



Universidade Estadual de Campinas
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação
Departamento de Sistemas de Energia Elétrica

Estimação Dinâmica de Parâmetros da Carga em Sistemas de Energia Elétrica

Autora: Lia Toledo Moreira

Orientador: Prof. Dr. Alcir José Monticelli

Dissertação apresentada à Faculdade
de Engenharia Elétrica e de
Computação da UNICAMP, como
parte dos requisitos exigidos para a
obtenção do título de Mestre em
Engenharia Elétrica.

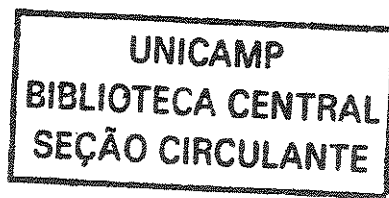
Banca Examinadora:

Prof. Dr. Alcir José Monticelli (Presidente)
Prof. Dr. Hans Helmut Zürn
Prof. Dr. Carlos Alberto de Castro Jr.
Prof. Dr. Fujio Sato

FEEC/UNICAMP
DEE/UFSC
FEEC/UNICAMP
FEEC/UNICAMP

Campinas - SP, 30 de Março de 2001

Este exemplar corresponde a redação final da tese defendida por <u>Lia Toledo Moreira</u>	
e aprovada pela Comissão	
Julgada em	<u>30 / 03 / 2001</u>
	<u>Alc. J. Monticelli</u>
	Orientador



UNIDADE	BC
N.º CHAMADA:	T/UNICAMP
	M 813 e
V.	Ex.
TOMBO BC	47402
PROC.	837/02
C	☐ D ☒
PREÇO	R\$ 11,00
DATA	04-02-02
N.º CPD	

CM00163099-5

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

M813e

Moreira, Lia Toledo

Estimação dinâmica de parâmetros da carga em sistemas de energia elétrica / Lia Toledo Moreira. --Campinas, SP: [s.n.], 2001.

Orientador: Alcir José Monticelli.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Sistemas de energia elétrica – Estimação de estado. 2. Carga(Energia elétrica). 3. Kalman, Filtragem de. I. Monticelli, Alcir José. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação. III. Título.

Resumo

Este trabalho objetiva a implementação e avaliação da eficiência de algoritmos computacionais referentes a métodos e técnicas de estimação dinâmica de parâmetros de um dos componentes da rede elétrica: a carga. Através desta estimação, torna-se possível avaliar, mais precisamente, a carga existente em sistemas de energia elétrica supervisionados, utilizando-se, para isto, diferentes modelos de carga. Neste trabalho, a estimação dinâmica de parâmetros da carga é realizada a partir de dois métodos iterativos: o Método dos Quadrados Mínimos Ponderados em uma forma recursiva e o Filtro de Kalman. Além disto, estes métodos são implementados através de três técnicas diferentes: as Técnicas do Vetor de Estados Estendido, da Estimação de Estado/Parâmetros Alternada e da Estimação Dinâmica de Estado/Parâmetros. São apresentados resultados que ilustram uma comparação de desempenho entre as três técnicas utilizadas.

Palavras-chave: Estimação Dinâmica de Parâmetros, Modelagem da Carga, Filtro de Kalman.

Abstract

This work is focused on the implementation and evaluation of computational algorithms related to methods and techniques for dynamic parameter estimation of one of the power system components: the load. This estimation allows to evaluate more precisely the supervised power system load through the use of different load models. In this work the dynamic load parameters estimation is implemented using two iterative methods: the Weighted Least Squares in a recursive form and the Kalman Filter. Furthermore, these methods are implemented using three techniques: the Parameter Estimation by State Augmentation, the Alternate State/Parameter Estimation and the Dynamic State/Parameter Estimation. A performance comparison among the three different techniques is presented.

Keywords: Dynamic Parameter Estimation, Load Modeling, Kalman Filter

*Para Alexandre.
Para meus pais, Gilceli e Loir,
minha madrinha, Antônia,
e meu irmão Murilo.*

Agradecimentos

Ao professor Alcir Monticelli, pela valiosa orientação e pela transmissão de seus conhecimentos.

Aos professores do DSEE, Fujio Sato, Carlos Alberto de Castro Jr., Ariovaldo Verandio Garcia, Carlos Alberto F. Murari e André L. Morelato França, pelas inestimáveis contribuições, sugestões e ensinamentos desde a graduação.

Aos colegas do DSEE que auxiliaram na confecção deste trabalho.

Às secretárias Edna Servidone e Alaíde Ramos, sempre eficientes e solícitas.

Ao Alexandre, meu noivo querido, por sua dedicação, companheirismo, compreensão e carinho constantes e por sua perseverança, que, a cada instante, serviu-me de exemplo e guia.

Aos meus pais, Loir e Gilceli, modelos de integridade, que muitas vezes abdicaram de seus sonhos para que os meus se concretizassem, pelo apoio irrestrito, pelo incentivo a cada etapa de minha vida e pelo amor sempre presente.

À minha madrinha, Antônia, querida, e ao meu amigo e irmão Murilo que sempre torceram por meu sucesso e me apoiaram, incondicionalmente, em todos os momentos.

À família do meu noivo, pelo contínuo estímulo para a confecção deste trabalho e pelo carinho com que sempre me acolheram.

À FAPESP pelo apoio financeiro.

Índice

1. Introdução	1
2. Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica	5
2.1. Origens da Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica	5
2.2. A Importância da Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica	6
2.3. O Problema da Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica	7
2.4. Principais Métodos Utilizados na Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica	8
2.5. O Método dos Quadrados Mínimos Ponderados	9
2.5.1. Origens do Método dos Quadrados Mínimos	10
2.5.2. Formulação Matemática do Problema Utilizando o Método dos Quadrados Mínimos Ponderados – Estimação Estática de Estado	11
2.6. Filtragem de Kalman	16
2.6.1. Origens do Filtro de Kalman	18
2.6.2. Formulação Matemática do Problema Utilizando o Filtro de Kalman – Estimação Dinâmica de Estado	19
3. Estimação Dinâmica de Parâmetros da Carga	27
3.1. Introdução	27
3.2. O Problema da Estimação de Parâmetros em Sistemas de Energia Elétrica	28
3.3. Principais Métodos Utilizados na Estimação de Parâmetros em Sistemas de Energia Elétrica	29
3.4. Modelagem da Carga em Sistemas de Energia Elétrica	30

3.4.1. A Importância da Modelagem da Carga em Sistemas de Energia Elétrica	31
3.4.2. Modelos de Carga	32
3.5. Métodos para a Resolução do Problema de Estimação Dinâmica de Parâmetros da Carga	37
3.5.1. Método dos Quadrados Mínimos Ponderados Recursivo	37
3.5.2. Filtro de Kalman	50
4. Testes e Resultados	59
4.1. Introdução	59
4.2. Os Modelos de Carga Adotados	60
4.3. Obtenção dos Dados de Entrada do Estimador	62
4.3.1. Geração dos Dados de Entrada do Estimador	62
4.3.2. Utilização de Dados da CPFL	64
4.3.3. Inicialização de Vetores e Matrizes	66
4.4. O Estimador de Parâmetros Implementado	67
4.5. Comparação de Desempenho entre as Técnicas VEE, ALTER e DIN, Utilizando como Método Iterativo o QMPR	69
4.5.1. Parâmetros Constantes	70
4.5.2. Parâmetros Variáveis	80
4.5.3. Variação Abrupta dos Parâmetros	90
4.6. Perda da Supervisão	109
4.7. Testes com Dados da CPFL	112
4.7.1. Modelo de Carga Exponencial	113
4.7.2. Modelo de Carga ZIP	116
4.7.3. Perda da supervisão – Modelo de Carga Exponencial	118
4.8. Observabilidade do sistema	118
4.9. Ambiente Computacional	122

5. Conclusões	123
Referências Bibliográficas	125

Lista de Tabelas

2.1. Modelos adotados para a dinâmica do sistema de energia elétrica	24
4.1. Composição da carga a partir de suas partes constituintes	
Subestação Nantou	63
4.2. Valores típicos para os parâmetros do modelo ZIP	
Subestação Nantou	63
4.3. Inicialização de vetores e matrizes	66
4.4. Índice de desempenho para a Técnica VEE- Modelo Exponencial	
Parâmetros constantes	70
4.5. Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo Exponencial	
Parâmetros constantes	71
4.6. Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo Exponencial	
Parâmetros constantes	72
4.7. Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo ZIP	
Parâmetros constantes	73
4.8. Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo ZIP	
Parâmetros constantes	75
4.9. Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo ZIP	
Parâmetros constantes	77
4.10. Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo Exponencial	
Parâmetros variáveis	80
4.11. Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo Exponencial	
Parâmetros variáveis	81
4.12. Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo Exponencial	
Parâmetros variáveis	82

4.13. Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo ZIP	
Parâmetros variáveis	83
4.14. Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo ZIP	
Parâmetros variáveis	85
4.15. Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo ZIP	
Parâmetros variáveis	87
4.16. Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo Exp.	
Variações em instantes diferentes	90
4.17. Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo Exp.	
Variações simultâneas	91
4.18. Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo Exp.	
Variações em instantes diferentes	92
4.19. Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo Exp.	
Variações simultâneas	93
4.20. Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo Exp.	
Variações em instantes diferentes	94
4.21. Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo Exp.	
Variações simultâneas	95
4.22. Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo ZIP	
Variações em instantes diferentes	96
4.23. Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo ZIP	
Variações simultâneas	98
4.24. Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo ZIP	
Variações em instantes diferentes	100
4.25. Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo ZIP	
Variações simultâneas	102
4.26. Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo ZIP	
Variações em instantes diferentes	104

4.27. Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo ZIP

Variações simultâneas	106
-----------------------------	-----

Lista de Figuras

2.1. Modelo empregado para a utilização do Filtro de Kalman - Primeira abordagem	20
2.2. Modelo empregado para a utilização do Filtro de Kalman - Segunda abordagem	25
3.1. Estimação dos parâmetros da carga utilizando QMPR – Técnica VEE	40
3.2. Estimação dos parâmetros da carga utilizando QMPR – Técnica ALTER ...	44
3.3. Solução do problema de estimação de parâmetros da carga utilizando a Técnica ALTER	45
3.4. Estimação dos parâmetros da carga utilizando QMPR – Técnica DIN	47
3.5. Estimação dos parâmetros da carga utilizando o Filtro de Kalman – Técnica VEE	52
3.6. Estimação dos parâmetros da carga utilizando o Filtro de Kalman – Técnica ALTER	53
3.7. Estimação dos parâmetros da carga utilizando o Filtro de Kalman – Técnica DIN	54
3.8. Grandezas utilizadas na estimação dos parâmetros da varredura atual	56
3.9. Estimação dos parâmetros da carga baseada em múltiplas varreduras de medidas	57
4.1. Sistema utilizado para a realização dos testes	62
4.2. Variação da magnitude da tensão ao longo de um dia	63
4.3. Utilização de dados da CPFL – Grandezas medidas	65
4.4. Estimador de parâmetros implementado	68

4.5. Gráficos para a Técnica VEE – Modelo Exponencial	
Parâmetros constantes	70
4.6. Gráficos para a Técnica ALTER – Modelo Exponencial	
Parâmetros constantes	71
4.7. Gráficos para a Técnica DIN – Modelo Exponencial	
Parâmetros constantes	72
4.8. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica VEE	
Modelo ZIP-Parâmetros constantes	73
4.9. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica VEE	
Modelo ZIP- Parâmetros constantes	74
4.10. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica ALTER	
Modelo ZIP-Parâmetros constantes	75
4.11. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica ALTER	
Modelo ZIP- Parâmetros constantes	76
4.12. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica DIN	
Modelo ZIP-Parâmetros constantes	77
4.13. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica DIN	
Modelo ZIP- Parâmetros constantes	78
4.14. Gráficos para a Técnica VEE – Modelo Exponencial	
Parâmetros variáveis	80
4.15. Gráficos para a Técnica ALTER – Modelo Exponencial	
Parâmetros variáveis	81
4.16. Gráficos para a Técnica DIN – Modelo Exponencial	
Parâmetros variáveis	82
4.17. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica VEE	
Modelo ZIP-Parâmetros variáveis	83
4.18. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica VEE	
Modelo ZIP-Parâmetros variáveis	84

4.19. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica ALTER	
Modelo ZIP-Parâmetros variáveis	85
4.20. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica ALTER	
Modelo ZIP- Parâmetros variáveis	86
4.21. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica DIN	
Modelo ZIP-Parâmetros variáveis	87
4.22. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica DIN	
Modelo ZIP- Parâmetros variáveis	88
4.23. Técnica VEE – Modelo Exponencial – Mudança abrupta em instantes diferentes	90
4.24. Técnica VEE – Modelo Exponencial – Mudança abrupta simultânea	91
4.25. Técnica ALTER – Modelo Exponencial – Mudança abrupta em instantes diferentes	92
4.26. Técnica ALTER – Modelo Exponencial – Mudança abrupta simultânea	93
4.27. Técnica DIN – Modelo Exponencial – Mudança abrupta em instantes diferentes	94
4.28. Técnica DIN – Modelo Exponencial – Mudança abrupta simultânea	95
4.29. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica VEE	
Modelo ZIP – Mudança abrupta em instantes diferentes	96
4.30. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica VEE	
Modelo ZIP- Mudança abrupta em instantes diferentes	97
4.31. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica VEE	
Modelo ZIP – Mudança abrupta simultânea	98
4.32. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica VEE	
Modelo ZIP- Mudança abrupta simultânea	99

4.33. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica ALTER	
Modelo ZIP – Mudança abrupta em instantes diferentes	100
4.34. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica ALTER	
Modelo ZIP- Mudança abrupta em instantes diferentes	101
4.35. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica ALTER	
Modelo ZIP – Mudança abrupta simultânea	102
4.36. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica ALTER	
Modelo ZIP- Mudança abrupta simultânea	103
4.37. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica DIN	
Modelo ZIP – Mudança abrupta em instantes diferentes	104
4.38. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica DIN	
Modelo ZIP- Mudança abrupta em instantes diferentes	105
4.39. Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica DIN	
Modelo ZIP – Mudança abrupta simultânea	106
4.40. Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica DIN	
Modelo ZIP- Mudança abrupta simultânea	107
4.41. Parâmetros reais e estimados – Modelo Exponencial	110
4.42. Parâmetros reais e estimados – Modelo Exponencial	
Perda de supervisão – Aplicação do Filtro de Kalman	112
4.43. Parâmetros estimados e erros entre as grandezas medidas e estimadas	
Modelo Exponencial-Utilização de dados da CPFL	113
4.44. Transição dos parâmetros e do estado estimados – Modelo Exponencial	
Utilização de dados da CPFL	114
4.45. Parâmetros estimados-Modelo ZIP-Utilização de dados da CPFL	116
4.46. Erro entre grandezas medidas e estimadas – Modelo ZIP	
Utilização de dados da CPFL	117
4.47. Parâmetros estimados – Perda da supervisão	
Utilização de dados da CPFL	118

- 4.48. Sensibilidade dos parâmetros estimados com relação à inicialização das pseudo-medidas – Inic. com acréscimo de 20% com realção aos val. reais . . 121
- 4.49. Sensibilidade dos parâmetros estimados com relação à inicialização das pseudo-medidas – Inic. com decréscimo de 50% com realção aos val. reais . 122

Lista de Abreviaturas

ALTER – Técnica de Estimação de Estado/Parâmetros Alternada

CPFL – Companhia Paulista de Força e Luz

DIN – Técnica de Estimação Dinâmica de Estado/Parâmetros

LAV – Least Absolute Value

QMPR – Método dos Quadrados Mínimos Ponderados Recursivo

SCADA – Supervisory Control and Data Acquisition

VEE – Técnica do Vetor de Estados Estendido

ZIP – Modelo polinomial de carga, representando parcelas de impedância (Z), corrente (I) e potência (P) constantes

Capítulo 1

Introdução

Em um sistema de energia elétrica, a função de estimação de estado, que tem por objetivo a estimação das tensões complexas nas barras da rede em questão, exerce um papel fundamental. Esta importância decorre do fato de os modelos obtidos para a rede de energia serem baseados nos resultados derivados desta função e destes resultados serem, posteriormente, utilizados em outras aplicações responsáveis pelo controle e supervisão da rede elétrica. Entretanto, esta função sofre uma significativa influência exercida pela estimação de parâmetros da rede. É demonstrado que, quando a estimação de parâmetros não é empregada conjuntamente com a estimação de estado, pode-se obter erros significativos no estado estimado [4]. Além disso, quando da utilização da estimação de parâmetros junto com a estimação de estado, imprecisões nos parâmetros estimados podem causar limitações na estimação de estado. Estas imprecisões, bem como na modelagem dos componentes do sistema de energia são, atualmente, objetos de atenção das concessionárias de energia elétrica. Isto decorre do fato de que a partir de meados da década de 90 o setor elétrico brasileiro passou a sentir os efeitos do processo de desregulamentação. O principal objetivo da desregulamentação é a eliminação de regulamentos e barreiras que acabam por limitar a competição entre as empresas de energia elétrica. Desta maneira, os consumidores de energia passam a ter a opção de comprar energia da empresa que desejarem. Assim, existe a tendência de que as empresas tomem algumas providências para garantirem, para o

consumidor, energia elétrica a preços acessíveis, abaixando seus próprios gastos. Dentre as medidas que as empresas tendem a tomar com a finalidade de reduzirem seus gastos estão a redução de pessoal, a negociação com os grandes consumidores para atingir, por exemplo, uma diminuição do consumo no horário de pico e, como providência mais importante, a operação do sistema de energia próxima aos limites operacionais, reduzindo, portanto, as margens de segurança da rede elétrica. Para que isto ocorra é necessário o desenvolvimento de modelos mais precisos para os componentes do sistema de energia elétrica.

É justamente na busca por melhores modelos que o conceito deste trabalho se insere, uma vez que ele visa a implementação e avaliação da eficiência de algoritmos de métodos e técnicas acerca da estimação dinâmica de parâmetros de um dos componentes da rede elétrica: a carga. Através desta estimação, será possível também avaliar, mais precisamente, a carga existente em sistemas de energia elétrica supervisionados, utilizando-se, para isto, diferentes modelos de carga.

Este capítulo introdutório tratou, portanto, de descrever o conceito no qual este projeto está inserido, além dos principais objetos de estudo deste trabalho.

O capítulo 2 refere-se ao problema da estimação de estado, tanto estática quanto dinâmica, em sistemas de energia elétrica, enfatizando os aspectos que servem de base para a compreensão da estimação dinâmica de parâmetros.

O capítulo 3 trata do processo de estimação dinâmica de parâmetros da carga, retratando todo o problema da estimação de parâmetros em sistemas de energia elétrica, descrevendo aspectos fundamentais da modelagem da carga, além de apresentar os principais métodos de resolução do problema descritos na literatura e os algoritmos utilizados para a estimação dinâmica de parâmetros da carga nesta dissertação.

O capítulo 4 aborda os testes realizados e os resultados obtidos, para dois diferentes modelos de carga: o Modelo Exponencial e o Modelo ZIP (Polinomial). São realizados ensaios a partir de dados gerados através de rotinas computacionais e obtidos junto à CPFL (Companhia Paulista de Força e Luz). É realizada, também, uma comparação de desempenho entre as técnicas implementadas para a resolução do problema da estimação dinâmica dos parâmetros da carga (Técnica do Vetor de Estados Estendido, Técnica de Estimação de Estado/Parâmetros Alternada e Técnica de Estimação Dinâmica de

Estado/Parâmetros). Esta comparação abrange a avaliação do comportamento destes algoritmos, considerando-se que os parâmetros da carga sejam constantes, variáveis (de forma suave) ou sofram mudanças abruptas. Além disso, são realizados alguns testes, simulando-se a perda da supervisão do sistema de energia elétrica.

Finalmente, o capítulo 5 apresenta tanto as conclusões deste trabalho quanto algumas sugestões para trabalhos futuros.

Capítulo 2

Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica

2.1. Origens da Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica

Após o grande blecaute ocorrido nos EUA em 1965, a indústria de eletricidade americana atentou para a necessidade de desenvolvimento de novas metodologias para os problemas associados à operação de um sistema elétrico de potência [5]. Iniciou-se, então, uma série de projetos de pesquisa relacionados aos problemas de análise de segurança, análise de estabilidade e otimização, dentre outros. Concomitantemente, as companhias de eletricidade passaram a construir novos centros de controle a partir da utilização de computadores digitais, os quais necessitavam de mais informações acerca do sistema de potência do que as fornecidas, previamente, pelos centros de despacho.

Até então, os únicos dados do sistema de potência, em tempo real, disponíveis para o operador do sistema, eram a frequência da rede, o conjunto de medidas de potência ativa necessário para o controle da geração e o estado de dispositivos de chaveamento. A idéia presente nestes novos centros de controle era a de que a aquisição de dados referentes ao

sistema de energia deveria ser realizada de maneira periódica, em intervalos de tempo da ordem de alguns segundos. Assim, seriam possíveis tanto a implementação de funções de análise de segurança capazes de detectar condições de operação anormais ou inseguras quanto a tomada de ações de controle com a finalidade de evitar problemas na operação do sistema. Acreditava-se, portanto, que para a efetiva implementação destas funções, bastaria a realização de uma conexão entre as medidas e os programas computacionais. Entretanto, em 1968, Fred Schweppe [28] levantou alguns problemas que foram posteriormente solucionados através da utilização de um estimador de estado por ele proposto. Os principais problemas identificados por Schweppe relacionavam-se à presença de inconsistências nos dados obtidos pelo sistema de medição e a conseqüente impossibilidade de aplicação dos programas de fluxo de potência AC (ponto de partida para as funções de análise de segurança que estavam sendo implementadas) em tempo real.

Através da utilização do fluxo de potência em tempo real, na forma de um estimador de estado, Schweppe solucionou os dois problemas, possibilitando a implementação da análise de segurança nos centros de controle de energia elétrica.

2.2. A Importância da Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica

A função de estimação de estado em sistemas de energia elétrica vem crescendo em importância na medida em que se aumenta a necessidade de obtenção de modelos cada vez mais precisos para a rede elétrica. Esta necessidade está associada à introdução de novos dispositivos de controle e às mudanças induzidas por mercados emergentes de energia [21], tornando a estimação de estado, bem como as funções relacionadas a ela, mais importantes do que nunca. A importância da função de estimação de estado decorre do fato de os modelos obtidos para a rede de energia serem baseados nos resultados derivados desta função e destes resultados serem, posteriormente, utilizados em outras aplicações, como, por exemplo, na análise de estabilidade de tensão, no fluxo de potência ótimo, etc.

Atualmente, a estimação de estado em tempo real possibilita a implementação de funções associadas à análise de segurança de maneira mais precisa e confiável, além de tornar viável a aplicação dessas funções sem a necessidade de utilização de equipamentos custosos de telemedição. Além disso, quando utilizado no seu modo off-line, o estimador de estado possibilita a realização de uma melhor seleção dos casos a serem estudados na análise de contingências, uma vez que fornece um ponto de partida mais confiável, bem como um despacho de geração mais preciso.

2.3. O Problema da Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica

O problema da estimação de estado em sistemas de energia elétrica consiste, basicamente, na estimação das tensões complexas (magnitudes e fases) das barras de um sistema elétrico de potência. Em um centro de controle moderno, esta função é desempenhada pelo Estimador de Estado que fornece a melhor estimativa possível do estado real do sistema. As discrepâncias entre o estado real e o estado estimado podem ser atribuídas às seguintes causas [15]:

- ruído nos instrumentos e nos canais de telemedição;
- obtenção de medidas obsoletas referentes a um antigo estado do sistema;
- medição incompleta de medidas, ou seja, algumas grandezas não estarem sendo medidas;
- imprecisão dos parâmetros da rede de energia;
- imprecisão de entradas e saídas do sistema previamente conhecidas (pseudomedidas).

O estado estimado pode ser obtido a partir da configuração da rede (banco de dados estático) e de medidas analógicas do sistema (banco de dados dinâmico), telemedidas e enviadas a um centro de controle em intervalos de tempo periódicos.

O banco de dados estático é formado, essencialmente, pela saída obtida por outra função do centro de controle, o Configurador, responsável por determinar a topologia do sistema elétrico no instante da amostragem dos dados, a partir dos estados dos dispositivos de chaveamento e fornecer um modelo de nós da rede. Já o banco de dados dinâmico tem como principais componentes:

- as medidas de tensões nas barras;
- as medidas de fluxos de potências ativa e reativa;
- as medidas de injeções de potências ativa e reativa nas barras;
- o ajuste de taps de transformadores.

Contudo, se ocorrer algum problema com o sistema de telemedição, poderá haver uma redução no número de medidas disponíveis para a realização da estimação de estado, fazendo com que o sistema se torne apenas parcialmente observável. Este problema pode ser solucionado, em algumas situações, pela obtenção de pseudomedidas através de um programa de previsão de carga ou pela redefinição da parte observável do sistema (agora menor).

Além de calcular o estado da rede observável, o Estimador de Estado detecta e identifica a presença de erros grosseiros nas medidas, eliminando seus efeitos no processo de estimação, determinando, também, o estado de barras não supervisionadas e fornecendo ao operador mais informações que as disponibilizadas pelo sistema de aquisição de dados (SCADA).

2.4. Principais Métodos Utilizados na Estimação de Estado em Sistemas de Energia Elétrica

A estimação de estado pode ser realizada de forma estática ou dinâmica. Os estimadores estáticos não utilizam informações de instantes passados na estimação do estado no instante atual. Assim, a cada estimação, o processo deve ser repetido de maneira

completa. Já os estimadores dinâmicos utilizam informações referentes ao passado para a estimação do estado atual e têm como principal desvantagem a necessidade da modelagem do comportamento das variáveis de estado no tempo. Dentre os estimadores estáticos, os principais métodos utilizados são o Método dos Quadrados Mínimos e o Método dos Quadrados Mínimos Ponderados. No caso dos estimadores dinâmicos de estado, o método mais empregado é o da Filtragem de Kalman. Tanto os métodos estáticos (Método dos Quadrados Mínimos e Método dos Quadrados Mínimos Ponderados) quanto o dinâmico (Filtragem de Kalman) serão descritos, neste capítulo, mais adiante.

Atualmente, a função de estimação de estado, em um centro de controle moderno, é abordada de maneira estática, ou seja, a determinação das tensões complexas nas barras de um sistema é realizada através do Método dos Quadrados Mínimos Ponderados. As razões pelas quais a estimação dinâmica de estado possui utilização prática restrita são, basicamente, a dificuldade na realização da modelagem do comportamento dinâmico do sistema e o grande custo computacional da etapa de filtragem, o que torna a aplicação dos estimadores dinâmicos, em tempo real, extremamente difícil.

2.5. O Método dos Quadrados Mínimos Ponderados

Como citado anteriormente, o Método dos Quadrados Mínimos Ponderados é o mais utilizado, atualmente, na formulação do problema de estimação de estado em sistemas de energia elétrica. Este método corresponde ao Método dos Quadrados Mínimos com a seguinte alteração: as medidas do sistema, utilizadas no processo de estimação, estão associadas a diferentes pesos referentes à confiabilidade de cada uma dessas medidas. Isto significa que o Método dos Quadrados Mínimos corresponde ao Método dos Quadrados Mínimos Ponderados, mas com a matriz de pesos igual à matriz identidade. Assim, devido ao fato do Método dos Quadrados Mínimos Ponderados derivar do Método dos Quadrados Mínimos, será realizada uma breve descrição da origem deste último e de sua aplicação ao problema da estimação de estado em redes de energia.

2.5.1. Origens do Método dos Quadrados Mínimos

O Método dos Quadrados Mínimos foi formulado por Karl Friedrich Gauss, no final do século XVIII, como solução para o problema da estimação dos parâmetros que caracterizam o deslocamento de planetas e cometas a partir da realização de algumas medidas [31]. Nesta formulação, Gauss refere-se a alguns conceitos de fundamental importância no problema de estimação de estado, os quais estão descritos, sucintamente, a seguir:

- Gauss refere-se à quantidade mínima de medidas necessárias para a determinação das grandezas desconhecidas, introduzindo, portanto, o conceito de observabilidade do sistema;
- refere-se ao fato de mais medidas que este mínimo serem necessárias para a determinação das grandezas desconhecidas do sistema, uma vez que deve-se levar em conta que as medidas apresentam erros, introduzindo, desta maneira, o conceito de redundância dos dados;
- refere-se, também, à necessidade de precisão nas equações que descrevem o comportamento do sistema para a obtenção de resultados coerentes, introduzindo, assim, a importância da correta descrição da dinâmica do sistema;
- estabelece que os parâmetros estimados devem se adequar às medidas da melhor maneira possível, introduzindo o conceito de que os resíduos (diferença entre as medidas observadas e as medidas calculadas a partir dos parâmetros estimados) devem ser os menores possíveis;
- refere-se à imprecisão das medidas e ao fato destes erros não serem determináveis;
- além disso, Gauss cita o problema da definição da estrutura do processo de estimação, isto é, se o problema será tratado de forma linear ou não e da introdução de um índice de desempenho.

Deve-se salientar que, embora estes conceitos tenham sido introduzidos no final do século XVIII, continuam sendo de grande importância e extremamente atuais.

2.5.2. Formulação Matemática do Problema Utilizando o Método dos Quadrados Mínimos Ponderados – Estimação Estática de Estado

Considerando-se um sistema com n variáveis de estado, no qual foram realizadas m medidas (onde $m > n$), como, por exemplo, medidas de injeções de potência ativa e reativa em barras, magnitudes de tensões em barras e fluxos de potência ativa e reativa em linhas, pode-se relacionar estas grandezas a partir da expressão:

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{w}, \quad (2.1)$$

onde:

- $\mathbf{z}$ é o vetor de medidas, com dimensão $(m \times 1)$;
- $\mathbf{h}$ é o vetor de funções não lineares, relacionando o vetor de medidas com o vetor de estado verdadeiro, com dimensão $(m \times 1)$;
- $\mathbf{x}$ é o vetor do estado verdadeiro, com dimensão $(n \times 1)$;
- $\mathbf{w}$ é o vetor de erros nas medidas, com dimensão $(m \times 1)$;
- n é o número de variáveis de estado, sendo igual a $(2.NB - 1)$;
- NB é o número de barras ou nós do sistema de energia;
- m é o número de medidas.

Deve-se salientar que o vetor $\mathbf{w}$ refere-se apenas a erros nas medidas, ou seja, não está relacionado a erros nos parâmetros ou a erros topológicos do modelo do sistema de energia. Além disso, considera-se que os erros associados a cada medida possuem

distribuição Gaussiana e média nula. Assume-se, ainda, que a matriz covariância do erro nas medidas é conhecida e denotada por $\mathbf{Rz}$. Se as medidas forem todas independentes, então, $\mathbf{Rz}$ é uma matriz diagonal, na qual o elemento Rz_{ii} é definido como sendo a variância do erro relacionado à i -ésima medida, ou seja:

$$Rz_{ii} = \sigma_i^2. \quad (2.2)$$

Os valores numéricos para o desvio padrão σ_i podem ser calculados a partir da precisão dos instrumentos e dos sistemas de telemedição, caracterizando a precisão das medidas individualmente [15].

O vetor de medidas $\mathbf{z}$ pode ser escrito da seguinte forma:

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} T^{med} \\ P^{med} \\ U^{med} \\ Q^{med} \\ V^{med} \end{bmatrix}. \quad (2.3)$$

Deve-se notar que, neste caso, o índice *med* refere-se às grandezas medidas, descritas a seguir:

- $T_i^{med} = P_{kl}$ representa o fluxo de potência ativa da barra k para a barra l ;
- P_i^{med} representa a injeção de potência ativa na barra i ;
- $U_i^{med} = Q_{kl}$ representa o fluxo de potência reativa da barra k para a barra l ;
- Q_i^{med} representa a injeção de potência reativa na barra i ;
- V_i^{med} representa a magnitude da tensão na barra i .

O vetor do estado verdadeiro pode ser definido como:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\theta} \\ \mathbf{V} \end{bmatrix}, \quad (2.4)$$

onde:

- $\boldsymbol{\theta}$ é o vetor dos ângulos das tensões nas barras do sistema de energia;
- $\mathbf{V}$ é o vetor das magnitudes das tensões nas barras do sistema de energia.

Deve-se salientar que no vetor $\boldsymbol{\theta}$ o ângulo da barra de referência é excluído.

O estado estimado $\hat{\mathbf{x}}$ pode ser obtido a partir da minimização da seguinte função:

$$J(\mathbf{x}) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]^T \cdot \mathbf{W} \cdot [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})], \quad (2.5)$$

onde $\mathbf{W}$ é uma matriz de ponderações dada pela inversa da matriz covariância dos erros nas medidas. Esta matriz pode ser obtida através da expressão abaixo:

$$\mathbf{W} = \left\{ \varepsilon(\mathbf{w} \cdot \mathbf{w}^T) \right\}^{-1} = \left\{ \mathbf{Rz} \right\}^{-1}, \quad (2.6)$$

onde $\varepsilon(\)$ representa a esperança matemática.

Para a minimização da função $J(\mathbf{x})$ deve-se, primeiramente, extrair seu gradiente e, posteriormente, igualá-lo a zero. Assim, tem-se que:

$$\nabla J(\mathbf{x}) = -2 \cdot \mathbf{H}^T(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{W} \cdot [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] = 0, \quad (2.7)$$

onde $\mathbf{H}$ é a matriz Jacobiana formada pelas derivadas parciais do vetor de funções não-lineares $\mathbf{h}$ em relação ao vetor do estado verdadeiro $\mathbf{x}$, ou seja:

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}) = \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}}. \quad (2.8)$$

Assim, o problema da minimização da função $J(\mathbf{x})$ resume-se à solução do sistema de equações não-lineares, descrito pela equação (2.1). Devido às não-linearidades presentes em $\mathbf{h}$, a solução é obtida através de um processo iterativo, a partir da linearização de $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ em torno do ponto $\mathbf{x}(k)$, ou seja:

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{H}(\mathbf{x}(k)) \cdot \Delta \mathbf{x}(k). \quad (2.9)$$

Substituindo-se a equação (2.9) na equação (2.7), tem-se que:

$$\mathbf{H}^t(\mathbf{x}(k)) \cdot \mathbf{W} \cdot [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}(k)) - \mathbf{H}(\mathbf{x}(k)) \cdot \Delta \mathbf{x}(k)] = 0. \quad (2.10)$$

Assim:

$$\mathbf{H}^t(\mathbf{x}(k)) \cdot \mathbf{W} \cdot \mathbf{H}(\mathbf{x}(k)) \cdot \Delta \mathbf{x}(k) = \mathbf{H}^t(\mathbf{x}(k)) \cdot \mathbf{W} \cdot [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}(k))]. \quad (2.11)$$

Definindo-se, então, uma matriz ganho $\mathbf{G}(\mathbf{x}(k))$ como:

$$\mathbf{G}(\mathbf{x}(k)) = \mathbf{H}^t(\mathbf{x}(k)) \cdot \mathbf{W} \cdot \mathbf{H}(\mathbf{x}(k)), \quad (2.12)$$

pode-se, então, reescrever a equação (2.12) da seguinte maneira:

$$\mathbf{G}(\mathbf{x}(k)) \cdot \Delta \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{H}^t(\mathbf{x}(k)) \cdot \mathbf{W} \cdot [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}(k))] \quad (2.13)$$

e

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + \Delta \mathbf{x}(k+1), \quad (2.14)$$

para $k = 1, 2, 3, \dots$ até a obtenção da convergência. Assim, o vetor do estado estimado pode ser obtido através da recorrência representada pelas equações (2.13) e (2.14). A equação (2.13) é, usualmente, resolvida a partir da fatoração triangular da matriz ganho $\mathbf{G}(\mathbf{x})$.

Como esta matriz é esparsa, ou seja, possui um número reduzido de elementos não nulos, pode-se utilizar técnicas de esparsidade para a resolução do sistema. Além disso, pode-se verificar que a matriz ganho varia pouco durante o processo iterativo, podendo ser assumida como constante durante algumas iterações. A associação destas duas características da matriz $G(\mathbf{x})$ possibilita a redução do esforço computacional necessário para a resolução do problema da estimação de estado. Entretanto, se o número de medidas for igual ao número de variáveis de estado ($m = n$) e se o sistema for observável, ou seja, se as m medidas estiverem distribuídas de maneira adequada, tornando a matriz $\mathbf{H}$ inversível, a solução do problema torna-se:

$$\Delta \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{z} \quad (2.15)$$

e

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + \Delta \mathbf{x}(k+1). \quad (2.16)$$

As equações descritas acima, representam uma maneira simplificada de se formular o problema da estimação de estado em sistemas de energia elétrica. Contudo, algumas modificações podem ser incluídas com a finalidade de se obter um modelo melhor para a rede de energia:

A) Variáveis de Estado:

Numa formulação mais refinada, o vetor de estados pode incluir, além das magnitudes e fases das tensões nodais, as relações de transformação e ângulos de defasagem de transformadores e ainda fluxos de potências ativa e reativa, nos ramos de malhas nas quais a Lei de Ohm não pode ser aplicada, como, por exemplo, em malhas com impedâncias desconhecidas.

B) Medidas Realizadas:

Numa formulação mais refinada, o vetor de medidas pode incluir, além das injeções de potências ativa e reativa, do fluxo de potências ativa e reativa e das magnitudes das tensões nodais, magnitudes dos fluxos de corrente nos ramos, injeções de corrente nas barras, relações de transformação e ângulos de defasagem de transformadores.

C) Outras Formulações e Métodos:

Existem, ainda, outras abordagens para a solução do problema da estimação de estado formulado a partir do Método dos Quadrados Mínimos Ponderados, além da descrita acima (baseada no Método das Equações Normais), como, por exemplo, os Métodos Ortogonais, as Equações Seminormais, o Método Hachtel, entre outros. Contudo, o Método das Equações Normais é a abordagem mais utilizada na solução deste problema.

Além disso, é importante ressaltar que o Método dos Quadrados Mínimos Ponderados não representa a única maneira de se formular o problema da estimação de estado. Existem, portanto, formulações alternativas para este problema, como, por exemplo, os Estimadores Não-Quadráticos, o Estimador de Mínimo Valor Absoluto (LAV), etc. Entretanto, o Método dos Quadrados Mínimos Ponderados representa a maneira mais comumente e amplamente utilizada de se formular o problema da estimação de estado em sistemas de energia elétrica.

2.6. Filtragem de Kalman

A estimação dinâmica de estado é implementada, mais comumente, a partir do Filtro de Kalman e consiste, inicialmente, de um processo de filtragem baseado nas medidas realizadas a partir do sistema de energia elétrica e, posteriormente, de uma etapa de predição através da modelagem da dinâmica do sistema [27]. O principal atrativo da implementação da estimação dinâmica de estado em um centro de controle moderno estaria no fato de, diferentemente da estimação estática, esta estimação proporcionar a formação de um banco de dados com os resultados obtidos na etapa de predição, o que poderia ser útil

no problema da análise de segurança. Entretanto, a estimação dinâmica não é utilizada, atualmente, nos Estimadores de Estado dos centros de controle de energia, sendo empregados nesta função, estimadores estáticos de estado baseados no Método dos Quadrados Mínimos Ponderados. Como descrito no item 2.4., esta pequena utilização dos estimadores dinâmicos de estado é devida, principalmente, aos seguintes fatores:

- dificuldade na realização da modelagem do comportamento dinâmico do sistema;
- grande custo computacional da etapa de filtragem, implicando num gasto de tempo muito maior que o proporcionado pelos estimadores estáticos de estado, o que torna a aplicação dos estimadores dinâmicos, em tempo real, extremamente difícil.

Com relação à questão da modelagem da dinâmica do sistema, existem duas principais abordagens. Na primeira, a modelagem é baseada nas variáveis de estado convencionais, ou seja, nas magnitudes e fases das tensões nodais. A segunda passa por um processo intermediário de previsão de carga, constituindo-se na abordagem mais recomendada ao problema da modelagem da dinâmica do sistema de energia.

No que se refere ao esforço computacional na etapa de filtragem, as alternativas mais interessantes consistem na substituição da etapa de filtragem do Filtro de Kalman Estendido por uma estimação estática de estado convencional ou na implementação de estimadores de estado hierárquicos, baseados na decomposição do sistema de energia em subáreas, na realização de estimações de estado locais e na posterior coordenação destas estimações parciais para a obtenção de um único resultado final.

Como citado anteriormente, a estimação dinâmica de estado é realizada a partir do conjunto de equações descrito pelo Filtro de Kalman, levando-se em consideração informações passadas sobre o sistema. Assim, devido à sua importância, será realizada, no próximo item, uma breve descrição da origem deste método e de sua aplicação ao problema da estimação dinâmica de estado em redes de energia.

2.6.1. Origens do Filtro de Kalman

O Filtro de Kalman foi formulado em 1960 por R. E. Kalman como um reflexo relacionado às mudanças ocorridas na teoria de controle de sistemas a partir do século XIX [31]. Basicamente, o Filtro de Kalman representa uma solução recursiva do problema original dos Quadrados Mínimos, tornando-se bastante popular, de larga aplicação prática e de fundamental contribuição para o desenvolvimento de estudos teóricos. A popularidade do Filtro de Kalman é devida, basicamente, aos seguintes fatores:

- as equações do Filtro de Kalman proporcionam um procedimento extremamente conveniente para implementações computacionais;
- Kalman formulou o problema de uma maneira genérica, possibilitando sua aplicação em diferentes áreas do conhecimento;
- Kalman percebeu a importância de seus resultados, enfatizando esta importância quando da publicação e comunicação de seus novos e significantes resultados.

O Filtro de Kalman é utilizado, geralmente, para a resolução de sistemas lineares, podendo, também, ser utilizado na resolução de sistemas não-lineares. Geralmente, estas aplicações (a sistemas não-lineares) são bem sucedidas, entretanto resultados insatisfatórios podem ser obtidos devido a um fenômeno conhecido como divergência. Quando da ocorrência deste fenômeno, o modelo do sistema torna-se mais importante do que os dados obtidos (medidas) na estimação do estado do sistema, fazendo com que qualquer erro no modelo provoque uma degradação na precisão do estado estimado. Deve-se salientar que o fenômeno da divergência ocorre devido aos erros introduzidos pela aproximação linear e não por “falhas” do Filtro.

Para reduzir estes erros ocasionados pela aproximação linear, utiliza-se, na prática, o Filtro de Kalman Estendido. A principal diferença entre o Filtro de Kalman e o Filtro de Kalman Estendido está na referência utilizada para a linearização do sistema. No Filtro de Kalman, assume-se uma solução aproximada como sendo a referência para a linearização

do sistema, enquanto que no Filtro de Kalman Estendido, empregam-se as estimativas do vetor de estados como os valores de referência usados a cada estágio da linearização.

As equações que serão descritas no item 2.6.2. estão associadas ao caso discreto, podendo ser estendidas para o caso contínuo a partir da formulação apresentada na referência [2], constituindo, assim, o Filtro de Kalman-Bucy.

2.6.2. Formulação Matemática do Problema Utilizando o Filtro de Kalman – Estimação Dinâmica de Estado

Diferentemente da estimação estática de estado, a estimação dinâmica de estado leva em consideração informações do passado do sistema. É necessária, portanto, a modelagem da dinâmica dos estados do sistema para a realização deste processo. Como descrito anteriormente, esta modelagem pode ser abordada de duas maneiras diferentes: na primeira, a modelagem é baseada nas variáveis de estado convencionais, ou seja, nas magnitudes e fases das tensões nodais, enquanto a segunda abordagem passa por um processo intermediário de previsão de carga, constituindo-se na abordagem mais recomendada ao problema da modelagem da dinâmica do sistema de energia. Inicialmente, será feita uma descrição da formulação do problema da estimação dinâmica de estado, levando-se em consideração a primeira abordagem que, apesar de não ser a mais recomendada na literatura, foi utilizada neste trabalho devido a sua facilidade de implementação. Posteriormente, será estudada a segunda maneira de se tratar este problema.

A) Primeira Abordagem:

Esta primeira metodologia trata da aplicação direta do Filtro de Kalman Estendido para a obtenção da melhor estimativa para o vetor de estados, consistindo de sequências alternadas das etapas de predição e filtragem. O modelo para a aplicação do Filtro de Kalman Estendido ao problema da estimação dinâmica de estado está descrito pela Figura 2.1. e pelas equações (2.17) e (2.18):

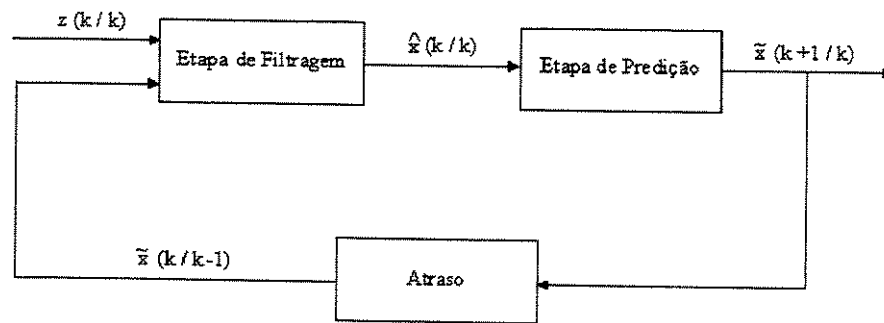


Figura 2.1.: Modelo empregado para a utilização do Filtro de Kalman – Primeira abordagem

Etapa de filtragem:

$$z(k) = h(x(k)) + w(k) \quad (2.17)$$

Etapa de predição:

$$x(k+1) = F(k).x(k) + u(k) + v(k), \quad (2.18)$$

onde :

- $z(k)$ representa o vetor de medidas no instante k ;
- $x(k)$ representa o vetor do estado verdadeiro no instante k ;
- $x(k+1)$ representa o vetor do estado verdadeiro no instante $(k+1)$;
- $u(k)$ representa o vetor associado às ações de controle conhecidas no instante k ;
- h representa o vetor de funções não-lineares, relacionando o vetor de estados no instante k ao vetor de medidas no mesmo instante;
- $F(k)$ representa a matriz de transição de estado;
- $w(k)$ e $v(k)$ representam ruídos brancos gaussianos independentes.

Assume-se que as propriedades estatísticas de $\mathbf{w}(k)$ e $\mathbf{v}(k)$ em qualquer instante k de tempo são:

$$\varepsilon[v_i(k)] = 0, \forall i; \quad (2.19)$$

$$\varepsilon[w_i(k)] = 0, \forall i; \quad (2.20)$$

$$\varepsilon[v_i(k) \cdot v_j(k)] = \begin{cases} 0, & \text{se } i \neq j \\ \sigma_v^2, & \text{se } i = j \end{cases} \quad (2.21)$$

$$\varepsilon[w_i(k) \cdot w_j(k)] = \begin{cases} 0, & \text{se } i \neq j \\ \sigma_w^2, & \text{se } i = j \end{cases} \quad (2.22)$$

$$\varepsilon[v_i(k) \cdot w_j(k)] = 0, \forall i, j. \quad (2.23)$$

A matriz covariância dos erros nas medidas no instante k é definida como a matriz diagonal:

$$\mathbf{Rz}(k) = \varepsilon[\mathbf{w}(k) \cdot \mathbf{w}(k)^T] = \mathbf{W}^{-1}(k) \quad (2.24)$$

e a matriz covariância dos ruídos no sistema (também diagonal) é expressa por:

$$\mathbf{Q}(k) = \varepsilon[\mathbf{v}(k) \cdot \mathbf{v}(k)^T]. \quad (2.25)$$

As etapas de filtragem e de predição estão explicitadas, matematicamente, a seguir:

Etapas de Filtragem:

Esta etapa consiste na determinação da melhor estimativa para o vetor de estados no instante k , dado o conjunto de informações disponíveis até o instante k , ou seja, dados o vetor de estados predito e sua correspondente matriz covariância de erro nos estados preditos. Para isso, deve-se realizar a minimização da seguinte função objetivo:

$$J\{\mathbf{x}(k)\} = [\mathbf{z}(k) - \mathbf{h}\{\mathbf{x}(k)\}]^T \mathbf{R}\mathbf{z}^{-1}(k) [\mathbf{z}(k) - \mathbf{h}\{\mathbf{x}(k)\}] + [\mathbf{x}(k) - \tilde{\mathbf{x}}(k/k-1)]^T \mathbf{R}\mathbf{x}^{-1}(k/k-1) [\mathbf{x}(k) - \tilde{\mathbf{x}}(k/k-1)] \quad (2.26)$$

Nota-se que o Filtro de Kalman também utiliza a minimização quadrática para a obtenção do vetor de estados estimado, podendo ser considerado como uma variação do Método dos Quadrados Mínimos em uma forma recursiva.

A melhor estimativa para o vetor de estados no instante k pode ser obtida através das seguintes equações:

$$\hat{\mathbf{x}}(k/k) = \tilde{\mathbf{x}}(k/k-1) + \mathbf{K}(k) \cdot [\mathbf{z}(k) - \mathbf{h}\{\tilde{\mathbf{x}}(k/k-1)\}]; \quad (2.27)$$

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{R}\mathbf{x}(k/k) \mathbf{H}^T \mathbf{R}\mathbf{z}^{-1}(k); \quad (2.28)$$

$$\mathbf{R}\mathbf{x}(k/k) = [\mathbf{H}^T(k) \mathbf{R}\mathbf{z}^{-1}(k) \mathbf{H}(k) + \mathbf{R}\mathbf{x}^{-1}(k/k-1)]^{-1}, \quad (2.29)$$

onde:

- $\hat{\mathbf{x}}(k/k)$ representa o vetor de estados estimado no instante k , a partir das informações disponíveis até este instante;
- $\tilde{\mathbf{x}}(k/k-1)$ representa o vetor de estados predito para o instante k , a partir de informações disponíveis até o instante anterior ($k-1$);
- $\mathbf{K}(k)$ representa a matriz ganho do Filtro de Kalman Estendido;

- $\mathbf{R_x}(k / k)$ representa a matriz covariância de erro nos estados preditos no instante k , a partir de dados obtidos até este instante;
- $\mathbf{H}$ representa a matriz Jacobiana associada ao sistema;
- $\mathbf{R_x}(k / k - 1)$ representa a matriz covariância de erro nos estados preditos no instante k , a partir de dados obtidos até o instante anterior ($k-1$).

Etapa de Predição:

A etapa de predição consiste na obtenção de uma previsão do vetor de estados um instante à frente (no instante $k+1$), a partir do vetor de estados estimado no instante k . Este vetor pode ser calculado através das seguintes equações:

$$\tilde{\mathbf{x}}(k+1 / k) = \mathbf{F}(k) \cdot \hat{\mathbf{x}}(k / k) + \mathbf{u}(k); \quad (2.30)$$

$$\mathbf{R_x}(k+1 / k) = \mathbf{F}(k) \cdot \mathbf{R_x}(k / k) \cdot \mathbf{F}(k)^T + \mathbf{Q}(k), \quad (2.31)$$

onde:

- $\tilde{\mathbf{x}}(k+1 / k)$ representa o vetor de estados predito para o instante $k+1$, a partir de informações disponíveis até o instante k ;
- $\mathbf{R_x}(k+1 / k)$ representa a matriz covariância de erro nos estados preditos no instante $k+1$, a partir de dados obtidos até o instante anterior (k).

A principal vantagem da aplicação da estimação dinâmica de estado é a possibilidade de formação de um banco de dados com os resultados obtidos na etapa de predição do Filtro de Kalman Estendido. O sucesso nesta etapa (de predição) depende, basicamente, da utilização de uma dinâmica do modelo confiável e consistente. A Tabela 2.1. ilustra a comparação de três diferentes modelos adotados para a dinâmica do sistema de energia elétrica [27].

Tabela 2.1.: Modelos adotados para a dinâmica do sistema de energia elétrica

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Precisão da Predição	Pobre	Pobre	Média
Esforço Computacional - Etapa de Predição	Pequeno	Pequeno	Moderado
Esforço Computacional – Filtragem	Grande	Grande	Grande

Nesta tabela, o Modelo 1 representa o modelo de Debs e Larson, descrito pela equação:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k), \quad (2.32)$$

cujas predição é representada por:

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1/k) = \hat{\mathbf{x}}(k/k); \quad (2.33)$$

o Modelo 2 representa o modelo de Nishiya *et al.*, descrito através da expressão:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{x}(k) + \hat{\mathbf{c}}(k) + \mathbf{w}(k) \\ \hat{\mathbf{c}}(k) &= \hat{\mathbf{x}}(k/k) - \hat{\mathbf{x}}(k-1/k-1), \end{aligned} \quad (2.34)$$

cujas predição é representada por:

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1/k) = \hat{\mathbf{x}}(k/k) + \hat{\mathbf{c}}(k) \quad e \quad (2.35)$$

o Modelo 3 representa o modelo de Leite da Silva *et al.*, descrito pela equação:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{e}(k) + \mathbf{w}(k), \quad (2.36)$$

cujas predição é representada por:

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1/k) = \mathbf{F}(k)\hat{\mathbf{x}}(k/k) + \mathbf{e}(k). \quad (2.37)$$

Da Tabela 2.1. pode-se notar que assume-se que as variáveis de estado variam independentemente da carga, o que não corresponde à realidade dos sistemas de energia. Na realidade, a dinâmica da rede elétrica é ditada pelas injeções de potência nas barras do sistema, uma vez que mudanças tanto nas cargas quanto nos geradores influenciam as

tensões de outras barras. Assim, ao invés da etapa de predição ser baseada no vetor de estados convencional, pode-se baseá-la nas injeções de potência nodais, como será descrito na segunda abordagem ao problema de estimação dinâmica de estado a seguir.

B) Segunda Abordagem:

Conforme descrito anteriormente, esta abordagem é baseada nas injeções de potência nodais. Estas variáveis são consideradas mais apropriadas que as variáveis de estado convencionais (magnitudes e fases das tensões nodais) para a etapa de predição do Filtro de Kalman Estendido, uma vez que:

- ditam a dinâmica do sistema de energia;
- possuem dinâmica que pode ser identificada de maneira precisa através de modelos de previsão;
- são menos dependentes umas das outras do que as variáveis de estado convencionais.

O processo utilizado para a estimação de estado está ilustrado na Figura 2.2.

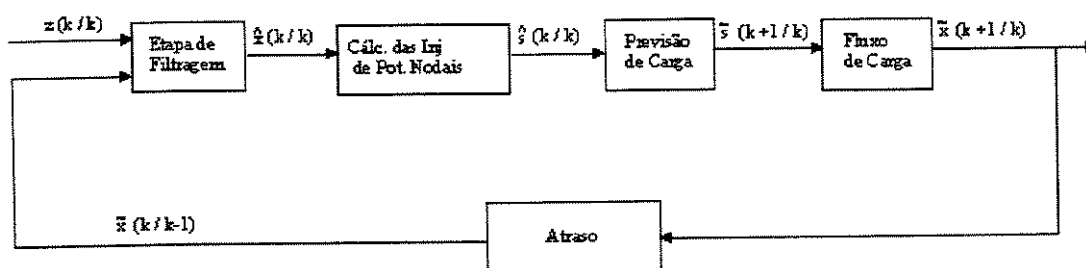


Figura 2.2.: Modelo empregado para a utilização do Filtro de Kalman – Segunda abordagem

O vetor s é definido pelas injeções de potências ativa e reativa nas barras de carga e pelas tensões e injeções de potência ativa nas barras de geração. A etapa de predição pode ser resumida da seguinte forma:

- utilização de modelos de previsão de carga para prever as injeções de potências ativa e reativa nas barras de carga;
- adaptação das potências ativas, com a finalidade de manter o balanço de potência;
- consideração de que as tensões das barras de geração são constantes e dentro dos limites da capacidade de geração de reativos.

Apesar da utilização do vetor s na etapa de predição, o vetor de estados convencional (x) tem que ser utilizado na etapa de filtragem, de acordo com o modelo representado pela equação (2.17). Desta maneira, é necessária a realização de algumas mudanças de variáveis, ou seja, após a etapa de filtragem, o vetor de estados convencional é transformado no vetor s através das leis de Kirchhoff e das equações de fluxo de potência. Já após a etapa de predição, o vetor de estados convencional predito pode ser obtido a partir do vetor s predito através da implementação de um fluxo de potência.

Capítulo 3

Estimação Dinâmica de Parâmetros da Carga

3.1. Introdução

O problema da estimação de parâmetros em sistemas de energia elétrica está inserido no contexto da estimação de estado, uma vez que, conforme visto no capítulo 2, as discrepâncias entre o estado real e o estado estimado podem ser atribuídas a várias causas, dentre elas a imprecisão dos parâmetros da rede de energia.

Visto que o problema da estimação de parâmetros pode ser solucionado a partir de métodos baseados na estimação de estado (tanto estática quanto dinâmica) e uma vez que estas técnicas já foram descritas no capítulo anterior, é de fundamental importância a compreensão do problema da estimação de parâmetros e da modelagem da carga em sistemas de energia antes da apresentação dos algoritmos a serem utilizados na resolução deste problema. Assim, segue-se uma descrição do problema da estimação de parâmetros da rede elétrica, retratando sua importância dentro do processo da estimação de estado, bem como um estudo acerca da modelagem da carga. Compreendendo-se estes aspectos do

problema em estudo, apresentam-se, então, métodos e técnicas para a implementação da estimação dinâmica de parâmetros da carga em sistemas de energia elétrica.

3.2. O Problema da Estimação de Parâmetros da Carga em Sistemas de Energia Elétrica

O problema da estimação de parâmetros, de uma maneira geral, em sistemas de energia elétrica consiste na determinação de alguns parâmetros relevantes da rede, tais como:

- admitâncias série das linhas de transmissão;
- admitâncias shunt das linhas de transmissão;
- parâmetros utilizados na modelagem das cargas.

Este problema é considerado como parte fundamental da estimação de estado em sistemas de energia, pois, conforme demonstrado na referência [4], influencia, significativamente, a precisão dos resultados obtidos na estimação de estado, ou seja, o desempenho desta função pode ser prejudicado devido ao fato de não se levar em consideração a estimação dos parâmetros do sistema em estudo. Além disso, os resultados obtidos na estimação de estado podem ser influenciados de forma negativa se, quando da utilização da estimação de parâmetros conjuntamente com a estimação de estado, existirem erros de grande magnitude nas medidas referentes aos parâmetros do sistema, podendo ser causados, por exemplo, por falhas na calibração dos instrumentos de medição. Há, contudo, alguns algoritmos, descritos na literatura, que permitem a identificação e a estimação dos erros nos parâmetros do sistema, proporcionando uma melhor precisão dos resultados obtidos na estimação de estado [6].

Em especial, no caso das cargas de um sistema de energia elétrica, a importância da estimação dos parâmetros (da carga) reside também no fato de que os modelos de carga poderão ser incluídos na estimação de estado e, assim, se a tensão da barra, modelada

segundo equações cujos parâmetros foram previamente determinados no processo de estimação de parâmetros, for conhecida, as potências ativa e reativa nesta barra poderão ser determinadas, podendo ser utilizadas, então, como pseudo-medidas no processo de estimação de estado, ajudando, portanto, na observabilidade da rede elétrica em questão.

3.3. Principais Métodos Utilizados na Estimação de Parâmetros em Sistemas de Energia Elétrica

Os principais métodos para a estimação de parâmetros em sistemas de energia elétrica podem ser classificados em duas diferentes categorias [34]:

- métodos baseados na análise da sensibilidade dos resíduos e
- métodos baseados na extensão do vetor de estados.

Na primeira, a estimação de parâmetros é processada após a estimação de estado realizada a partir de um vetor de estados convencional (sem a inclusão dos parâmetros a serem estimados).

Na segunda categoria, são incluídos no vetor de estados os parâmetros que se deseja estimar. Assim, a estimação de parâmetros e a estimação de estado são processadas simultaneamente. Atualmente, os métodos baseados na extensão do vetor de estado são os mais utilizados, embora a análise da sensibilidade dos resíduos seja ainda necessária na identificação de erros nos parâmetros. Através desta identificação, pode-se determinar os parâmetros suspeitos do sistema e, portanto, o conjunto de parâmetros a ser estimado. Os métodos baseados na extensão do vetor de estados podem, ainda, ser subdivididos, quanto a sua forma de resolução, em:

- solução a partir do Método dos Quadrados Mínimos Ponderados e
- solução baseada no Filtro de Kalman.

Ambas as abordagens citadas acima implicam em um aumento do vetor de estados, devido à inclusão dos parâmetros a serem estimados, bem como do vetor de medidas, que passa a utilizar esses parâmetros como pseudo-medidas. Conseqüentemente, verifica-se um aumento nas dimensões da matriz Jacobiana, que passa a possuir colunas referentes às derivadas parciais das funções que relacionam as grandezas medidas aos novos elementos do vetor de estados, ou seja, os parâmetros a serem estimados. Além disso, se existirem grandezas medidas dependentes dos parâmetros a serem estimados, o vetor de medidas passa a incorporar essas grandezas, implicando em um aumento do número de linhas da matriz Jacobiana, bem como da matriz covariância associada às medidas do sistema.

A solução baseada no Método dos Quadrados Mínimos Ponderados utiliza as equações normais para a resolução do problema da estimação de parâmetros, enquanto que o Filtro de Kalman baseia-se na alternância entre as etapas de filtragem (também baseada em uma minimização quadrática) e de predição para a resolução do mesmo problema. A formulação matemática de ambas as abordagens pode ser encontrada no capítulo 2 desta dissertação.

A estimação de parâmetros do sistema pode, ainda, ser realizada de forma dinâmica, a partir da utilização de dados (medidas) referentes a várias varreduras, proporcionando um aumento da redundância associada aos parâmetros a serem estimados. Isto pode ser realizado a partir do Método dos Quadrados Mínimos Ponderados em uma forma recursiva ou a partir do Filtro de Kalman. Nesta dissertação, o problema da estimação de parâmetros foi abordado de maneira dinâmica e os algoritmos utilizados na resolução deste problema estão descritos nos próximos itens deste capítulo.

3.4. Modelagem da Carga em Sistemas de Energia Elétrica

Neste trabalho, o problema de estimação dinâmica de parâmetros estará voltado para a estimação dos parâmetros de determinado modelo de carga para uma barra do sistema de energia elétrica. Existem, atualmente, duas metodologias principais com relação ao problema da modelagem da carga em sistemas de energia elétrica [23]. A primeira

metodologia é baseada nas medidas do sistema, envolvendo a supervisão, através de equipamentos específicos, da sensibilidade das potências ativa e reativa com relação às variações de tensão e frequência. Esta abordagem tem como vantagem a obtenção de modelos mais precisos, tendo como desvantagens o custo associado à aquisição e instalação dos equipamentos de medida e a necessidade de se monitorar todas as cargas do sistema. A segunda metodologia é baseada na composição da carga a partir de suas partes constituintes, envolvendo a classificação da mesma como, por exemplo, carga industrial, comercial, municipal ou residencial e em outras subcategorias. A carga residencial pode ser subdividida, por exemplo, em carga associada ao sistema de aquecimento ou a dispositivos eletrônicos. A principal vantagem deste tipo de abordagem é a facilidade de sua implementação, uma vez que não necessita de equipamentos de medição.

3.4.1. A Importância da Modelagem da Carga em Sistemas de Energia Elétrica

Os modelos de carga utilizados, mais comumente, no Problema do Fluxo de Potência definem a carga como constante ou, de forma menos frequente, como função da tensão nodal. Contudo, este tipo de modelagem é inadequada quando da realização de estudos envolvendo a dinâmica do sistema de energia. Nestes casos, necessita-se de modelos mais refinados que possibilitem a obtenção de resultados mais precisos. O problema do colapso de tensão, por exemplo, necessita de modelos de carga refinados por vários períodos nos quais a tensão permanece baixa, uma vez que modelos estáticos não conseguem expressar este problema de maneira precisa. Outros estudos nos quais a modelagem da carga influi significativamente são: “first-swing”, sobretensões, estabilidade de motores de indução, pequenos sinais, etc. [24]. Além disso, o crescimento da demanda de energia, não acompanhado do correspondente crescimento das capacidades de geração e transmissão, diminui as margens de operação do sistema de energia elétrica, requerendo, assim, uma melhor modelagem de todos os componentes do sistema, inclusive da carga [16]. Conforme citado anteriormente, a importância da modelagem da carga se deve também ao fato de que

os modelos de carga poderão ser incluídos na estimação de estado e, uma vez conhecida a tensão da barra modelada, proporcionar a determinação das potências ativa e reativa neste nó elétrico, possibilitando sua utilização como pseudo-medidas na estimação de estado, auxiliando, portanto, na observabilidade da rede de energia.

Pode-se concluir, então, que a realização de estudos, para a obtenção de uma melhor representação para a carga, possibilitará uma visão mais realista da situação do sistema de energia, prevenindo, por exemplo, a realização de gastos com a adição desnecessária de equipamentos de proteção e colapsos de tensão.

3.4.2. Modelos de Carga

Um modelo de carga é uma representação matemática da relação entre a potência (ativa ou reativa) ou injeção de corrente em uma barra de carga e a tensão complexa deste nó elétrico. O modelo de carga pode se referir somente a estas equações matemáticas ou a estas equações juntamente com valores de parâmetros das mesmas como, por exemplo, coeficientes e expoentes. A seguir, tem-se uma breve descrição dos modelos de carga mais encontrados na literatura.

A) Modelo Estático:

Este modelo pode ser utilizado para a representação de cargas estáticas, como, por exemplo, cargas resistivas, ou como uma aproximação no caso de cargas dinâmicas, como motores de indução. Nesta representação, a potência (ativa ou reativa) é definida como uma função da magnitude da tensão nodal e/ou da frequência para um mesmo instante de tempo. Na sequência, estão explicitados alguns modelos estáticos para a representação da carga.

- Impedância Constante:

Neste modelo, a potência na barra varia diretamente com o quadrado da magnitude da tensão nodal, daí o fato de ser denominado de Impedância Constante. Deve-se salientar que este modelo também é denominado de Admitância Constante.

- Corrente Constante:

Neste modelo, a potência na barra varia diretamente com a magnitude da tensão nodal, justificando, assim, a denominação do modelo.

- Potência Constante:

Neste modelo, a potência na barra é assumida constante, não variando de forma alguma com a tensão nodal.

- Modelo Polinomial:

Neste tipo de representação, a potência na barra e a magnitude da tensão nodal estão relacionadas por equações polinomiais do seguinte tipo:

$$\begin{aligned} P &= P_0 \cdot [a + b \cdot (V/V_0) + c \cdot (V/V_0)^2] \\ Q &= Q_0 \cdot [d + e \cdot (V/V_0) + f \cdot (V/V_0)^2], \end{aligned} \tag{3.1}$$

onde:

- a, b, c, d, e e f são os parâmetros do modelo.

Normalmente, P_0 , Q_0 e V_0 são as condições iniciais do sistema a ser estudado. Entretanto, se este modelo estiver representando uma carga específica, P_0 , Q_0 e V_0

correspondem aos valores nominais de potência ativa, reativa e tensão, respectivamente. Deve-se salientar que este modelo também é denominado modelo ZIP, uma vez que, do lado direito das equações de potência ativa e de potência reativa, o primeiro termo representa uma potência constante (P), o segundo termo uma corrente constante (I) e o terceiro, uma impedância constante (Z).

- Modelo Exponencial:

Neste tipo de modelo, a potência na barra e a magnitude da tensão nodal estão relacionadas por equações exponenciais do seguinte tipo:

$$\begin{aligned} P &= P_0 \cdot (V/V_0)^a \\ Q &= Q_0 \cdot (V/V_0)^b, \end{aligned} \tag{3.2}$$

onde:

- a e b são os parâmetros do modelo.

As mesmas considerações sobre P_0 , Q_0 e V_0 do item anterior podem ser adotadas para este modelo. Às vezes, dois ou mais termos com expoentes diferentes são incluídos nas equações descritas acima. Nota-se que se pode, facilmente, recair em um modelo polinomial (ZIP) se as equações acima forem descritas pela soma de três termos exponenciais, de expoentes 2 (impedância constante), 1 (corrente constante) e 0 (potência constante).

- Modelo Dependente da Frequência:

Nesta representação, fica explicitada a relação entre a potência da barra e a frequência da tensão nodal. Este tipo de modelagem é normalmente realizado a partir da multiplicação

de uma equação que descreve um modelo exponencial ou polinomial por um fator dependente da frequência da tensão nodal. Este fator pode ser descrito da seguinte maneira:

$$\text{Fator} = [1 + a_f(f - f_0)], \quad (3.3)$$

onde:

- a_f é o parâmetro de sensibilidade de frequência do modelo;
- f é a frequência da tensão nodal;
- f_0 é a frequência nominal.

Contudo, deve-se notar que se o modelo ZIP for utilizado em combinação com o modelo dependente da frequência, ou seja, se for utilizada uma representação da carga correspondente à equação do modelo ZIP multiplicada pelo fator $[1 + a_f(f - f_0)]$, o modelo obtido para a carga passa a não possuir correspondência física, uma vez que o termo correspondente à impedância constante passa a ser dependente da frequência.

- Modelo EPRI LOADSYN:

Este modelo, utilizado no programa EPRI LOADSYN [12], engloba as características descritas nos três modelos anteriores (polinomial, exponencial e dependente da frequência) e pode ser representado pelas equações a seguir:

$$\begin{aligned} P &= P_0 \cdot \{Pa_1 \cdot (V/V_0)^{K_{PV1}} \cdot [1 + K_{PF1} \cdot (f - f_0)] + (1 - Pa_1) \cdot (V/V_0)^{K_{PV2}}\} \\ Q &= P_0 \cdot \{Qa_1 \cdot (V/V_0)^{K_{QV1}} \cdot [1 + K_{QF1} \cdot (f - f_0)] + \\ &+ ((Q_0/P_0) - Qa_1) \cdot (V/V_0)^{K_{QV2}} \cdot [1 + K_{QF2} \cdot (f - f_0)]\}, \end{aligned} \quad (3.4)$$

onde:

- Pa_1 é a parcela da carga (potência ativa) dependente da frequência;

- KPV1 é o expoente da tensão para a parcela da carga (potência ativa) dependente da frequência;
- KPV2 é o expoente da tensão para a parcela da carga (potência ativa) independente da frequência;
- KPF1 é o coeficiente de sensibilidade de frequência da carga (potência ativa);
- f é a frequência da tensão nodal;
- f_0 é a frequência nominal;
- Q_{a1} é a razão entre a carga reativa inicial não compensada e a potência ativa inicial total (P_0);
- KQV1 é o expoente da tensão para a potência reativa não compensada;
- KQV2 é o expoente da tensão para a compensação reativa;
- KQF1 é o coeficiente de sensibilidade de frequência da carga para a potência reativa não compensada;
- KQF2 é o coeficiente de sensibilidade de frequência para a compensação reativa;
- Q_0 é a potência reativa inicial, obtida a partir do Fluxo de Potência.

Da análise destas equações, pode-se observar que a potência ativa é representada por duas componentes distintas: uma dependente da frequência da tensão nodal e a outra não. Além disso, quanto à representação da potência reativa, pode-se salientar que o primeiro termo representa o consumo de reativos da carga, enquanto que o segundo termo representa o consumo de reativos de alimentadores e transformadores, menos as capacitâncias shunt, para fornecer o valor inicial da injeção de potência reativa (Q_0) na barra.

B) Modelo Dinâmico:

Neste modelo, a potência (ativa ou reativa) em um certo instante é representada como função da magnitude da tensão e da frequência nodais em instantes passados e, também, no instante atual.

3.5. Métodos para a Resolução do Problema de Estimação Dinâmica de Parâmetros da Carga

A seguir, estão descritos, matematicamente, os métodos empregados, neste trabalho, para a resolução do problema da estimação dinâmica dos parâmetros da carga em sistemas de energia elétrica.

3.5.1. Método dos Quadrados Mínimos Ponderados Recursivo

O Método dos Quadrados Mínimos Ponderados pode ser implementado, de forma recursiva, a partir de três diferentes técnicas:

- Técnica do Vetor de Estados Estendido (VEE);
- Técnica da Estimação de Estado/Parâmetros Alternada (ALTER) e
- Técnica de Estimação Dinâmica de Estado/Parâmetros (DIN).

O processo iterativo responsável pela resolução do problema da estimação de parâmetros é o mesmo para as três técnicas citadas acima e é baseado nas equações descritas no item 2.5.2 desta dissertação, referentes ao Método dos Quadrados Mínimos Ponderados na sua forma recursiva (QMPR). As técnicas mencionadas são responsáveis, apenas, pela formação de vetores e matrizes que servirão como entrada do processo iterativo a ser solucionado pelo QMPR. É importante ressaltar que a formação de vetores e matrizes é realizada de maneira diferente para cada uma das técnicas já citadas, conforme detalhado a seguir.

A) Técnica do Vetor de Estados Estendido

Esta técnica é baseada na extensão do vetor de estados através da inclusão dos parâmetros que se deseja estimar neste vetor. Cada varredura de medidas é modelada como [20]:

$$\mathbf{z}(t_i) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p}) + \mathbf{e}(t_i), \text{ para } i = 0, 1, 2, \dots, N, \quad (3.5)$$

onde:

- N corresponde ao número total de varreduras;
- $\mathbf{z}(t_i)$ representa o vetor de medidas da varredura t_i ;
- $\mathbf{h}$ representa um vetor de funções não-lineares, relacionando o vetor de medidas ao vetor de estados e parâmetros verdadeiros;
- $\mathbf{x}(t_i)$ corresponde ao vetor de estados da varredura t_i ;
- $\mathbf{p}$ representa um vetor de parâmetros;
- $\mathbf{e}(t_i)$ representa o vetor de erros nas medidas, com variância $\mathbf{R}_z$ e média nula.

Neste caso, são conhecidos, a priori, o vetor de parâmetros estimados inicial e sua correspondente matriz covariância $\mathbf{R}_p$.

O vetor de estados estendido estimado (estado e parâmetros) pode ser obtido a partir da minimização da seguinte função objetivo:

$$\begin{aligned} J(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p}) = & \frac{1}{2} \cdot (\mathbf{z}(t_i) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p}))^T \cdot \mathbf{R}_z^{-1}(t_i) \cdot (\mathbf{z}(t_i) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p})) \\ & + \frac{1}{2} \cdot (\bar{\mathbf{p}}(t_i) - \mathbf{p})^T \cdot \mathbf{R}_p^{-1}(t_i) \cdot (\bar{\mathbf{p}}(t_i) - \mathbf{p}) \end{aligned} \quad (3.6)$$

Definindo-se o vetor de estados estendido e o vetor de medidas estendido como sendo, respectivamente:

$$\tilde{\mathbf{x}}(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{x}(t_i) \\ \mathbf{p} \end{pmatrix} \quad (3.7)$$

e

$$\tilde{\mathbf{z}}(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{z}(t_i) \\ \bar{\mathbf{p}}(t_i) \end{pmatrix}, \quad (3.8)$$

onde

- $\bar{\mathbf{p}}(t_i)$ corresponde ao vetor de parâmetros utilizado como pseudo-medida na varredura t_i , tem-se a seguinte matriz Jacobiana :

$$\tilde{\mathbf{H}}(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{H}_x(t_i) & \mathbf{H}_p(t_i) \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{pmatrix}. \quad (3.9)$$

As matrizes covariância associadas ao erro no vetor de medidas e ao vetor de estados são definidas, respectivamente, como:

$$\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{z}}}(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_z(t_i) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_p(t_i) \end{pmatrix} \quad (3.10)$$

e

$$\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{x}}}(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_x(t_i) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_p(t_i) \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

A figura 3.1. ilustra o processo de estimação de parâmetros da carga, para uma varredura, através da Técnica do Vetor de Estados Estendido:

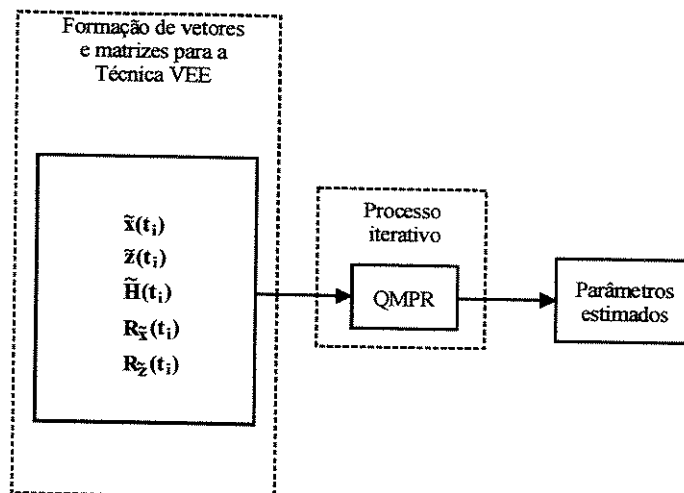


Figura 3.1.: Estimação dos parâmetros da carga utilizando QMPR – Técnica VEE

B) Técnica da Estimação de Estado/Parâmetros Alternada

Este método é baseado na decomposição da estimação de estado/parâmetros em dois subproblemas, o de estimação de estado e o de estimação de parâmetros. Cada varredura de medidas é, como descrito anteriormente, modelada pela equação (3.5), repetida abaixo por conveniência:

$$\mathbf{z}(t_i) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p}) + \mathbf{e}(t_i), \text{ para } i = 0, 1, 2, \dots, N. \quad (3.5)$$

Neste caso, também são conhecidos, a priori, o vetor de parâmetros estimados inicial e sua correspondente matriz covariância $\mathbf{R}_p$.

O vetor de estados estimado e o vetor de parâmetros estimado podem ser obtidos alternando-se a resolução do subproblema da estimação de estado e do subproblema da estimação de parâmetros.

- Subproblema da estimação de estado:

O vetor de estado estimado é obtido a partir da minimização da seguinte função objetivo, considerando-se, a cada varredura, um valor fixo para o vetor de parâmetros $\mathbf{p}$:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p}) = \frac{1}{2} (\mathbf{z}(t_i) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p}))^T \mathbf{R}_z^{-1}(t_i) (\mathbf{z}(t_i) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p})). \quad (3.12)$$

O vetor de estados e o vetor de medidas são definidos, respectivamente, como:

$$\mathbf{x}(t_i) = \mathbf{x}(t_i) \quad (3.13)$$

e

$$\mathbf{z}(t_i) = \mathbf{z}_x(t_i), \quad (3.14)$$

onde:

- $\mathbf{z}_x(t_i)$ corresponde ao vetor de medidas dependentes da tensão.

Assim, para o subproblema de estimação de estado, o vetor de estados é formado apenas pelo estado do sistema que se deseja estimar, sem a inclusão do vetor de parâmetros como na técnica VEE. Além disso, o vetor de medidas passa a ser composto apenas pelas medidas dependentes da tensão e não inclui o vetor de parâmetros como pseudo-medidas.

A matriz Jacobiana é formada a partir das derivadas parciais das funções não-lineares que relacionam o vetor de medidas e o vetor de estados:

$$\mathbf{H}(t_i) = \mathbf{H}_x(t_i). \quad (3.15)$$

As matrizes covariância associadas ao erro no vetor de medidas e ao vetor de estados são definidas, respectivamente, como:

$$\mathbf{R}_z(t_i) = \mathbf{R}_{z_x}(t_i); \quad (3.16)$$

e

$$\mathbf{R}_x(t_i) = \mathbf{R}_x(t_i), \quad (3.17)$$

ou seja, a matriz covariância associada às medidas do sistemas é composta somente pelas covariâncias relativas às medidas dependentes da tensão e a covariância associada ao vetor de estados é formada apenas pela covariância do estado e não mais pela composição desta covariância com a covariância associada aos parâmetros como no caso da técnica VEE.

- Subproblema da estimação de parâmetros:

O vetor de parâmetros estimado é obtido a partir do vetor de estado estimado anteriormente, da minimização da seguinte função objetivo:

$$\mathbf{J}(\mathbf{p}) = \sum_{i=1}^N \mathbf{J}(\hat{\mathbf{x}}(t_i), \mathbf{p}) . \quad (3.18)$$

O vetor de estados e o vetor de medidas são definidos, respectivamente, como:

$$\mathbf{x}(t_i) = \mathbf{p}(t_i) \quad (3.19)$$

e

$$\mathbf{z}(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{z}_p(t_i) \\ \bar{\mathbf{p}}(t_i) \end{pmatrix}, \quad (3.20)$$

onde:

- $\mathbf{z}_p(t_i)$ corresponde ao vetor de medidas dependentes dos parâmetros a serem estimados e
- $\bar{\mathbf{p}}(t_i)$ corresponde ao vetor de parâmetros utilizado como pseudo-medida na varredura t_i .

Portanto, no caso do subproblema de estimação de parâmetros, o vetor de estados é formado apenas pelos parâmetros que se deseja estimar. Além disso, o vetor de medidas passa a ser composto pelas medidas dependentes dos parâmetros e pelos parâmetros estimados na varredura anterior, utilizados, aqui, como pseudo-medidas da varredura atual (t_i).

A matriz Jacobiana é formada a partir das derivadas parciais das funções não-lineares que relacionam o vetor de medidas e o vetor de estados:

$$\mathbf{H}(t_i) = \mathbf{H}_p(t_i). \quad (3.21)$$

As matrizes covariância associadas ao erro no vetor de medidas e ao vetor de estados são definidas, respectivamente, como:

$$\mathbf{R}_z(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_{z_p}(t_i) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_p(t_i) \end{pmatrix} \quad (3.22)$$

e

$$\mathbf{R}_x(t_i) = \mathbf{R}_p(t_i), \quad (3.23)$$

ou seja, a matriz covariância associada às medidas do sistemas é composta pelas covariâncias relativas às medidas dependentes dos parâmetros e pela covariância associada aos parâmetros que se deseja estimar, enquanto que a covariância associada ao vetor de estados é formada apenas pela covariância associada aos parâmetros a serem estimados. A figura 3.2. ilustra o processo de estimação de parâmetros da carga, para uma varredura, através da Técnica de Estimação de Estado/Parâmetros Alternada:

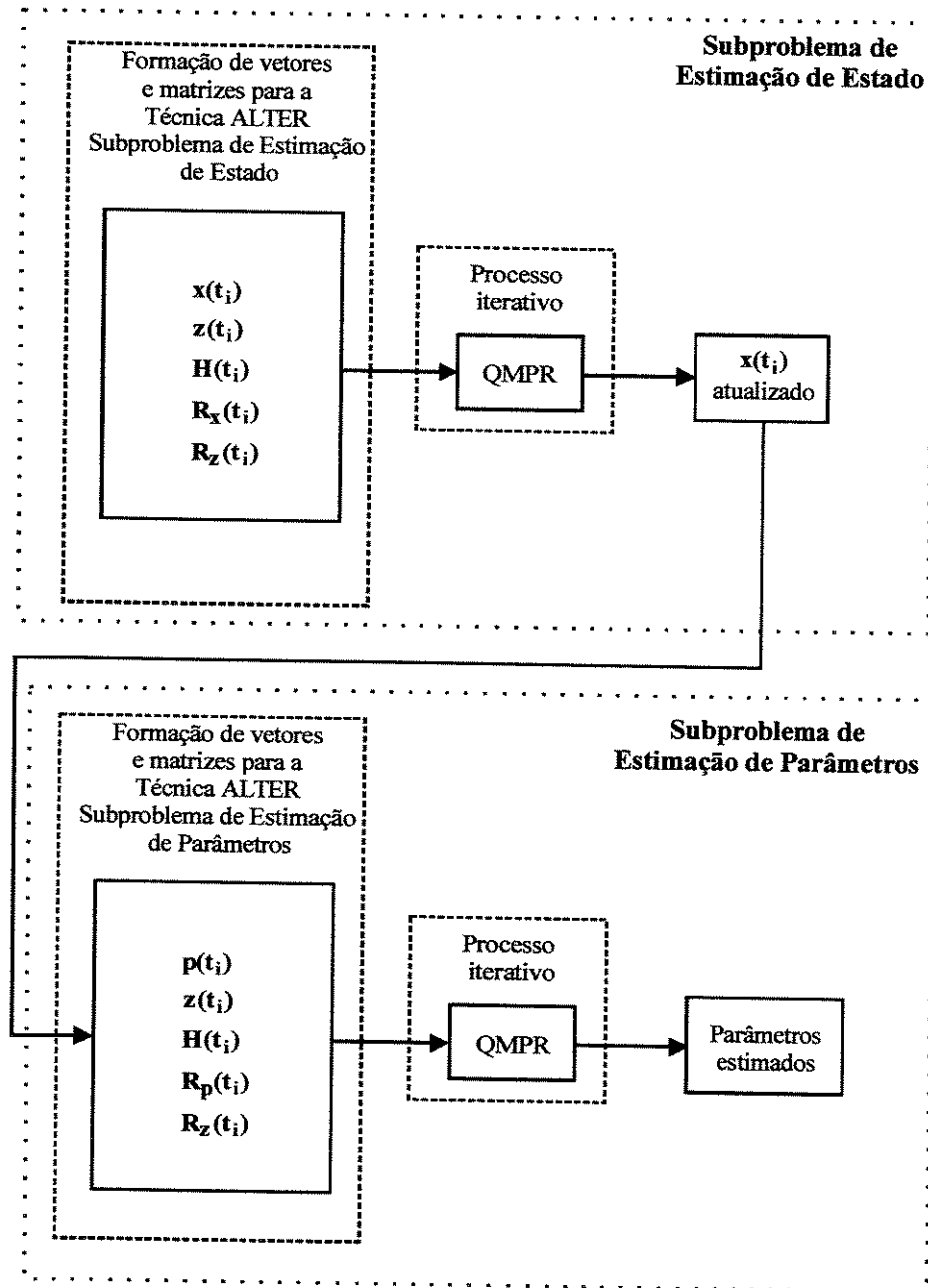


Figura 3.2.: Estimação dos parâmetros da carga utilizando QMPR – Técnica ALTER

Deve-se salientar que, para o caso da Técnica ALTER, admite-se a convergência do processo iterativo (QMPR) em apenas uma iteração. Assim, a alternância entre a resolução dos dois subproblemas é mantida até que a variação do vetor de estados em ambos (subproblema de estimação de estado e subproblema de estimação de parâmetros) seja menor que a tolerância adotada. A figura 3.3. ilustra melhor este processo:

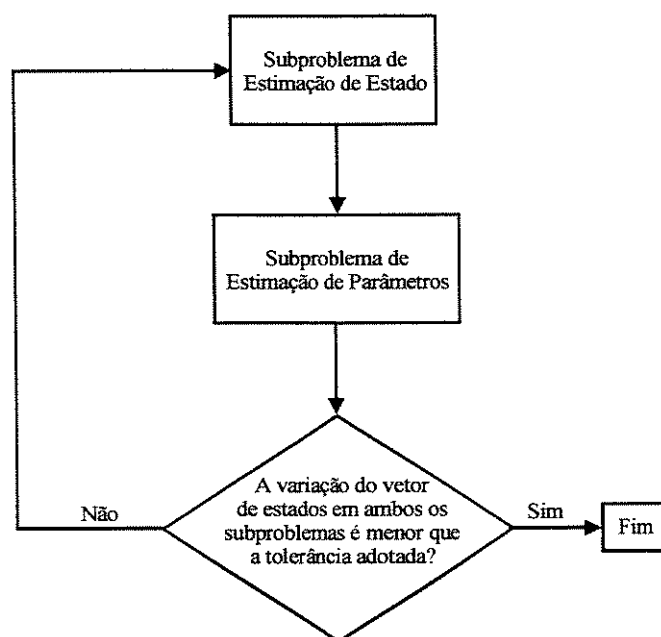


Figura 3.3.: Solução do problema de estimação de parâmetros da carga utilizando a Técnica ALTER

C) Técnica da Estimação Dinâmica de Estado/Parâmetros

Este método também fornece estimações de um vetor de estados estendido. Além disso, são incluídos valores preditos do vetor de estados ($\bar{\mathbf{x}}_{pred}$) como pseudo-medidas adicionais que têm como função auxiliar na filtragem de dados com erros grosseiros que possam surgir durante o processo de estimação de parâmetros. Deve-se salientar que a inclusão destas predições proporciona, também, condições de observabilidade em situações nas quais a configuração das medidas do sistema muda durante o processo de estimação. Cada varredura de medidas é, como descrito anteriormente, modelada a partir da equação (3.5), reescrita abaixo por conveniência:

$$\mathbf{z}(t_i) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p}) + \mathbf{e}(t_i), \text{ para } i = 0, 1, 2, \dots, N. \quad (3.5)$$

Neste caso, também são conhecidos, a priori, o vetor de parâmetros estimados inicial e sua correspondente matriz covariância $\mathbf{R}_p$.

O vetor de estados estendido estimado (estado e parâmetros) pode ser obtido a partir da minimização da seguinte função objetivo:

$$\begin{aligned} J(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p}) = & \frac{1}{2} \cdot (\mathbf{z}(t_i) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p}(t_i)))^T \cdot \mathbf{R}_z^{-1}(t_i) \cdot (\mathbf{z}(t_i) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_i), \mathbf{p}(t_i))) \\ & + \frac{1}{2} \cdot (\bar{\mathbf{x}}(t_i) - \mathbf{x}(t_i))^T \cdot \bar{\mathbf{R}}_x^{-1}(t_i) \cdot (\bar{\mathbf{x}}(t_i) - \mathbf{x}(t_i)) \\ & + \frac{1}{2} \cdot (\bar{\mathbf{p}}(t_i) - \mathbf{p}(t_i))^T \cdot \bar{\mathbf{R}}_p^{-1}(t_i) \cdot (\bar{\mathbf{p}}(t_i) - \mathbf{p}(t_i)) \end{aligned} \quad (3.24)$$

O vetor de estados estendido e o vetor de medidas estendido são definidos como:

$$\tilde{\mathbf{x}}(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{x}(t_i) \\ \mathbf{p}(t_i) \end{pmatrix} \quad (3.25)$$

e

$$\tilde{\mathbf{z}}(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{z}(t_i) \\ \bar{\mathbf{p}}(t_i) \\ \bar{\mathbf{x}}_{\text{pred}}(t_i) \end{pmatrix}, \quad (3.26)$$

onde:

- $\bar{\mathbf{x}}_{\text{pred}}(t_i)$ representa o vetor de estados predito para a varredura t_{i+1} , ou seja $\mathbf{x}(t_{i+1})$ e
- $\bar{\mathbf{p}}(t_i)$ corresponde ao vetor de parâmetros utilizado como pseudo-medida na varredura t_i .

A matriz Jacobiana é formada a partir das derivadas parciais das funções não-lineares que relacionam o vetor de medidas e o vetor de estados:

$$\tilde{\mathbf{H}}(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{H}_x(t_i) & \mathbf{H}_p(t_i) \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \end{pmatrix}. \quad (3.27)$$

As matrizes covariância associadas ao erro no vetor de medidas e ao vetor de estados são definidas, respectivamente, como:

$$\mathbf{R}_z(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_z(t_i) & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_p(t_i) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{R}_x(t_i) \end{pmatrix} \quad (3.28)$$

e

$$\mathbf{R}_{\tilde{x}}(t_i) = \begin{pmatrix} \mathbf{R}_x(t_i) & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{R}_p(t_i) \end{pmatrix}. \quad (3.29)$$

A figura a seguir ilustra o processo de estimação de parâmetros da carga, para uma varredura, através da Técnica de Estimação Dinâmica de Estado/Parâmetros:

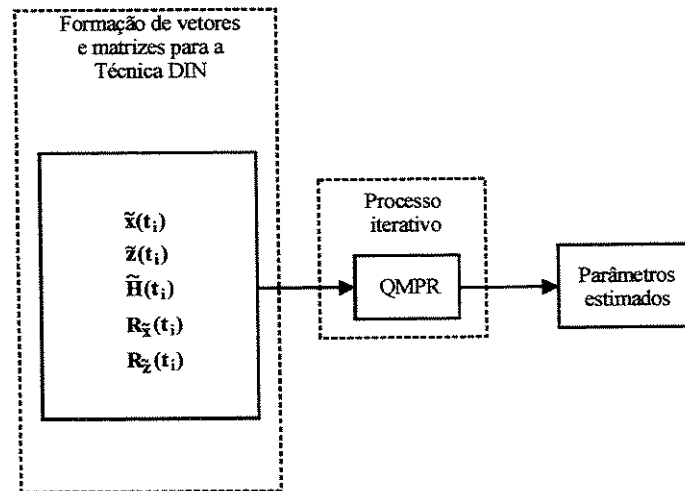


Figura 3.4.: Estimação dos parâmetros da carga utilizando QMPR – Técnica DIN

Uma vez que a formação dos vetores e matrizes necessários para a resolução do processo de estimação foi detalhada, pode-se, então, descrever o processo iterativo responsável pela estimação dinâmica dos parâmetros da carga, ou seja, o Método dos Quadrados Mínimos Ponderados Recursivo através do algoritmo que se segue. Os índices superiores (v) representam a iteração dentro do processo de estimação de parâmetros para a varredura t_i .

1. Inicialização do contador de iterações.
2. Cálculo da matriz ganho $G^v(t_i)$ através da expressão:

$$G^v(t_i) = H^{vT}(t_i) \cdot (R_z(t_i))^{-1} \cdot H^v(t_i) \quad (3.30)$$

3. Cálculo do vetor $\Delta z^v(t_i)$ a partir da expressão:

$$\Delta z^v(t_i) = z(t_i) - \hat{z}^{v-1}(t_i), \quad (3.31)$$

onde:

- $\hat{z}^{v-1}(t_i)$ representa o vetor de medidas estimado, calculado a partir do valor do vetor de estados estimado na iteração passada.

4. Cálculo do vetor $\Delta x^v(t_i)$ a partir da expressão:

$$\Delta x^v(t_i) = (G^v(t_i))^{-1} \cdot (H^{vT}(t_i) \cdot (R_z(t_i))^{-1} \cdot \Delta z^v(t_i)) \quad (3.32)$$

5. Atualização do vetor de estados estimado através da seguinte equação:

$$x^v(t_i) = x^{v-1}(t_i) + \Delta x^v(t_i), \quad (3.33)$$

6. Realização do teste de convergência:

- se $\Delta \mathbf{x}^v(t_i)$ for menor que a tolerância adotada ou se o número de iterações máximo for atingido, a solução foi obtida, ou seja, o vetor de estados estimado para a varredura t_i corresponde ao vetor $\mathbf{x}^v(t_i)$. Assim, juntamente com o vetor de estados estimado, obtém-se o conjunto de parâmetros da carga estimado para a varredura t_i , ou seja, $\hat{\mathbf{x}}(t_i) = \mathbf{x}^v(t_i)$. O processo iterativo chegou ao fim, devendo-se passar para o passo 7;
- caso contrário, deve-se incrementar o contador de iterações e recalcular a matriz Jacobiana $\mathbf{H}^v(t_i)$, a partir do vetor de estados estimado atualizado e voltar ao passo 2.

7. Atualização do vetor de estados e da matriz covariância associada a este vetor para a próxima varredura:

$$\mathbf{x}(t_{i+1}) = \hat{\mathbf{x}}(t_i) \quad (3.34)$$

e

$$\mathbf{R}_x(t_{i+1}) = (\mathbf{G}^v(t_i))^{-1}. \quad (3.35)$$

Através deste último passo incorpora-se a recursividade ao Método dos Quadrados Mínimos Ponderados. Nota-se que para as Técnicas VEE e DIN esta etapa corresponde à atualização de um vetor de estados estendido e de uma matriz covariância estendida associada a este vetor. Desta maneira, são atualizados, também, o vetor de parâmetros e a matriz $\mathbf{R}_p$ associada a este vetor para a próxima varredura.

3.5.2. Filtro de Kalman

O modelo adotado, nesta pesquisa, para a realização da Filtragem de Kalman baseia-se nas equações descritas no capítulo anterior, referentes à primeira abordagem do filtro (item 2.6.2.):

Etapa de filtragem:

$$\mathbf{z}(t_i) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(t_i)) + \mathbf{w}(t_i). \quad (3.36)$$

Etapa de predição:

$$\mathbf{x}(t_{i+1}) = \mathbf{F}(t_i).\mathbf{x}(t_i) + \mathbf{u}(t_i) + \mathbf{v}(t_i). \quad (3.37)$$

O termo $\mathbf{u}(t_i)$ descreve a presença de polarização no sistema e é suposto como sendo uma entrada conhecida do modelo. Entretanto, na prática, este termo não é conhecido previamente, uma vez que se trata de uma etapa de predição. Assim, considerar este termo como sendo nulo passa a ser uma boa hipótese.

A seguir, tem-se explicitadas as etapas de filtragem, que corresponde à solução de um processo iterativo, e predição para o modelo adotado neste trabalho, ou seja, a solução para o Filtro de Kalman considerando-se suas duas etapas modeladas pelas equações (3.36) e (3.37). Os índices superiores (v) representam a iteração dentro do processo de estimação de parâmetros para a varredura t_i .

Etapa de Filtragem:

$$\mathbf{K}^v(t_i) = \mathbf{R}_x^{v-1}(t_i).\mathbf{H}^{vT}(t_i).\left(\mathbf{R}_z(t_i) + \mathbf{H}^v(t_i).\mathbf{R}_x^{v-1}(t_i).\mathbf{H}^{vT}(t_i)\right)^{-1}; \quad (3.38)$$

$$\mathbf{R}_x^v(t_i) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}^v(t_i) \cdot \mathbf{H}^v(t_i)) \mathbf{R}_x^{v-1}(t_i); \quad (3.39)$$

$$\mathbf{x}^v(t_i) = \mathbf{x}^{v-1}(t_i) + \mathbf{K}^v(t_i) \cdot (\mathbf{z}(t_i) - \hat{\mathbf{z}}^{v-1}(t_i)). \quad (3.40)$$

Etapa de Predição:

$$\mathbf{x}(t_{i+1}) = \mathbf{F}(t_i) \cdot \hat{\mathbf{x}}(t_i); \quad (3.41)$$

$$\mathbf{R}_x(t_{i+1}) = \mathbf{F}(t_i) \cdot \mathbf{R}_{\hat{x}}(t_i) \cdot \mathbf{F}^T(t_i) + \mathbf{Q}(t_i), \quad (3.42)$$

onde:

- $\mathbf{Q}(t_i)$ representa a matriz covariância associada ao erro no vetor de estados e
- $\mathbf{R}_{\hat{x}}(t_i)$ representa a matriz covariância associada ao vetor de estados estimada para a varredura t_i .

Assim como o Método dos Quadrados Mínimos Ponderados Recursivo, o Filtro de Kalman também pode ser implementado a partir das três diferentes técnicas já descritas anteriormente: a Técnica do Vetor de Estados Estendido, a Técnica de Estimação de Estado/Parâmetros Alternada e a Técnica de Estimação Dinâmica de Estado/Parâmetros, a partir das modificações (no vetor de estados, no vetor de medidas, na matriz Jacobiana e nas matrizes covariância referentes às medidas, ao estado e aos parâmetros a serem estimados) pertinentes a cada uma dessas técnicas, já citadas no item 3.5.1. As figuras 3.5., 3.6. e 3.7. ilustram os processos pelos quais podem ser estimados os parâmetros da carga, a cada varredura, utilizando-se como método para a solução do processo iterativo o Filtro de Kalman.

A) Técnica do Vetor de Estados Estendido

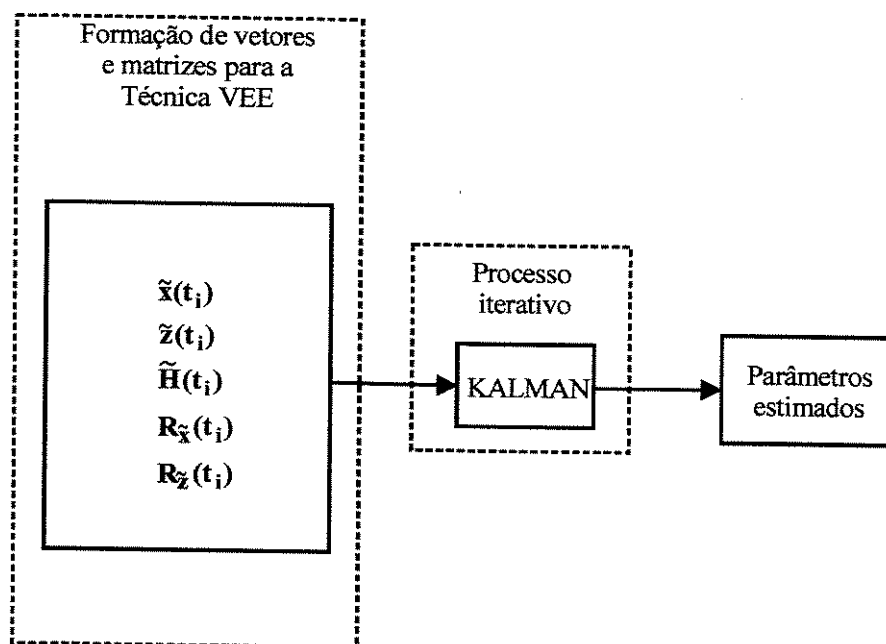


Figura 3.5.: Estimação dos parâmetros da carga utilizando o Filtro de Kalman – Técnica VEE

B) Técnica da Estimação de Estado/Parâmetros Alternada

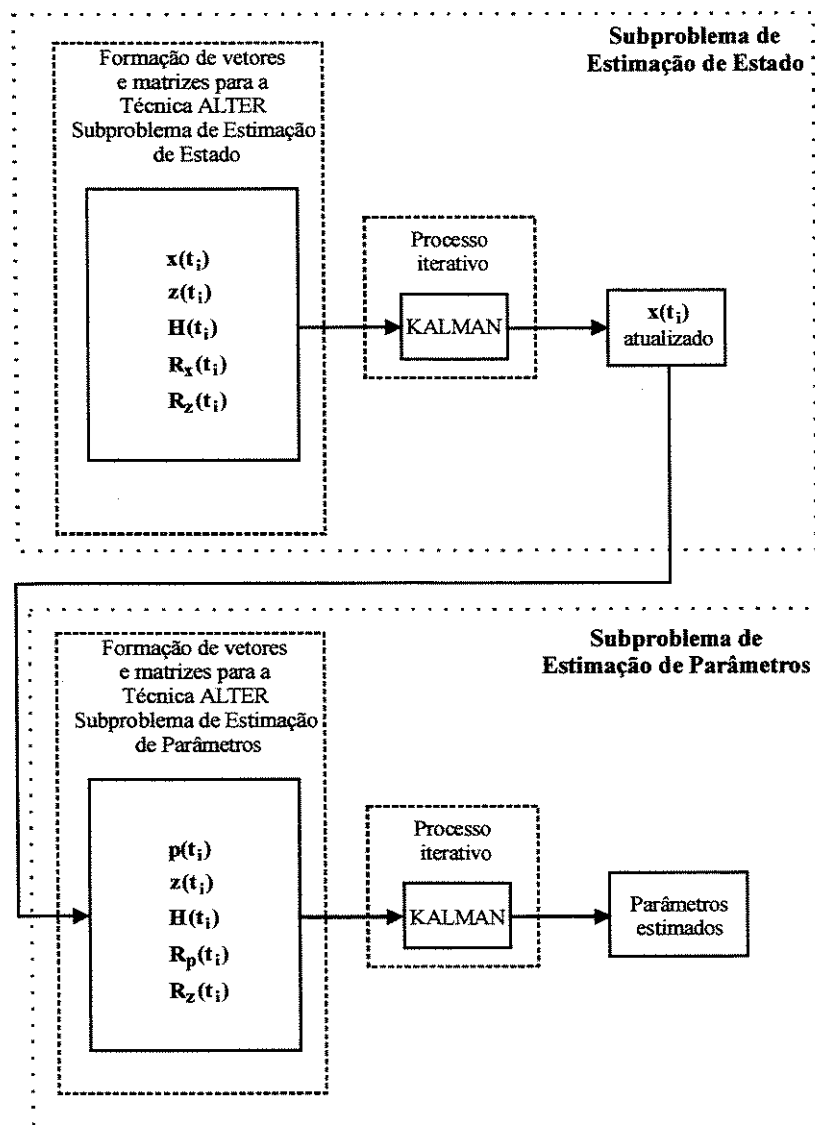


Figura 3.6.: Estimação dos parâmetros da carga utilizando o Filtro de Kalman – Técnica ALTER.

É importante ressaltar que, para o caso da Técnica ALTER, admite-se a convergência do processo iterativo (Filtro de Kalman) em apenas uma iteração. Assim, a alternância entre a resolução dos dois subproblemas é mantida até que a variação do vetor de estados em ambos (subproblema de estimação de estado e subproblema de estimação de parâmetros) seja menor que a tolerância adotada.

C) Técnica da Estimação Dinâmica de Estado/Parâmetros

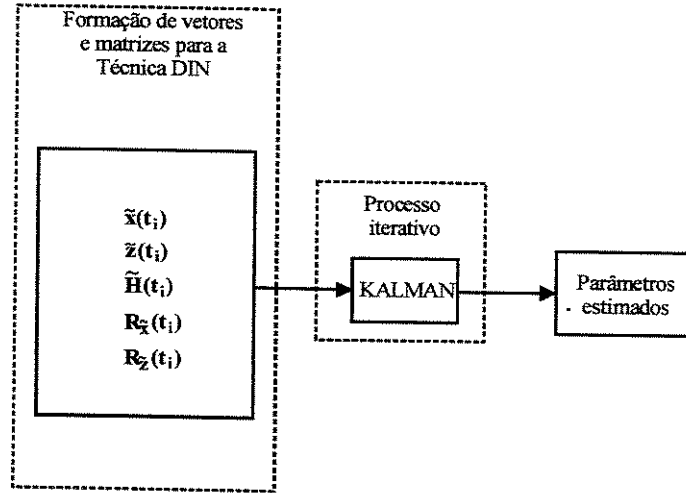


Figura 3.7.: Estimação dos parâmetros da carga utilizando o Filtro de Kalman – Técnica DIN.

Para as Técnicas VEE e DIN a etapa de predição refere-se à previsão de um vetor de estados e de uma matriz covariância associada a este vetor estendidos. Desta maneira, são preditos, também, o vetor de parâmetros e a matriz $\mathbf{R}_p$ associada a este vetor.

O algoritmo para a resolução do processo iterativo através do Filtro de Kalman pode ser descrito como se segue. Muitas das equações já descritas anteriormente são repetidas a seguir por conveniência.

1. Inicialização do contador de iterações.
2. Cálculo da matriz ganho de Kalman $\mathbf{K}^v(t_i)$ através da expressão:

$$\mathbf{K}^v(t_i) = \mathbf{R}_x^{v-1}(t_i) \cdot \mathbf{H}^{vT}(t_i) \cdot \left(\mathbf{R}_z(t_i) + \mathbf{H}^v(t_i) \cdot \mathbf{R}_x^{v-1}(t_i) \cdot \mathbf{H}^{vT}(t_i) \right)^{-1}; \quad (3.38)$$

3. Atualização da matriz covariância associada ao vetor de estados estimado através da expressão:

$$\mathbf{R}_x^v(t_i) = \left(\mathbf{I} - \mathbf{K}^v(t_i) \cdot \mathbf{H}^v(t_i) \right) \mathbf{R}_x^{v-1}(t_i), \quad (3.39)$$

onde $\mathbf{I}$ é uma matriz identidade.

4. Atualização do vetor de estados:

$$\mathbf{x}^v(t_i) = \mathbf{x}^{v-1}(t_i) + \mathbf{K}^v(t_i) \cdot (\mathbf{z}(t_i) - \hat{\mathbf{z}}^{v-1}(t_i)); \quad (3.40)$$

5. Realização do teste de convergência:

- se $\Delta \mathbf{x}^v(t_i)$, calculado pela expressão $\mathbf{K}^v(t_i) \cdot (\mathbf{z}(t_i) - \hat{\mathbf{z}}^{v-1}(t_i))$ for menor que a tolerância adotada ou se o número de iterações máximo for atingido, a solução foi obtida, ou seja, o vetor de estados estimado para a varredura t_i corresponde ao vetor $\mathbf{x}^v(t_i)$. Além disso, obtém-se a matriz covariância associada ao vetor de estados estimada, ou seja, $\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_i) = \mathbf{R}_{\mathbf{x}}^v(t_i)$. O processo iterativo chegou ao fim, devendo-se passar para o passo 6 (etapa de predição);
- caso contrário, deve-se incrementar o contador de iterações e recalculer a matriz Jacobiana $\mathbf{H}^v(t_i)$, a partir do vetor de estados estimado atualizado e voltar ao passo 2.

6. Etapa de predição, na qual são calculados o vetor de estados predito e a covariância do vetor de estados predita a serem utilizados como valores iniciais da próxima varredura:

$$\mathbf{x}(t_{i+1}) = \mathbf{F}(t_i) \cdot \hat{\mathbf{x}}(t_i) \quad (3.41)$$

e

$$\mathbf{R}_{\mathbf{x}}(t_{i+1}) = \mathbf{F}(t_i) \cdot \mathbf{R}_{\hat{\mathbf{x}}}(t_i) \cdot \mathbf{F}^T(t_i) + \mathbf{Q}(t_i). \quad (3.42)$$

As etapas de filtragem e predição do Filtro de Kalman podem ser simplificadas através da consideração da matriz $\mathbf{F}(t_i)$ como uma matriz identidade. Esta hipótese pode ser justificada assumindo-se que pequenas mudanças nas cargas de um sistema de energia tenham distribuição gaussiana e sejam randômicas. Pode-se demonstrar que mudanças

randômicas nas cargas da rede elétrica com distribuição gaussiana acarretam mudanças no estado do sistema também aleatórias e com distribuição gaussiana. Assim, a hipótese de que a matriz $F(t_i)$ seja igual à identidade constitui uma boa aproximação [2].

Deve-se salientar, entretanto, que a aplicação do Filtro de Kalman utilizando-se esta hipótese simplificadora ($F(t_i) = I$), conjuntamente com a hipótese de que o comportamento do estado possa ser modelado através da equação (3.37) admitindo-se $v(t_i)$ como sendo nulo, corresponde à aplicação do Método dos Quadrados Mínimos Recursivo, cujo algoritmo foi descrito no item anterior, conforme demonstrado na referência [31].

Os processos iterativos descritos acima, ou seja, o QMPR e o Filtro de Kalman, são responsáveis pela obtenção de uma estimativa dos parâmetros da carga para cada varredura. A cada varredura, são utilizadas grandezas e variáveis calculadas ou obtidas na varredura anterior, o que caracteriza o processo como um processo de estimação de parâmetros dinâmico. A figura 3.8. ilustra quais as grandezas associadas à varredura anterior que são utilizadas na estimação dos parâmetros da varredura atual. Pode-se notar que os vetores de parâmetros de estados e as covariâncias referentes a estes dois vetores, estimados na varredura anterior, são utilizados na inicialização destes mesmos vetores e matrizes para a estimação dos parâmetros na varredura atual. Deve-se destacar que os parâmetros estimados na varredura anterior são utilizados como pseudo-medidas da varredura atual. Assim, o vetor de medidas (z) e a matriz covariância associada a este vetor (R_z) passam a ser compostos também pelo vetor de parâmetros e pela matriz covariância referente a este vetor, estimados na varredura anterior. Em particular, na Técnica DIN, o vetor de estados predito na varredura anterior também é utilizado como pseudo-medida na varredura atual.

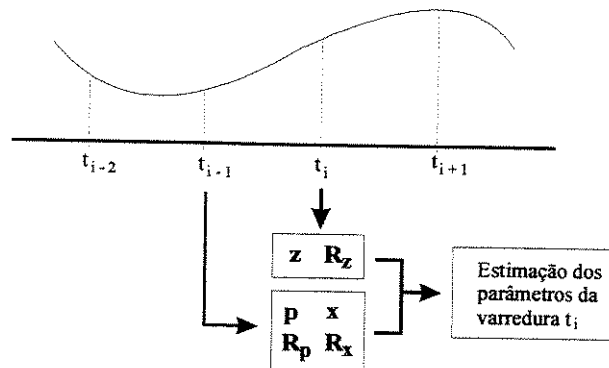


Figura 3.8: Grandezas utilizadas na estimação dos parâmetros da varredura atual

É importante ressaltar que, neste projeto, a estimação de parâmetros da carga foi baseada em múltiplas varreduras, sendo necessária a execução do processo iterativo para cada varredura de medidas. A figura 3.9. ilustra este fato:

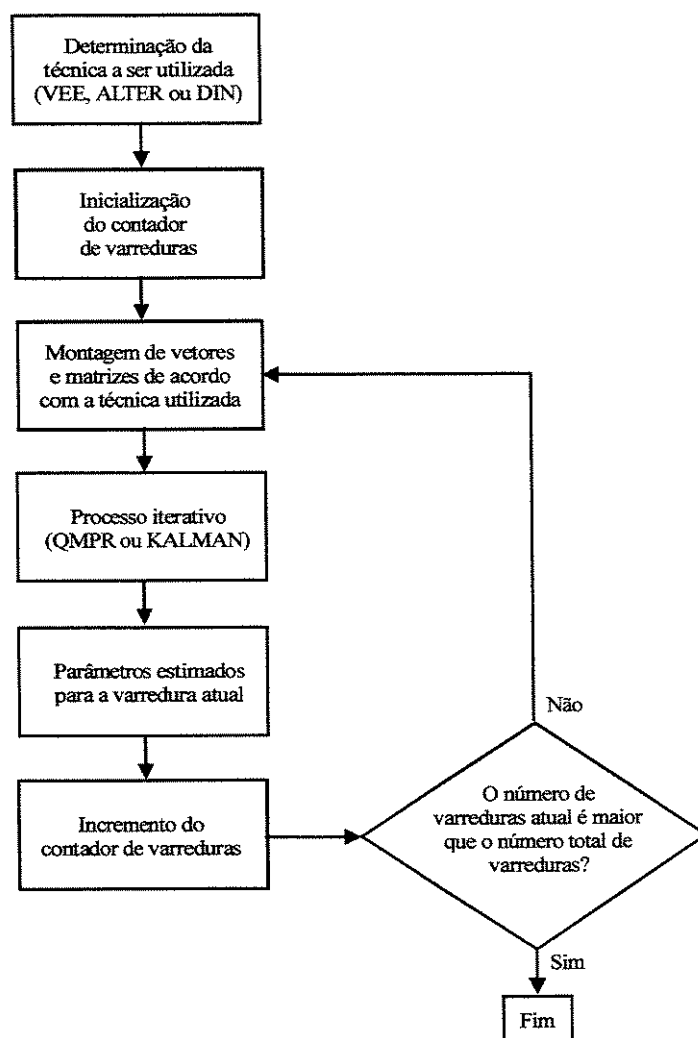


Figura 3.9.: Estimação dos parâmetros da carga baseada em múltiplas varreduras de medidas

Capítulo 4

Testes e Resultados

4.1. Introdução

Este capítulo trata da apresentação dos resultados referentes às simulações realizadas acerca da estimação dinâmica de parâmetros da carga para diferentes modelos de carga. Inicialmente, foram comparadas três técnicas para a estimação dinâmica dos parâmetros da carga, utilizando-se como método de resolução do processo iterativo, o QMPR: a Técnica do Vetor de Estados Estendido (VEE), a Técnica de Estimação de Estado/Parâmetros Alternada (ALTER) e a Técnica de Estimação Dinâmica de Estado/Parâmetros (DIN). Na sequência, foram realizados alguns testes simulando-se a perda da supervisão do sistema, verificando-se o desempenho do QMPR e do Filtro de Kalman para este tipo de situação. Finalmente, a estimação dinâmica dos parâmetros da carga foi implementada a partir de dados reais do sistema da CPFL (Companhia Paulista de Força e Luz) relativos à subestação Pinhal.

4.2. Os Modelos de Carga Adotados

Conforme descrito no item 3.4. desta dissertação, existem duas principais abordagens com relação ao problema da modelagem da carga em sistemas de energia elétrica. A primeira é baseada nas medidas do sistema, envolvendo a supervisão, através de equipamentos específicos, da sensibilidade das potências ativa e reativa com relação às variações de tensão e frequência, tendo como vantagem a obtenção de modelos mais precisos e como desvantagens o custo associado à aquisição e instalação dos equipamentos de medida e a necessidade de se monitorar todas as cargas do sistema. A segunda é baseada na composição da carga a partir de suas partes constituintes, envolvendo a classificação da mesma como, por exemplo, carga industrial, comercial, municipal ou residencial e em outras subcategorias. Esta segunda abordagem tem como principal vantagem a facilidade de implementação, pois não necessita de equipamentos de medição.

Neste projeto, foi empregada a primeira abordagem quanto à modelagem da carga, uma vez que a principal preocupação era a obtenção de modelos mais precisos, sendo que as grandezas medidas do sistema foram geradas a partir da simulação de equipamentos de medição (através de rotinas computacionais) ou obtidas a partir de dados reais coletados junto à CPFL. A obtenção dos dados de entrada para o estimador de parâmetros encontra-se descrita de maneira mais aprofundada no item 4.3.

Apesar de alguns modelos de carga dependentes da frequência serem encontrados na literatura, como descrito no item 3.4.2., este tipo de modelagem não foi utilizado neste trabalho, uma vez que os dados do sistema da CPFL (grandezas medidas do sistema) não incluíam medidas de frequência. Foram empregados, então, modelos dependentes apenas dessas grandezas medidas, ou seja, modelos de carga que pudessem ser descritos, matematicamente, pelas potências ativa e reativa e pela magnitude da tensão nodal. Optou-se, também, pela realização de uma modelagem estática da carga e, assim, os modelos de carga utilizados nos testes e simulações deste capítulo referem-se ao Modelo Exponencial e ao Modelo ZIP (Polinomial), descritos no capítulo anterior.

No caso do Modelo Exponencial, a relação entre as potências ativa e reativa e a magnitude da tensão nodal pode ser expressa pelo conjunto de equações 3.2., repetido aqui por conveniência:

$$\begin{aligned} P &= P_0.(V/V_0)^a \\ Q &= Q_0.(V/V_0)^b. \end{aligned} \quad (3.2)$$

Neste caso, P_0 , Q_0 e V_0 foram considerados como a potência ativa nominal, a potência reativa nominal e a magnitude da tensão nodal nominal, respectivamente, sendo, portanto, atribuído a essas grandezas o valor de 1 p.u.. A modelagem da carga a partir do Modelo Exponencial passa, então, a ser representada pelo conjunto de equações (4.1):

$$\begin{aligned} P &= V^a \\ Q &= V^b, \end{aligned} \quad (4.1)$$

onde a e b são os parâmetros do modelo que se deseja estimar.

De forma análoga, P_0 , Q_0 e V_0 presentes no conjunto de equações (3.1), responsável por representar a carga através de um modelo polinomial (ZIP), foram considerados como sendo 1 p.u.. Assim, o conjunto de equações (3.1) passa a ter a seguinte forma:

$$\begin{aligned} P &= [a + b.(V) + c.(V)^2] \\ Q &= [d + e.(V) + f.(V)^2], \end{aligned} \quad (4.2)$$

onde a , b , c , d , e e f são os parâmetros do modelo que se deseja estimar.

4.3. Obtenção dos Dados de Entrada do Estimador

Os dados de entrada para o estimador de parâmetros foram obtidos de duas maneiras diferentes. Na primeira, os dados foram gerados, através de simulação, a partir de rotinas computacionais, de curvas referentes à tensão, à potência ativa e à potência reativa na barra em estudo. No segundo caso, os dados de entrada foram gerados a partir de informações obtidas junto à CPFL, referentes às medidas de tensão e de potências ativa e reativa, coletadas em intervalos periódicos de uma hora.

Em ambos os casos (geração de dados e dados da CPFL), o sistema adotado para a realização dos testes foi o seguinte:

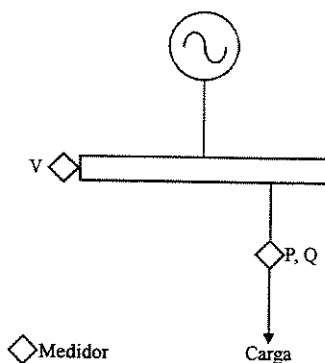


Figura 4.1: Sistema utilizado para a realização dos testes.

Ou seja, a barra cujos parâmetros desejava-se estimar dispunha de medidas de magnitude de tensão, potência ativa e potência reativa.

4.3.1. Geração dos Dados de Entrada do Estimador

Foi gerada uma curva correspondente à variação da magnitude da tensão ao longo de um dia a partir da interpolação cúbica de amostras (varreduras), previamente geradas, tomadas em intervalos de tempo de, aproximadamente, 15 minutos. A variação da magnitude da tensão ao longo de um dia está representada na figura abaixo:

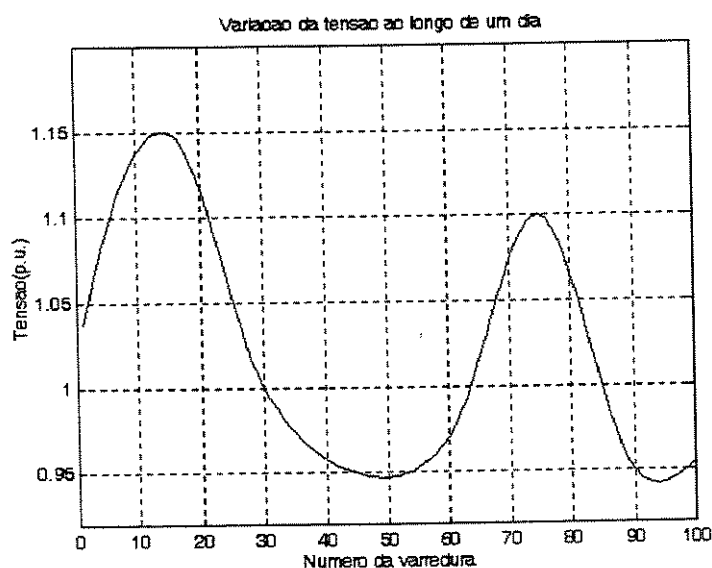


Figura 4.2: Variação da magnitude da tensão ao longo de um dia.

O vetor de parâmetros reais (utilizados na geração das medidas) foi obtido na literatura. Para o modelo de carga Exponencial os parâmetros reais foram baseados nos descritos na referência [25] e têm como valores $a = 1,4$ e $b = 2,5$. No caso do modelo de carga ZIP, os parâmetros foram obtidos a partir de dados disponíveis na referência [13], na qual estão representados valores associados à composição e aos parâmetros de subestações típicas de Taiwan. Nos testes e simulações, para o modelo ZIP, foram empregados dados referentes à subestação Nantou, que possui as características descritas pelas tabelas a seguir:

Tabela 4.1: Composição da carga a partir de suas partes constituintes – Subestação Nantou

Nome da Subestação	Residencial (%)	Comercial (%)	Industrial (%)
Nantou	50.0	15.0	35.0

Tabela 4.2: Valores típicos para os parâmetros do modelo ZIP – Subestação Nantou

Nome da Subestação	a	b	c	d	e	f
Nantou	0.17	0.57	0.26	0.02	-0.06	1.04

Através da curva de tensão e do vetor de parâmetros reais, pôde-se obter as curvas correspondentes às potências ativa e reativa reais. As equações que possibilitaram a obtenção das potências ativa e reativa reais variavam de acordo com o modelo de carga adotado. No caso do modelo de carga Exponencial essas equações foram:

$$\begin{aligned}P_{\text{real}} &= (V_{\text{real}})^a \\ Q_{\text{real}} &= (V_{\text{real}})^b.\end{aligned}\tag{4.3}$$

No caso do modelo de carga ZIP essas equações foram:

$$\begin{aligned}P_{\text{real}} &= a + b.(V_{\text{real}}) + c.(V_{\text{real}})^2 \\ Q_{\text{real}} &= d + e.(V_{\text{real}}) + f.(V_{\text{real}})^2.\end{aligned}\tag{4.4}$$

Os medidores de tensão (magnitude), potência ativa e reativa foram simulados a partir das grandezas reais acrescidas de um erro randômico com média nula e desvio padrão da ordem de 10^{-3} p.u..

Como os parâmetros da carga tendem a praticamente não variar em sistemas de energia elétrica, foi considerada uma variação suave dos parâmetros ao longo do dia (e em certas simulações foram considerados constantes), bem mais lenta do que a variação da tensão. Entretanto, quando se desejava analisar o desempenho do estimador no caso de mudanças abruptas, foram feitas simulações para uma variação brusca dos parâmetros (degraus).

4.3.2. Utilização de Dados da CPFL

Os dados da CPFL, utilizados em algumas simulações deste capítulo, referem-se à subestação Pinhal. Essas informações correspondem a medidas horárias de potência ativa e reativa na barra em questão. Nos testes realizados, foram simuladas varreduras do sistema em intervalos de tempo de quinze minutos. Assim, optou-se por utilizar as medidas horárias da CPFL para, através de uma interpolação cúbica, obter-se as grandezas medidas, no caso

as potências ativa e reativa, a cada um quarto de hora. Como não existiam medidas da magnitude da tensão nodal disponíveis, os testes foram realizados a partir da simulação de um regulador de tensão na subestação em estudo, garantindo que o valor desta grandeza permanecesse em torno de 1 p.u. As curvas de potência ativa e reativa, bem como a curva da magnitude de tensão gerada estão representadas na figura a seguir:

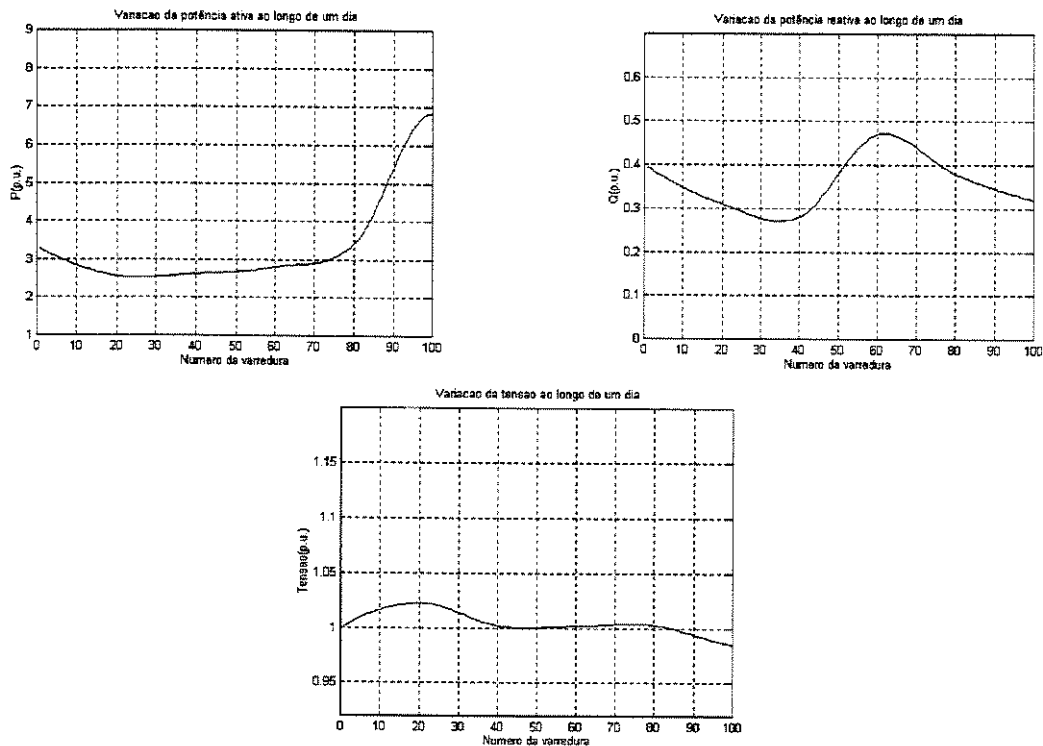


Figura 4.3: Utilização de dados da CPFL – Grandezas medidas

As curvas de potência ativa e reativa ilustradas acima referem-se às grandezas medidas (associadas à subestação Pinhal da CPFL) de 1:00 h do dia 05/06/1994 até 1:00 h do dia 06/06/1994. Já a curva correspondente à magnitude da tensão nodal foi gerada a partir de uma tensão constante e igual a 1 p.u., acrescida de um ruído gaussiano randômico com variância pequena (menor que 0.01 p.u.).

4.3.3. Inicialização de Vetores e Matrizes

A inicialização dos vetores e matrizes empregados na resolução do problema de estimação dinâmica dos parâmetros da carga está descrita na tabela abaixo:

Tabela 4.3: Inicialização de vetores e matrizes

Vetor ou Matriz	Inicialização
$\mathbf{x}$	Aqui, $\mathbf{x}$ refere-se apenas ao vetor de estados e não ao vetor de estados estendido (utilizado nas Técnicas VEE e DIN), tendo como valor inicial 1 p.u., correspondente à magnitude da tensão nodal.
$\mathbf{R}_x$	10^{-2}
$\mathbf{z}$	O vetor de medidas $\mathbf{z}$ foi inicializado de acordo com as medidas referentes à primeira varredura, seja a partir da geração de dados ou através da utilização de dados da CPFL.
$\mathbf{R}_z$	10^{-3}
$\mathbf{p}$	Modelo Exponencial: $\begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.7 \\ 3.2 \end{pmatrix}$. Modelo ZIP: $\begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \\ e \\ f \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.20 \\ 0.68 \\ 0.31 \\ 0.024 \\ -0.07 \\ 1.25 \end{pmatrix}$ Nota-se que estes dados correspondem aos parâmetros reais acrescidos de 20% do seu valor.
$\mathbf{R}_p$	Modelo Exponencial: Identidade de dimensão 2x2. Modelo ZIP: Identidade de dimensão 6x6.

A matriz covariância associada ao erro no vetor de estados $\mathbf{Q}$ também foi inicializada com uma matriz identidade, sendo que sua dimensão variava de acordo com o modelo de carga e com a técnica (VEE, ALTER ou DIN) adotados.

Deve-se ressaltar que, como as variáveis a serem estimadas eram os parâmetros da carga, optou-se por considerar, na inicialização, as medidas (P, Q e V) como sendo mais confiáveis do que os parâmetros (pseudo-medidas) iniciais. Assim, adotou-se uma variância de 10^{-3} p.u. para as três medidas (P, Q e V) e uma variância inicial unitária para todos os parâmetros a serem estimados. Embora a matriz covariância associada aos parâmetros ($\mathbf{R}_p$) inicial seja uma matriz identidade, ela é atualizada ao final de cada varredura (com exceção da Técnica ALTER), enquanto que as matrizes covariância associadas ao erro nas medidas e ao erro no vetor de estados ($\mathbf{R}_z$, e $\mathbf{Q}$, respectivamente) permanecem constantes ao longo do processo de estimação.

A tolerância associada à convergência do processo iterativo foi de 10^{-7} p.u., enquanto que o número máximo de iterações por varredura foi fixado em 1000.

4.4. O Estimador de Parâmetros Implementado

O estimador de parâmetros implementado teve como entrada os dados referentes ao sistema a ser simulado, ou seja, a variação da tensão e dos parâmetros ao longo do dia, o modelo de carga a ser empregado, o método iterativo a ser utilizado (QMPR ou Filtro de Kalman) e a técnica a ser utilizada (VEE, ALTER ou DIN). Outras informações importantes descritas no arquivo de entrada do estimador foram as inicializações do vetor de estados, do vetor de parâmetros a serem estimados, das covariâncias associadas ao vetor de estado, ao vetor de parâmetros e às grandezas medidas. Além disso, foram incorporados, ao arquivo de entrada, dados referentes ao número máximo de iterações permitido por varredura, o número total de varreduras e a tolerância adotada para os testes de convergência.

Após a leitura do arquivo de entrada, a estimação de parâmetros passava a ser executada de acordo com o método iterativo e técnica escolhidos previamente, fornecendo como saída:

- gráficos para a análise de desempenho do estimador contendo informações como, por exemplo, comparação entre tensões estimadas e medidas, comparações entre parâmetros estimados e reais.
- índices de desempenho, como, por exemplo, o número de flops (operações em ponto flutuante) utilizado em cada algoritmo.

A figura abaixo ilustra o funcionamento do estimador de parâmetros implementado:

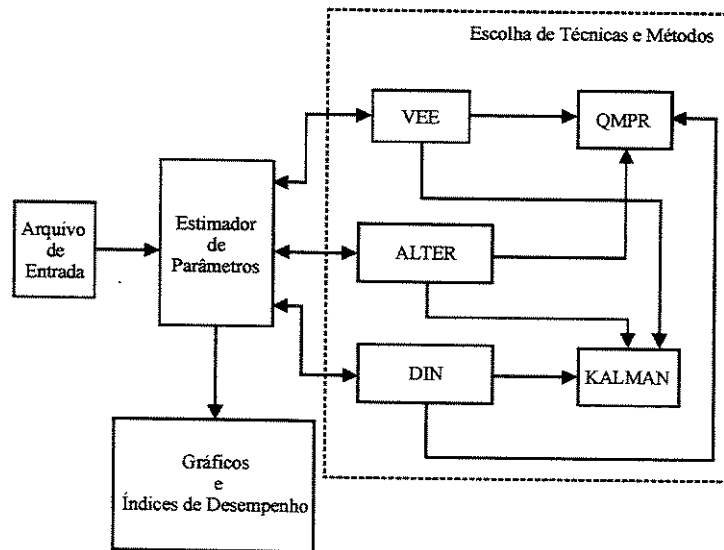


Figura 4.4: Estimador de parâmetros implementado.

Em todas as figuras referentes às simulações deste capítulo, os parâmetros estimados encontram-se representados por curvas em traço contínuo, enquanto os parâmetros reais encontram-se representados pelas curvas tracejadas.

4.5. Comparação de Desempenho Entre as Técnicas VEE, ALTER e DIN, Utilizando Como Método Iterativo o QMPR

O desempenho das três técnicas (VEE, ALTER e DIN), utilizando como método para solução do processo iterativo o QMPR, foi avaliado para diferentes modelos de carga, tanto para parâmetros constantes quanto para variáveis. Em todos os testes, os parâmetros foram inicializados com valores 20% acima dos reais, conforme ilustrado na Tabela 4.3. Os dados utilizados como entrada do estimador, para estes testes, foram gerados conforme descrito no item 4.3.1. Nas simulações referentes à mudança abrupta dos parâmetros, foram utilizados degraus correspondentes a 50% do valor dos parâmetros reais, realizando-se testes para mudanças abruptas em instantes diferentes e também simultâneas em mais de um parâmetro.

4.5.1. Parâmetros Constantes

A) Modelo de Carga Exponencial

Os resultados obtidos para a Técnica VEE estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.4: Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo Exponencial-Parâmetros constantes

Número de FLOPS (Mflops)	71.4
--------------------------	------

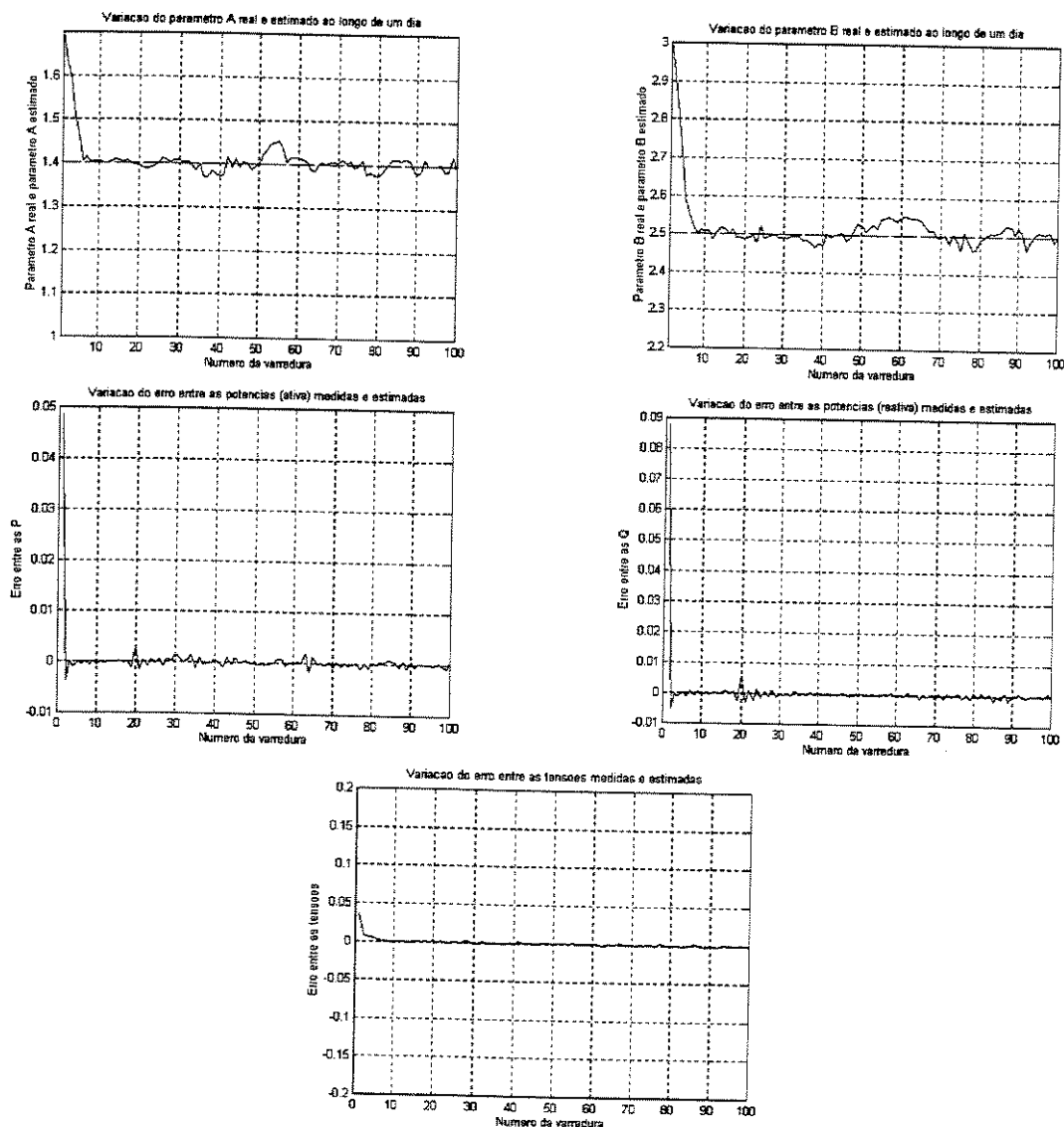


Figura 4.5: Gráficos para a Técnica VEE – Modelo Exponencial – Parâmetros constantes

Os resultados obtidos para a Técnica ALTER estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.5: Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo Exponencial-Parâmetros constantes

Número de FLOPS (Mflops)	27.2
--------------------------	------

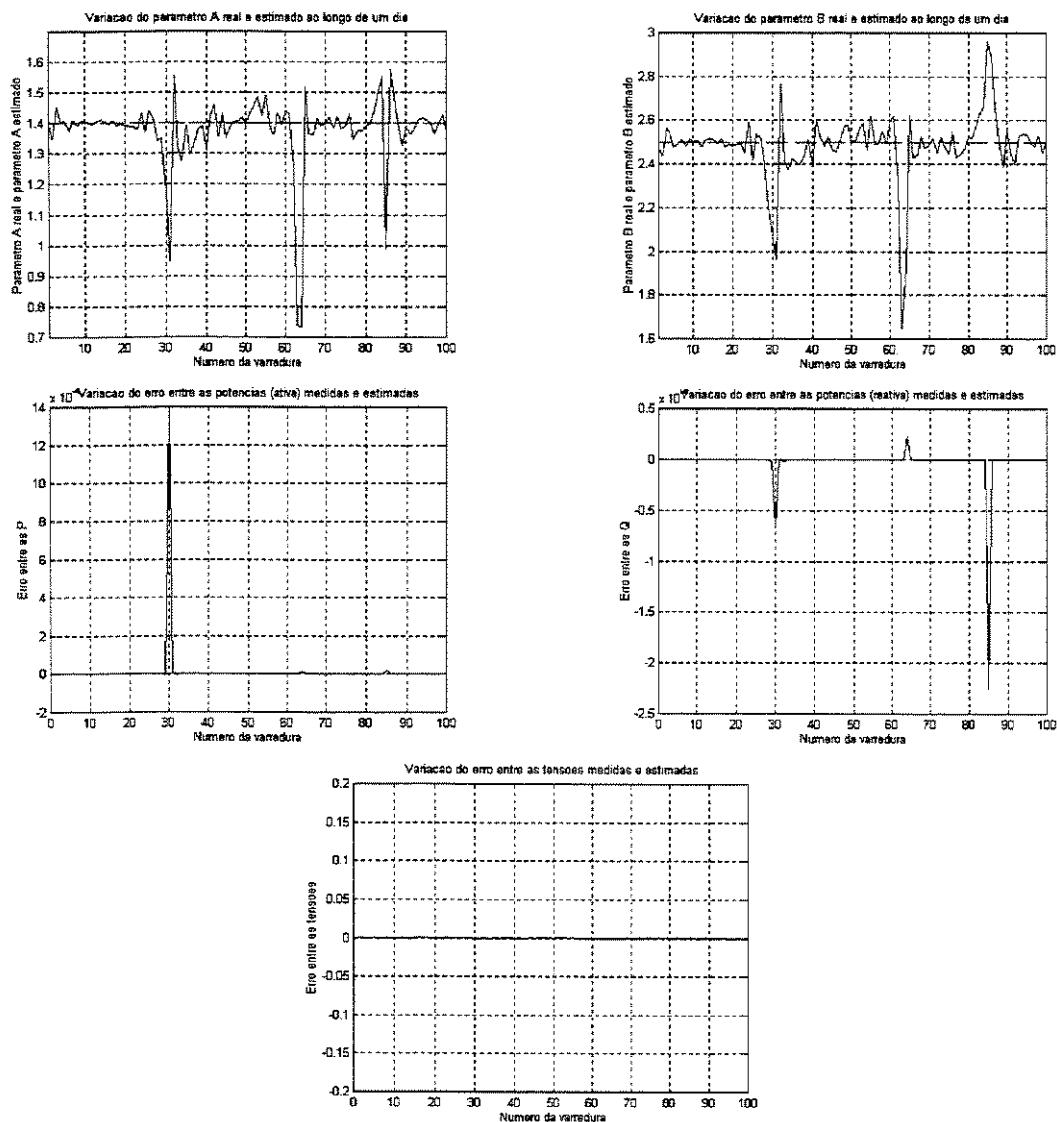


Figura 4.6: Gráficos para a Técnica ALTER – Modelo Exponencial – Parâmetros constantes

Os resultados obtidos para a Técnica DIN estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.6: Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo Exponencial-Parâmetros constantes

Número de FLOPS (Mflops)	99.3
--------------------------	------

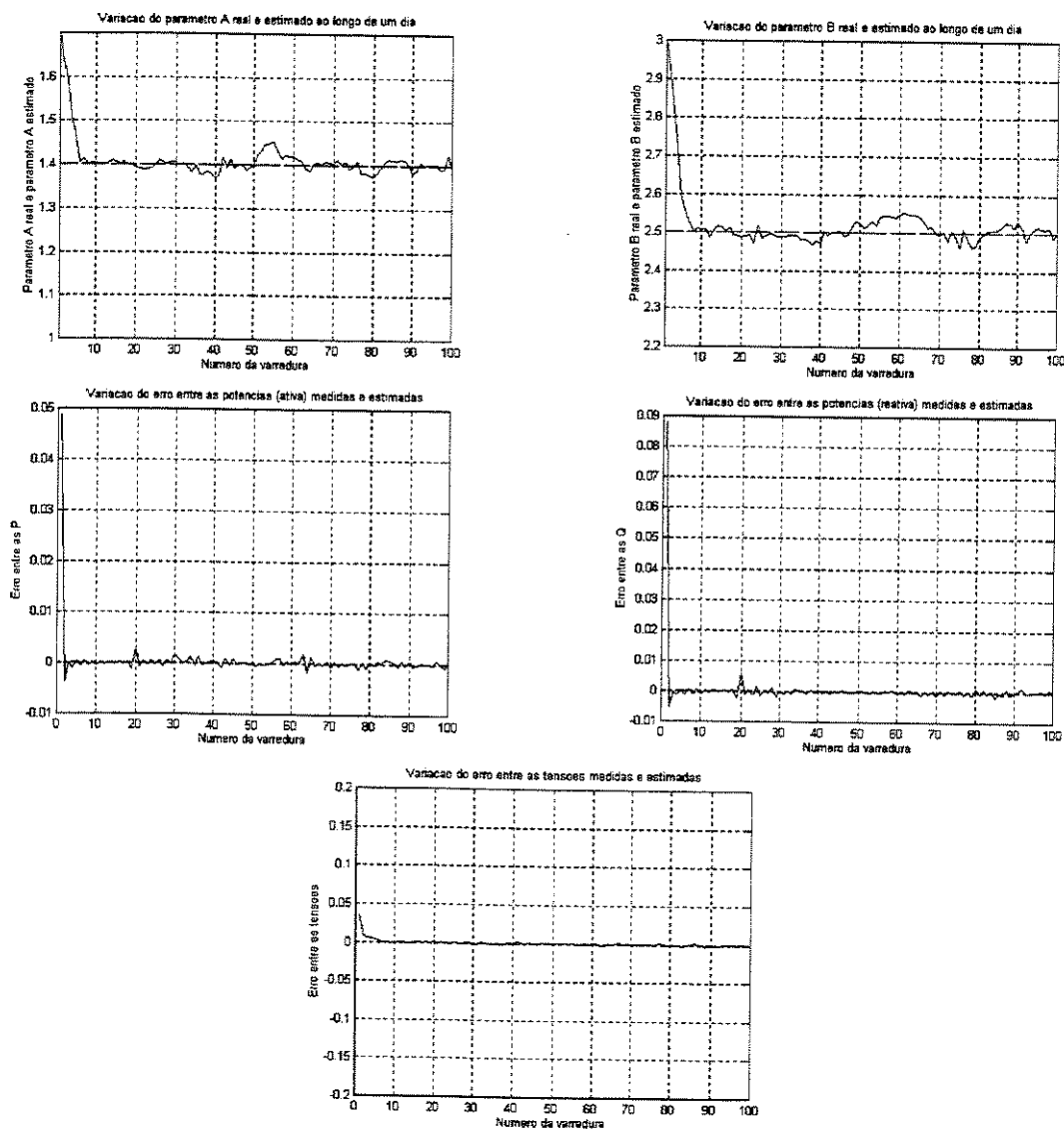


Figura 4.7: Gráficos para a Técnica DIN – Modelo Exponencial – Parâmetros constantes

B) Modelo de Carga ZIP

Os resultados obtidos para a Técnica VEE estão representados na tabela e nas figuras a seguir:

Tabela 4.7: Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo ZIP-Parâmetros constantes

Número de FLOPS (Mflops)	271.0
--------------------------	-------

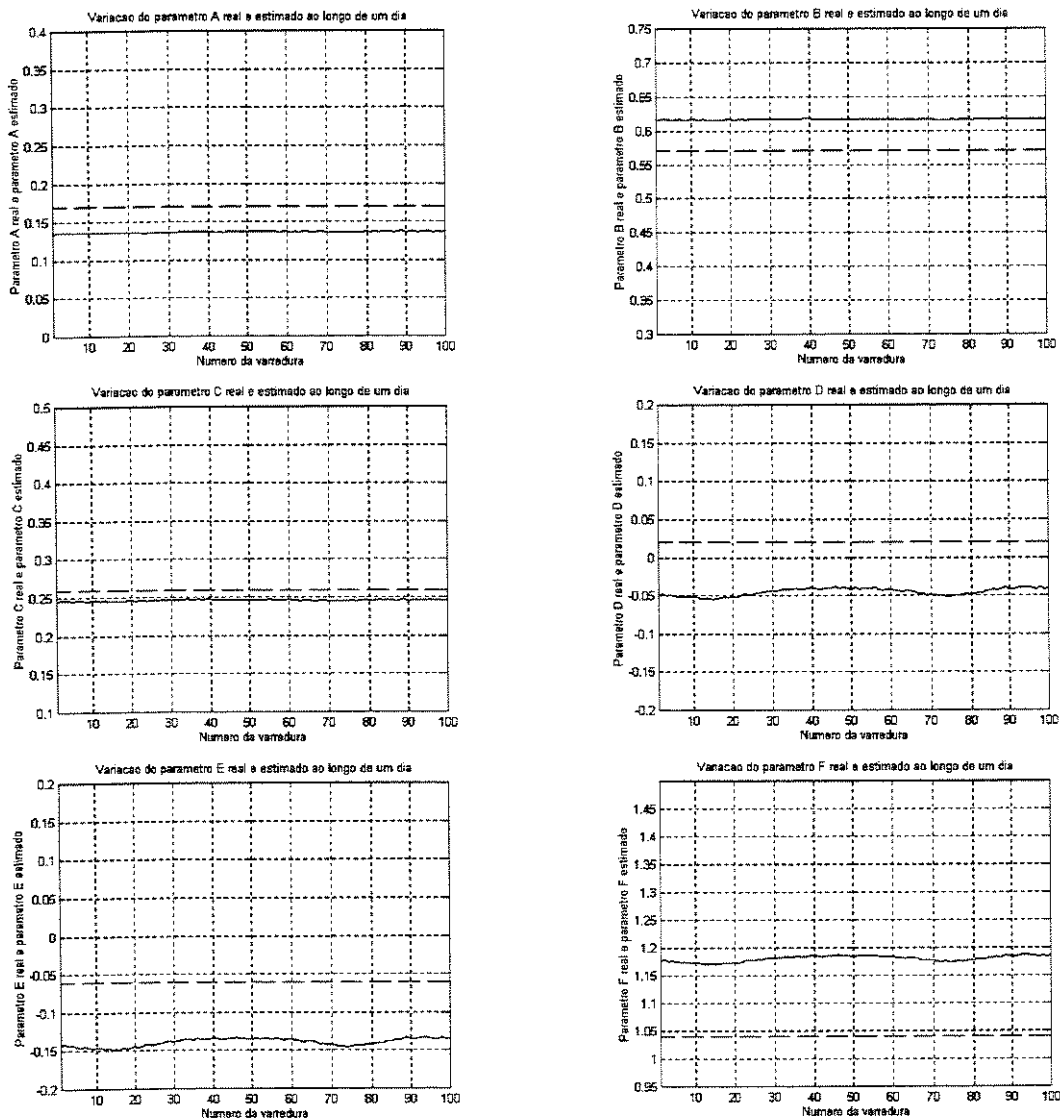


Figura 4.8: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica VEE – Modelo ZIP – Parâmetros constantes

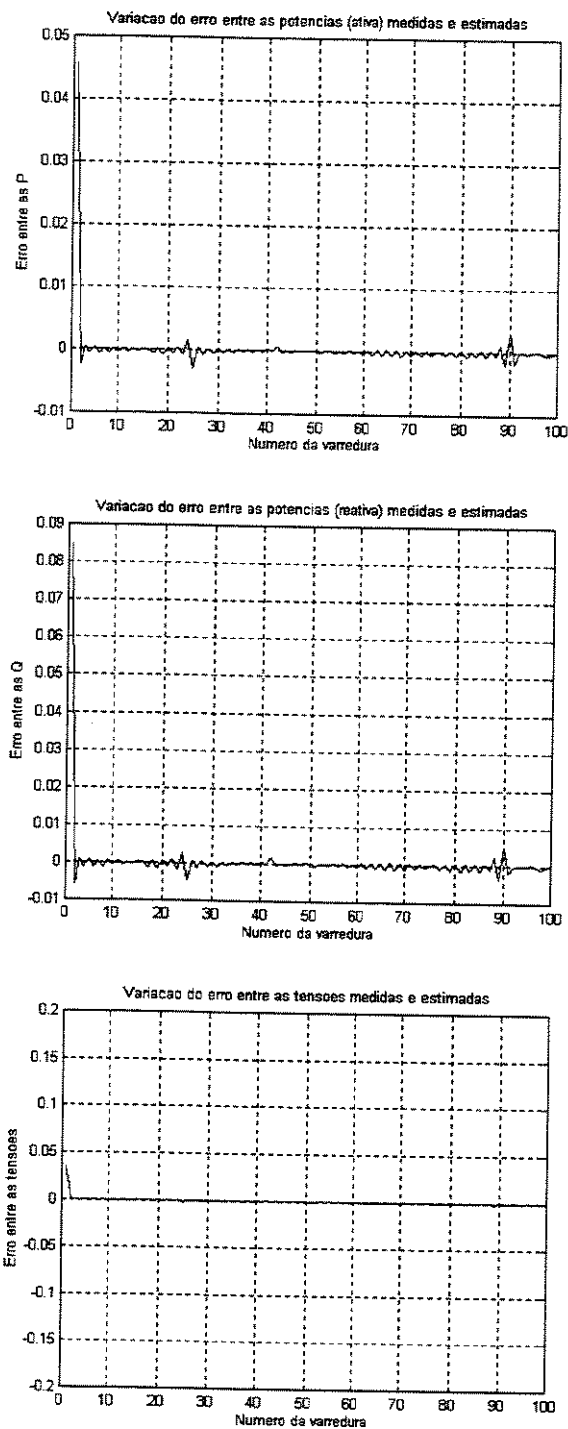


Figura 4.9: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica VEE – Modelo ZIP– Parâmetros constantes

Os resultados obtidos para a Técnica ALTER estão representados na tabela e nas figuras a seguir:

Tabela 4.8: Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo ZIP-Parâmetros constantes

Número de FLOPS (Mflops)	15.0
--------------------------	------

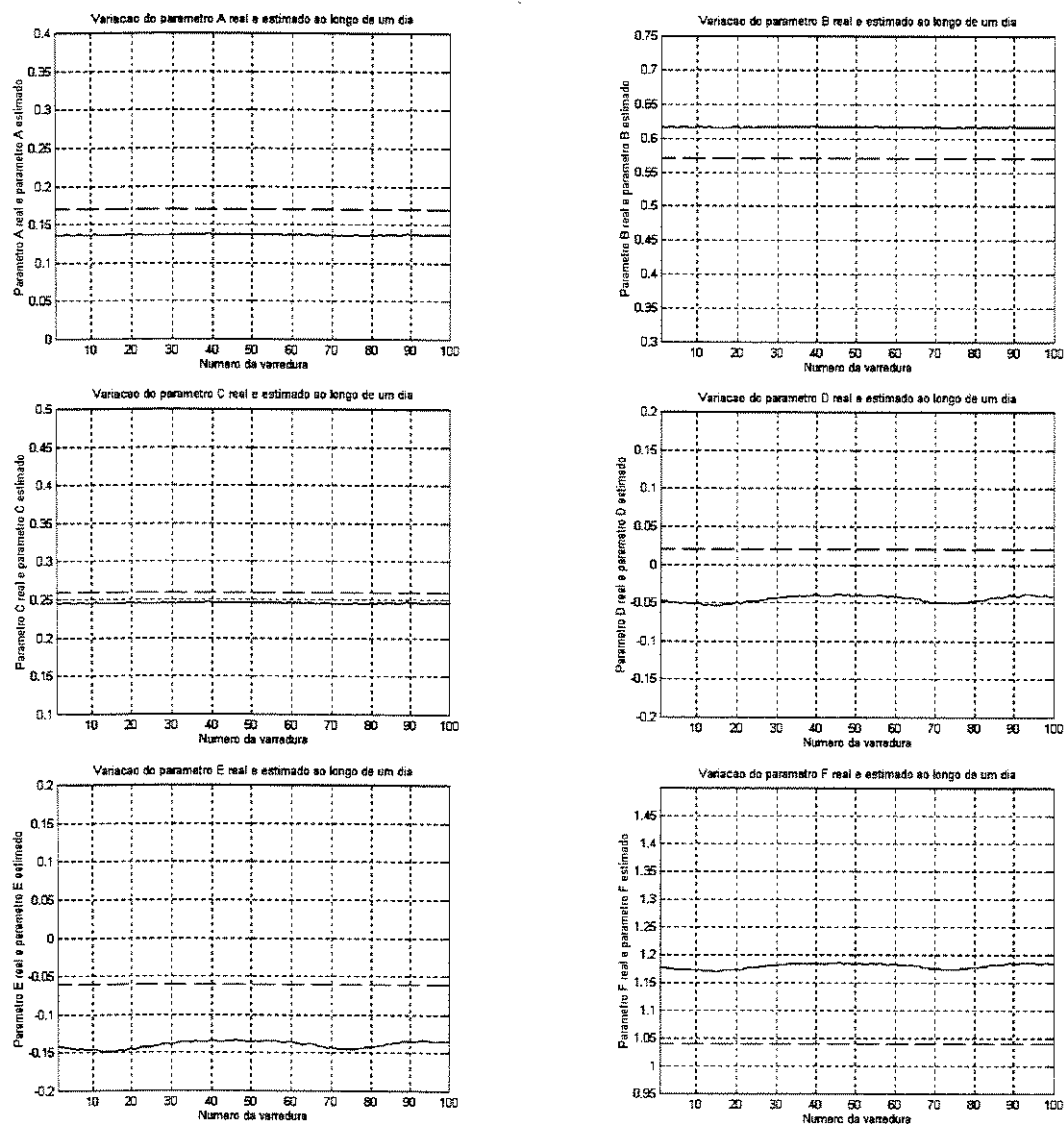


Figura 4.10: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica ALTER – Modelo ZIP – Parâmetros constantes

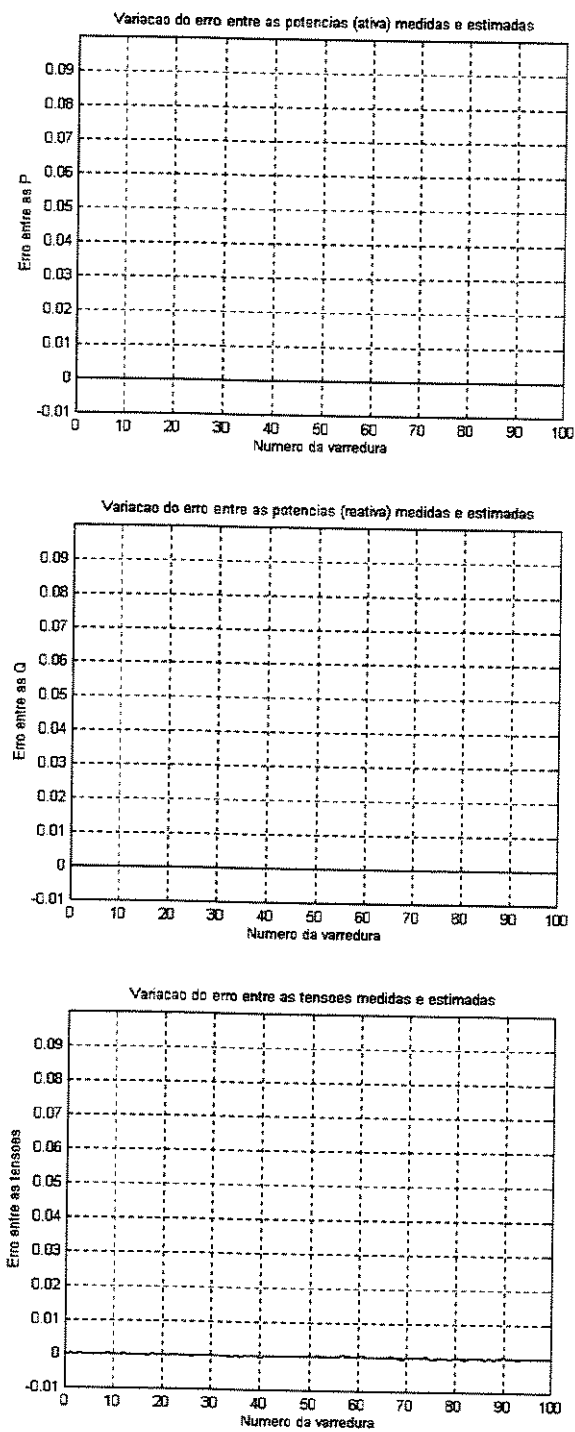


Figura 4.11: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica ALTER – Modelo ZIP– Parâmetros constantes

Os resultados obtidos para a Técnica DIN estão representados na tabela e nas figuras a seguir:

Tabela 4.9: Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo ZIP-Parâmetros constantes

Número de FLOPS (Mflops)	358.7
--------------------------	-------

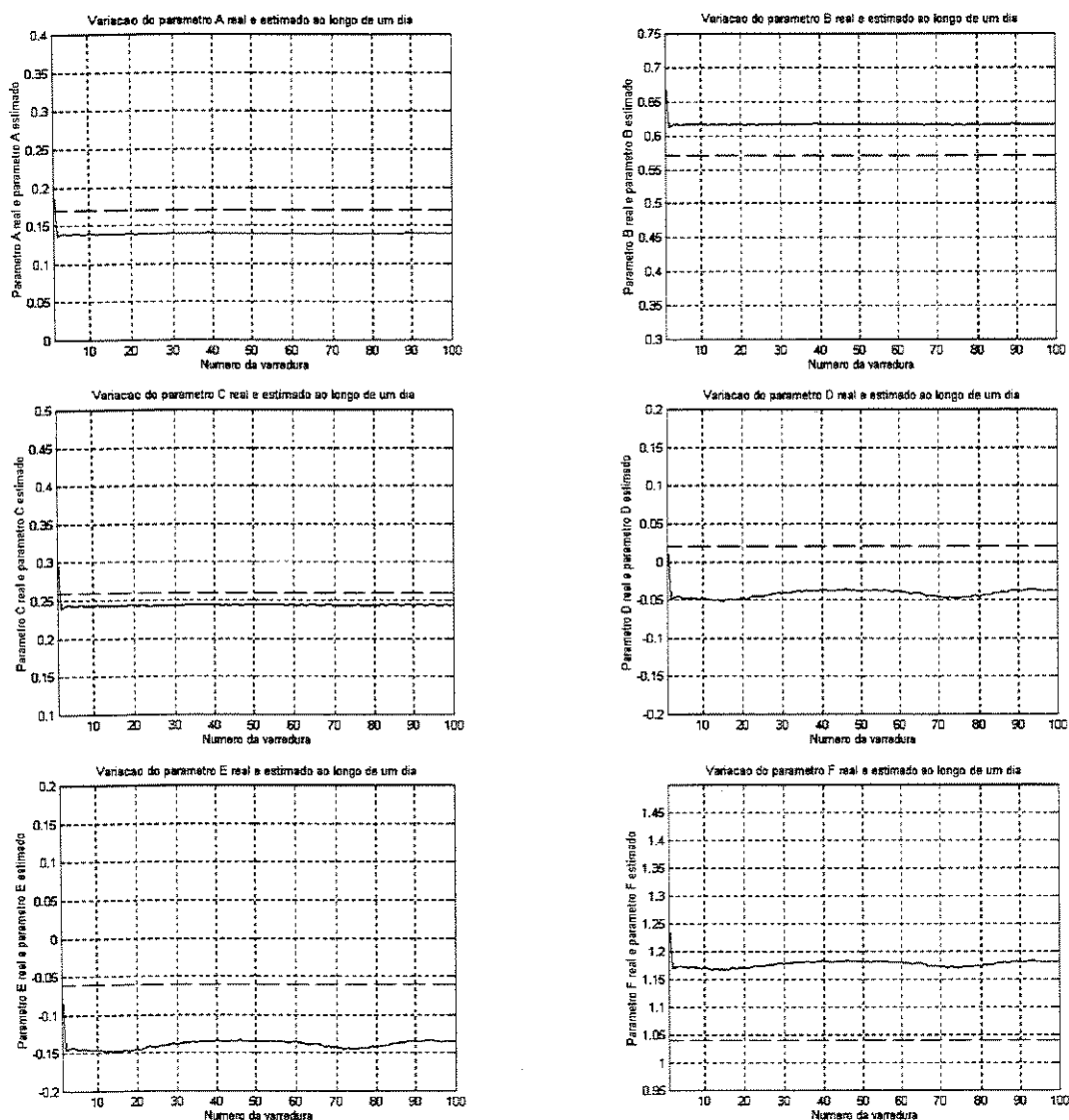


Figura 4.12: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica DIN – Modelo ZIP – Parâmetros constantes

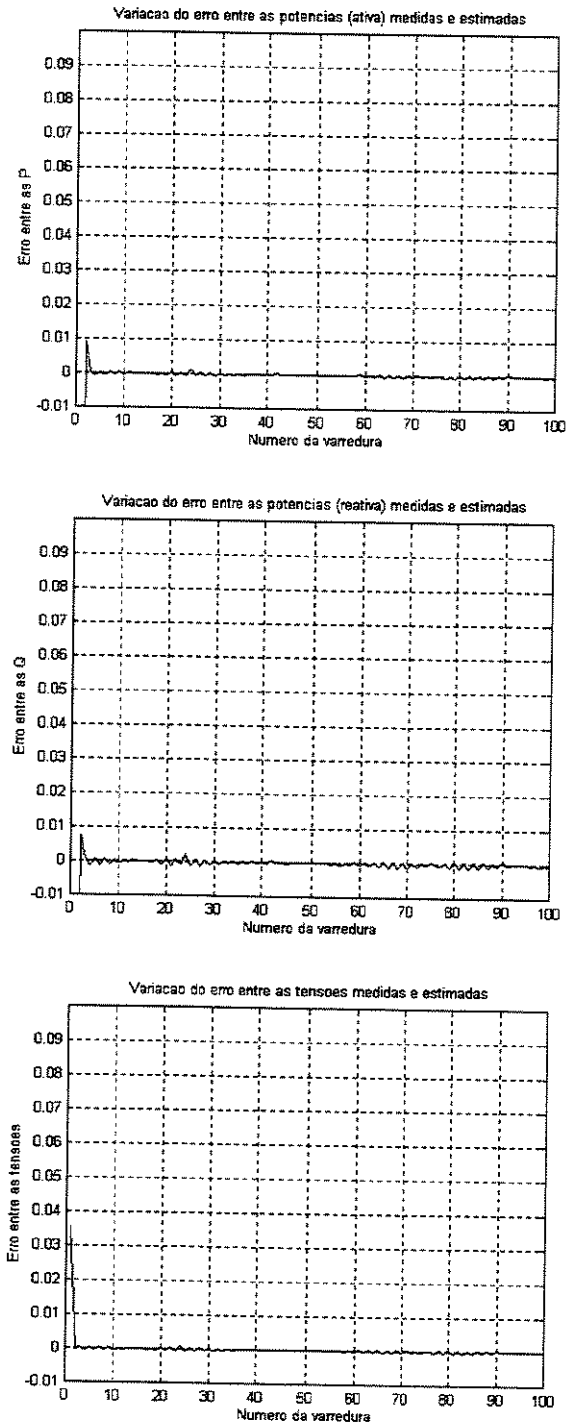


Figura 4.13: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica DIN – Modelo ZIP– Parâmetros constantes

Analisando-se as figuras e tabelas do item 4.5.1, pôde-se observar que as técnicas VEE e DIN apresentaram desempenhos muito parecidos, o que pôde ser observado nas figuras 4.5, 4.7, 4.8, 4.9, 4.12 e 4.13, sendo que a técnica DIN necessitou de um esforço computacional um pouco maior do que a VEE para a resolução deste problema de estimação, como pode ser visto a partir do número de flops ilustrado nas tabelas 4.4, 4.6, 4.7 e 4.9. Este comportamento pôde ser identificado tanto para o modelo de carga Exponencial quanto para o modelo de carga ZIP. Para a Técnica ALTER, o esforço computacional requerido foi bastante inferior ao requerido pelas outras técnicas, enquanto que os parâmetros estimados distavam mais dos reais do que os obtidos pelas técnicas VEE e DIN no caso do Modelo Exponencial. Entretanto, para o Modelo ZIP, a Técnica ALTER foi capaz de estimar os parâmetros de forma tão precisa quanto as Técnicas VEE e DIN (tabelas 4.5 e 4.8 e figuras 4.6, 4.10 e 4.11).

4.5.2. Parâmetros Variáveis

A) Modelo de Carga Exponencial

Os resultados obtidos para a Técnica VEE estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.10: Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo Exponencial-Parâmetros variáveis

Número de FLOPS (Mflops)	87.2
--------------------------	------

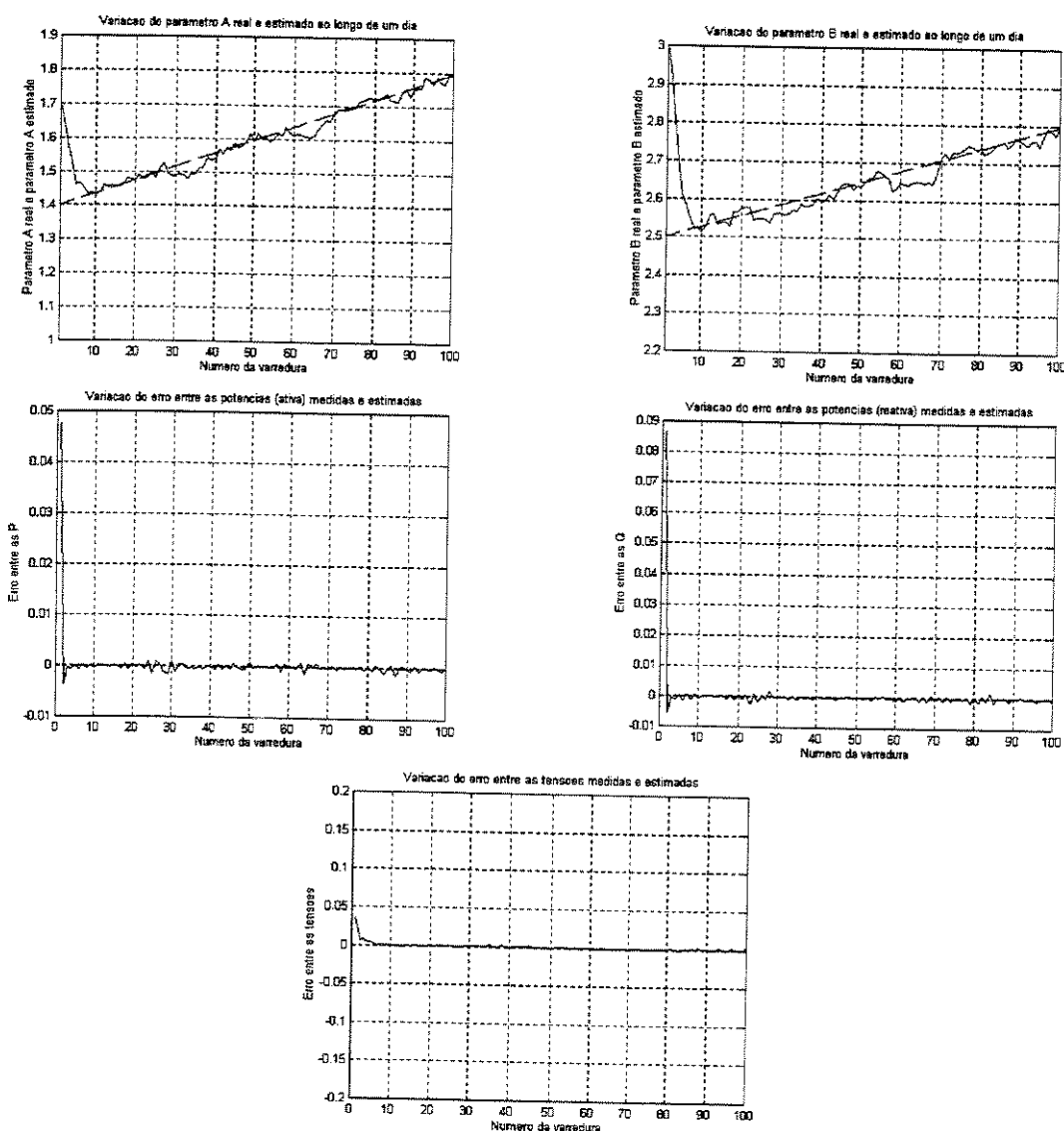


Figura 4.14: Gráficos para a Técnica VEE – Modelo Exponencial – Parâmetros variáveis

Os resultados obtidos para a Técnica ALTER estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.11: Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo Exponencial-Parâmetros variáveis

Número de FLOPS (Mflops)	30.1
--------------------------	------

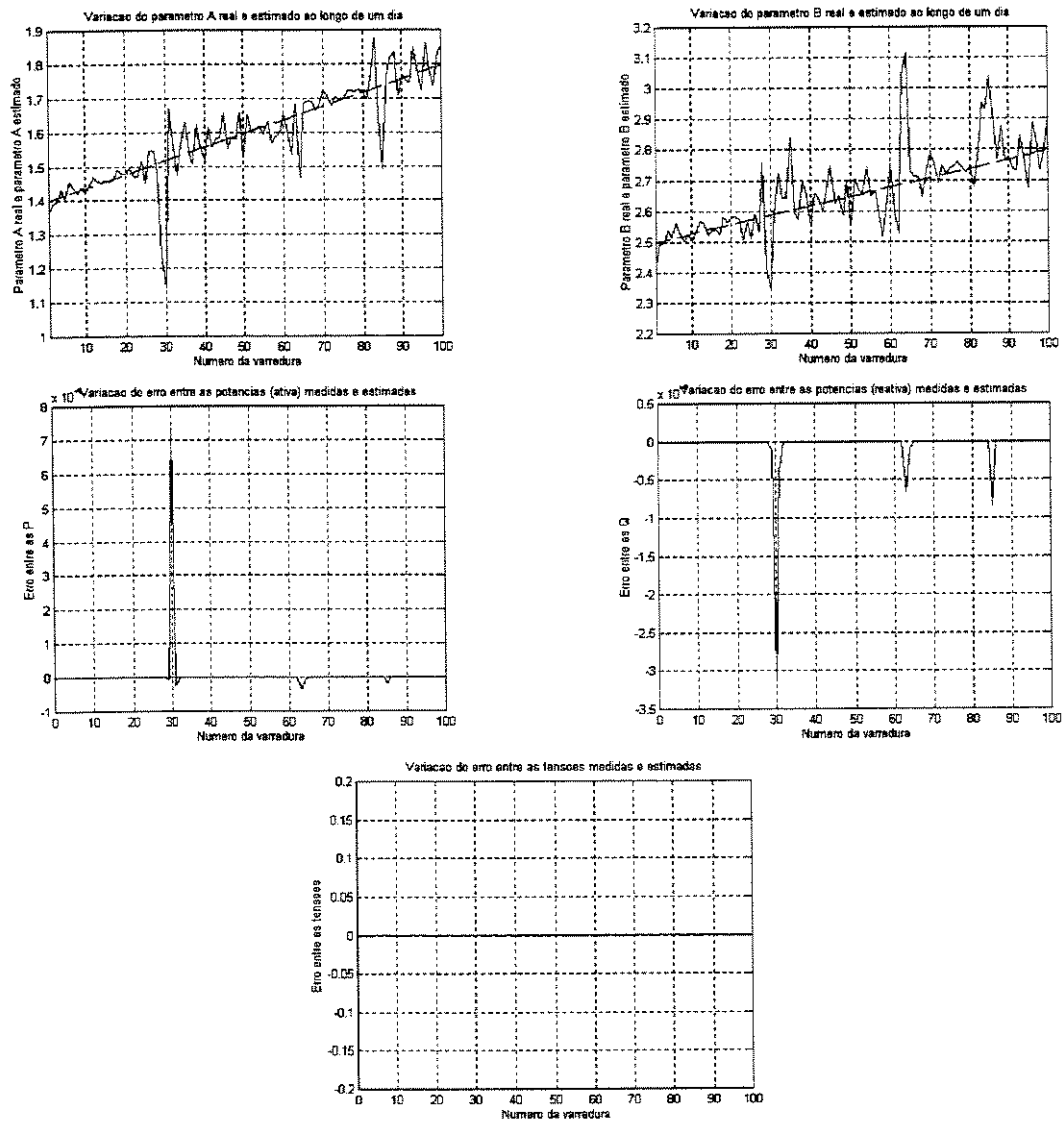


Figura 4.15: Gráficos para a Técnica ALTER – Modelo Exponencial – Parâmetros variáveis

Os resultados obtidos para a Técnica DIN estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.12: Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo Exponencial-Parâmetros variáveis

Número de FLOPS (Mflops)	123.8
--------------------------	-------

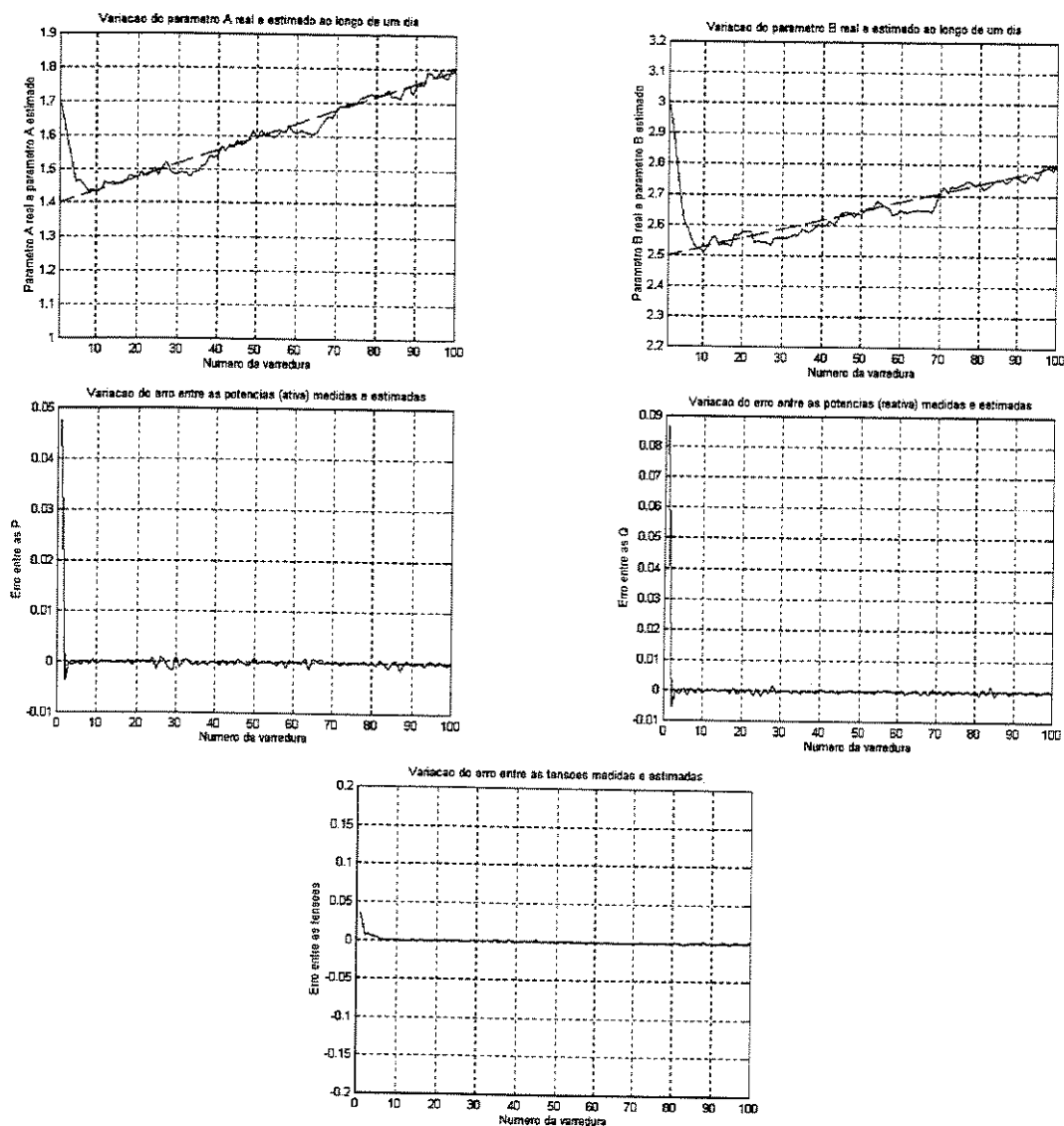


Figura 4.16: Gráficos para a Técnica DIN – Modelo Exponencial – Parâmetros variáveis

B) Modelo de Carga ZIP

Os resultados obtidos para a Técnica VEE estão representados na tabela e nas figuras a seguir:

Tabela 4.13: Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo ZIP-Parâmetros variáveis

Número de FLOPS (Mflops)	266.9
--------------------------	-------

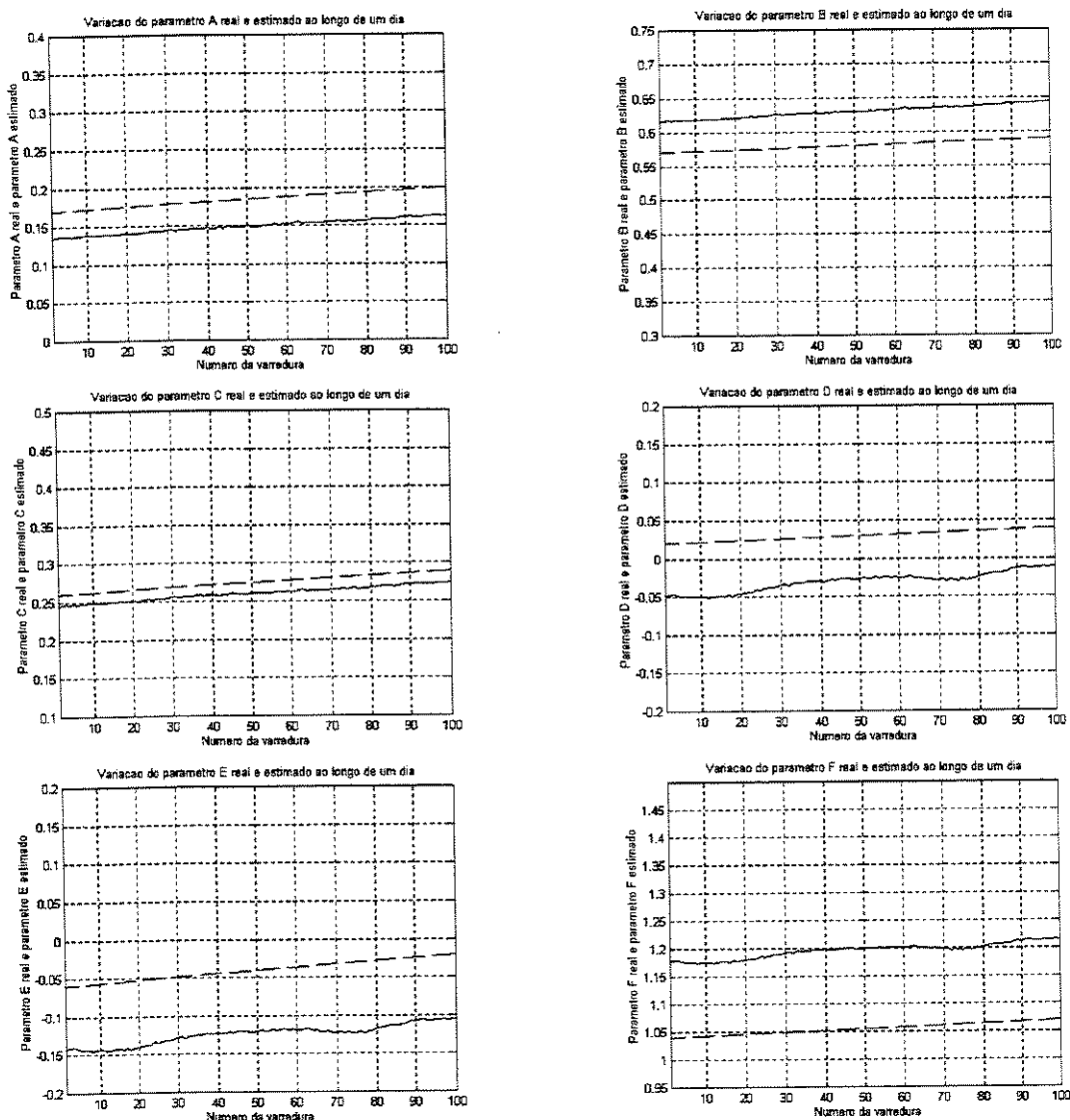


Figura 4.17: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica VEE – Modelo ZIP – Parâmetros variáveis

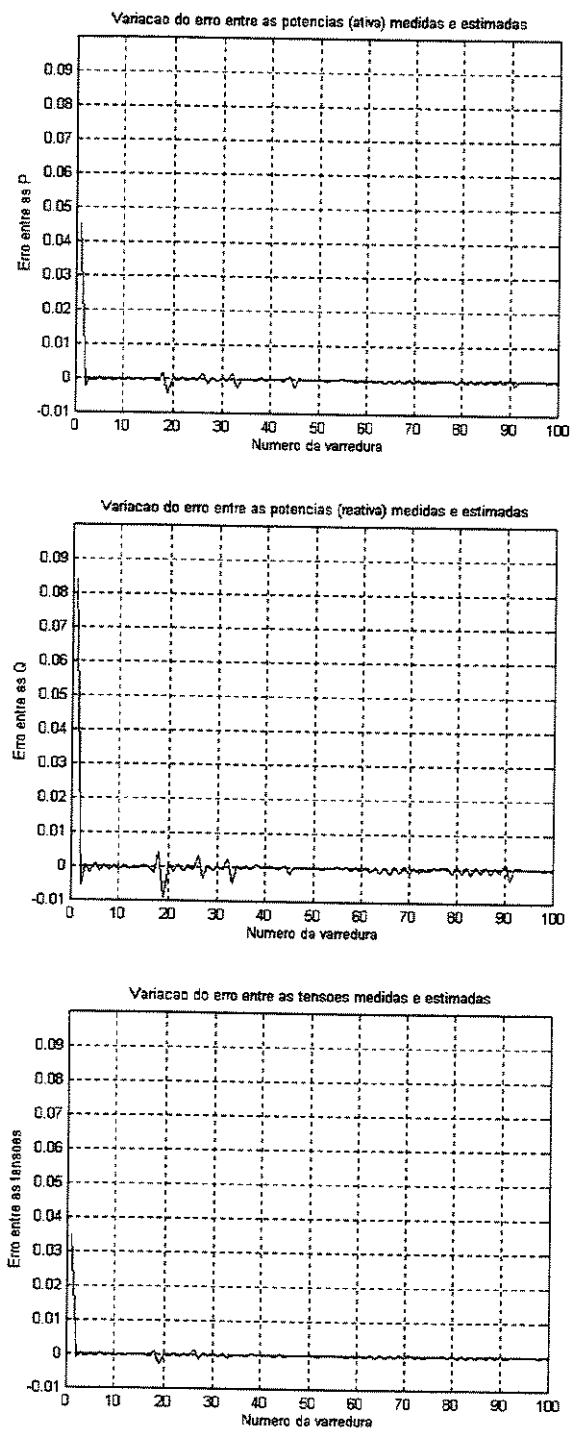


Figura 4.18: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica VEE – Modelo ZIP– Parâmetros variáveis

Os resultados obtidos para a Técnica ALTER estão representados na tabela e nas figuras a seguir:

Tabela 4.14: Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo ZIP-Parâmetros variáveis

Número de FLOPS (Mflops)	13.8
--------------------------	------

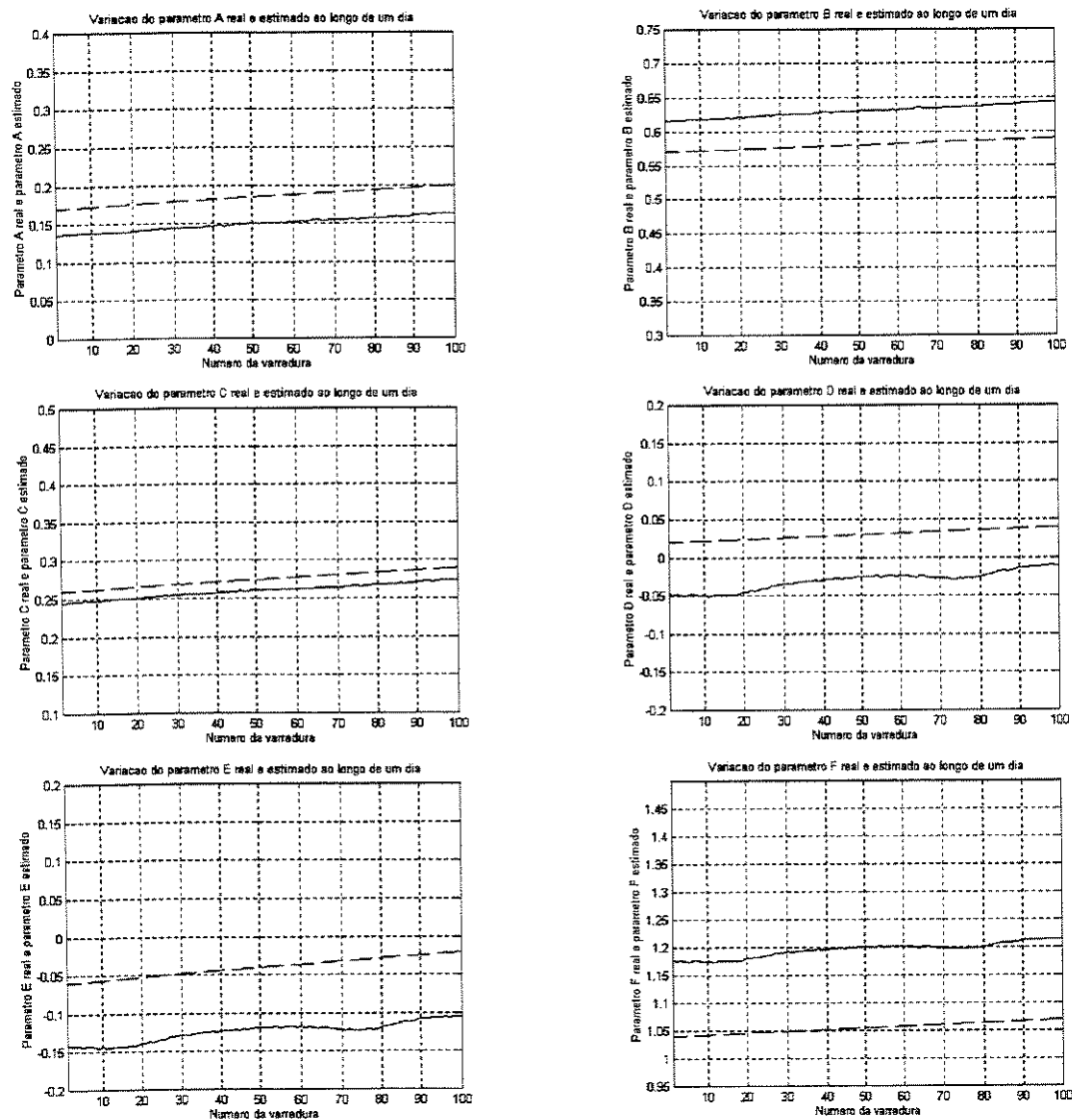


Figura 4.19: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica ALTER – Modelo ZIP – Parâmetros variáveis

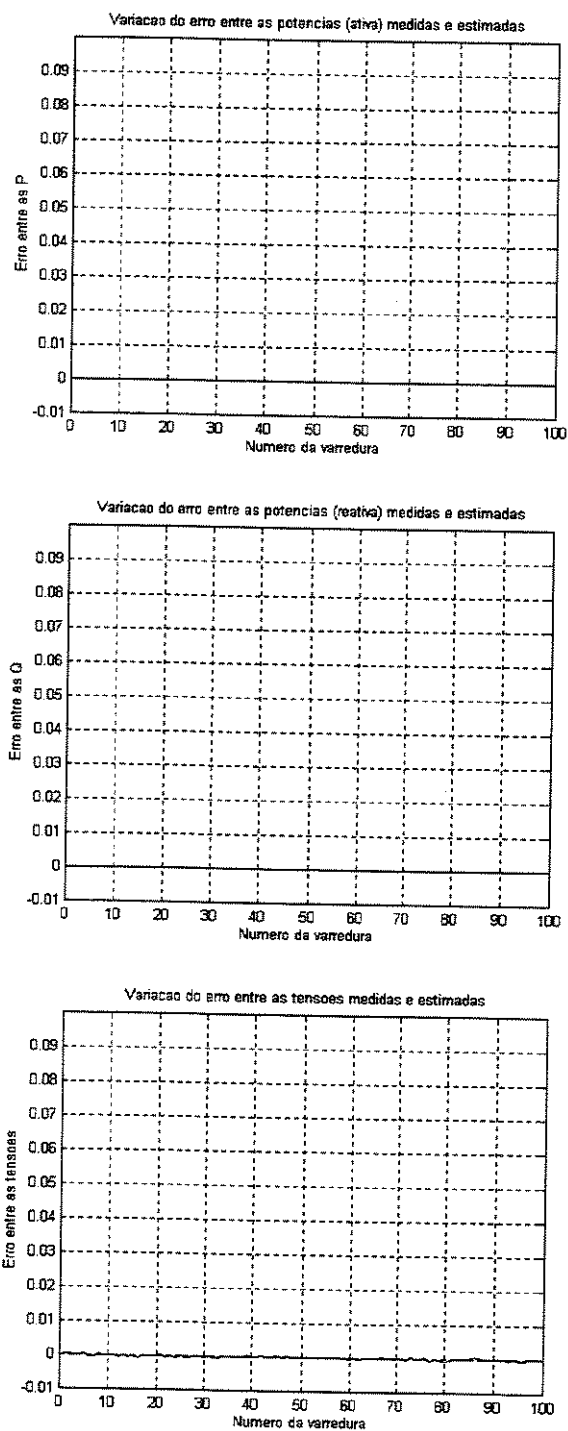


Figura 4.20: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica ALTER – Modelo ZIP– Parâmetros variáveis

Os resultados obtidos para a Técnica DIN estão representados na tabela e nas figuras a seguir:

Tabela 4.15: Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo ZIP-Parâmetros variáveis

Número de FLOPS (Mflops)	369.0
--------------------------	-------

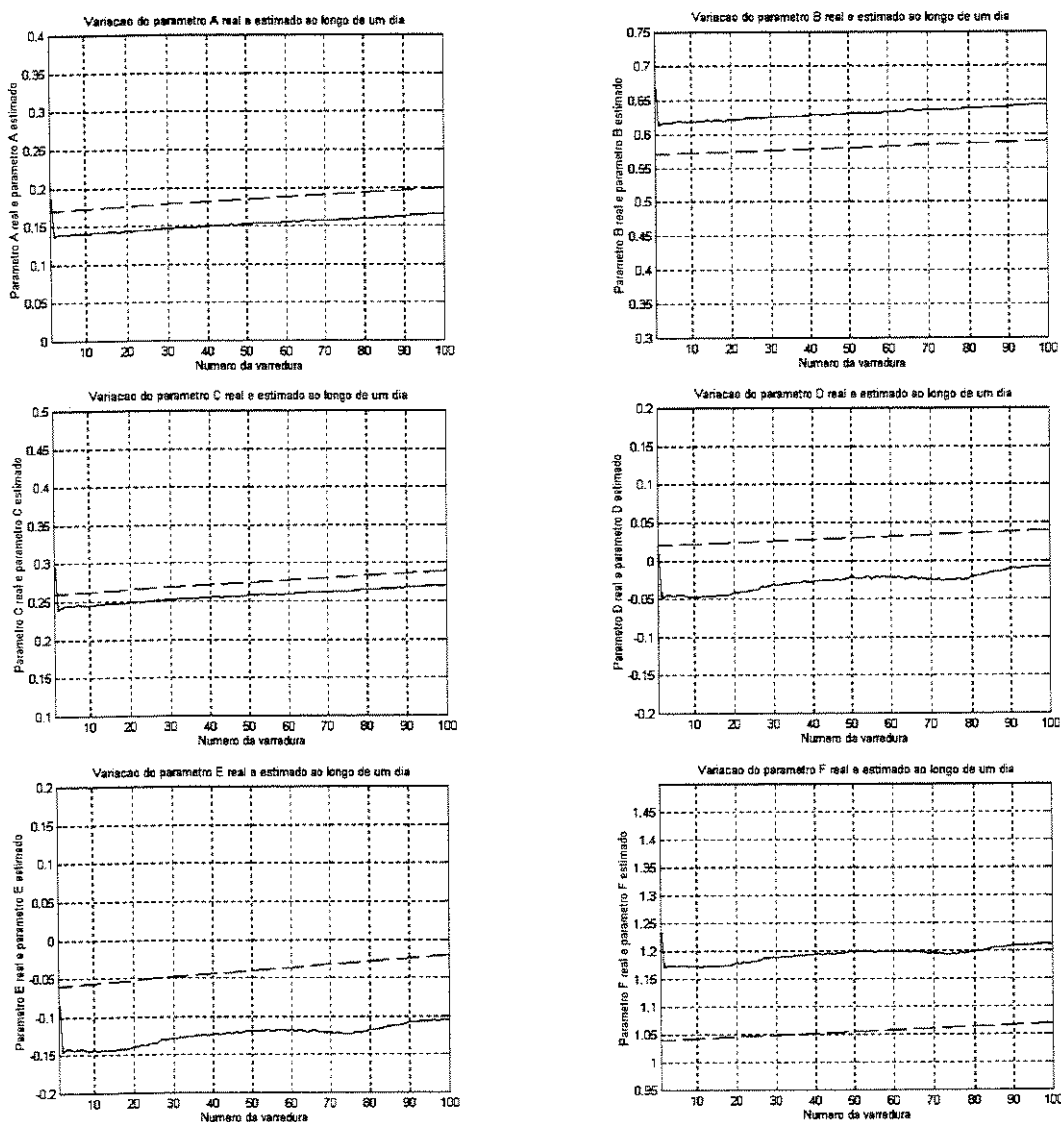


Figura 4.21: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica DIN – Modelo ZIP – Parâmetros variáveis

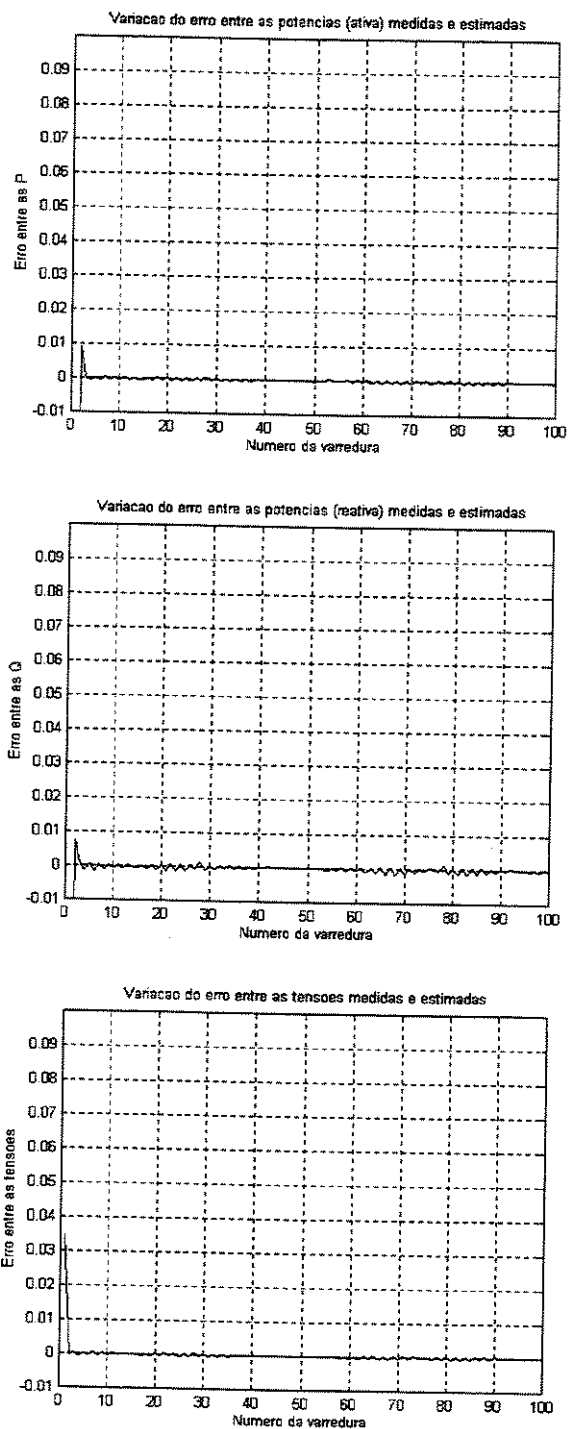


Figura 4.22: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica DIN – Modelo ZIP– Parâmetros variáveis

No caso dos parâmetros variáveis (item 4.5.2), o desempenho das três técnicas foi semelhante ao descrito anteriormente para parâmetros constantes. Pôde-se observar, das figuras 4.14, 4.16, 4.17, 4.18, 4.21 e 4.22, que as técnicas VEE e DIN apresentaram desempenhos muito parecidos, sendo que a técnica DIN necessitou de um esforço computacional um pouco maior do que a VEE para a resolução deste problema de estimação, conforme ilustrado nas tabelas 4.10, 4.12, 4.13 e 4.15 pelo número de flops. Este comportamento pôde ser identificado tanto para o modelo de carga Exponencial quanto para o modelo de carga ZIP. Para a Técnica ALTER, o esforço computacional requerido foi bastante inferior ao requerido pelas outras técnicas, enquanto que os parâmetros estimados distavam mais dos reais do que os obtidos pelas técnicas VEE e DIN, no caso do Modelo Exponencial. Entretanto, para o Modelo ZIP, a Técnica ALTER foi capaz de estimar os parâmetros de forma tão precisa quanto as Técnicas VEE e DIN (tabelas 4.11 e 4.14 e figuras 4.15, 4.19 e 4.20).

Da observação das figuras referentes aos itens 4.5.1 e 4.5.2, pôde-se notar, para as três técnicas empregadas, que, no caso do Modelo Exponencial, os parâmetros estimados convergiam para o conjunto de parâmetros reais (utilizados na geração dos dados para os estimador), enquanto que para o Modelo ZIP, o conjunto de parâmetros estimados ficava próximo do real, mas conservava um certo erro. Isto se deve ao fato do Modelo ZIP ser sobreparametrizado com relação às medidas disponíveis do sistema, ou seja, deste modelo de carga possuir um número de parâmetros a serem estimados maior que o número de medidas utilizadas na estimação destes parâmetros. No caso do modelo ZIP, existem três parâmetros (a , b e c) e apenas duas medidas (P e V) associados à potência ativa. Para a potência reativa há, também, três parâmetros (d , e e f) a serem estimados e somente duas medidas (Q e V). Uma discussão mais aprofundada acerca deste problema está descrita no item 4.8. Contudo, apesar do conjunto de parâmetros estimados, para o Modelo ZIP, ser diferente do conjunto real, os erros entre as grandezas estimadas e medidas (potências ativa e reativa e magnitude de tensão) são bem próximos de zero, garantindo a validade do conjunto de parâmetros estimado para o modelo do sistema e para as medidas adotadas.

4.5.3. Variação Abrupta dos Parâmetros

A) Modelo de Carga Exponencial

Os resultados obtidos para a Técnica VEE, para variações abruptas em instantes diferentes, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.16: Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo Exp.-Variações em instantes diferentes

Número de FLOPS (Mflops)	91.0
--------------------------	------

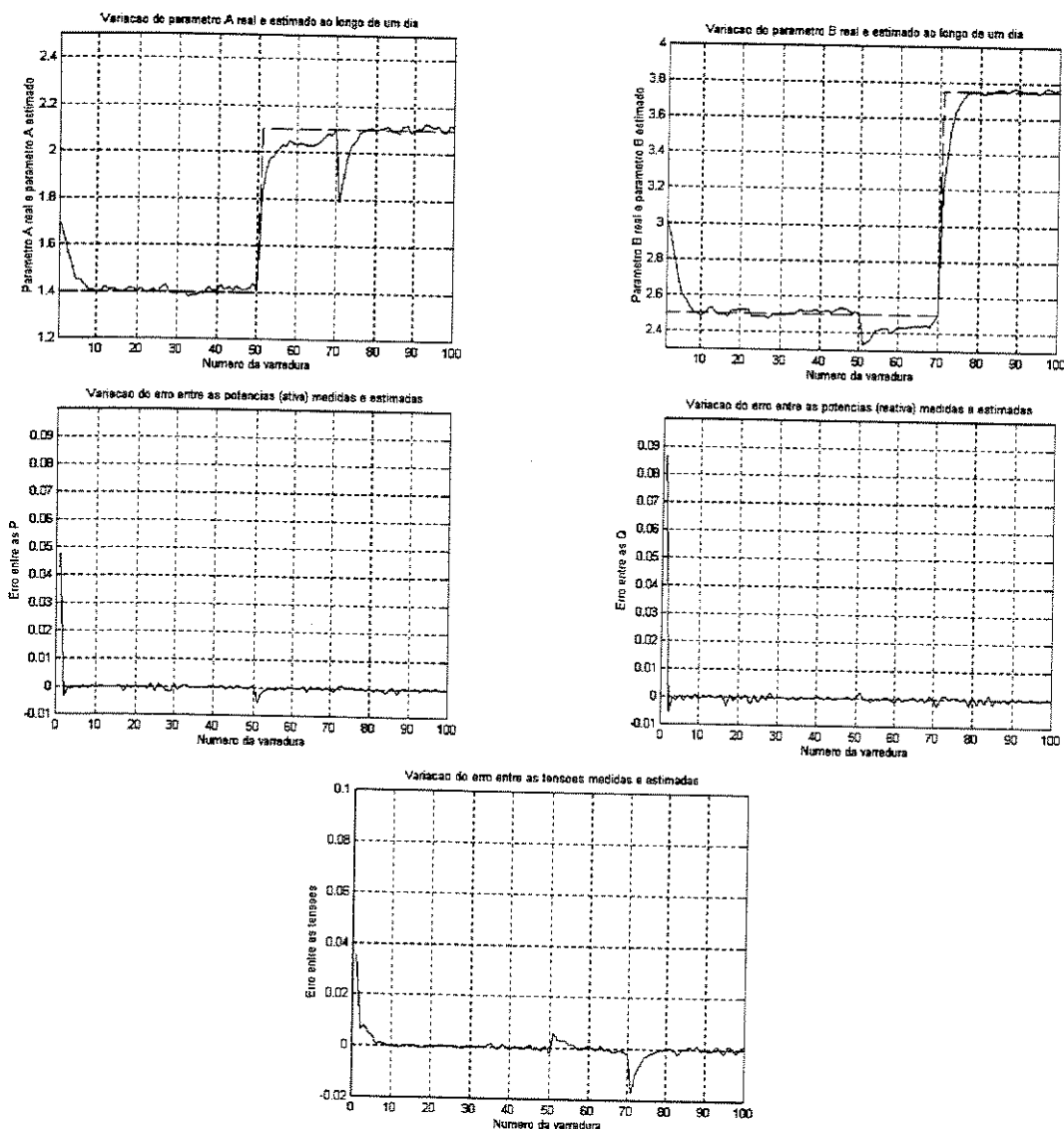


Figura 4.23: Técnica VEE – Modelo Exponencial – Mudança abrupta em instantes diferentes

Os resultados obtidos para a Técnica VEE, para variações abruptas simultâneas, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.17: Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo Exp.-Variações simultâneas

Número de FLOPS (Mflops)	91.8
--------------------------	------

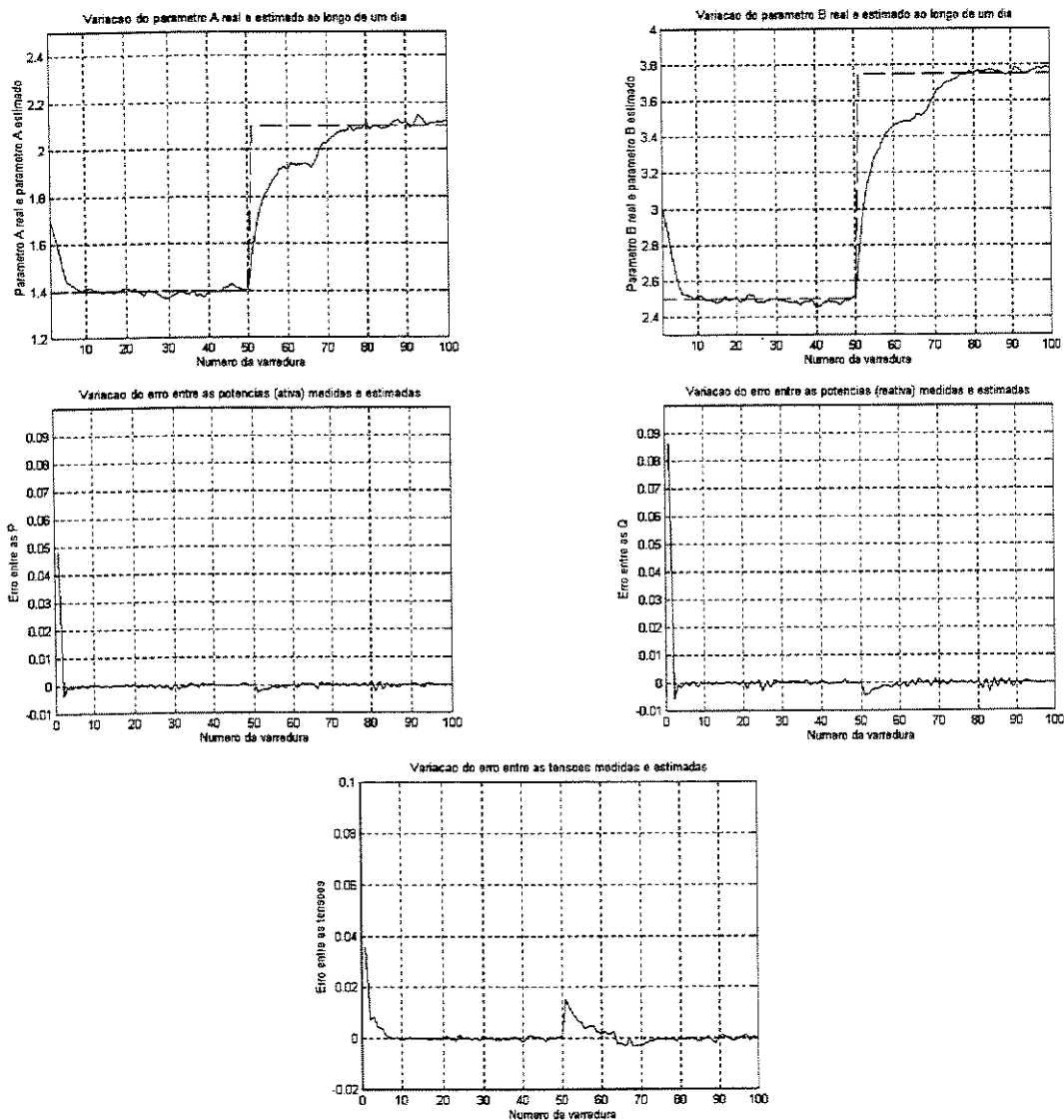


Figura 4.24: Técnica VEE – Modelo Exponencial – Mudança abrupta simultânea

Os resultados obtidos para a Técnica ALTER, para variações abruptas em instantes diferentes, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.18: Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo Exp.-Variações em instantes diferentes

Número de FLOPS (Mflops)	33.3
--------------------------	------

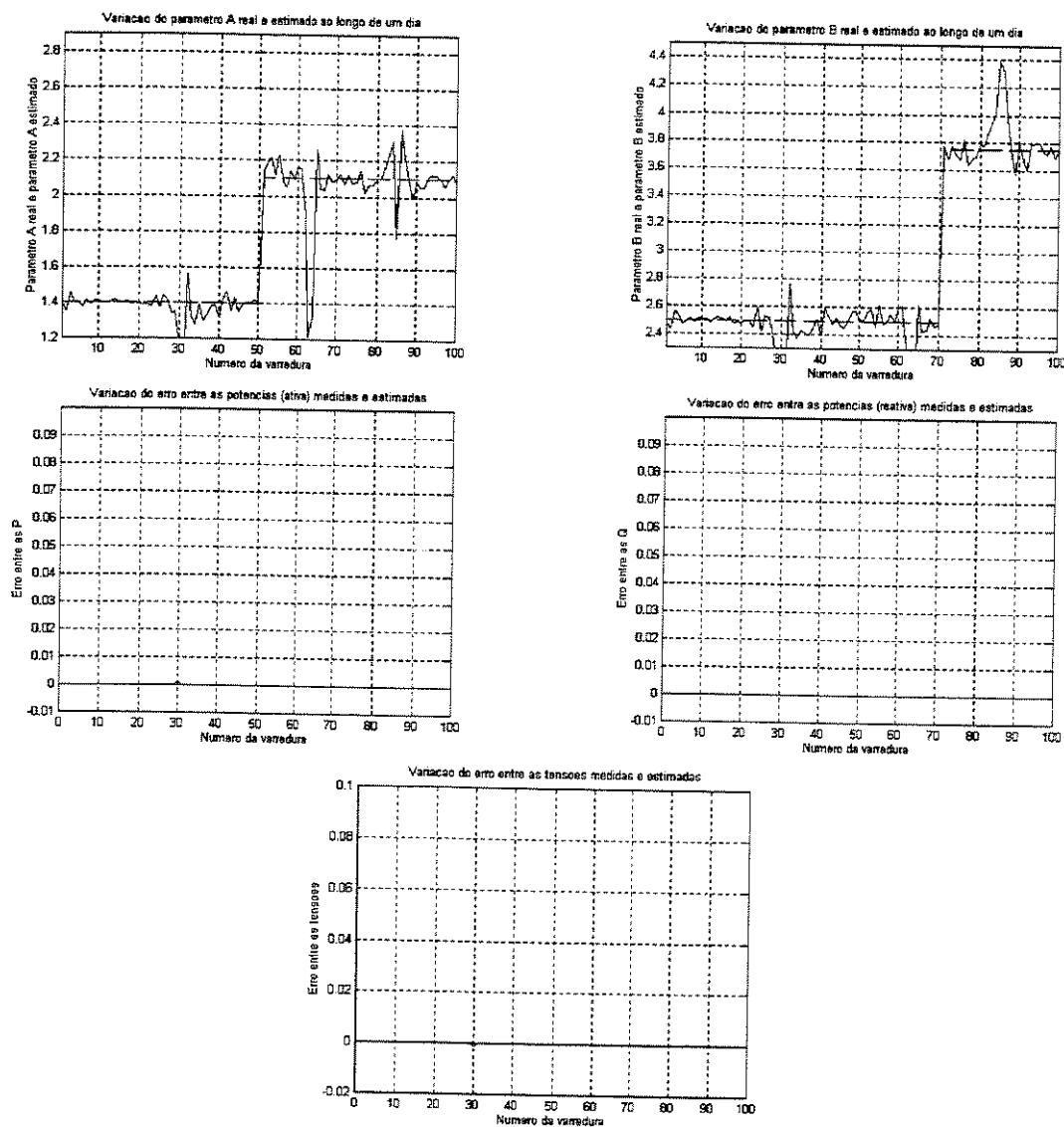


Figura 4.25: Técnica ALTER – Modelo Exponencial – Mudança abrupta em instantes diferentes

Os resultados obtidos para a Técnica ALTER, para variações abruptas simultâneas, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.19: Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo Exp.-Variações simultâneas

Número de FLOPS (Mflops)	36.8
--------------------------	------

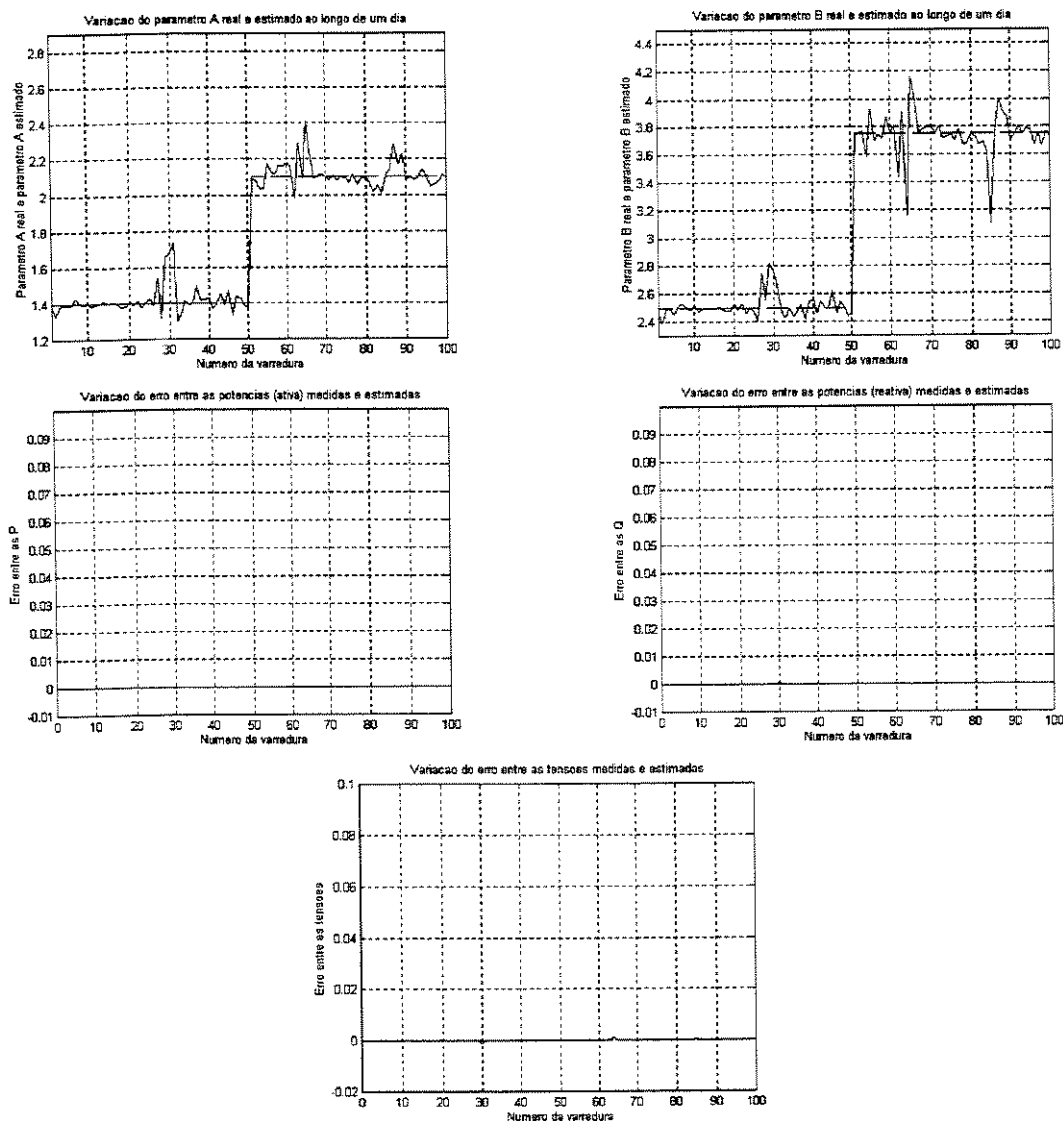


Figura 4.26: Técnica ALTER – Modelo Exponencial – Mudança abrupta simultânea

Os resultados obtidos para a Técnica DIN, para variações abruptas em instantes diferentes, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.20: Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo Exp.-Variações em instantes diferentes

Número de FLOPS (Mflops)	109.8
--------------------------	-------

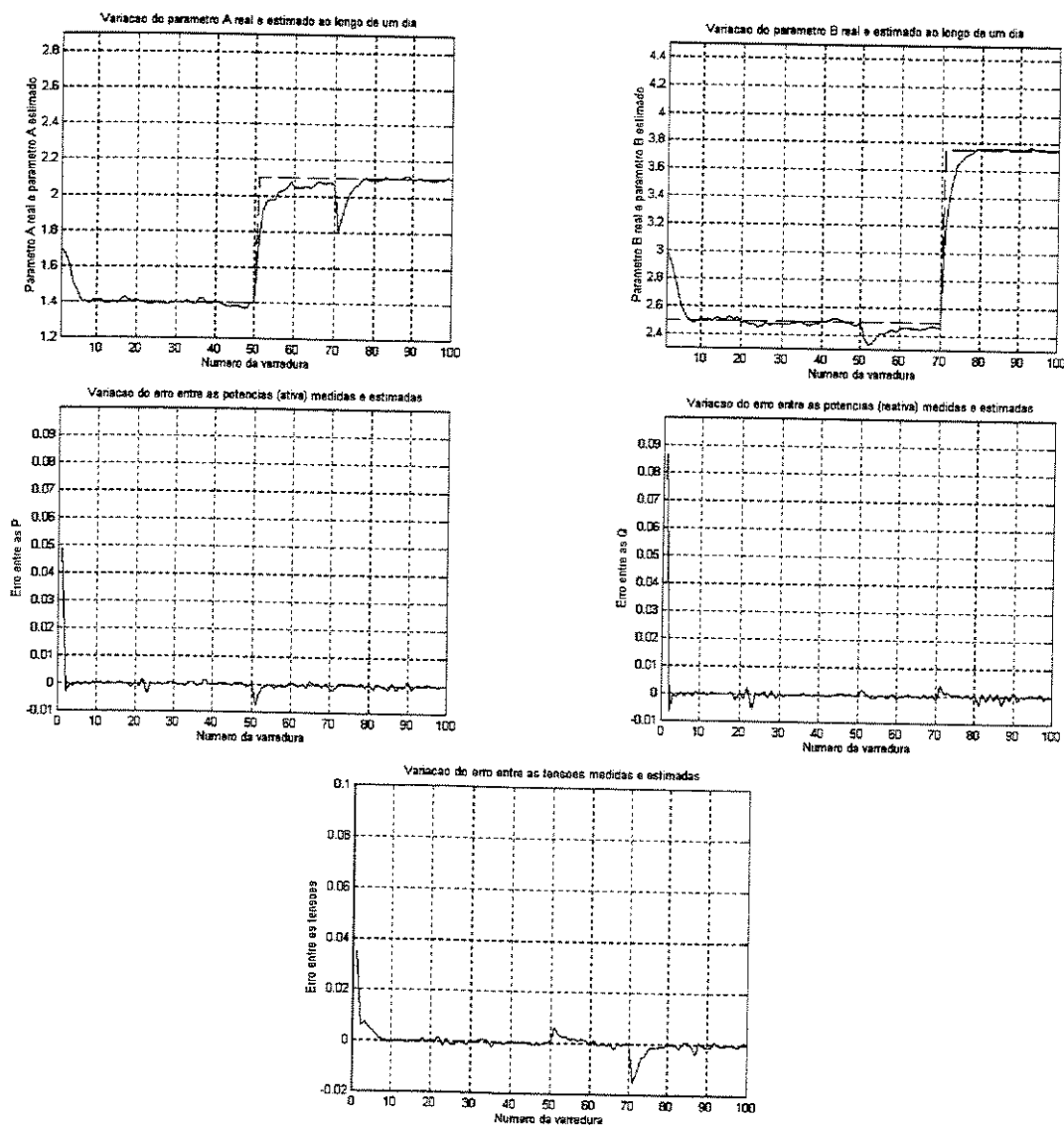


Figura 4.27: Técnica DIN – Modelo Exponencial – Mudança abrupta em instantes diferentes

Os resultados obtidos para a Técnica DIN, para variações abruptas simultâneas, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.21: Índice de desempenho para a Técnica DIN.-Variações simultâneas

Número de FLOPS (Mflops)	118.3
--------------------------	-------

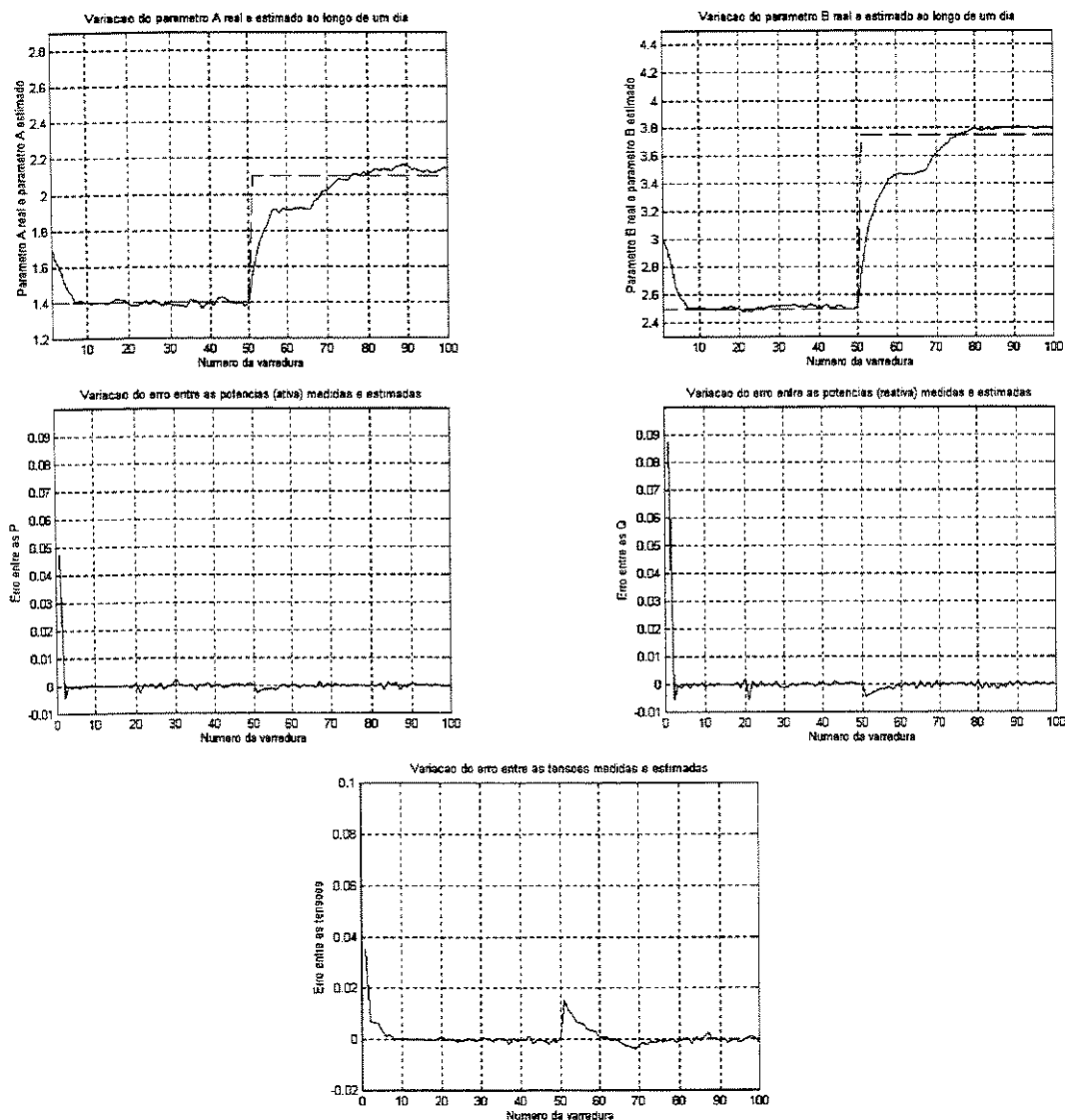


Figura 4.28: Técnica DIN – Modelo Exponencial – Mudança abrupta simultânea

B) Modelo de Carga ZIP

Os resultados obtidos para a Técnica VEE, para variações abruptas em instantes diferentes, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.22: Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo ZIP-Variações em instantes diferentes

Número de FLOPS (Mflops)	276.4
--------------------------	-------

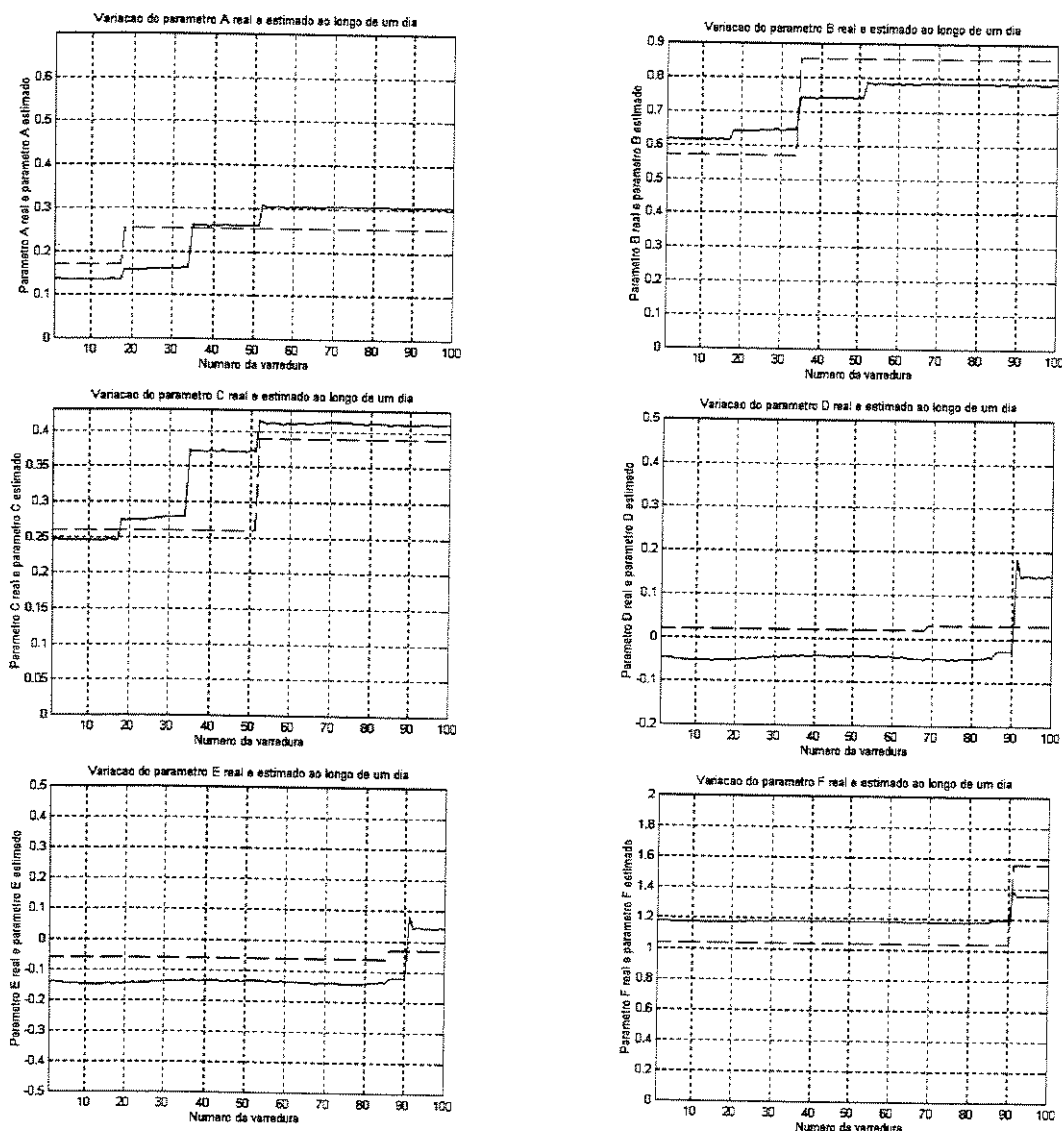


Figura 4.29: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica VEE – Modelo ZIP – Mudança abrupta em instantes diferentes

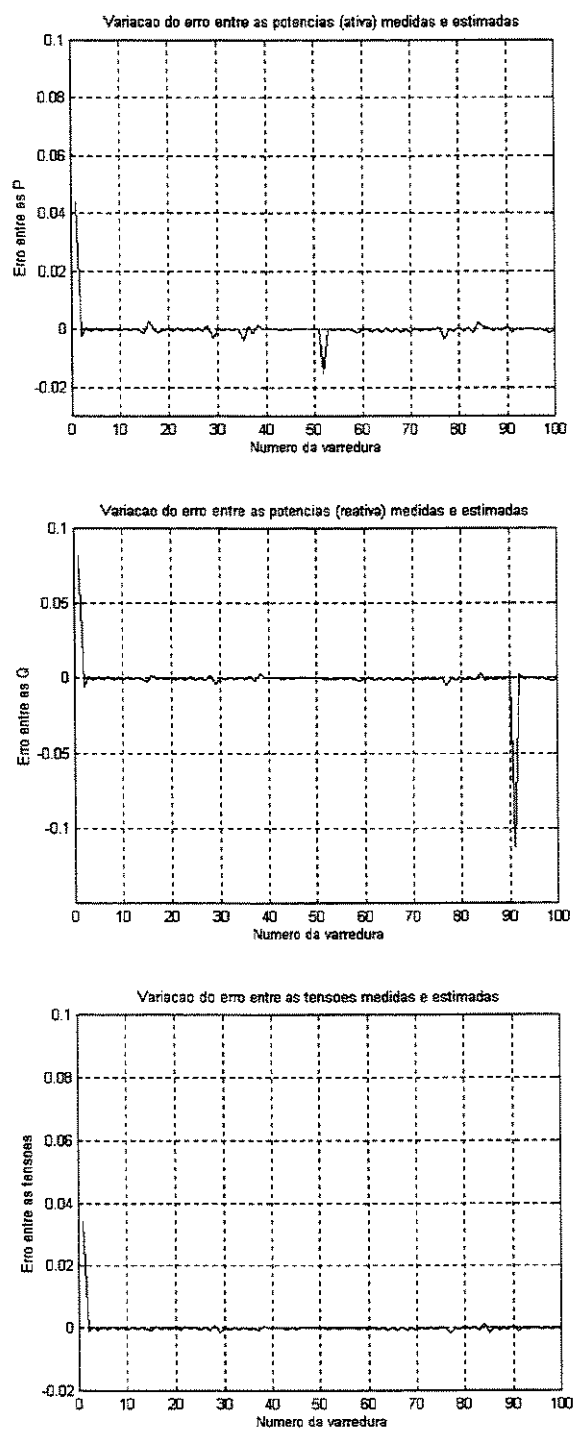


Figura 4.30: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica VEE – Modelo ZIP– Mudança abrupta em instantes diferentes

Os resultados obtidos para a Técnica VEE, para variações abruptas simultâneas, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.23: Índice de desempenho para a Técnica VEE-Modelo ZIP-Variações simultâneas

Número de FLOPS (Mflops)	274.2
--------------------------	-------

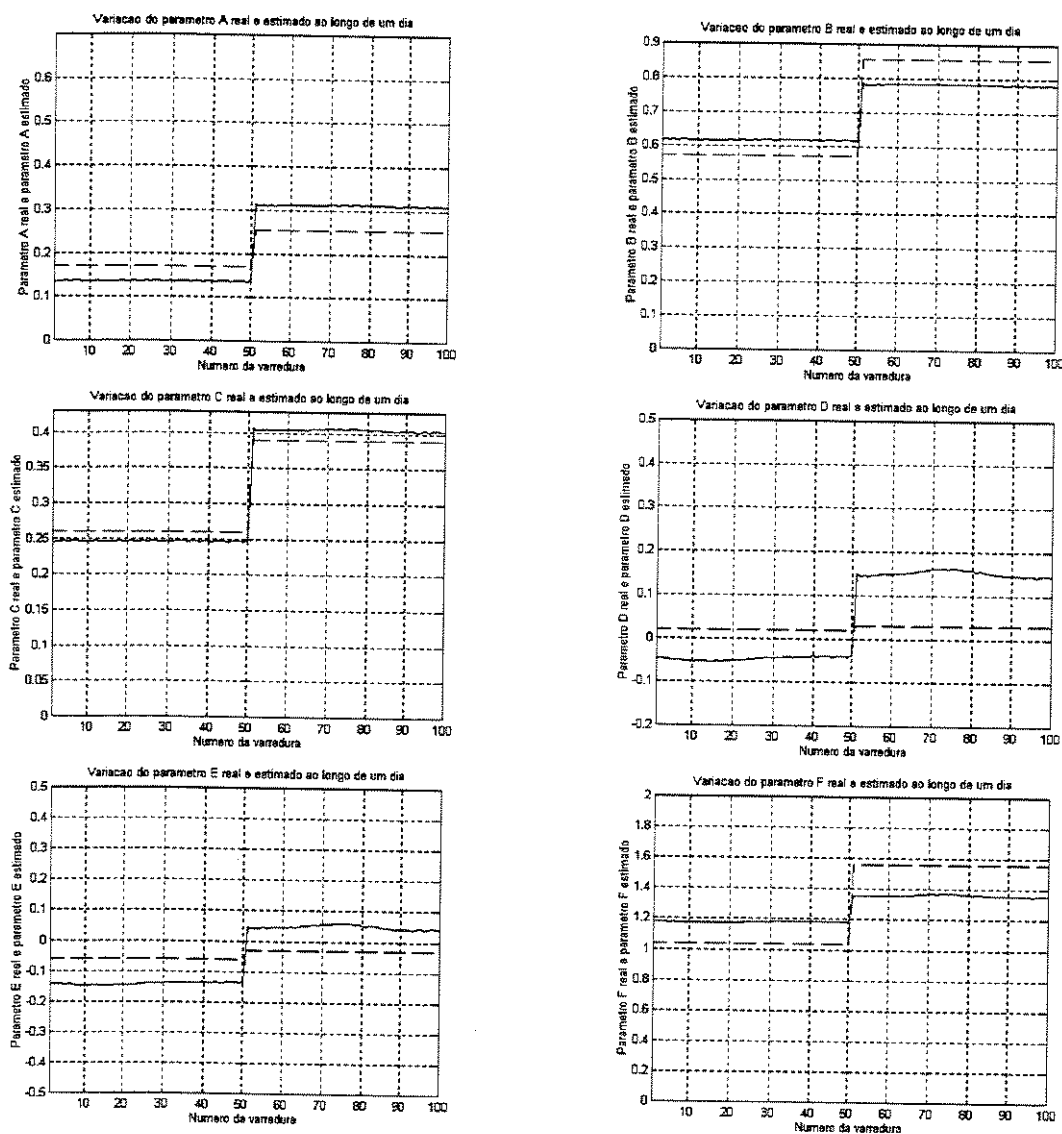


Figura 4.31: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica VEE – Modelo ZIP – Mudança abrupta simultânea

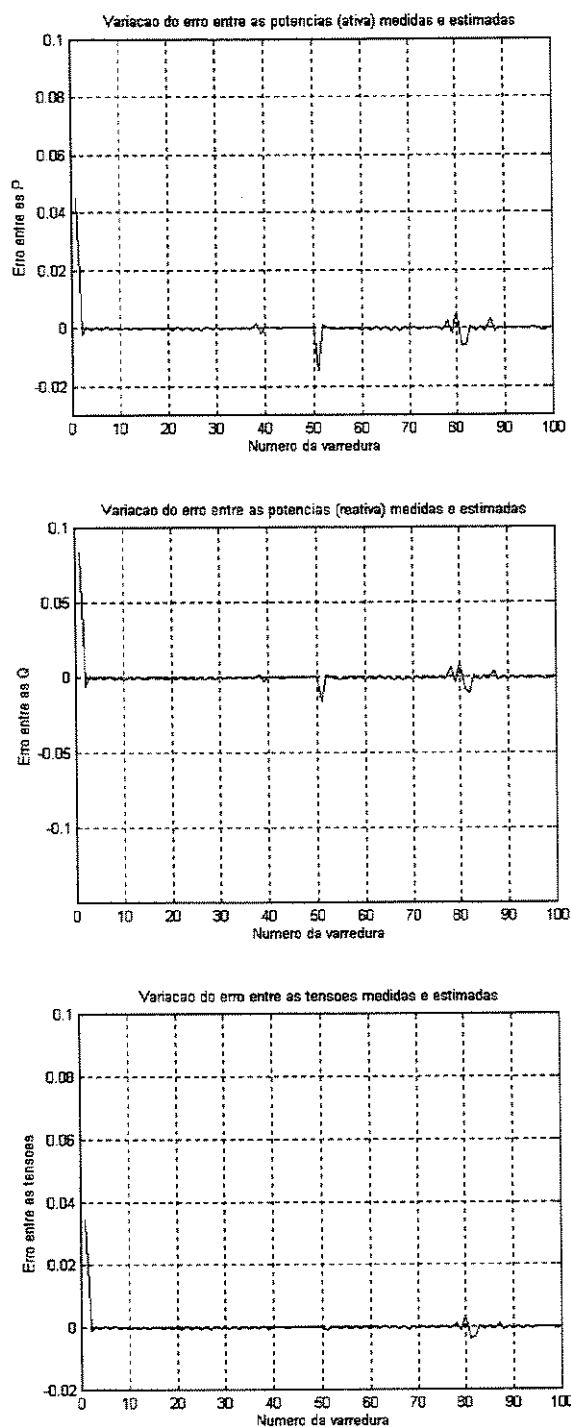


Figura 4.32: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica VEE – Modelo ZIP– Mudança abrupta simultânea

Os resultados obtidos para a Técnica ALTER, para variações abruptas em instantes diferentes, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.24: Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo ZIP-Variações em instantes diferentes

Número de FLOPS (Mflops)	14.9
--------------------------	------

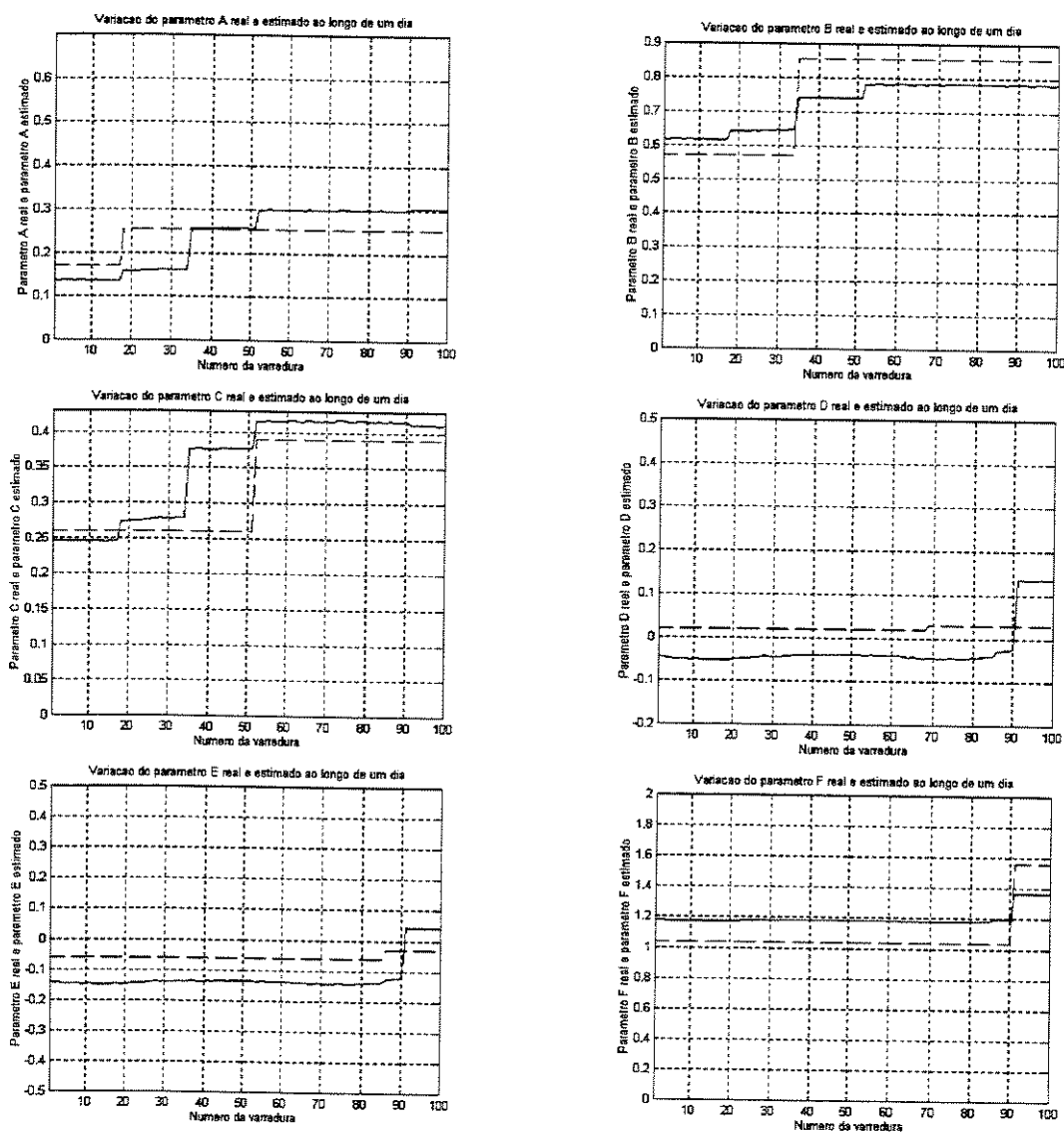


Figura 4.33: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica ALTER – Modelo ZIP – Mudança abrupta em instantes diferentes

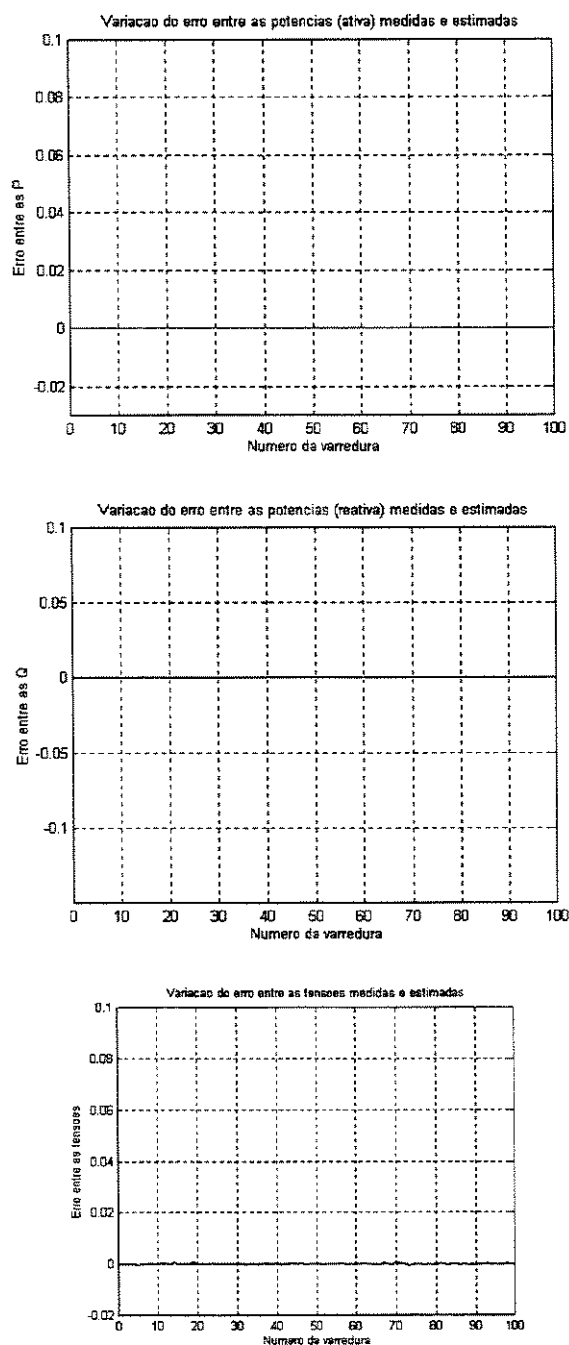


Figura 4.34: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica ALTER – Modelo ZIP– Mudança abrupta em instantes diferentes

Os resultados obtidos para a Técnica ALTER, para variações abruptas simultâneas, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.25: Índice de desempenho para a Técnica ALTER-Modelo ZIP-Variações simultâneas

Número de FLOPS (Mflops)	16.6
--------------------------	------

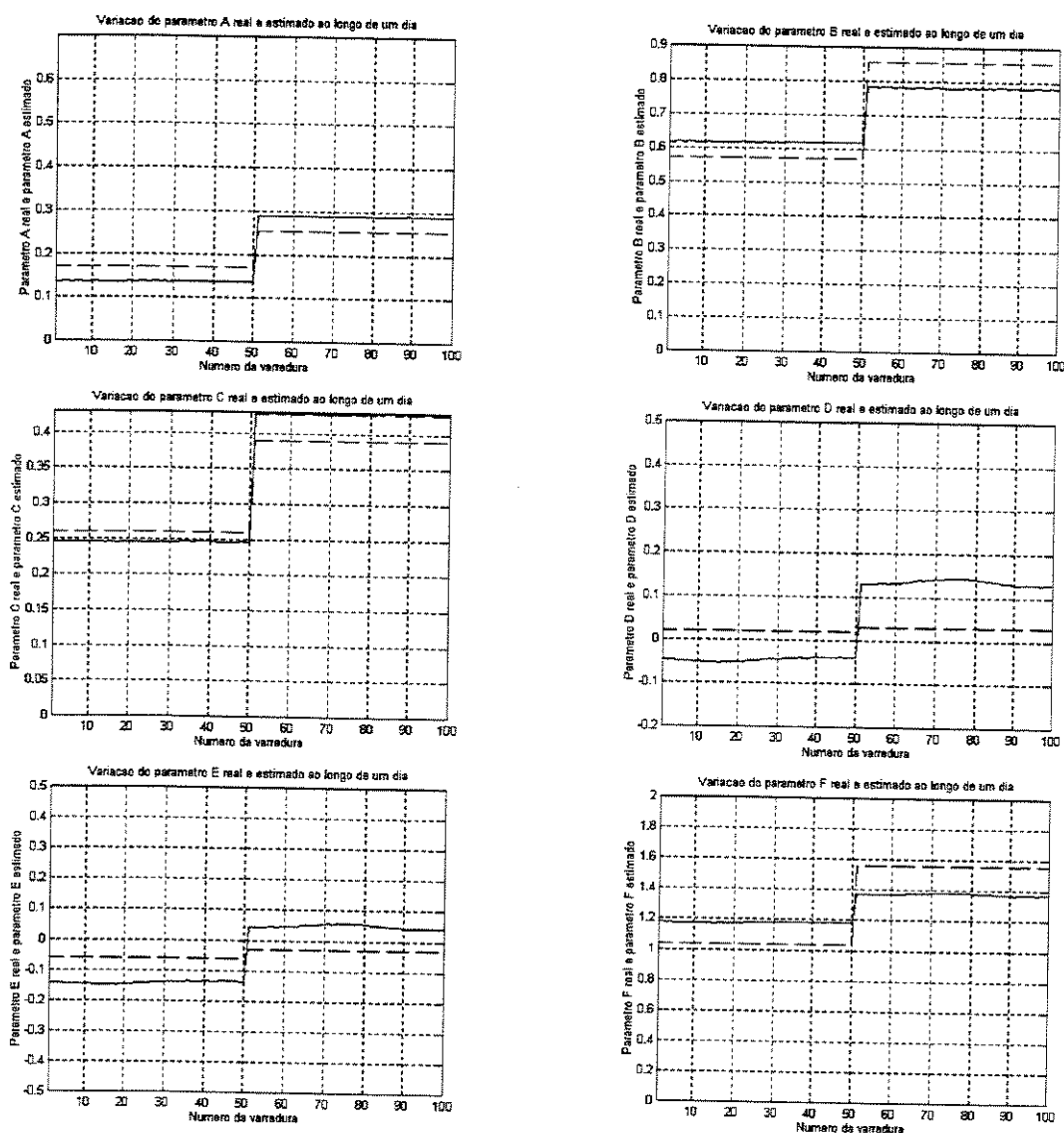


Figura 4.35: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica ALTER – Modelo ZIP – Mudança abrupta simultânea

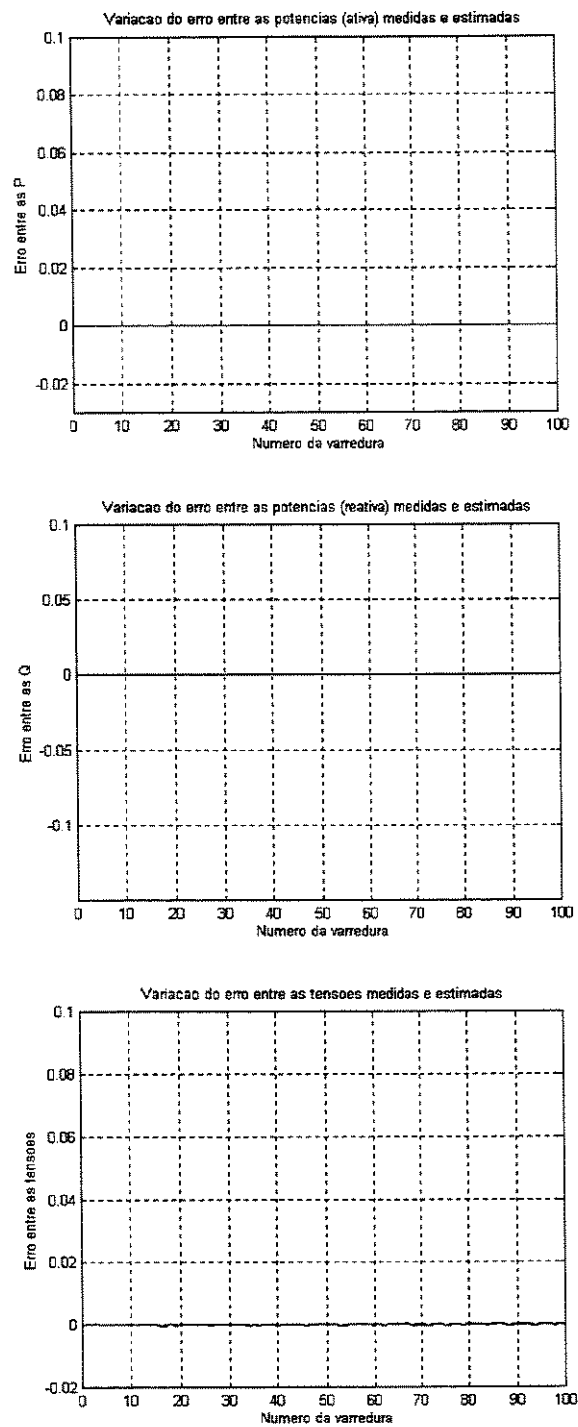


Figura 4.36: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica ALTER – Modelo ZIP– Mudança abrupta simultânea

Os resultados obtidos para a Técnica DIN, para variações abruptas em instantes diferentes, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.26: Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo ZIP-Variações em instantes diferentes

Número de FLOPS (Mflops)	375.8
--------------------------	-------

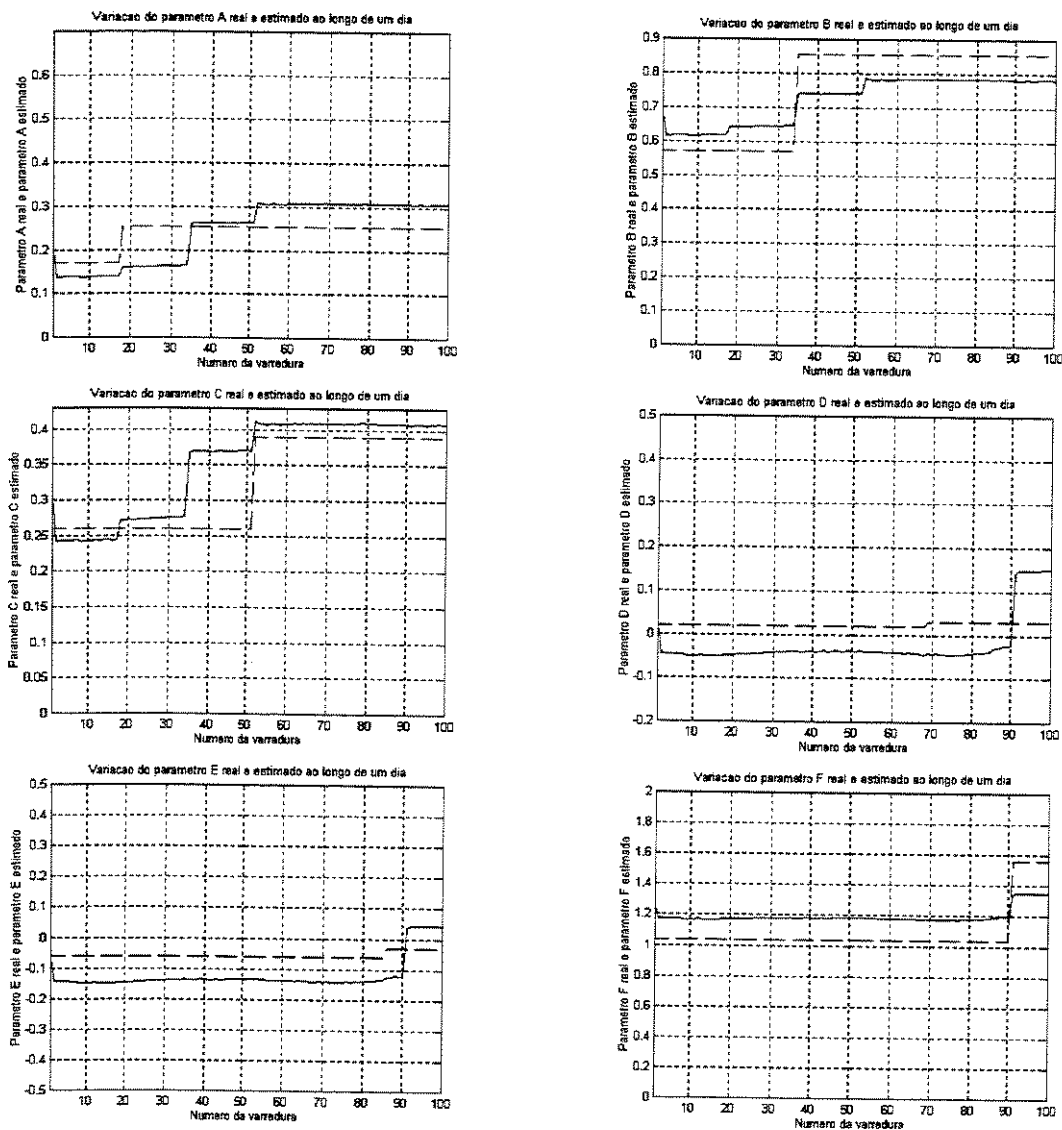


Figura 4.37: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica DIN – Modelo ZIP – Mudança abrupta em instantes diferentes

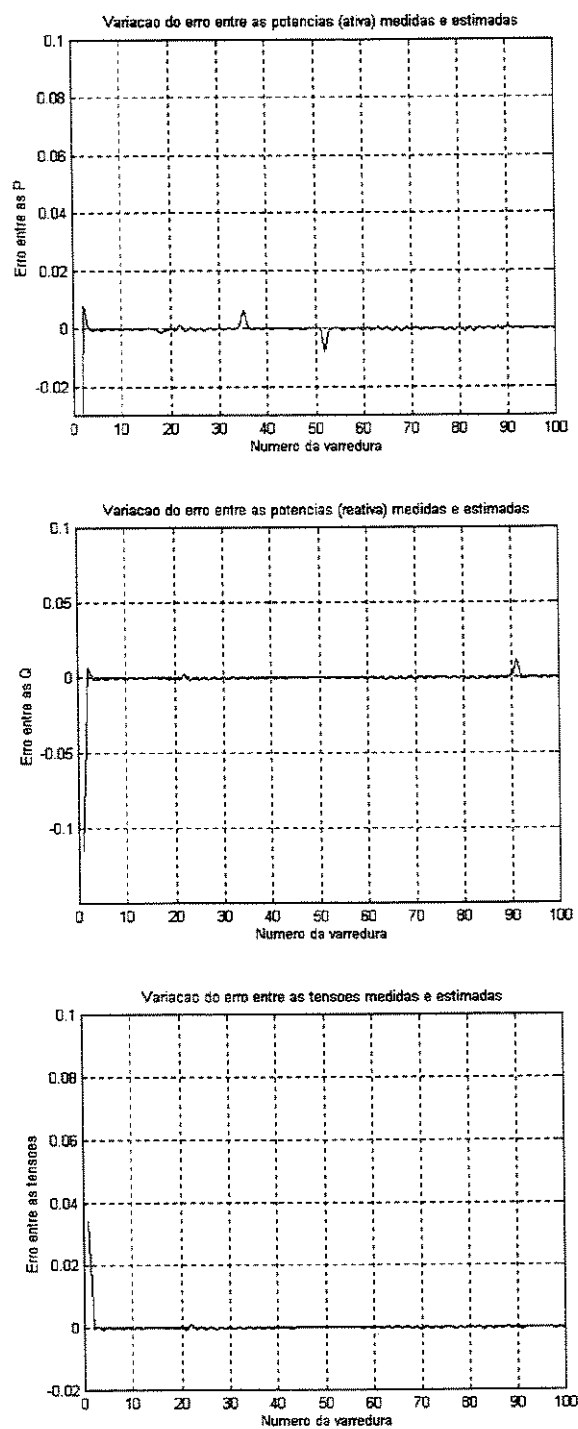


Figura 4.38: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica DIN – Modelo ZIP– Mudança abrupta em instantes diferentes

Os resultados obtidos para a Técnica DIN, para variações abruptas simultâneas, estão representados na tabela e na figura a seguir:

Tabela 4.27: Índice de desempenho para a Técnica DIN-Modelo ZIP-Variações simultâneas

Número de FLOPS (Mflops)	339.8
--------------------------	-------

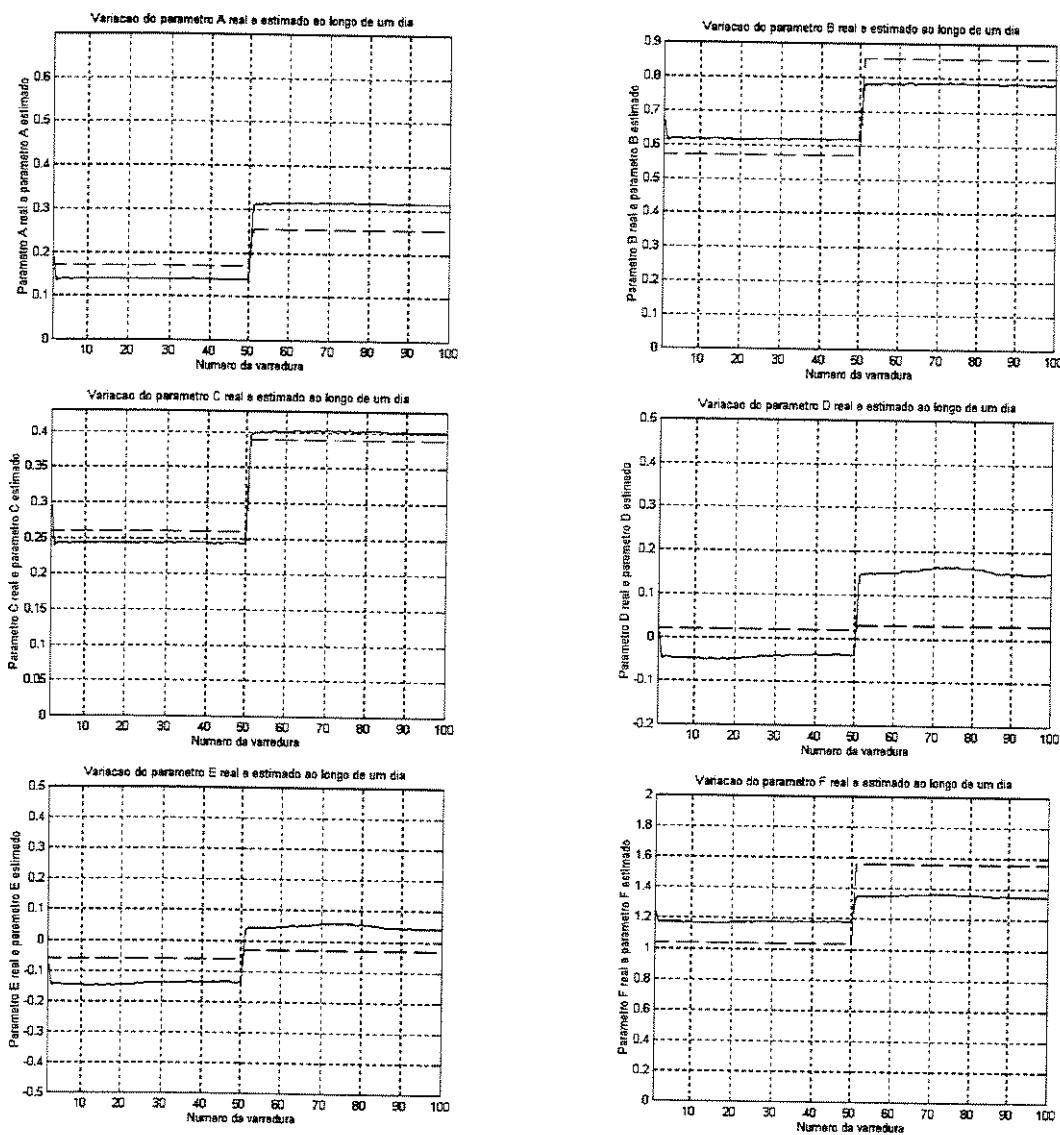


Figura 4.39: Parâmetros reais e parâmetros estimados para a Técnica DIN – Modelo ZIP – Mudança abrupta simultânea

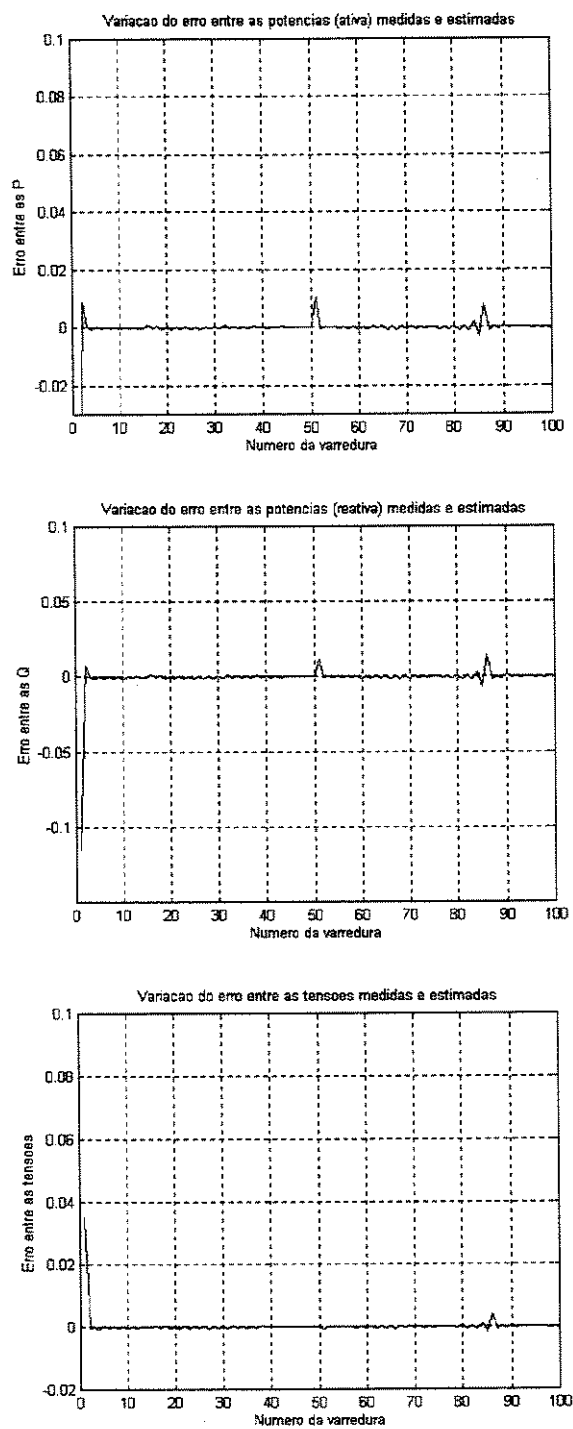


Figura 4.40: Erro entre grandezas medidas e estimadas para a Técnica DIN – Modelo ZIP– Mudança abrupta simultânea

Para a variação abrupta nos parâmetros (item 4.5.3), tanto em instantes diferentes como simultânea, observou-se, para as três técnicas implementadas, um comportamento semelhante ao descrito para os itens 4.5.1 e 4.5.2. Notou-se que as técnicas VEE e DIN apresentaram desempenhos muito parecidos, o que pôde ser observado nas figuras 4.23, 4.24, 4.27, 4.28, 4.29, 4.30, 4.31, 4.32, 4.37, 4.38, 4.39 e 4.40, sendo que a técnica DIN necessitou, mais uma vez, de um esforço computacional um pouco maior do que a VEE para a resolução deste problema, como pode ser visto a partir do número de flops ilustrado nas tabelas 4.16, 4.17, 4.20, 4.21, 4.22, 4.23, 4.26 e 4.27. Este comportamento foi detectado tanto para o modelo de carga Exponencial quanto para o modelo de carga ZIP. Para a Técnica ALTER, o esforço computacional requerido foi bastante inferior ao requerido pelas outras técnicas (tanto para o Modelo Exponencial quanto para o Modelo ZIP), enquanto que os parâmetros estimados distavam mais dos reais do que os obtidos pelas técnicas VEE e DIN para o Modelo Exponencial, sendo tão precisos quanto os obtidos pelas outras técnicas para o Modelo ZIP (tabelas 4.18, 4.19, 4.24 e 4.25 e figuras 4.25, 4.26, 4.33, 4.34, 4.35 e 4.36).

A simulação de mudança abrupta nos parâmetros permitiu a observação, mais uma vez, do efeito da sobreparametrização do Modelo ZIP. Neste item, assim como nos casos dos parâmetros constantes e variáveis, notou-se que o conjunto de parâmetros estimado era próximo do real, conservando um erro com relação a este último. Este comportamento pode ser atribuído às mesmas razões descritas para os itens 4.5.1 e 4.5.2. Da análise das figuras 4.29, 4.33 e 4.37, para mudanças abruptas em instantes diferentes, verificou-se que a mudança em um parâmetro real associado à potência ativa reflete-se em todos os parâmetros estimados para esta potência, comportamento que ocorre de forma análoga para o caso de mudanças em parâmetros da potência reativa.

4.6. Perda da Supervisão

Neste item, foi simulada a perda da supervisão do sistema após a 50ª varredura. Assim, a partir da varredura número 51, as medidas obtidas do sistema (magnitude de tensão e potências ativa e reativa) passaram a ser substituídas por valores preditos, calculados a partir do vetor de estados predito. Neste caso, a técnica empregada foi a VEE e, portanto, o vetor de estados predito incluía a previsão também dos parâmetros. Desta maneira, pôde-se verificar o desempenho do QMPR e do Filtro de Kalman quando da perda da supervisão do sistema de energia elétrica. Este desempenho está diretamente relacionado com a capacidade de previsão dos dois métodos. Para o QMPR, o comportamento do vetor de estados é modelado pela equação :

$$\mathbf{x}(t_{i+1}) = \mathbf{x}(t_i) \quad (4.5)$$

e o cálculo do vetor de estados, bem como da matriz covariância associada a este vetor, para a próxima varredura é realizado através das expressões (3.34) e (3.35), repetidas aqui por conveniência:

$$\mathbf{x}(t_{i+1}) = \hat{\mathbf{x}}(t_i) \quad (3.34)$$

e

$$\mathbf{R}_x(t_{i+1}) = (\mathbf{G}^v(t_i))^{-1}. \quad (3.35)$$

Os resultados obtidos para o modelo de carga Exponencial estão descritos na figura a seguir:

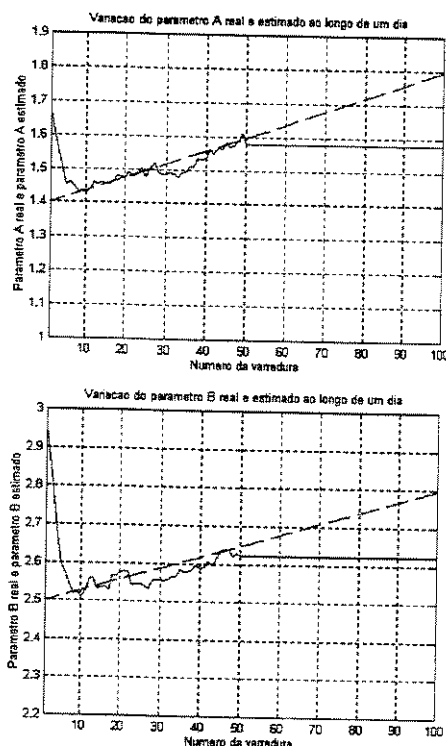


Figura 4.41: Parâmetros reais e estimados – Modelo Exponencial

Nota-se, a partir da figura 4.41, que o QMPR não tem como característica uma boa capacidade de previsão, uma vez que o cálculo do vetor de estados para a próxima varredura é feita a partir da equação (3.34), na qual o vetor de estados futuro é equivalente ao atual. Com o intuito de se obter uma melhor previsão para o vetor de estados, optou-se pela utilização do Filtro de Kalman [30], que modela o comportamento do vetor de estados a partir da equação:

$$\mathbf{x}(t_{i+1}) = \mathbf{F}(t_i) \cdot \mathbf{x}(t_i) + \mathbf{v}(t_i), \quad (4.6)$$

onde $\mathbf{v}(t_i)$ representa um ruído branco.

O cálculo do vetor de estados, bem como da matriz covariância associada a este vetor, para a próxima varredura é realizado através das expressões (3.41) e (3.42), repetidas aqui por conveniência:

$$\mathbf{x}(t_{i+1}) = \mathbf{F}(t_i) \cdot \hat{\mathbf{x}}(t_i) \quad (3.41)$$

e

$$\mathbf{R}_x(t_{i+1}) = \mathbf{F}(t_i) \cdot \mathbf{R}_x(t_i) \cdot \mathbf{F}^T(t_i) + \mathbf{Q}(t_i). \quad (3.42)$$

O cálculo da matriz $\mathbf{F}(t_i)$ foi realizado, de maneira simplificada, através de uma série temporal (modelo autoregressivo), levando-se em consideração as matrizes de transição de estado associadas a varreduras passadas. A equação, a seguir, explicita a relação da matriz $\mathbf{F}$ correspondente à varredura atual com seus valores nas varreduras passadas:

$$\mathbf{F}(t_i) = \alpha_0 \cdot \mathbf{F}_0 + \sum_{n=1}^{nm\acute{a}x} \alpha_n \mathbf{F}(t_{i-n}), \quad (4.7)$$

onde:

- α_n são coeficientes responsáveis pela ponderação das matrizes $\mathbf{F}$ em diferentes varreduras, escolhidos de modo que as matrizes $\mathbf{F}$ mais recentes tenham um peso maior que as mais antigas;
- $nm\acute{a}x$ corresponde ao número máximo de varreduras passadas que se deseja levar em consideração no cálculo da matriz $\mathbf{F}$ atual;
- $\mathbf{F}_0$ é uma matriz diagonal, cujos elementos são formados a partir da expressão:

$$\mathbf{F}_0(k, k) = \left(\frac{\hat{\mathbf{x}}_k(t_i)}{\hat{\mathbf{x}}_k(t_{i-1})} \right) \quad (4.8)$$

Nas simulações realizadas neste item, a matriz $\mathbf{F}(t_i)$ foi calculada a partir dos seguintes valores de variáveis:

- $nm_{\max} = 1$;
- $\alpha_0 = 0,05$;
- $\alpha_n = 0,95$;

Desta maneira, a expressão (4.7) passa a ser:

$$F(t_i) = 0,05.F_0 + 0,95.F(t_{i-1}), \quad (4.9)$$

onde F_0 é calculada através da equação (4.8).

Os resultados obtidos para o modelo de carga Exponencial estão descritos na figura a seguir:

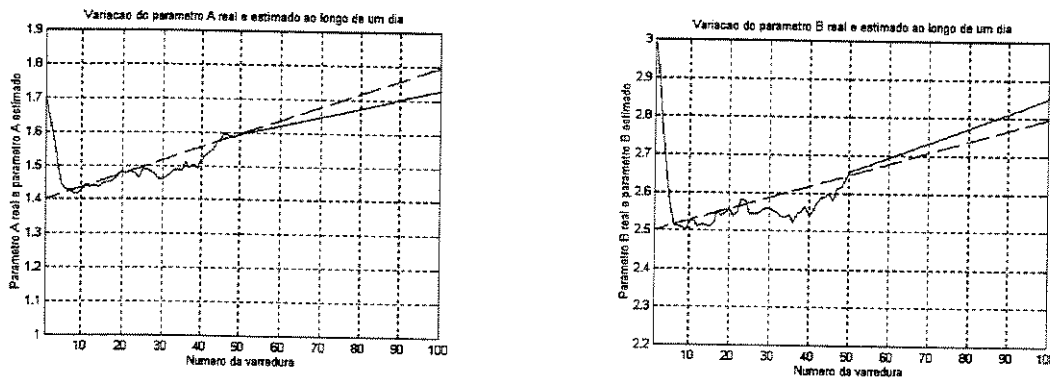


Figura 4.42: Parâmetros reais e estimados – Modelo Exponencial
Perda de supervisão – Aplicação do Filtro de Kalman

Neste item (4.6), observou-se que o Filtro de Kalman foi capaz de realizar uma previsão consistente dos parâmetros da carga, o que pode ser verificado pela figura 4.42, enquanto que o QMPR conservou o último valor dos parâmetros para todas as varreduras subsequentes.

4.7. Testes com Dados da CPFL

Neste item, os dados de entrada do estimador de parâmetros foram provenientes de informações da CPFL, relativas à subestação Pinhal. As curvas de potência ativa e reativa, bem como de magnitude de tensão utilizadas como medidas nestas simulações já foram

descritas na figura 4.3. Os testes realizados referem-se ao modelo de carga Exponencial e ao modelo ZIP, enquanto que o método iterativo empregado na resolução do problema de estimação de parâmetros foi o QMPR, implementado através da Técnica VEE. Deve-se ressaltar que, nestas simulações, os valores reais dos parâmetros eram desconhecidos.

4.7.1. Modelo de Carga Exponencial

Os resultados obtidos estão descritos na figura a seguir:

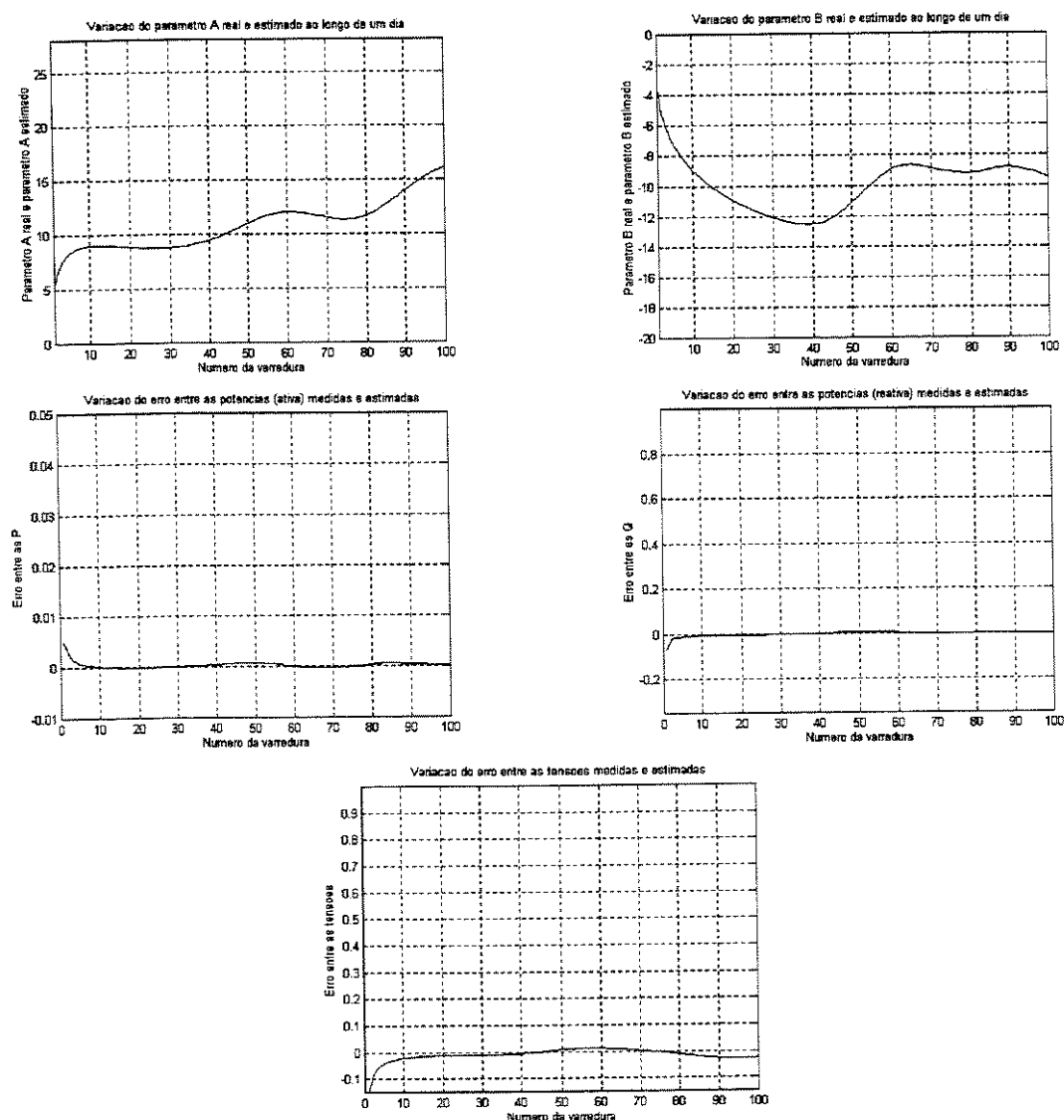


Figura 4.43: Parâmetros estimados e erros entre as grandezas medidas e estimadas
Modelo Exponencial-Utilização de dados da CPFL

A variação dos parâmetros e do estado estimados de uma varredura para outra, ao longo de todo o processo de estimação, está representada nos diagramas a seguir:

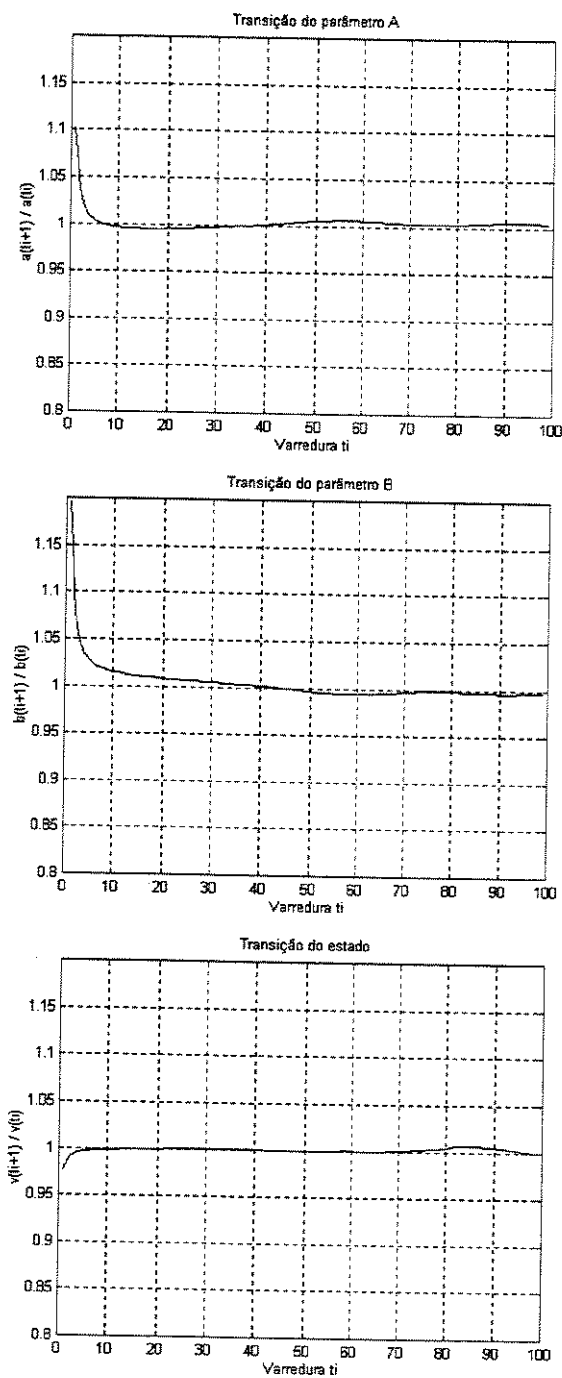


Figura 4.44: Transição dos parâmetros e do estado estimados-Modelo Exponencial
Utilização de dados da CPFL

A figura 4.44 ilustra a transição dos parâmetros e do estado estimados, ao longo das varreduras para o Modelo Exponencial, cuja utilização, para o sistema adotado, torna o problema observável. Como a matriz $F(t_i)$, utilizada na aplicação do Filtro de Kalman, é uma matriz diagonal, cujos elementos são as ordenadas dos gráficos acima, ou seja:

$$F(t_i) = \begin{bmatrix} \frac{v(t_{i+1})}{v(t_i)} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{a(t_{i+1})}{a(t_i)} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{b(t_{i+1})}{b(t_i)} \end{bmatrix},$$

pode-se verificar, através desta figura (4.44), que a matriz $F(t_i)$, que seria obtida para os dados deste sistema real (subestação Pinhal), é bastante próxima da identidade, tornando a aproximação $F(t_i) = I$, no caso do Filtro de Kalman, válida.

4.7.2. Modelo de Carga ZIP

Os resultados obtidos estão representados nas figuras a seguir:

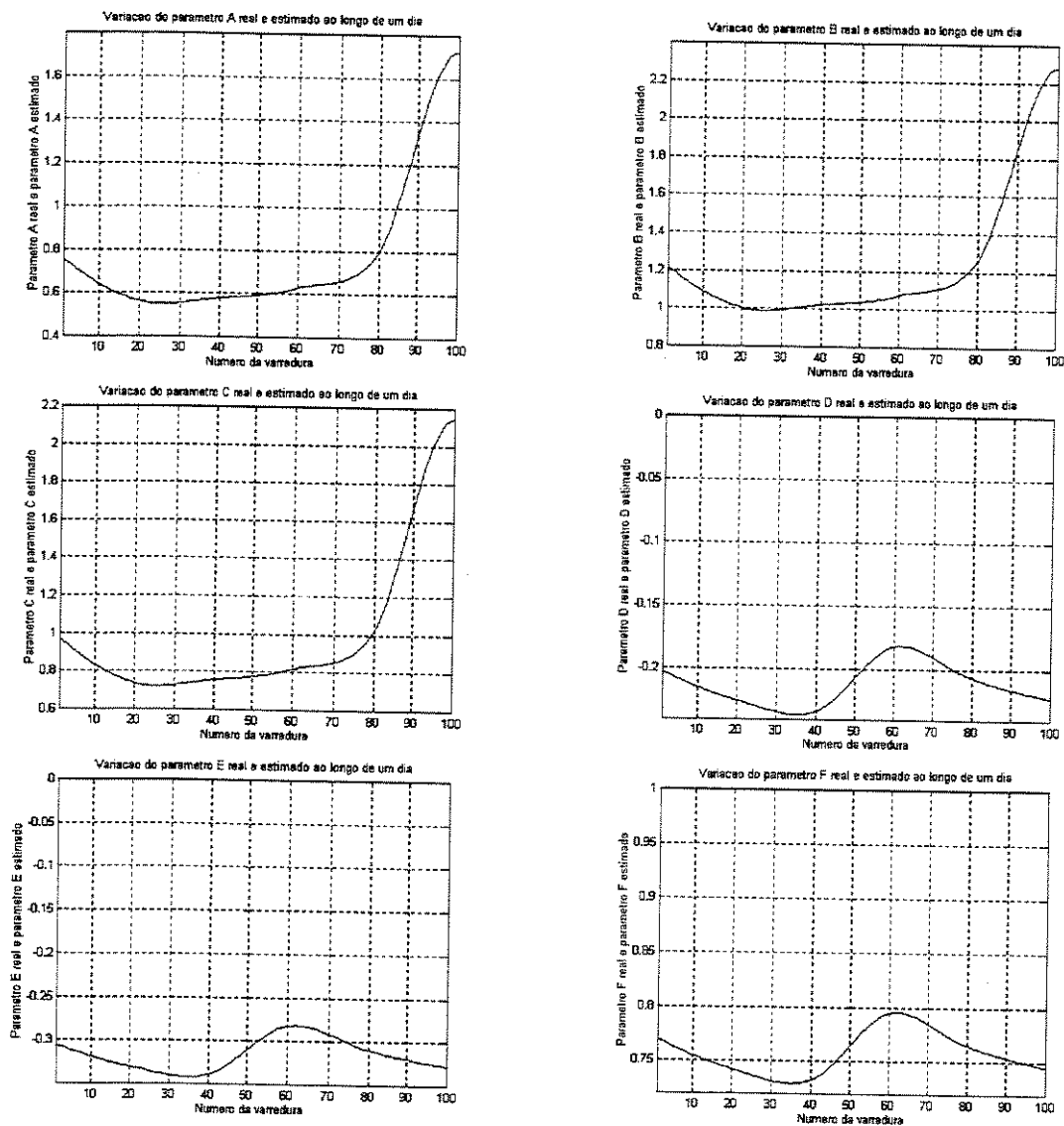


Figura 4.45: Parâmetros estimados – Modelo ZIP - Utilização de dados da CPFL

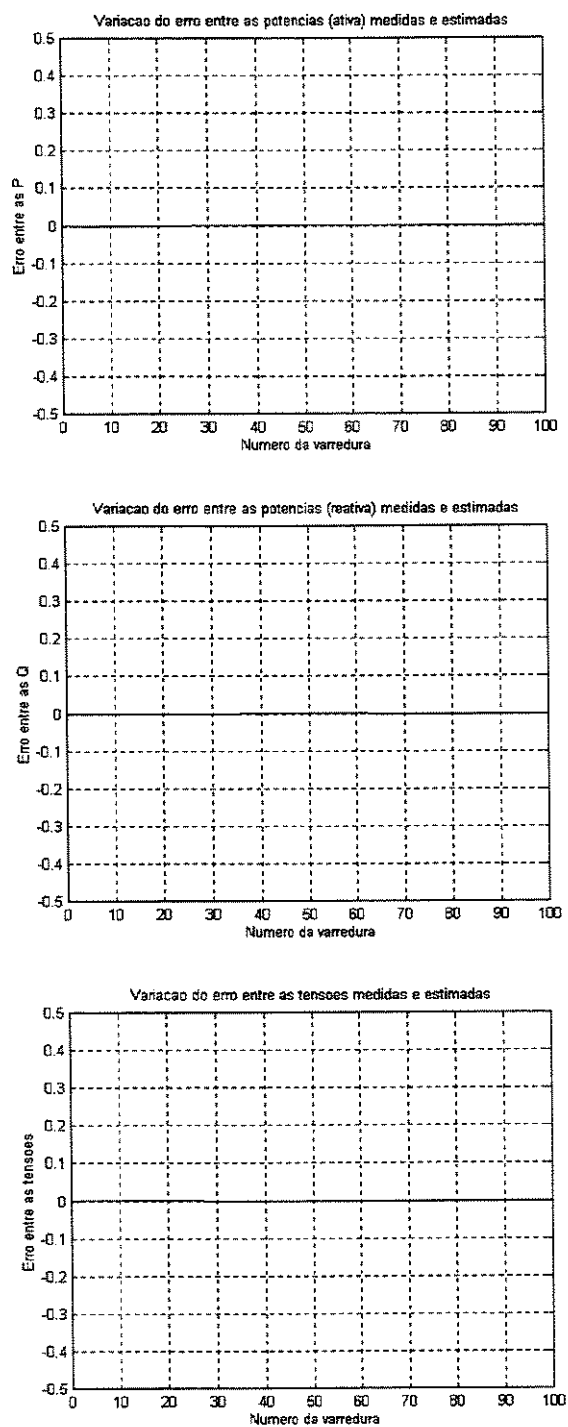


Figura 4.46: Erro entre grandezas medidas e estimadas – Modelo ZIP - Utilização de dados da CPFL

4.7.3. Perda da Supervisão – Modelo de Carga Exponencial

Neste item, foi simulada, mais uma vez, a perda da supervisão do sistema após a 50ª varredura. A técnica empregada foi a VEE, enquanto que o método utilizado foi o Filtro de Kalman. Os resultados obtidos estão descritos na figura a seguir:

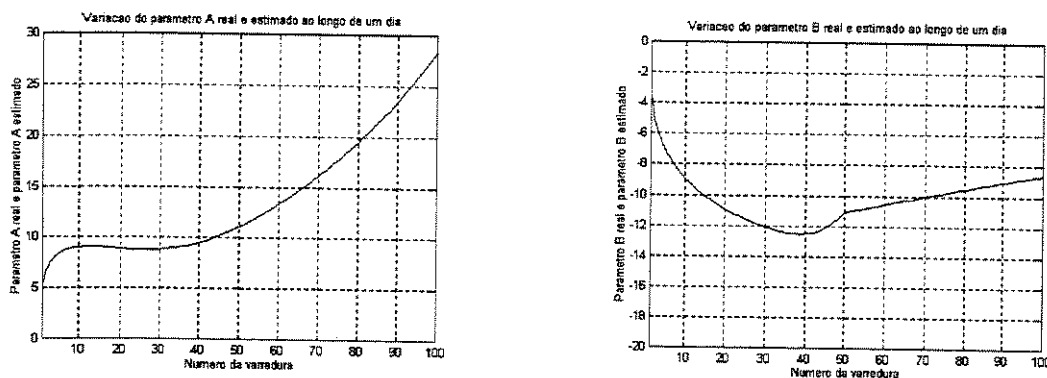


Figura 4.47: Parâmetros estimados - Perda da supervisão - Utilização de dados da CPFL

Neste item (4.7), pôde-se notar que os parâmetros estimados, tanto para o Modelo Exponencial quanto para o Modelo ZIP, puderam ser considerados como válidos, uma vez que o erro entre as grandezas medidas e estimadas (potências ativa e reativa e magnitude de tensão) foram bastante próximos de zero (figuras 4.43 a 4.46).

4.8. Observabilidade do Sistema

Um sistema é considerado observável se existem medidas suficientes e distribuídas de maneira adequada de forma que seja possível a resolução da estimação de estado, com a obtenção de uma solução única, para esta rede elétrica [20]. Para que o processo de estimação de estado resulte numa solução única, a matriz $\mathbf{H}$ (Jacobiana), correspondente às derivadas parciais das funções não-lineares que relacionam as medidas do sistema às variáveis de estado, deve possuir rank completo ou a matriz ganho ($\mathbf{H}^T \cdot \mathbf{H}$) deve ser não singular, garantindo, portanto, a observabilidade do sistema.

No caso do modelo de carga Exponencial, a matriz $\mathbf{H}$ é da seguinte forma:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P}{\partial V} & \frac{\partial P}{\partial a} & 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial V} & 0 & \frac{\partial Q}{\partial b} \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Pode-se notar que a matriz $\mathbf{H}$, representada acima, possui rank 3 (completo) e a matriz ganho associada a ela é não singular, o que garante a observabilidade do sistema. Esta característica pôde ser verificada nos resultados obtidos, para o Modelo Exponencial, neste capítulo, uma vez que o conjunto de parâmetros estimado foi bastante próximo dos parâmetros reais.

No caso do modelo de carga ZIP, a matriz $\mathbf{H}$ é da seguinte forma:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P}{\partial V} & \frac{\partial P}{\partial a} & \frac{\partial P}{\partial b} & \frac{\partial P}{\partial c} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial V} & 0 & 0 & 0 & \frac{\partial Q}{\partial d} & \frac{\partial Q}{\partial e} & \frac{\partial Q}{\partial f} \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Pode-se verificar que a matriz $\mathbf{H}$, representada acima, possui rank 3 (não completo) e a matriz ganho associada a ela é singular, o que classifica o sistema como não-observável. Para tornar o sistema observável e garantir, portanto, a obtenção de uma solução para o problema da estimação dos parâmetros da carga, foram incorporadas, nos algoritmos computacionais implementados para esta dissertação, pseudo-medidas representando os parâmetros da carga. Desta maneira, o vetor de medidas passou a ser representado por:

$$\mathbf{z} = [P \ Q \ V \ a \ b \ c \ d \ e \ f]^T,$$

onde a , b , c , d , e e f são as pseudo-medidas incluídas no vetor de medidas do sistema. Às pseudo-medidas da varredura atual são atribuídos os valores dos parâmetros

correspondentes estimados na varredura anterior, com exceção da primeira varredura, na qual estas pseudo-medidas não são calculadas, mas inicializadas de acordo com critérios a serem explicados a seguir. Assim, a matriz $\mathbf{H}$ passou a ter a seguinte forma:

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P}{\partial V} & \frac{\partial P}{\partial a} & \frac{\partial P}{\partial b} & \frac{\partial P}{\partial c} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\partial Q}{\partial V} & 0 & 0 & 0 & \frac{\partial Q}{\partial d} & \frac{\partial Q}{\partial e} & \frac{\partial Q}{\partial f} \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Pode-se notar que a matriz $\mathbf{H}$, representada acima, possui rank 7 (completo) e a matriz ganho associada a ela é não singular, o que garante a observabilidade do sistema. Esta característica permite a obtenção de uma solução para o problema da estimação dinâmica dos parâmetros da carga utilizando-se o Modelo ZIP. Da análise dos resultados obtidos neste capítulo, pôde-se verificar que a utilização do modelo de carga ZIP em conjunto com as medidas adotadas para os testes (magnitude de tensão, potência ativa e potência reativa), possibilitaram a estimação de parâmetros que, embora válidos (uma vez que o erro entre grandezas medidas e estimadas foi muito pequeno), diferiam do conjunto de parâmetros real. Isto se deve à inclusão de pseudo-medidas, referentes aos parâmetros da carga, para garantir a observabilidade do sistema. Como, para a primeira varredura, os valores destas pseudo-medidas equivalem a valores de inicialização (o critério adotado neste trabalho foi o de inicializar estas pseudo-medidas com valores correspondentes aos parâmetros reais

acrescidos de 20% de seu valor), os parâmetros estimados ao longo do processo variam sensivelmente com os valores iniciais adotados para as pseudo-medidas. Esta sensibilidade do conjunto de parâmetros estimado com relação à inicialização das pseudo-medidas é ilustrada nas figuras 4.48 e 4.49.

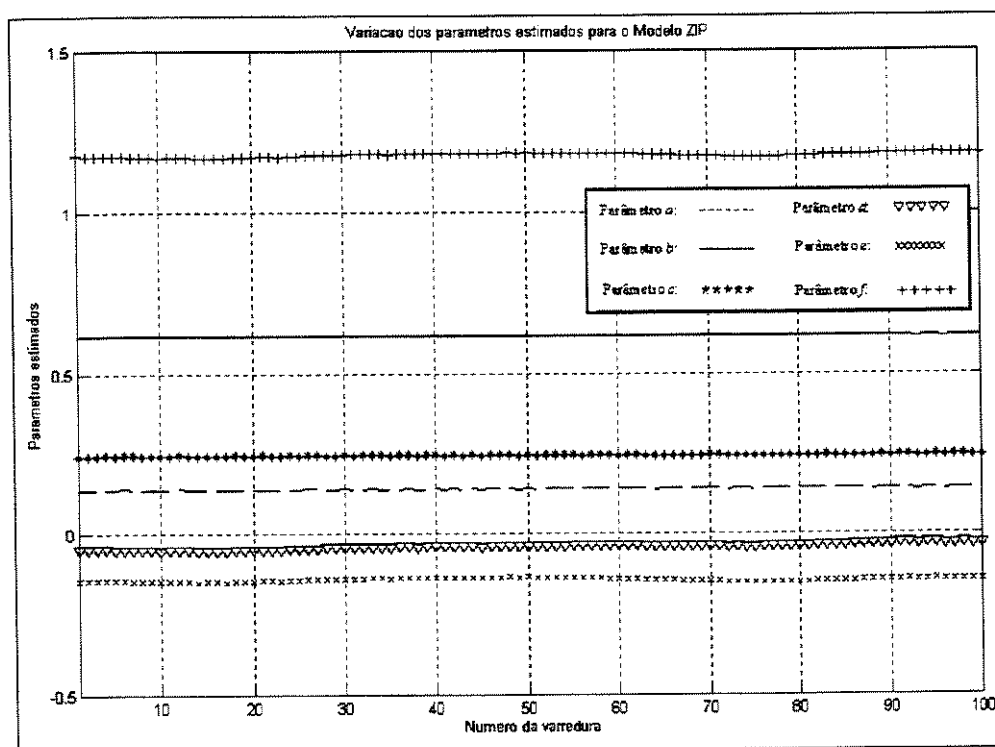


Figura 4.48: Sensibilidade dos parâmetros estimados com relação à inicialização das pseudo-medidas
 Inicialização das pseudo-medidas com acréscimo de 20% com relação aos valores reais

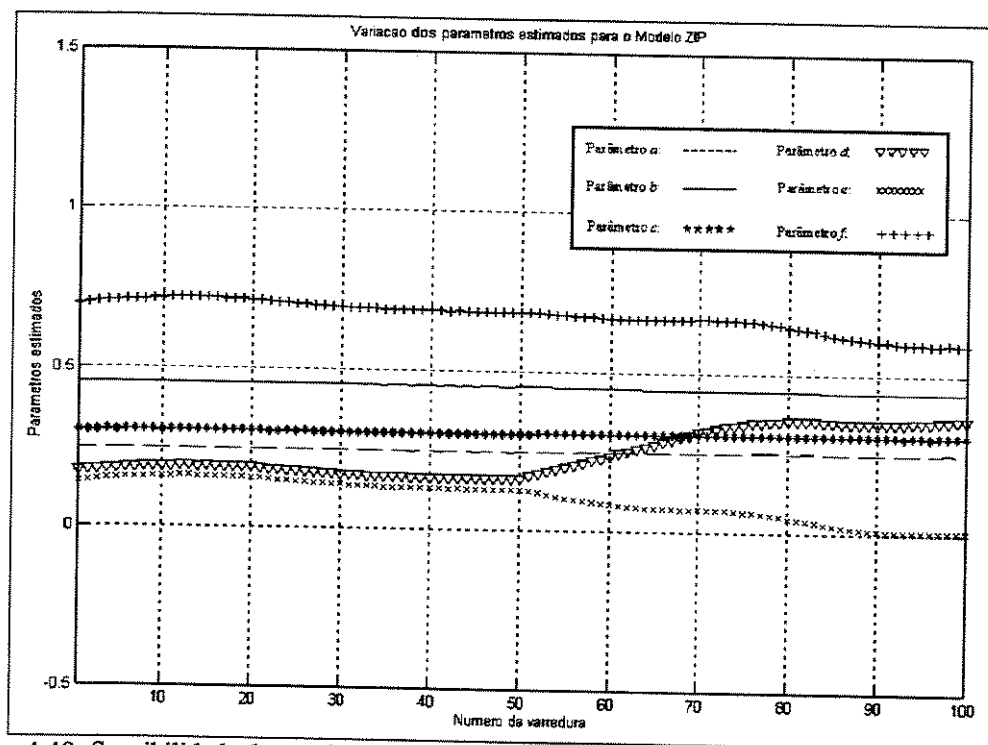


Figura 4.49: Sensibilidade dos parâmetros estimados com relação à inicialização das pseudo-medidas
Inicialização das pseudo-medidas com decréscimo de 50% com relação aos valores reais

4.9. Ambiente Computacional

Todos os testes e simulações foram realizados em um microcomputador PC com processador Intel Pentium III de 450 MHz, com 128Mbytes RAM. O sistema operacional empregado foi o Windows 98 e o software utilizado para a implementação dos algoritmos foi o MATLAB 6.0.

Capítulo 5

Conclusões

Este trabalho abordou o problema da estimação dos parâmetros da carga em sistemas de energia elétrica a partir de dois diferentes modelos de carga: o Modelo Exponencial e o Modelo ZIP. No primeiro, a relação entre a tensão nodal e as potências ativa e reativa é descrita por uma função exponencial, enquanto que para o Modelo ZIP, esta relação é definida por uma equação polinomial, cujos termos representam parcelas de impedância (Z), corrente (I) e potência (P) constantes.

A estimação dos parâmetros foi tratada de maneira dinâmica, a partir da utilização de dados relativos ao passado do sistema, proporcionando um aumento da redundância associada aos parâmetros a serem estimados.

Os algoritmos para a realização deste processo de estimação foram implementados a partir de uma versão recursiva do Método dos Quadrados Mínimos Ponderados, através de três técnicas distintas: VEE, ALTER e DIN. Os resultados obtidos, para o sistema adotado, demonstraram que os parâmetros estimados, a partir do emprego das técnicas VEE e DIN, aproximaram-se mais dos parâmetros reais, sendo que a técnica DIN necessitou de um esforço computacional maior que a VEE para a solução do processo de estimação. Pôde-se notar, também, que o conjunto de parâmetros estimados, obtido a partir da técnica ALTER, ficou mais distante do conjunto real (comparando-se esta técnica com a VEE e a DIN), enquanto que o número de flops utilizado na resolução do problema foi bem reduzido quando comparado ao das outras técnicas.

Foram realizados testes simulando-se a perda de supervisão do sistema de energia. A partir destes ensaios, pôde-se concluir que o QMPR não possui como característica a capacidade de previsão. Partiu-se, então, conforme sugerido na referência [30], para a utilização do Filtro de Kalman, no qual a matriz de transição de estado $F(t_i)$ foi calculada, de maneira simplificada, através de uma série temporal, levando-se em consideração as matrizes de transição de estado associadas a varreduras passadas. Os resultados obtidos demonstraram que o Filtro de Kalman foi capaz de realizar uma previsão de curto prazo satisfatória.

Foram utilizados, também, dados de um sistema real: a subestação Pinhal da CPFL. Esta subestação foi modelada tanto através do Modelo Exponencial quanto a partir do Modelo ZIP, sendo que os parâmetros obtidos para ambos os modelos puderam ser considerados como válidos, uma vez que os erros obtidos entre as grandezas medidas e estimadas foram suficientemente próximos de zero. Em especial, para o Modelo Exponencial, pôde-se verificar a validade da hipótese de variação lenta dos parâmetros em sistemas de energia elétrica (ou seja, $F(t_i) = I$).

Finalmente, foi realizada uma análise quanto ao problema da observabilidade do sistema quando da utilização do modelo de carga ZIP. Pôde-se concluir que este modelo é sobreparametrizado com relação às medidas disponíveis do sistema, ou seja, que este modelo de carga possui um número de parâmetros a serem estimados maior que o número de medidas utilizadas na estimação destes parâmetros, tornando o sistema não-observável. Entretanto, a inclusão de pseudo-medidas (no caso, as estimativas dos parâmetros na varredura anterior) torna possível a implementação da estimação de parâmetros para este modelo, ou seja, torna este sistema observável.

Como sugestão para possíveis trabalhos futuros, pode-se destacar:

- utilização de outros modelos de carga, como, por exemplo, os dependentes da frequência;
- estudo de outras técnicas para a determinação da matriz de transição de estado $F(t_i)$;
- implementação do Filtro de Kalman a partir da segunda abordagem descrita no item 2.6.2 desta dissertação.

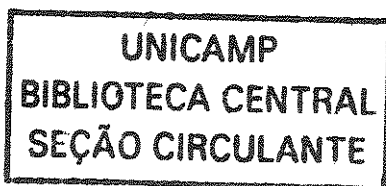
Referências Bibliográficas

- [1] Alsaç, O., Vempati, N., Stott B., Monticelli A., “*Generalized state estimation*”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 13, pp. 1069-1075, Ago. 1998.
- [2] Bretas, N. G., “*Application of Kalman Filters to Dynamic State Estimation*”, Tese de Doutorado, University of Missouri-Columbia, 1981.
- [3] Bucy, R. S., “*Lectures on Discrete Time Filtering*”, Springer-Verlag, 1994
- [4] Debs, A. S., “*Estimation of Steady-State Power System Model Parameters*”, IEEE Power Apparatus and Systems, pp 1260-1268, Jul-Dez. 1974.
- [5] Dy Liacco, T. E., “*The role and implementation of state estimation in an energy management system*”, International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 12, No. 2, pp. 75-79, Abr. 1990.
- [6] Edwin Liu, W., Lim, S., “*Parameter error identification and estimation in power system state estimation*”, IEEE Transactions on Power Systems, pp 200-209, Vol.10, Issue 1, Fev 1995.
- [7] Ellithy, K.A., Al-Alawi, S.M., “*Tuning a Static Var Compensator Controller over a Wide Range of Load Models Using an Artificial Neural Network*”, Electric Power Systems Research, pp 97 – 104, 38, 1996.

- [8] Garcia, A.V., “*Estimação Estática de Estado em Sistemas de Potência Utilizando o Método Desacoplado*”, Tese de Mestrado, UNICAMP, 1977, Campinas, S.P.
- [9] Garcia, A.V., “*Estimação Estática de Estado em Sistemas de Energia Elétrica*”, Tese de Doutorado, UNICAMP, 1980, Campinas, S.P.
- [10] Hanselman, D., Littlefield B., “*MATLAB 5 – Versão do estudante – Guia do usuário*”, Makron Books., São Paulo, S.P., 1999.
- [11] Haque, M.H., “*Load Flow Solution of Distribution Systems with Voltage Dependent Load Models*”, Electric Power Systems Research, pp 151 – 156, 36, 1996.
- [12] Ju, P., Handschin, E., Karlsson, D., “*Nonlinear Dynamic Load Modeling: Model and Parameter Estimation*”, IEEE Transactions on Power Systems, pp 1689 – 1697, Nov, 1996.
- [13] Kao, W., Lin, C., Huang, C., Chen, Y., Chiou, C., “*Comparision of Simulated Power System Dynamics Applying Various Load Models with Actual Recorded Data*”, IEEE Transactions on Power Systems, pp 248 – 254, Fev, 1994.
- [14] Koglin, H-J, Neisius, Th, Beißler, G., Schmitt, K. D., “*Bad data detection and identification*”, International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 12, No. 2, pp. 94-103, Abr. 1990.
- [15] Larson, R.E., Tinney, W.F., Peschon, J., “*State estimation in power systems Part I: theory and feasibility*”, IEEE Transactions on Power Apparatus Systems, Vol. PAS-89, No.3, Mar 1970.

- [16] Milanovic, J.V., "*On Unreliability of Exponential Load Models*", Electric Power Systems Research, pp 1 – 9, 49, 1999.
- [17] Monticelli, A. J., "*Fluxo de Carga em Redes de Energia Elétrica*", Edgard Blücher Ltda., São Paulo, S.P., 1983.
- [18] Monticelli, A., Wu, F.F., "*Network Observability: Theory*", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, pp 1035-1041, Vol. 104, Issue 5, 1985.
- [19] Monticelli, A., Wu, F.F., "*Network Observability: Identification of Obsevable Islands and Measurement Placement*", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, pp 1042-1048, Vol. 104, Issue 5, 1985.
- [20] Monticelli, A., "*State Estimation in Electric power Systems – A generalized Approach*", Kluwer's Power Electronics and Power Systems Series, Series Editor: M. A. Pai, 1999.
- [21] Monticelli, A., "*Electric Power System State Estimation*" – Invited Paper, IEEE Proceedings, Fev. 2000.
- [22] Murari, C. A. F., "*Estimação de Estado e Análise de Observabilidade em redes de Energia Elétrica Utilizando Transformação Ortogonal*", Tese de Doutorado, UNICAMP, 1986, Campinas, S.P.
- [23] Price, W.W., Wirgau, K.A., Murdoch, A., Mitsche, J.V., Vaahedi, E., El-Kady, M.A., "*Load Modeling for Power Flow and Transient Stability Computer Studies*", IEEE Transactions on Power Systems, pp 180 – 187, Fev, 1988.

- [24] Price, W.W., "*Load Representation for Dynamic Performance Analysis – IEEE Task force on Load Representation for Dynamic Performance*", IEEE Transactions on Power Systems, pp 472 – 482, Mai, 1993.
- [25] Price, W.W., "*Bibliography on Load Models for power Flow and Dynamic Performance Simulation - IEEE Task force on Load Representation for Dynamic Performance*", IEEE Transactions on Power Systems, pp 523 – 538, Fev, 1995.
- [26] Qiu, J., Chen, H., Girgis, A.A., "*Dynamic Modeling and Parameter Estimation of a Radial and Loop Type Distribution System Network*", IEEE Transactions on Power Systems, pp 483 – 489, Mai, 1993.
- [27] Rousseaux P., Van Cutsem, Th, Dy Liacco, T. E., "*Whither dynamic state estimation ?*", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, pp. 104-116, Abr. 1990.
- [28] Schweppe, F.C., Masiello, R.D., "*A Tracking Static State Estimation*", IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, pp 1025-1033, Mai-Jun. 1971.
- [29] Silva, A.M.L., Do Coutto Filho, M.B., Cantera, J.M.C., "*An efficient dynamic state estimator algorithm including bad data processing*", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 2, No. 4, Nov. 1987.
- [30] Söderström, T., Stoica, P., "*System Identification*", Prentice-Hall, 1989.
- [31] Sorenson, H.W., "*Kalman Filtering: Theory and Application*", IEEE Press, 1985.
- [32] Thakur, S.S., "*New Algorithms of Dynamic State Estimation for Electric Power Systems*", Thesis submitted in partial fulfilment of the requirements for the award



of the degree of Doctor of Philosophy in Engineering, Department of Electrical Engineering, Indian Institute of Technology, Kharagpur, India, Fev 2000.

- [33] Wang, J., Chiang, H., Chang, C., Liu, A., Huang, C., Huang, C., “*Development of a Frequency-dependent Composite Load Model Using the Measurement Approach*”, IEEE Transactions on Power Systems, pp 1546 – 1556, Ago, 1994.
- [34] Zarco, P., Expósito, A.G., “*Power System Parameter Estimation: A Survey*”, IEEE Transactions on Power Systems, pp 216-221, Vol. 15, Fev. 2000.