (B.8)$$

Em que $r_{N,i} = \frac{r_i}{\sqrt{\sum_{r,ii}}}$ é o resíduo normalizado da medida i .

Se para além do erro grosseiro b_i , estiver presente ruído aleatório de medida ε_i $i = 1, \dots, M$, então a expressão (B8) corresponde ao valor esperado de b_i , isto é :

$$\hat{b}_i = \sigma_i r_{N,i} \sigma_i / \sqrt{\sum_{r,ii}} \quad (B.9)$$

APÊNDICE C

REDE IEEE 14 BARRAMENTOS

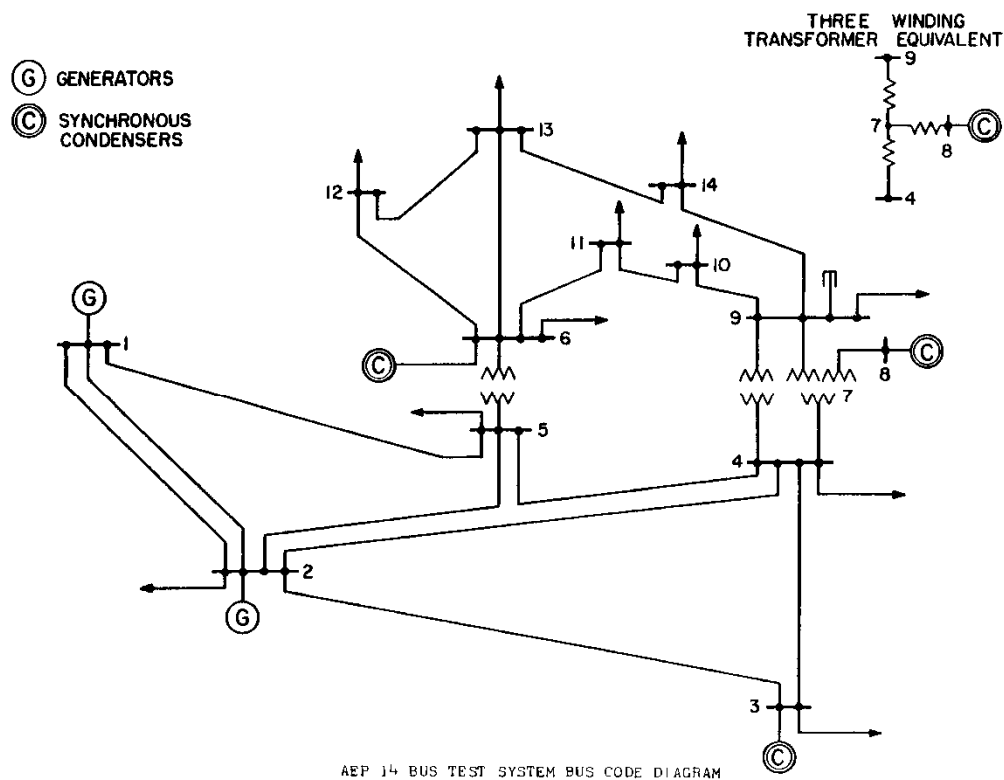


Figura C.1 - Esquema Unifilar da rede de teste de 14 barramentos [36].

Na tabela C.1, apresentam-se os dados relativos aos barramentos. Deve-se salientar que o barramento 7 é fictício pois resulta da consideração de um esquema equivalente para o transformador de três enrolamentos (transformador ligado entre os barramentos 4, 8 e 9).

Tabela C.1 – Dados dos barramentos

Barramento		Tensão no barramento		Carga		Produção	
Nº	Tipo	(p.u.)	(graus)	P(MW)	Q(MVAr)	P(MW)	Q(MVAr)
1	Ref	1.060	0.0	0.0	0.0	232.4	-16.9
2	PV	1.045	-4.98	21.7	12.7	40.0	42.4
3	PV	1.010	-12.72	94.2	19.0	0.0	23.4
4	PQ	1.019	-10.33	47.8	-3.9	0.0	0.0
5	PQ	1.020	-8.78	7.6	1.6	0.0	0.0
6	PV	1.070	-14.22	11.2	7.5	0.0	12.2
7	PQ	1.062	-13.37	0.0	0.0	0.0	0.0
8	PV	1.090	-13.36	0.0	0.0	0.0	17.4
9*	PQ	1.056	-14.94	29.5	16.6	0.0	0.0
10	PQ	1.051	-15.10	9.0	5.8	0.0	0.0
11	PQ	1.057	-14.79	3.5	1.8	0.0	0.0
12	PQ	1.055	-15.07	6.1	1.6	0.0	0.0
13	PQ	1.050	-15.16	13.5	5.8	0.0	0.0
14	PQ	1.036	-16.04	14.9	5.0	0.0	0.0

*shunt capacitivo de 0.19p.u. (potência base 100MVA)

Tabela C.2 – Dados das linhas

Barramento		Resistência (p.u.)	Reactância (p.u.)	Susceptância (p.u.)	Razão de Transformação
(i)	(j)				
1	2	0.01938	0.05917	0.0528	0.0
1	5	0.05403	0.22304	0.0492	0.0
2	3	0.04699	0.19797	0.0438	0.0
2	4	0.05811	0.17632	0.0340	0.0
2	5	0.05695	0.17388	0.0346	0.0
3	4	0.06701	0.17103	0.0128	0.0
4	5	0.01335	0.04211	0.0	0.0
4	7	0.0	0.20912	0.0	0.978
4	9	0.0	0.55618	0.0	0.969
5	6	0.0	0.25202	0.0	0.932
6	11	0.09498	0.19890	0.0	0.0
6	12	0.12291	0.25581	0.0	0.0
6	13	0.06615	0.13027	0.0	0.0
7	8	0.0	0.17615	0.0	0.0
7	9	0.0	0.11001	0.0	0.0
9	10	0.03181	0.08450	0.0	0.0
9	14	0.12711	0.27038	0.0	0.0
10	11	0.08205	0.19207	0.0	0.0
12	13	0.22092	0.19988	0.0	0.0
13	14	0.17093	0.34802	0.0	0.0

APÊNDICE D

REDE IEEE 30 BARRAMENTOS

THREE WINDING TRANSFORMER EQUIVALENTS

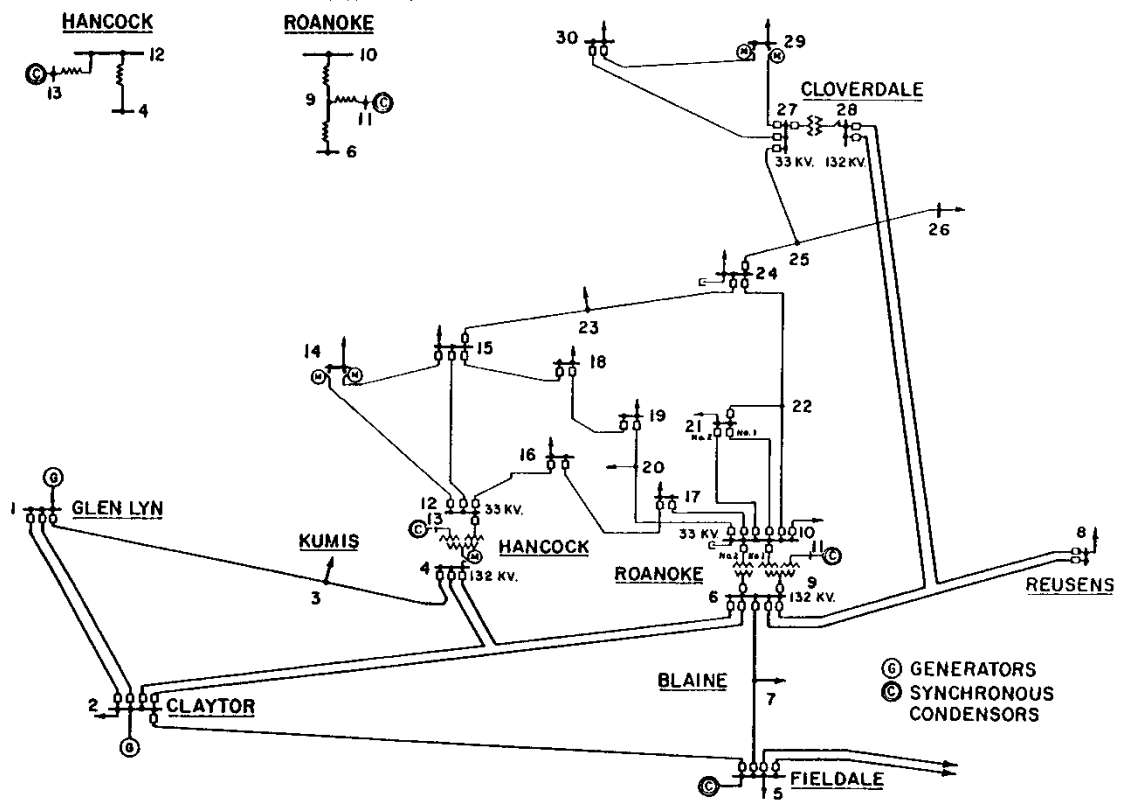


Figura D.1 - Esquema Unifilar da rede de teste de 30 barramentos [36].

Tabela D.1 – Dados dos barramentos

Barramento		Tensão barramento		Carga		Produção	
Nº	Tipo	(p.u.)	(graus)	P(MW)	Q(MVAr)	P(MW)	Q(MVAr)
1	Ref	1.060	0.0	0.0	0.0	260.2	-16.1
2	PV	1.043	-5.48	21.7	12.7	40.0	50.0
3	PQ	1.021	-7.96	2.4	1.2	0.0	0.0
4	PQ	1.012	-9.62	7.6	1.6	0.0	0.0
5	PV	1.010	-14.37	94.2	19.0	0.0	37.0
6	PQ	1.010	-11.34	0.0	0.0	0.0	0.0
7	PQ	1.002	-13.12	22.8	10.9	0.0	0.0
8	PV	1.010	-12.10	30.0	30.0	0.0	37.3
9	PQ	1.051	-14.38	0.0	0.0	0.0	0.0
10*	PQ	1.045	-15.97	5.8	2.0	0.0	0.0
11	PV	1.082	-14.39	0.0	0.0	0.0	16.2
12	PQ	1.057	-15.24	11.2	7.5	0.0	0.0
13	PV	1.071	-15.24	0.0	0.0	0.0	10.6
14	PQ	1.042	-16.13	6.2	1.6	0.0	0.0
15	PQ	1.038	-16.22	8.2	2.5	0.0	0.0
16	PQ	1.045	-15.83	3.5	1.8	0.0	0.0
17	PQ	1.040	-16.14	9.0	5.8	0.0	0.0
18	PQ	1.028	-16.82	3.2	0.9	0.0	0.0
19	PQ	1.026	-17.00	9.5	3.4	0.0	0.0
20	PQ	1.030	-16.80	2.2	0.7	0.0	0.0
21	PQ	1.033	-16.42	17.5	11.2	0.0	0.0
22	PQ	1.033	-16.41	0.0	0.0	0.0	0.0
23	PQ	1.027	-16.61	3.2	1.6	0.0	0.0
24**	PQ	1.021	-16.78	8.7	6.7	0.0	0.0
25	PQ	1.017	-16.35	0.0	0.0	0.0	0.0
26	PQ	1.000	-16.77	3.5	2.3	0.0	0.0
27	PQ	1.023	-15.82	0.0	0.0	0.0	0.0
28	PQ	1.007	-11.97	0.0	0.0	0.0	0.0
29	PQ	0	1.003	-17.06	2.4	0.9	0.0
30	PQ	0	0.992	-17.94	10.6	1.9	0.0

* Shunt capacitivo de 0.19 p.u. (potência base 100MVA)

** Shunt capacitivo de 0.043 p.u. (potência base 100MVA)

Tabela D.2 – Dados das linhas

Barramento		Resistência (p.u.)	Reactância(p.u.)	Susceptância (p.u.)	Razão de Transformação
(i)	(j)				
1	2	0.0192	0.0575	0.0528	0.0
1	3	0.0452	0.1652	0.0408	0.0
2	4	0.0570	0.1737	0.0368	0.0
3	4	0.0132	0.0379	0.0084	0.0
2	5	0.0472	0.1983	0.0418	0.0
2	6	0.0581	0.1763	0.0374	0.0
4	6	0.0119	0.0414	0.0090	0.0
5	7	0.0460	0.1160	0.0204	0.0
6	7	0.0267	0.0820	0.0170	0.0
6	8	0.0120	0.0420	0.0090	0.0
6	9	0.0	0.2080	0.0	0.978
6	10	0.0	0.5560	0.0	0.969
9	11	0.0	0.2080	0.0	0.0
9	10	0.0	0.1100	0.0	0.0
4	12	0.0	0.2560	0.0	0.932
12	13	0.0	0.1400	0.0	0.0
12	14	0.1231	0.2559	0.0	0.0
12	15	0.0662	0.1304	0.0	0.0
12	16	0.0945	0.1987	0.0	0.0
14	15	0.2210	0.1997	0.0	0.0
16	17	0.0524	0.1923	0.0	0.0
15	18	0.1073	0.2185	0.0	0.0
18	19	0.0639	0.1292	0.0	0.0
19	20	0.0340	0.0680	0.0	0.0
10	20	0.0936	0.2090	0.0	0.0
10	17	0.0324	0.0845	0.0	0.0
10	21	0.0348	0.0749	0.0	0.0
10	22	0.0727	0.1499	0.0	0.0
21	22	0.0116	0.0236	0.0	0.0
15	23	0.1000	0.2020	0.0	0.0
22	24	0.1150	0.1790	0.0	0.0
23	24	0.1320	0.2700	0.0	0.0
24	25	0.1885	0.3292	0.0	0.0
25	26	0.2544	0.3800	0.0	0.0
25	27	0.1093	0.2087	0.0	0.0
28	27	0.0	0.3960	0.0	0.968
27	29	0.2198	0.4153	0.0	0.0
27	30	0.3202	0.6027	0.0	0.0
29	30	0.2399	0.4533	0.0	0.0
8	28	0.0636	0.2000	0.0428	0.0
6	28	0.0169	0.0599	0.0130	0.0