



DETECÇÃO DE PERDAS NÃO TÉCNICAS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO
RADIAIS UTILIZANDO ESTIMAÇÃO DE ESTADO

Raphael Wenz Saisse

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Djalma Mosqueira Falcão

Rio de Janeiro
Dezembro de 2016

DETECÇÃO DE PERDAS NÃO TÉCNICAS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO
RADIAIS UTILIZANDO ESTIMAÇÃO DE ESTADO

Raphael Wenz Saisse

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO
LUIZ COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA
(COPPE) DA UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE
DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE
EM CIÊNCIAS EM ENGENHARIA ELÉTRICA.

Examinada por:

Prof. Djalma Mosqueira Falcão, Ph.D

Profa. Karen Caino de Oliveira Salim, D.Sc

Prof. Julio Cesar Stacchini de Souza, D.Sc

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL
DEZEMBRO DE 2016

Saisse, Raphael Wenz

Detecção de Perdas Não Técnicas em Redes de Distribuição Radiais Utilizando Estimacão de Estado/
Raphael Wenz Saisse. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2016.

IX, 94 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Djalma Mosqueira Falcão

Dissertacão (mestrado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Elétrica, 2016.

Referências Bibliográficas: p. 87

1. Estimacão de estado. 2. Detecção de fraudes. 3. Sistemas de Distribuição. I. Saisse, Raphael Wenz. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Elétrica. III. Título

Resumo da Dissertação apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Mestre em Ciências (M.Sc.)

DETECÇÃO DE PERDAS NÃO TÉCNICAS EM REDES DE DISTRIBUIÇÃO RADIAIS UTILIZANDO ESTIMAÇÃO DE ESTADO

Raphael Wenz Saisse

Dezembro/2016

Orientador: Djalma Mosqueira Falcão

Programa: Engenharia Elétrica

Este trabalho tem como objetivo propor uma metodologia para detecção e identificação de fraudes e furtos em sistemas elétrico de distribuição utilizando a técnica de estimação de estado com medição em tempo quase real de valores de tensão e potência nas cargas.

Erros grosseiros de medição estão, muitas vezes, relacionados a fraudes e furtos de energia que são um grande problema econômico não somente no Brasil e em outros países em desenvolvimento como também em países desenvolvidos. Devido à extensão dos sistemas e à sofisticação de algumas fraudes, a identificação previa destas pode ajudar na redução de custos para as empresas de distribuição que, por sua vez, poderão fornecer um melhor atendimento aos consumidores pagantes.

Serão feitas duas abordagens diferentes: uma dinâmica, baseada na comparação entre a carga prevista e a medida, e uma estática, através da utilização da estimação de estado pelo método dos mínimos quadrados ponderados, técnica para calcular o estado real mais provável do sistema a partir das medições, e a posterior análise dos resíduos.

O trabalho apresenta os resultados das duas abordagens em sistemas de distribuição baseados em sistemas reais a fim de compará-las e identificar suas vantagens e desvantagens.

Abstract of Dissertation presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Master of Science (M.Sc.)

DETECTION OF NON TECHNICAL LOSSES IN RADIAL DISTRIBUTION
NETWORKS USING STATE ESTIMATION

Raphael Wenz Saisse

December/2016

Advisor: Djalma Mosqueira Falcão

Department: Eletrical Engineering

This work has the objective of proposing a methodology to detect and identify energy theft in the distribution systems using the state estimation technic with almost real time data from voltage and potency measurements.

Bad data are, usually, related to electricity theft which is an economical problem, not only in brazil, but also in developed and developing countries. Since the electric system is huge and electricity theft can be, sometimes, sophisticated, the previous detection and identification of these can help lowering some costs for the distribution companies which can use the money to provide a better service.

Two approaches will be made in this work: A dynamic one, which is based is the comparison between the load expected and the load measured; and a Static one that uses the weighted-least-squares state estimation to calculate the most probable state for the electric system from the measurements, and then analyze the residuals.

This work presents the results from both approaches in systems based on real ones, in order to make a comparison and identify both advantages and disadvantages.

Sumário

Índice de Figuras.....	viii
Índice de Tabelas	ix
1 Introdução.....	1
2 Perdas Não técnicas nas Redes de Distribuição.....	3
2.1 O problema de perdas não técnicas no Brasil e no mundo.....	4
2.2 Classificação de perdas não técnicas.....	5
2.2.1 Furto:	5
2.2.2 Fraude:.....	6
2.2.3 Problemas de cobrança:	6
2.2.4 Inadimplência:	7
2.3 Métodos de detecção	7
2.3.1 Métodos indiretos	8
2.3.2 Métodos diretos	8
3 Estimação de Estado	10
3.1 O problema de estimação de estado em redes elétricas	10
3.2 Modelagem da rede.....	12
3.3 Solução pelo método dos Mínimos Quadrados Ponderados	16
3.3.1 Função $h(xk)$	19
3.3.2 Matriz Jacobiana das medidas Hxk	20
3.3.3 Matriz de ganho $G(xk)$	23
3.3.4 Decomposição de Cholesky de Gxk	23
3.3.5 Realização de substituições e retrosubstituições	24
3.4 Observabilidade	25
3.5 Detecção e Identificação de Erros Grosseiros	26
3.5.1 Metodologia estática.....	27
3.5.2 Metodologia dinâmica.....	35
3.6 Particularidades da estimação de estado em redes de distribuição	37
3.6.1 Modelagem da rede: monofásica x trifásica	37
3.6.2 Informações disponíveis.....	38
3.6.3 Observabilidade de redes radiais	40

4	Metodologias para detectar e identificar Perdas Não Técnicas.....	41
4.1	Detecção de perdas não técnicas em pontos de carga em média tensão	41
4.1.1	Metodologia estática.....	42
4.1.2	Metodologia Dinâmica	44
4.2	Metodologia proposta para detecção e identificação de perdas não técnicas. 46	
4.2.1	Metodologia Estática Alterada para detecção e identificação de furtos na rede de media tensão.	47
5	Experimentos Computacionais	52
5.1	Ambiente de simulação	52
5.2	Casos teste	52
5.2.1	Caso 33 barras	53
5.2.2	Caso 69 barras	54
5.2.3	Caso 136 barras	55
5.3	Simulação do método dinâmico	56
5.3.1	Sistema de 33 barras	57
5.3.2	Sistema de 69 barras	60
5.3.3	Sistema de 136 barras	62
5.4	Simulações do método estático.....	64
5.4.1	Sistema de 33 barras	65
5.4.2	Sistema de 69 barras	74
5.4.3	Sistema de 136 barras	80
6	Conclusões.....	85
6.1	Trabalhos futuros.....	86
	Referências	87
	Apêndice A.....	89

Índice de Figuras

Figura 1 - Modelo π para o circuito equivalente de linha de transmissão.	13
Figura 2 - circuito equivalente do transformador	13
Figura 3 - circuito equivalente do transformador de tap variavel.....	14
Figura 4 - Modelo π para o circuito equivalente de linha de transmissão.	19
Figura 5 – Diagrama unifilar de um sistema de distribuição, de media e baixa tensão, com as medidas disponíveis.	38
Figura 6 - Fluxograma do método de detecção e identificação de erros grosseiros pelo método estático.	43
Figura 7 - Fluxograma do método de detecção e identificação de erros pelo método dinâmico.	48
Figura 8 - Fluxograma do método de detecção e identificação de erros pelo método estático modificado.....	51
Figura 9 - Sistema com 33 barras.	54
Figura 10 - Sistema com 69 barras.	55
Figura 11 - Sistema com 136 barras.	56
Figura 12 - Resultados da barra 28 com erro.....	58
Figura 13 – Curva de carga da barra 7.....	59
Figura 14 - Inovações normalizadas das barras do sistema das 17h às 21h.	60
Figura 15 - Resultados da barra 53 com erro.....	61
Figura 16 - Resultados da barra 88 com erro.....	63
Figura 17 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 33 barras	67
Figura 18 - Resíduos normalizados após a correção para o exemplo de 33 barras.	68
Figura 19 - Resíduos normalizados com desvio de energia entre 13 e 14 para o exemplo de 33 barras.....	70
Figura 20 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 33 barras com 3 erros.	72
Figura 21 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 69 barras	75
Figura 22 - Resíduos normalizados após a correção para o exemplo de 69 barras	76
Figura 23 - Resíduos normalizados com desvio de energia entre 32 e 33 para o exemplo de 69 barras.....	77
Figura 24 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 69 barras com 3 erros.	78
Figura 25 - Resíduos normalizados após a correção para o exemplo de 69 barras com 3 erros.	79
Figura 26 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 136 barras ...	80
Figura 27 - Resíduos normalizados após a correção para o exemplo de 136 barras	81
Figura 28 - Resíduos normalizados com desvio de energia entre 66 e 67 para o exemplo de 136 barras.....	82
Figura 29 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 136 barras com 2 erros.	83
Figura 30 - Resíduos normalizados após a correção para o exemplo de 136 barras com 2 erros.	84

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Comparação entre o calculado e o estimado para o exemplo de 33 barras ...	66
Tabela 2 - Medidas descartadas para um erro no exemplo de 33 barras	67
Tabela 3 - Comparação entre Potência real, medida, estimada com erro e estimada sem o erro.....	69
Tabela 4 – Lugar do desvio encontrado pelo algoritmo para o exemplo de 33 barras...	71
Tabela 5 - Comparação entre Potência real e estimada para o caso de um desvio em linha no exemplo de 33 barras.....	71
Tabela 6 - Medidas descartadas para um erro no exemplo de 33 barras com 3 erros. ...	72
Tabela 7 - Comparação entre Potências sem o erro para 3 erros no exemplo de 33 barras.	73
Tabela 8 - Lugar do desvio encontrado pelo algoritmo para o exemplo de 33 barras com 2 erros em barras distintas.	74
Tabela 9 - Comparação entre Potência real e estimada para o caso de um desvio em linha no exemplo de 69 barras.....	75
Tabela 10 - Comparação entre Potência real e estimada para o caso de um desvio em linha no exemplo de 69 barras.....	78
Tabela 11 - Medidas descartadas para um erro no exemplo de 69 barras com 3 erros. .	79
Tabela 12 - Medidas descartadas para um erro no exemplo de 136 barras	81
Tabela 13 - Lugar do desvio encontrado pelo algoritmo para o exemplo de 136 barras.	82
Tabela 14 - Medidas descartadas para um erro no exemplo de 136 barras com 3 erros.	84

1 Introdução

As distribuidoras de energia têm como objetivo garantir uma alta qualidade no serviço prestado sem cobrar tarifas abusivas pela energia vendida. Uma vez que estas são revendedoras de energia, as perdas na distribuição podem ser vistas como um gasto sem a obtenção de benefícios, pois que esta energia foi comprada e não será vendida. Portanto, a redução das perdas elétricas significa um menor custo para a empresa, possibilitando um direcionamento melhor dos seus investimentos e contribuindo para que esta melhore a qualidade do atendimento aos seus clientes.

Segundo a ABRADEE (Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica) [1], as perdas totais no setor de distribuição representam cerca de 14% do total de energia elétrica injetada, e é possível classificar as perdas em duas categorias distintas: Perdas técnicas, que são relacionadas à operação, como, por exemplo, as causadas pelo efeito joule, podem até ser minimizadas via otimização de controles mas não podem ser zeradas; Perdas não técnicas ou comerciais, estas são relacionadas à furtos, fraudes e problemas de cadastro, cobrança e medida. Em teoria, este tipo de perda poderia ser extinto com investimentos em sistemas de informação e monitoramento.

No Brasil, o sistema de distribuição, diferentemente do sistema de transmissão, não possui muitas informações disponíveis, para seu monitoramento e controle remoto, o que agrava o problema das perdas, tanto técnicas como comerciais, pois é difícil otimizar a distribuição, a fim de reduzir as perdas técnicas, e a falta de informações torna muito complicado a detecção de perdas comerciais.

Para mudar este cenário, um grande investimento por parte das distribuidoras de energia vem sendo feito para melhorar o monitoramento e controle do sistema de distribuição, não apenas no Brasil. Esses investimentos em medidores e aquisição de dados, controles e sistemas de telecomunicação e informação está incluído no conceito de Smart Grids ou Redes Elétricas Inteligentes, o qual busca incorporar essas tecnologias à rede de distribuição e melhorar sua operação.

Portanto, em um futuro próximo, pode-se esperar uma transformação da rede de distribuição de forma que esta passe a ter mais informações, além das informações da subestação em equipamentos de rede primária, transformadores de consumidores em média

tensão e medidores inteligentes de consumidores em baixa tensão, sendo possível o desenvolvimento e a aplicação de técnicas novas a fim de utilizar o potencial das Smart Grids.

O presente trabalho tem como o objetivo a detecção e identificação de fraudes e furtos em sistemas elétrico de distribuição utilizando a técnica de estimação de estado. A estimação de estado consiste em uma ferramenta que calcula o estado mais provável da rede a partir das informações disponíveis de topologia e medidas. As medidas podem conter erros e a estimação de estado retorna um resultado mais confiável do estado da rede, sendo mais precisa quanto maior for o número de informações disponíveis. A falta de informações por outro lado, pode resultar na não observabilidade da rede, ou seja, não é possível utilizar esta ferramenta nestes casos.

A estimação de estado já é muito utilizada no sistema de transmissão o qual possui informações suficientes, porém sua utilização na distribuição atualmente é ainda limitada pela falta de informações, o que deve mudar em alguns anos.

Devido à particularidade do sistema de distribuição em relação à transmissão seria interessante o desenvolvimento de novas ferramentas de estimação específicas para esses sistemas, incorporando características importantes na análise dos mesmos como, por exemplo, a modelagem trifásica, entretanto optou-se neste trabalho por utilizar uma estimação de estado tradicional, monofásica e supondo o sistema equilibrado, que não representa fielmente o sistema de distribuição mas, devido à atual falta de informações detalhadas das concessionárias e ao fato que as conclusões apresentadas neste trabalho poderem ser estendidas a estimadores trifásicos, foi utilizada sem perda de generalidade.

O capítulo 2 traz uma visão do panorama brasileiro e mundial em perdas comerciais, e uma visão mais geral sobre os tipos de perdas não técnicas e os métodos de detecção. O capítulo 3 tem como objetivo explicar, de forma resumida, a teoria da estimação de estado em sistemas de energia elétrica.

Os capítulos 4 e 5 apresentam as metodologias abordadas neste trabalho e os experimentos computacionais realizados a fim de testar as metodologias.

2 Perdas Não técnicas nas Redes de Distribuição

Como dito anteriormente, as perdas de energia representam um custo para as empresas de distribuição e estas vêm investindo em tecnologias na tentativa de reduzi-las.

As perdas ditas técnicas, conforme anteriormente explicado, são as inerentes ao processo operacional, como o aquecimento dos condutores pelo efeito joule e, portanto podem ser apenas reduzidas através de uma operação otimizada. As perdas não-técnicas, por sua vez, são causadas, principalmente pelo furto de energia, além de outros problemas que geram falta de faturamento como:

- Erros de leitura de medidores, podendo ser intencionalmente provocados ou não;
- Consumidores clandestinos, não cadastrados no sistema da distribuidora;
- Falhas na atualização dos bancos de dados e cadastros.

Esses problemas são classificados como perdas não técnicas e podem ser reduzidos através da implantação de métodos:

- a) **Técnicos:** Muitos sistemas são antigos e carecem de tecnologias atuais, operando, muitas vezes, de forma ineficiente. A fim de reduzir perdas, são necessários investimentos como a implantação de tecnologias de telecomunicação e informação, sensoriamento, monitoração e controle nas redes de distribuição. Uma vez que uma grande parte das perdas não técnicas se deve a danos e modificações no medidor ou erros de leitura, medidores mais complexos e de difícil modificação com leitura automática e remota, ou medidores inteligentes, podem reduzir este tipo de problema.
- b) **Gerenciais:** A combinação de avanços tecnológicos com programas gerenciais podem trazer grandes benefícios. A correta decisão da alocação de investimentos em áreas mais críticas onde se possam obter os maiores benefícios é parte do processo gerencial. Outro problema enfrentado pelas empresas é a burocracia que pode gerar perdas contabilizadas como perdas não técnicas, casos de inadimplência

e problemas de cobrança, e muitas vezes a terceirização de atividades como cobrança ou mudanças gerenciais podem reduzir este tipo de perda.

2.1 O problema de perdas não técnicas no Brasil e no mundo

Segundo a ABRADDEE, as perdas totais do Sistema de Distribuição Brasileiro em 2014 representaram cerca de 14% do total de energia injetado sendo que apenas as perdas comerciais foram responsáveis por 5.63% do total de energia. Separando as perdas por concessionárias, as perdas totais em 2015 variam entre 6,5% na CPFL Piratininga a mais de 40% na Eletrobrás AM [1].

A ANEEL disponibiliza em seu site um arquivo Excel com os percentuais de perdas técnicas, não técnicas e totais fornecidos por cada concessionária e calculadas utilizando a metodologia estabelecida no Módulo 7 do PRODIST, bem como os valores das perdas em MWh e em Reais. Apesar das perdas não técnicas percentuais calculadas pela ANEEL serem inferiores, estas ainda são consideravelmente altas chegando a até 16,4% na CELPA em 2014, contra 19,07% calculado pela concessionária. Em valores monetários vale citar a Light, que em 2014, registrou uma perda de mais de 1 bilhão de reais somente devido às perdas não técnicas [3].

Em outros países as perdas não técnicas também são um grande problema para o setor elétrico. O autor Smith, Thomas B em: “Electricity theft: a comparative analysis” [18] apresenta dados de países desenvolvidos e em desenvolvimento em que alguns países possuem percentuais ainda mais elevados de perdas não técnicas que o Brasil, como o caso de Bangladesh onde as perdas comerciais representam em média 14% da energia gerada por região.

As perdas não técnicas representam um percentual considerável de energia nestes casos e, portanto podem impactar diretamente o faturamento das distribuidoras de energia elétrica e, conseqüentemente, seus consumidores podem vir a receber um serviço de menor qualidade ou, no caso de haver repasse do prejuízo, pagar mais pela energia.

Já nos países desenvolvidos, as perdas comerciais se situam entre 1 e 2% do total de energia injetada, mas, mesmo assim, devido à grande quantidade de energia produzida isto representa uma grande perda financeira e conseqüentemente afetam a qualidade e preço do serviço prestado pelas concessionárias de energia.

Segundo a Nesbit (2000) nos Estados Unidos esse custo ficou entre 0.5 e 3.5% da receita bruta anual, o que significa um valor entre 1 e 10 bilhões de dólares. Na Coreia, com uma perda não técnica próxima de 1%, devido ao grande volume de energia vendida, acima de US\$ 13 bilhões, a perda financeira também é considerável, em torno de US\$ 130 milhões.

2.2 Classificação de perdas não técnicas

As perdas não técnicas por sua vez podem ocorrer de 4 formas diferentes, com suas intensidades variando de acordo com fatores desde culturais à técnicos [19].

2.2.1 Furto:

Caracterizado pelo desvio direto de energia das redes elétricas pelo consumidor clandestino, sendo portanto, a energia utilizada por este consumidor não contabilizada. Essas conexões ilegais são feitas, geralmente, no alimentador de baixa tensão, ou no transformador de serviço, neste caso as conexões se encontram expostas, o que torna possível a identificação visual [19].

No Brasil este tipo de irregularidade ocorre muitas vezes em áreas de risco, tornando a fiscalização e combate ao furto de energia mais complexa, podendo haver problemas de segurança dos técnicos da distribuidora.

No México os consumidores clandestinos levaram o sistema ao limite. A concessionária acusa o furto de energia como principal causa de problemas de falta de energia e um grande impacto nos lucros.

2.2.2 Fraude:

Na fraude, o consumidor é registrado por parte da empresa mas faz alterações que afetam as marcações do seu medidor de energia, essas alterações podem ser rústicas, como causar danos propositais ao medidor ou a simples utilização de imãs para impedir a rotação do disco por interferência magnética, no caso de medidores analógicos, ou mais sofisticadas como fazer um by-pass no medidor, fazendo que este registre consumo zero, e até mesmo possuir cargas em paralelo com o medidor, fazendo que este registre um consumo menor que o real.

Na Malásia, durante um mês de inspeção em áreas suspeitas, foi constatado que 86% dos consumidores haviam feito alterações no medidor ou furtado energia [18]. As perdas podem ser ainda maiores no caso de grandes consumidores como um caso na Índia, onde os proprietários de uma planta siderúrgica foram acusados de fraude no valor equivalente a pouco mais de 3 milhões de dólares de energia, usando inclusive equipamentos sofisticados para alterar o medidor.

2.2.3 Problemas de cobrança:

Estes casos podem ocorrer por diversos fatores, mas consistem principalmente em erros de leitura dos medidores. Estes erros de cobrança podem ser não intencionais devido tanto ao mau estado ou posicionamento dos medidores dificultando a leitura ou até a problemas gerenciais e de sistemas da empresa causando erros de cobrança. No entanto há casos de favorecimento intencional por parte do funcionário da distribuidora, por parentesco ou amizade deste com o consumidor e, em casos onde a conta de energia é alta, podem ocorrer também problemas como o pagamento de propinas aos funcionários para que estes registrem um valor menor que o real [18].

Devido à dificuldade de detecção deste tipo de perda, os funcionários podem ganhar muito dinheiro através de esquemas e ocasionar uma institucionalização deste. Em um caso de

corrupção na Malásia foram depositados 1,6 milhões de dólares em uma conta particular antes que o esquema fosse descoberto [18].

2.2.4 Inadimplência:

São os casos que correspondem ao não pagamento de contas por parte dos consumidores. Este tipo de perda é de conhecimento da empresa, mas ainda sim traz grandes perdas para a distribuidora.

Em alguns países há uma cultura de não pagamento de contas como na África do sul e Armênia, tendo esta última índices de 80 a 90% de inadimplência em consumidores residenciais. Alguns sistemas podem ter também inadimplentes crônicos que sabem que sua energia não será cortada independente do pagamento da conta de energia, esses muitas vezes correspondem a agentes e órgãos públicos.

No Paquistão o exército descobriu que os maiores devedores eram agentes públicos incluindo o próprio exército. Na Indonésia o exército devia à distribuidora o equivalente a 3.1 milhões de dólares, sendo cerca de 14.6% do total de perda por inadimplência desta distribuidora [18].

2.3 Métodos de detecção

Como dito anteriormente, as perdas comerciais geram um grande custo para as empresas de energia elétrica, por isso foram criados diversos métodos para sua detecção e/ou localização. Os métodos podem ser divididos em duas classes principais: métodos indiretos e métodos diretos.

Os métodos indiretos buscam estimar as perdas técnicas e obter as perdas não técnicas através da diferença entre o total de perdas e o estimado de perdas técnicas, enquanto que os métodos diretos buscam detectar diretamente as perdas não técnicas [19].

2.3.1 Métodos indiretos

A estimação das perdas técnicas permite, além de obter as perdas não técnicas pela diferença entre as perdas globais e as perdas técnicas, obter a eficiência do sistema e detectar necessidades de melhorias.

A precisão da estimação das perdas técnicas depende das informações disponíveis da rede e, portanto, pode acontecer em situações de:

- Alto grau de conhecimento: neste caso há bastantes informações sobre a rede e sobre a carga sendo possível calcular com boa precisão as perdas técnicas.
- Baixo grau de conhecimento: quando não se possui muitas informações utiliza-se para a estimação as medidas disponíveis, geralmente subestação e alguns dispositivos da rede, além de comparações com sistemas similares.
- Caso híbrido: quando se possui alto grau de conhecimento de apenas parte da rede, utilizam-se outras metodologias.

2.3.2 Métodos diretos

Os métodos diretos podem utilizar dados históricos a fim de definir padrões de consumo e detectar comportamentos anômalos, ou utilizar dados em tempo real ou quase tempo real para detectar a ocorrência de perdas não técnicas no sistema.

2.3.2.1 Métodos que utilizam dados históricos

Os métodos que utilizam dados históricos possuem uma estrutura similar entre si, sendo divididos em três etapas: preparação, classificação e averiguação.

A preparação consiste na criação de perfis de consumo de clientes similares levando em conta diversos fatores como dia da semana, temperatura, época do ano, região, entre outros. Essa etapa varia de acordo com o método utilizado, mas em geral tem como desvantagem o grande número de dados a serem agrupados e processados.

Na classificação utilizam-se técnicas para comparar os perfis de consumo e identificar perfis irregulares que podem estar associados a consumidores fraudulentos. Por fim, na averiguação os consumidores classificados como suspeitos na etapa anterior são examinados a fim de detectar o problema e tomar as medidas corretivas necessárias.

2.3.2.2 Métodos que utilizam dados obtidos em tempo real

Estes métodos se caracterizam por utilizar as medidas obtidas da rede para, com base em teorias de circuitos elétricos, detectar perdas não técnicas. Podemos citar as técnicas de ondas viajantes e de estimação de estado como alguns exemplos destes métodos.

Este trabalho utiliza a estimação de estado que consiste em um método que utiliza as medidas em tempo real e quase tempo real disponíveis da rede, a fim de calcular o estado mais provável da rede e compará-lo com o observado, identificando assim os pontos de carga que possuem perdas não técnicas. O maior desafio deste método é a observabilidade da rede, sendo necessário um número suficiente de medidas e informações para que seja possível a estimação de estado, que em redes de distribuição podem não ser disponíveis.

3 Estimação de Estado

Este capítulo tem como objetivo realizar um resumo da teoria de estimação de estado em redes elétricas e foi obtido, em sua maioria, do livro: *Abur, A; Exposito, A. G. Power System State Estimation: Theory and Implementation*. [2].

3.1 O problema de estimação de estado em redes elétricas

A operação dos sistemas de potência requer constante monitoramento das suas condições bem como seu estado de operação a fim de mantê-lo em um estado seguro de operação e de determinar se são necessárias ações corretivas e quais seriam estas.

O sistema de potência pode ser dividido em geração, transmissão, subtransmissão e distribuição. A transmissão opera em faixas de tensão elevadas, a fim de reduzir a perda ôhmica, e possui um grande número de dispositivos de controle proteção e aquisição de dados, sendo composta por diversas subestações interligadas por linhas de transmissão. Diferentemente da transmissão, a subtransmissão e a distribuição operam em faixas mais baixas de tensão além de operarem em configurações tipicamente radiais e possuírem um menor número de dispositivos de controle e medição remotos.

O processo de estimação de estado se refere ao procedimento para obter os fasores de tensão e fluxos de potência em todas as barras e linhas do sistema em um dado momento. Este resultado pode ser obtido de forma direta, através de medição precisa das variáveis do sistema, porém este método é muito vulnerável a problemas de medição e comunicação, além do custo elevado. Portanto, a estimação de estado utiliza medidas redundantes para funcionar como um filtro para erros de medição e outras incertezas, e calcula o estado mais provável da rede [2]. As medidas podem incluir não só as convencionais como módulo de tensão e injeção de potência, como podem conter também outras como correntes e fasores de tensão

sincronizados, obtidas utilizando-se as chamadas Unidades de Medição Fasorial Sincronizada (PMU).

As informações utilizadas pelos estimadores de estado podem conter os seguintes tipos de erros ou incertezas:

- Ruído de Medição; erros inerentes à medição. Consiste em pequenas diferenças entre o valor medido e o valor real devido à precisão limitada dos medidores.
- Erros Grosseiros; podem ser vistos como grandes diferenças entre os valores reais e medidos, podem ocorrer por diversos motivos como a existência de fraudes ou defeito nos medidores.
- Erros de Parâmetros; são erros nos dados da rede elétrica, interferem diretamente no cálculo do estimador de estado.
- Erros de Topologia; erros associados à configuração da rede, também comprometem a correta estimação de estado.

O estimador de estado pode facilitar um acompanhamento satisfatoriamente preciso e eficiente das grandezas relacionadas à operação, identificando o estado de operação do sistema em um dado momento, como carregamento de linhas e tensões em barramentos. Os estimadores de estado geralmente possuem as seguintes funções [2]:

- a) Processador de topologia: Consiste em reunir todos os dados, tais como estado das chaves e disjuntores, sobre o sistema. Estas informações permitem modelar o diagrama unifilar do sistema.
- b) Análise de observabilidade: Determina se, a partir das medidas disponíveis, é possível realizar a estimação de estado e identifica os trechos não observáveis caso as medidas disponíveis não sejam suficientes para realizar a estimação.
- c) Solução da estimação de estado: Realiza a estimação calculando o estado, carregamento de linhas, fasores de tensão e injeções de potência ativa e reativa, mais provável do sistema a partir dos dados coletados funcionando como um filtro para incertezas associadas à medição.
- d) Detector e identificador de erros grosseiros de medida: Detecta, identifica e elimina a existência de erros grosseiros nas medidas. Para a eliminação destes erros é necessário que haja redundância suficiente nos dados adquiridos tal que o sistema não perca a observabilidade com a retirada do dado suspeito de conter erros grosseiros.

- e) Identificador de erros de topologia e de parâmetros: Detecta possíveis erros nos parâmetros ou nos dados associados à topologia da rede.

De acordo com Abur, A e Exposito, A. G, (2004, Tradução própria).

Os estimadores de estado funcionam como um filtro entre os dados medidos diretamente do sistema e as funções que requerem dados mais precisos e confiáveis sobre o estado atual. Os dados obtidos diretamente dos equipamentos instalados, tais como posição de taps de transformadores e estados de chaves são processados pelo Processador de topologia, o qual gera um modelo com as barras e ramos do sistema de potência. Esse modelo pode incluir também alguns barramentos selecionados de áreas vizinhas à área de interesse. Estas informações das áreas vizinhas são utilizadas para construir e atualizar o modelo do sistema externo. Após a construção do modelo o estimador então analisa se o sistema é observável, caso este possua trechos não-observáveis pode-se utilizar o artifício de pseudo-medidas como será visto mais a frente. Por fim, o estimador realiza a estimação de estado e identificação de possíveis erros grosseiros, de topologia e de parâmetro, com a finalidade de encontrar o estado mais provável do sistema.

3.2 Modelagem da rede

Os sistemas de transmissão podem ser supostos em regime permanente e balanceados, sendo assim, o sistema pode ser modelado usando o equivalente monofásico de sequência positiva e os dados são geralmente expressos em p.u., por unidade. Podemos então modelar cada componente do sistema:

- a) Linhas de Transmissão:

Linhas de transmissão podem ser representadas pelo modelo π cujos parâmetros correspondem aos do equivalente de sequência positiva da linha de transmissão. O modelo π é um modelo de dois terminais que possui dois ramos shunt com metade da admitância

transversal total da linha, um em cada terminal, e a impedância total em série. O modelo π de uma linha com impedância Z e admitância Y , pode ser visto na figura 1.

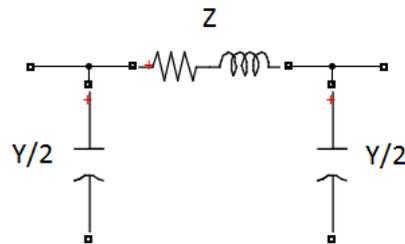


Figura 1 - Modelo π para o circuito equivalente de linha de transmissão.

b) Capacitores e Reatores Shunt:

Para controlar a tensão é comum a utilização de Reatores e Capacitores em shunt. A representação destes pode ser feita pela sua respectiva susceptância por fase na barra em que se encontram. O tipo de elemento pode ser determinado pelo sinal da susceptância. O sinal positivo indica um capacitor e o sinal negativo um reator.

c) Transformadores de tap variável e de mudança de fase:

Os transformadores, conforme a figura 2, podem ser modelados por um transformador ideal com relação de transformação $1:t$ em série com uma impedância. Normalmente se coloca o transformador no lado s e a impedância no lado r.

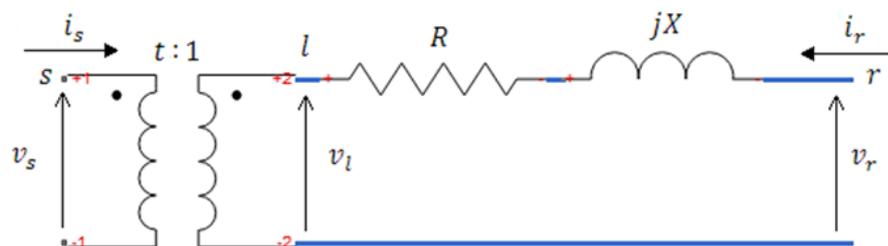


Figura 2 - circuito equivalente do transformador

As equações nodais para este circuito podem ser escritas como:

$$\begin{bmatrix} i_{lr} \\ i_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y & -y \\ -y & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_l \\ v_r \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

Onde y é o inverso da impedância $R + jX$. Para o transformador de tap variável tem-se que $i_{lr} = t * i_s$ e $v_l = \frac{v_s}{t}$, pode-se então escrever as equações de i_s e i_r em função de v_s e v_r :

$$\begin{bmatrix} i_s \\ i_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{y}{t^2} & -\frac{y}{t} \\ -\frac{y}{t} & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_s \\ v_r \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Estas equações podem ser representadas pelo circuito equivalente da figura 3:

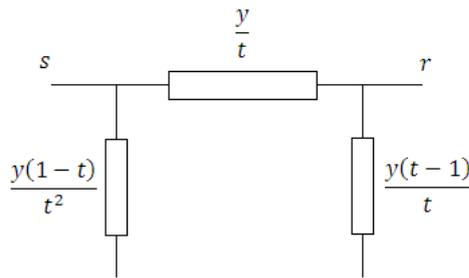


Figura 3 - circuito equivalente do transformador de tap variável

Para o transformador com mudança de fase o valor do tap é complexo então pode-se utilizar a mesma formulação com uma pequena mudança. $i_{lr} = t' * i_s$ e $v_l = \frac{v_s}{t}$, onde t' é o complexo conjugado de t . Neste caso obtém-se:

$$\begin{bmatrix} i_s \\ i_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{y}{|t|^2} & -\frac{y}{t'} \\ -\frac{y}{t} & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_s \\ v_r \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

Devido à falta de simetria entre as admitâncias neste caso, não pode-se montar um circuito equivalente para o transformador com mudança de fase, no entanto as equações ainda podem ser resolvidas.

d) Cargas e Geradores

Cargas e geradores são modelados como injeções de potência complexa equivalente e, portanto, não tem efeito sobre o modelo da rede. As exceções são as cargas tipo impedância constante que seriam modeladas pela soma de sua admitância na matriz Y .

Os componentes descritos acima podem ser usados para construir um modelo para todo o sistema de potência. Este modelo pode ser obtido escrevendo as equações nodais usando a lei de Kirchhoff para cada barra.

$$I = \begin{bmatrix} i_1 \\ i_2 \\ \vdots \\ i_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{11} & Y_{12} & \dots & Y_{1n} \\ Y_{21} & Y_{22} & \dots & Y_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Y_{n1} & Y_{n2} & \dots & Y_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_3 \end{bmatrix} = Y * V \quad (3.4)$$

$$Y_{km} = -y_{km} \quad (3.5)$$

$$Y_{kk} = \sum_m y_{km} \quad (3.6)$$

onde:

i_k é a injeção de corrente na barra k

v_k é o fasor de tensão na barra k

Y_{km} é o elemento (k, m) da matriz de admitância nodal Y

A matriz Y é complexa e pode ser escrita como $G + jB$, esparsa, não singular e é estruturalmente simétrica podendo ser também numericamente simétrica dependendo da ausência de certos componentes de rede que não possuam simetria nas equações nodais.

Essa representação do sistema pelas equações nodais facilita a modificação caso a topologia da rede mude. Adicionar ou remover componentes pode ser facilmente feito somando ou subtraindo valores na matriz de admitância Y .

Por exemplo, para adicionar um transformador de mudança de fase entre as barras 2 e 3, pode-se utilizar a equação 3.3 e modificar a matriz Y da seguinte forma:

$$Y_{22}^{novo} = Y_{22} + \frac{y}{|t|^2} \quad (3.7)$$

$$Y_{23}^{novo} = Y_{23} - \frac{y}{t'} \quad (3.8)$$

$$Y_{32}^{novo} = Y_{32} + -\frac{y}{t} \quad (3.9)$$

$$Y_{33}^{novo} = Y_{33} + y \quad (3.10)$$

Portanto, a matriz admitância Y de um sistema grande pode ser construída passo a passo adicionando 1 ramo por vez até que todos os ramos estejam modelados

3.3 Solução pelo método dos Mínimos Quadrados Ponderados

Seja o vetor z com as m medidas, pode-se escrever:

$$z = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \\ \vdots \\ z_m \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h_1(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ h_2(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ \vdots \\ h_m(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_m \end{bmatrix} = h(x) + e \quad (3.11)$$

onde:

z : é o vetor de medidas e z_i é a i -ésima medida.

x : é o vetor de estados e x_i é o i -ésimo estado.

e : é o vetor de erros e e_i é o erro associado à i -ésima medida.

$h_i(x)$: é a função que relaciona z_i com o vetor de estados x

São assumidas as seguintes condições em relação à estatística dos erros de medida:

- São variáveis aleatórias com Distribuição Normal de probabilidades;
- Têm média zero e variância conhecida;
- São independentes.

É possível demonstrar que a minimização da função dada em (3.12), conhecida como critério dos mínimos quadrados ponderados, produz a estimativa mais provável para o estado do sistema a partir das medidas contendo apenas o ruído de medição. A função a ser minimizada pelo estimador é:

$$J(x) = \sum_{i=1}^m \frac{(z_i - h_i(x))^2}{R_{ii}} = [z - h(x)]^T R^{-1} [z - h(x)] \quad (3.12)$$

onde:

$$R = \text{diag}\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2\}$$

σ_i é o desvio padrão da medida i , logo σ_i^2 é a variância desta medida.

As condições que devem ser satisfeitas para obter o mínimo da função, podem ser expressas por:

$$-H^T(x) R^{-1} [z - h(x)] = g(x) \quad (3.13)$$

onde:

$$g(x) = \frac{\partial J(x)}{\partial x} \quad (3.14)$$

$$H(x) = \left[\frac{\partial h(x)}{\partial x} \right] \quad (3.15)$$

Expandindo a função não linear $g(x)$ pela série de Taylor em torno de um vetor de estados x^k :

$$g(x) = g(x^k) + G(x^k) (x - x^k) + \dots = 0 \quad (3.16)$$

Desprezando os termos de maior ordem, pode-se obter uma solução iterativa conhecida como método de Gauss-Newton:

$$x^{k+1} = x^k - [G(x^k)]^{-1} g(x^k) \quad (3.17)$$

$$G(x^k) = \frac{\partial g(x^k)}{\partial x} = H^T(x^k) R^{-1} H(x^k) \quad (3.18)$$

$$g(x^k) = -H^T(x^k) R^{-1} (z - h(x^k)) \quad (3.19)$$

Onde:

k é o índice da iteração.

x^k é o vetor solução da iteração k .

$G(x^k)$ é a matriz de ganho

A matriz de ganho é esparsa, positiva definida e simétrica, dado que o sistema seja completamente observável.

Como a inversão de matrizes exige um grande esforço computacional é comum a utilização de técnicas para evitar a inversão. Neste caso pode-se decompor a matriz $G(x)$ em fatores triangulares e então utilizar substituições e retrosubstituições a cada iteração k para resolver o sistema.

$$[G(x^k)]\Delta x^{k+1} = H^T(x^k) R^{-1} [z - h(x^k)] \quad (3.20)$$

$$\Delta x^{k+1} = x^{k+1} - x^k \quad (3.21)$$

A estimação pelo método dos mínimos quadrados envolve a solução do sistema de equações definido em (3.13), utilizando a equação dada por (3.20). Uma estimativa inicial deve ser feita para o vetor x^0 e normalmente este consiste em assumir as tensões nodais com módulo de 1 p.u. e ângulo de fase zero (*flat start*).

O algoritmo para a solução da estimação de estado pode ser descrito passo a passo como:

1. Iniciar as iterações, índice $k = 0$.
2. Iniciar o vetor x , normalmente usando *flat start*.
3. Calcular a matriz de ganho, $G(x^k)$.
4. Calcular o lado direito, $t^k = H^T(x^k) R^{-1} [z - h(x^k)]$.
5. Decompor $G(x^k)$ e resolver Δx^k através de (3.20).
6. Testar a convergência $\Delta x^k \leq \epsilon$. Se convergir, parar, se não, ir para o passo 7.
7. Atualizar $x^{k+1} = x^k + \Delta x^k$, $k = k + 1$ e voltar ao passo 3.

A execução do algoritmo descrito envolve a cada iteração o cálculo de:

1. $H^T(x^k) R^{-1} [z - h(x^k)]$
 - Cálculo da função $h(x^k)$.
 - Montagem da matriz jacobiana de medidas $H^T(x^k)$.
2. $G(x^k)$ e de Δx^k
 - Montagem da matriz de ganho $G(x^k)$.
 - Decomposição de $G(x^k)$, através da fatoração de Cholesky.
 - Utilizar substituições e retrosubstituições para resolver Δx^k .

3.3.1 Função $h(x^k)$

A função $h(x^k)$ é a função que relaciona as medidas e as variáveis de estado. As medidas podem ser de vários tipos, sendo as mais comuns as de fluxo e injeção de potência ativa e reativa, módulo de tensão nas barras e correntes nas linhas. Medidas de ângulo de tensão são relativamente novas e ainda não são utilizadas em larga escala.

Essas medidas podem ser expressas em termos das variáveis de estado. Em um sistema de N barras, o vetor de variáveis de estado terá $(2N - 1)$ elementos, N módulos de tensão e $(N - 1)$ ângulos de tensão, uma vez que uma barra será a referencia.

$$x^T = [\theta_2 \ \theta_3 \ \dots \ \theta_N \ V_1 \ V_2 \ \dots \ V_N] \quad (3.22)$$

As expressões para representar cada medida em relação às variáveis de estado podem ser escritas como na Figura 4 e nas expressões (3.23) a (3.27):

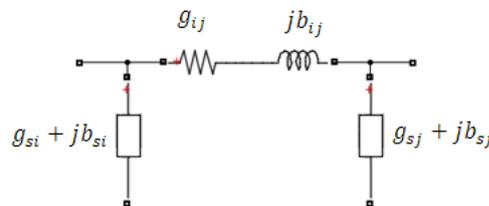


Figura 4 - Modelo π para o circuito equivalente de linha de transmissão.

- Injeção de potência ativa e reativa na barra i :

$$P_i = V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \cos(\theta_{ij}) + B_{ij} \sen(\theta_{ij})) \quad (3.23)$$

$$Q_i = V_i \sum_{j \in N_i} V_j (G_{ij} \sen(\theta_{ij}) - B_{ij} \cos(\theta_{ij})) \quad (3.24)$$

- Fluxo de potência ativa e reativa da barra i para a barra j :

$$P_{ij} = V_i^2(g_{si} + g_{ij}) - V_i V_j (g_{ij} \cos(\theta_{ij}) + b_{ij} \sin(\theta_{ij})) \quad (3.25)$$

$$Q_{ij} = -V_i^2(b_{si} + b_{ij}) - V_i V_j (g_{ij} \sin(\theta_{ij}) - b_{ij} \cos(\theta_{ij})) \quad (3.26)$$

- Magnitude de corrente de linha da barra i para j :

Desprezando a admitância shunt de linha ($g_{si} + jb_{si}$)

$$I_{ij} = \sqrt{(g_{ij}^2 + b_{ij}^2)(V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos(\theta_{ij}))} \quad (3.27)$$

3.3.2 Matriz Jacobiana das medidas $\mathbf{H}(\mathbf{x}^k)$.

A estrutura da matriz H será:

$$H = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_{injeção}}{\partial \theta} & \frac{\partial P_{injeção}}{\partial V} \\ \frac{\partial P_{fluxo}}{\partial \theta} & \frac{\partial P_{fluxo}}{\partial V} \\ \frac{\partial Q_{injeção}}{\partial \theta} & \frac{\partial Q_{injeção}}{\partial V} \\ \frac{\partial Q_{fluxo}}{\partial \theta} & \frac{\partial Q_{fluxo}}{\partial V} \\ \frac{\partial I_{modulo}}{\partial \theta} & \frac{\partial I_{modulo}}{\partial V} \\ 0 & \frac{\partial V_{modulo}}{\partial V} \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

- Elementos correspondendo à injeção de potência ativa:

$$\frac{\partial P_i}{\partial \theta_i} = \sum_{j=1}^N V_i V_j (-G_{ij} \text{sen}(\theta_{ij}) + B_{ij} \text{cos}(\theta_{ij})) - V_i^2 B_{ii} \quad (3.29)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial \theta_j} = V_i V_j (G_{ij} \text{sen}(\theta_{ij}) - B_{ij} \text{cos}(\theta_{ij})) \quad (3.30)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial V_i} = \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \text{cos}(\theta_{ij}) + B_{ij} \text{sen}(\theta_{ij})) + V_i G_{ii} \quad (3.31)$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial V_j} = V_i (G_{ij} \text{cos}(\theta_{ij}) + B_{ij} \text{sen}(\theta_{ij})) \quad (3.32)$$

- Elementos correspondendo à injeção de potência reativa:

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \theta_i} = \sum_{j=1}^N V_i V_j (G_{ij} \text{cos}(\theta_{ij}) + B_{ij} \text{sen}(\theta_{ij})) - V_i^2 G_{ii} \quad (3.33)$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \theta_j} = V_i V_j (-G_{ij} \text{cos}(\theta_{ij}) - B_{ij} \text{sen}(\theta_{ij})) \quad (3.34)$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial V_i} = \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \text{sen}(\theta_{ij}) - B_{ij} \text{cos}(\theta_{ij})) - V_i B_{ii} \quad (3.35)$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial V_j} = V_i (G_{ij} \text{sen}(\theta_{ij}) - B_{ij} \text{cos}(\theta_{ij})) \quad (3.36)$$

- Elementos correspondendo ao fluxo de potência ativa:

$$\frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta_i} = V_i V_j (g_{ij} \text{sen}(\theta_{ij}) - b_{ij} \text{cos}(\theta_{ij})) \quad (3.37)$$

$$\frac{\partial P_{ij}}{\partial \theta_j} = -V_i V_j (g_{ij} \text{sen}(\theta_{ij}) - b_{ij} \text{cos}(\theta_{ij})) \quad (3.38)$$

$$\frac{\partial P_{ij}}{\partial V_i} = -V_j (g_{ij} \text{cos}(\theta_{ij}) + b_{ij} \text{sen}(\theta_{ij})) + 2(g_{ij} + g_{si}) V_i \quad (3.39)$$

$$\frac{\partial P_{ij}}{\partial V_j} = -V_i (g_{ij} \text{cos}(\theta_{ij}) + b_{ij} \text{sen}(\theta_{ij})) \quad (3.40)$$

- Elementos correspondendo ao fluxo de potência reativa:

$$\frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta_i} = -V_i V_j (g_{ij} \cos(\theta_{ij}) + b_{ij} \operatorname{sen}(\theta_{ij})) \quad (3.41)$$

$$\frac{\partial Q_{ij}}{\partial \theta_j} = V_i V_j (g_{ij} \cos(\theta_{ij}) + b_{ij} \operatorname{sen}(\theta_{ij})) \quad (3.42)$$

$$\frac{\partial Q_{ij}}{\partial V_i} = -V_j (g_{ij} \operatorname{sen}(\theta_{ij}) - b_{ij} \cos(\theta_{ij})) - 2(b_{ij} + b_{si}) V_i \quad (3.43)$$

$$\frac{\partial Q_{ij}}{\partial V_j} = -V_i (g_{ij} \operatorname{sen}(\theta_{ij}) - b_{ij} \cos(\theta_{ij})) \quad (3.44)$$

- Elementos correspondendo à medida do módulo de tensão:

$$\frac{\partial V_i}{\partial V_i} = 1 \quad (3.45)$$

$$\frac{\partial V_i}{\partial V_j} = \frac{\partial V_i}{\partial \theta_i} = \frac{\partial V_i}{\partial \theta_j} = 0 \quad (3.46)$$

- Elementos correspondendo à medida do módulo de corrente, ignorando as admitâncias shunt dos ramos:

$$\frac{\partial I_{ij}}{\partial \theta_i} = \left(\frac{g_{ij}^2 + b_{ij}^2}{I_{ij}} \right) V_i V_j \operatorname{sen}(\theta_{ij}) \quad (3.47)$$

$$\frac{\partial I_{ij}}{\partial \theta_j} = - \left(\frac{g_{ij}^2 + b_{ij}^2}{I_{ij}} \right) V_i V_j \operatorname{sen}(\theta_{ij}) \quad (3.48)$$

$$\frac{\partial I_{ij}}{\partial V_i} = \left(\frac{g_{ij}^2 + b_{ij}^2}{I_{ij}} \right) (V_i - V_j \cos(\theta_{ij})) \quad (3.49)$$

$$\frac{\partial I_{ij}}{\partial V_j} = \left(\frac{g_{ij}^2 + b_{ij}^2}{I_{ij}} \right) (V_j - V_i \cos(\theta_{ij})) \quad (3.50)$$

3.3.3 Matriz de ganho $G(x^k)$

A matriz de ganho $G(x^k)$ é formada a partir da matriz de Jacobiana de medidas H e da matriz de covariância dos erros R .

$$G(x^k) = H^T R^{-1} H \quad (3.51)$$

Como a matriz de erros R é uma matriz diagonal formada pelas variâncias associadas às medidas, a matriz $G(x^k)$ é simétrica e esparsa, no entanto, menos esparsa que H . Em geral a matriz $G(x^k)$ é não negativa, sendo definida positiva para redes totalmente observáveis.

Para obter ganhos computacionais pode-se monta-la a partir de uma medida por vez, e guarda-la na forma esparsa. A matriz então pode ser reescrita como:

$$G = \sum_{i=1}^m H_i^T R_{ii}^{-1} H_i \quad (3.52)$$

3.3.4 Decomposição de Cholesky de $G(x^k)$

A matriz de ganho G pode ser escrita como um produto de matrizes triangulares inferior e sua transposta.

$$G = L L^T \quad (3.53)$$

Este processo é conhecido como decomposição de Cholesky e, caso o sistema não seja observável, pode não ser possível de ser realizado. Portanto, para estes sistemas não observáveis nem sempre se pode obter uma solução para a estimação de estado. Os fatores triangulares de G não são únicos e a forma com que se obtêm estes fatores influencia no quão esparsos estes serão.

Existem diversos métodos para a obtenção dos fatores, mas estes não serão discutidos no presente trabalho.

3.3.5 Realização de substituições e retrossubstituições

Após a decomposição de G nos fatores L e L^T , deve-se calcular a solução das equações normais (3.54) para obter-se Δx^k .

$$L L^T \Delta x^k = H^T(x^k) R^{-1} [z - h(x^k)] = t^k \quad (3.54)$$

A solução pode ser obtida em duas etapas:

1. Substituição direta: Seja $L^T \Delta x^k = u$, pode ser obter os elementos de u começando por u_1 através de substituições na equação $L u = t^k$. A primeira linha terá a solução para u_1 como t_1/L_{11} . Substituindo u_1 no resto das linhas irá reduzir o número de equações em um. Repetindo este processo para u_2 e assim em diante poderá se obter toda a solução de u .
2. Retrossubstituição: Uma vez que o u foi encontrado pode-se usar $L^T \Delta x^k = u$ para fazer a retrossubstituição e encontrar Δx^k . Desta vez a substituição começa pela última linha, onde o último elemento do vetor solução é obtido por $\Delta x^k(n) = t_n/L_{nn}$. Continua-se substituindo as outras linhas em sequência de baixo para cima até que o vetor solução Δx^k seja calculado.

A estrutura esparsa do fator L ajuda na eficiência dos processos de substituição e retrossubstituição, portanto o método matemático utilizado na fatoração tem grande influência na eficiência computacional do algoritmo uma vez que este influencia no quão esparsa será o fator L .

3.4 Observabilidade

Como visto anteriormente, a estimação do estado do sistema de potência pode ser realizada a partir de um conjunto de medidas. As medidas de um sistema exibem diferentes propriedades de acordo com seus valores e localizações. Pode-se classificá-las como:

- a) Medida crítica: A eliminação de uma medida crítica torna o sistema não observável fazendo com que não seja possível obter um estado estimado para o sistema. O resíduo de medida será igual à zero.
- b) Medida redundante: São medidas não críticas. Apenas medidas redundantes podem ter resíduos diferentes de zero. Conjunto crítico de k elementos: Um conjunto de k medidas redundantes cuja retirada simultânea ocasiona a não observabilidade do sistema. As k colunas da matriz Ω correspondentes às k medidas serão linearmente independentes.

Dado um conjunto de medidas e suas respectivas localizações, caso seja possível obter uma estimação para o estado da rede, então o sistema será dito observável. Assim a análise de observabilidade do sistema irá determinar se será possível obter uma solução estimada para o estado do sistema. Esta análise poderá ser realizada em dois momentos:

- a) Durante a instalação do estimador: Feita de forma independente a fim de determinar se a configuração de medição existente será suficiente para que o sistema seja observável. Caso seja constatada a não observabilidade do sistema será necessária a instalação de mais medidores no sistema.
- b) No momento da estimação de estado: Baseada nos dados de medida recebidos no intuito de constatar se o sistema é observável com as medidas mais recentes recebidas. Diversos problemas como erros de comunicação, falhas nos medidores e até exclusão de medidas suspeitas, como será discutido mais a frente, podem levar a uma perda de observabilidade da rede no caso desta ser uma medida crítica.

A análise de observabilidade do sistema pode ser realizada através das equações do sistema usando a modelagem completa ou desacoplada usando tanto métodos topológicos quanto numéricos. A abordagem topológica utiliza modelagem desacoplada e teoria de grafos.

Abordagens numéricas utilizam modelagem completa ou desacoplada e são baseadas na fatoração numérica das matrizes Jacobiana de medidas ou da matriz ganho. A utilização do modelo completo tem como principal problema a possibilidade de existência de soluções não únicas enquanto que a modelagem desacoplada pode não ser passível de utilização em alguns casos.

3.5 Detecção e Identificação de Erros Grosseiros

De acordo com Abur, A e Exposito, A. G, (2004, Tradução própria).

Uma das funções essenciais do estimador de estado é detectar a existência de erros grosseiros de medida e identificar e elimina-los se possível. Pequenos erros aleatórios de medida sempre existem por causa da precisão finita dos medidores e da perda de dados devido aos métodos de telecomunicação, no entanto é esperado que o estimador seja capaz de filtrar estes erros dado que haja redundância suficiente de medidas.

Os erros grosseiros ocorrem devido a diversos fatores como, por exemplo, mau funcionamento ou alteração proposital do medidor, conexões mal feitas e erros na transmissão de dados.

Alguns erros grosseiros podem ser detectados apenas por uma checagem de plausibilidade como magnitudes negativas de tensão, valores muito discrepantes do esperado ou corrente com sentido errado na saída de subestações, etc. Infelizmente, nem todos os erros grosseiros são facilmente detectáveis e, portanto, o estimador deve ser equipado com métodos mais avançados para detecta-los.

O tratamento dos erros grosseiros depende do método de solução utilizado para realizar a estimação. No caso da estimação pelo método dos mínimos quadrados ponderados, a detecção e identificação de erros grosseiros podem ser realizadas através de:

- Metodologia estática: através do processamento dos resíduos das medidas.
- Metodologia dinâmica: através da avaliação da evolução do ponto de operação.

Um sistema pode ter uma ou mais medidas contendo erros grosseiros. Erros múltiplos de medida podem ocorrer em medidas fortemente ou fracamente correlacionadas.

Medidas fracamente correlacionadas são aquelas nas quais o erro de uma não afeta de forma significativa o valor estimado da outra, no entanto, os valores estimados das medidas fortemente correlacionadas são significativamente afetados pela presença de erros em outras medidas, isso implica que uma medida correta pode aparentar ter erro grosseiro no caso de uma medida fortemente correlacionada apresentar um grande erro, além disso, os erros de medidas fortemente correlacionadas podem ser consistentes entre si ou não. Temos então três possíveis classificações para erros múltiplos: erros não-correlacionados; erros correlacionados não-consistentes; e erros correlacionados consistentes [2].

3.5.1 Metodologia estática

A metodologia estática para detecção e identificação de erros grosseiros se baseia na análise dos resíduos. Considere a equação linearizada das medidas:

$$\Delta z = H\Delta x + e \quad (3.55)$$

onde

Δz : vetor de medidas

Δx : vetor de estados

H : Matriz dos jacobiana de medidas

e : erros de medida

Das propriedades dos erros de medidas (ruído), temos que a média dos erros de medida é zero, $E(e) = 0$, e que a covariância dos erros é a matriz R , $Cov(e) = R$. A matriz R é uma matriz diagonal com a suposição que os erros não são relacionados. É importante ressaltar que os resíduos das medidas podem ser correlacionados mesmo com erros supostamente independentes.

O vetor de estado estimado pelo método dos mínimos quadrados ponderados pode ser escrito como:

$$\Delta \hat{x} = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \Delta z \quad (3.56)$$

$$\Delta \hat{x} = G^{-1} H^T R^{-1} \Delta z \quad (3.57)$$

E o valor estimado das medidas:

$$\Delta \hat{z} = H \Delta \hat{x} = H G^{-1} H^T R^{-1} \Delta z = K \Delta z \quad (3.58)$$

Uma baixa redundância perto de um dado medidor faz com que o elemento da diagonal associado a ele seja relativamente maior que os elementos fora da diagonal, isso implica que o valor estimado será quase igual à medida. Portanto, analisando a linha correspondente de K pode se ter uma vaga ideia da redundância das medidas em torno de um dado medidor.

A matriz K possui as seguintes propriedades [2]:

$$K.K.K.K \dots K = K \quad (3.59)$$

$$K.H = H \quad (3.60)$$

$$(I - K).H = 0 \quad (3.61)$$

Pode-se então expressar os resíduos como:

$$r = \Delta \hat{z} - \Delta z \quad (3.62)$$

$$r = (I - K)\Delta z \quad (3.63)$$

$$r = (I - K)(H\Delta x + e) \quad (3.64)$$

$$r = (I - K)e \quad (3.65)$$

$$r = Se \quad (3.66)$$

A matriz S representa a sensibilidade dos resíduos com os erros das medidas e é denominada matriz de sensibilidade residual. A matriz S será simétrica se a variância dos erros de medição seja igual, além disso, ela apresenta as seguintes propriedades [2]:

- $S.S.S \dots = S$
- $S.R.S^T = S.R$

A solução da estimação de estados pelo método dos mínimos quadrados supõe que os erros possuem distribuição Gaussiana de probabilidade: $e_i \sim N(0, R_{ii})$ para todo i .

Usando as propriedades dos resíduos vistas anteriormente e a relação entre média e covariância, pode-se obter a distribuição de probabilidade dos resíduos:

$$E(r) = E(S.e) = S.E(e) = 0 \quad (3.67)$$

$$Cov(r) = \Omega = E[rr^T] \quad (3.68)$$

$$Cov(r) = S.E[ee^T].S^T \quad (3.69)$$

$$Cov(r) = SRS^T = SR \quad (3.70)$$

Logo $r \sim N(0, \Omega)$.

Os elementos fora da diagonal de Ω indicam se a relação entre as medidas são fortes ou fracas. Se $\Omega_{ij} \geq \epsilon$ as medidas i e j são fortemente relacionadas, caso contrário são consideradas fracamente ou não relacionadas. O valor de ϵ depende do sistema analisado e da precisão desejada. Algumas propriedades interessantes da matriz de Covariância residual Ω são:

- Ω é real e simétrica.
- $\Omega_{ij}^2 \leq \Omega_{ii} . \Omega_{jj}$
- $\Omega_{ij} \leq \frac{\Omega_{ii} + \Omega_{jj}}{2}$

Conhecendo as propriedades dos resíduos, pode-se utiliza-los para a detecção e identificação de erros grosseiros. Detecção consiste em descobrir se há ou não medidas com erros grosseiros, enquanto que a identificação é o procedimento de identificar qual das medidas está errada. Dependendo do sistema pode ser possível detectar e identificar erros grosseiros.

Para que seja possível identificar uma medição problemática o sistema não pode se tornar inobservável após a remoção desta. Ou seja, erros em medidas críticas não são detectáveis. O processo de detecção e identificação de erros grosseiros se torna muito mais complexo no caso de erros múltiplos.

3.5.1.1 Índice $J(x)$

O teste do índice $J(x)$ é um método para detectar a presença de erros grosseiros, no entanto este teste não é capaz de identificar o local do erro, sendo assim outro método se torna necessário para realizar esta identificação e a eventual correção do erro caso seja possível, a fim de se obter uma estimação satisfatoriamente próxima do estado real da rede.

Se considerarmos um conjunto de N variáveis aleatórias X com distribuição Normal de probabilidade e media zero e variância um, $X_i \sim N(0,1)$, então uma nova variável aleatória pode ser definida com uma distribuição qui-quadrado (*chi-square*), χ^2 , com N graus de liberdade:

$$Y = \sum_{i=1}^N X_i^2 \quad (3.71)$$

A partir da função $f(x)$ escrita em função dos erros de medição:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m R_{ii}^{-1} e_i^2 = \sum_{i=1}^m \left(\frac{e_i}{\sqrt{R_{ii}}} \right)^2 = \sum_{i=1}^m (e_i^N)^2 \quad (3.72)$$

onde:

e_i é o i -ésimo erro de medição.

R_{ii} é o elemento da diagonal da matriz de covariância.

m é o número total de medidas.

Pode se considerar que os erros e_i têm distribuição Normal com média zero e variância R_{ii} , logo e_i^N terá distribuição Normal com media zero e variância um, $e_i^N \sim N(0,1)$. Portanto, $f(x)$ por definição terá uma distribuição qui-quadrado com no máximo $(m - n)$ graus de liberdade.

De acordo com Abur, A e Exposito, A. G, (2004, Tradução própria).

Em um sistema de potência, como pelo menos n medidas serão necessárias para satisfazer as equações de balanço de potência, no máximo $(m - n)$ erros de medição serão independentes, logo o maior número de graus de liberdade será este.

Para uma distribuição qui-quadrado, a probabilidade de um número X ser maior que um valor x_t pode ser vista na equação:

$$P\{X \geq x_t\} = \int_{x_t}^{\infty} \chi^2(u). du \quad (3.73)$$

Essa probabilidade decresce com o aumento de x_t . Escolhendo uma probabilidade de erro, usualmente se utiliza 5%, então o limite estatístico pode ser obtido por:

$$P\{X \geq x_t\} = 0.05 \quad (3.74)$$

Esse limite é o maior valor que a variável X pode assumir tal que, com uma probabilidade de 95%, esta variável possua distribuição qui-quadrado. Ou seja, voltando a $f(x)$ caso esta exceda o limite estatístico então será suspeita a presença de erro grosseiro.

Para aproximar a função $f(x)$ descrita anteriormente e para testar a presença de erro grosseiro podemos usar a função objetivo $J(x)$ da estimação pelo método dos mínimos quadrados ponderados:

$$J(\hat{x}) = \sum_{i=1}^m \frac{(z_i - h_i(\hat{x}))^2}{\sigma_i^2} \quad (3.75)$$

onde:

\hat{x} : vetor de estado estimado de dimensão n .

z_i : valor medido de i .

$h_i(\hat{x})$: medida i estimada.

$\sigma_i^2 = R_{ii}$: variância do erro de medição de i .

m : número total de medidas.

O passo a passo do teste do Índice $J(x)$ para detecção de erro grosseiro pode ser visto a seguir:

Passo: Ação:

1 Resolver a estimação de estados e computar a função objetivo (3.75):

2 Achar o limite, $\chi_{(m-n),p}^2$, Dado que em distribuição qui-quadrado $p = P\{J(\hat{x}) \leq \chi_{(m-n),p}^2\}$ para uma confiança de detecção com probabilidade p , geralmente escolhido 95%, e $(m - n)$ graus de liberdade.

3 Testar se $J(\hat{x}) \geq \chi_{(m-n),p}^2$. Caso seja então é suposta a presença de erro grosseiro, caso contrario, este método não detectou a presença de erros grosseiros.

3.5.1.2 Resíduos Normalizados

A forma de detecção através do índice $J(x)$ pode errar devido às aproximações feitas. Portanto, é útil ter em mão outra forma de detectar erro grosseiro. Outra forma de fazer isto é através da utilização dos resíduos normalizados. Dividindo o resíduo de uma medida i pelo seu desvio padrão, ou seja, o elemento correspondente a medida i da diagonal da matriz de covariância de erros, obtêm-se o resíduo normalizado desta medida, equação (3.76).

$$r_i^N = \frac{|r_i|}{\sqrt{\Omega_{ii}}} = \frac{|r_i|}{\sqrt{R_{ii}S_{ii}}} \quad (3.76)$$

onde:

Ω_{ii} é o elemento da diagonal da matriz de covariância residual Ω

S_{ii} é o elemento da diagonal da matriz de sensibilidade de resíduos S

R_{ii} é o elemento da diagonal da matriz de covariância de erros R

Os resíduos normalizados possuem uma distribuição Normal de probabilidade e, portanto, pode-se comparar o maior resíduo normalizado com um valor limite estatístico, decidido de acordo com o sistema e o nível de sensibilidade desejado, para realizar a detecção da existência de erro grosseiro.

A identificação do erro grosseiro é realizada tendo como base a propriedade dos resíduos normalizados no qual se houver apenas um erro grosseiro no sistema, dado que não seja em uma medição crítica, o maior resíduo normalizado corresponde à medição errada. Essa propriedade também pode ser verdadeira em certos casos de erros múltiplos, nos quais os erros são fracamente correlacionados.

Essa propriedade então pode ser utilizada para realizar um teste a fim de identificar e eliminar o erro grosseiro. Este teste, descrito por com Abur, A e Exposito, A. G em [2], é chamado de teste do Máximo Resíduo Normalizado e consiste em:

Passo: Ação:

1 Realizar a estimação pelo método dos mínimos quadrados ponderados e obter os resíduos de medição: $r_i = z_i - h_i(\hat{x})$.

2 A partir dos resíduos de medição, obtêm-se os resíduos normalizados:

$$r_i^N = \frac{|r_i|}{\sqrt{\Omega_{ii}}} \quad i = 1, \dots, m.$$

3 Achar o maior resíduo normalizado, e assim achar a medida k associada ao maior resíduo r_k^N

4 Comparar r_k^N com um limite estatístico, geralmente é utilizado o valor 3. Caso r_k^N seja superior a este limite a medida k será suspeita de erro grosseiro. Caso não haja resíduos normalizados superiores a este limite não foram detectados erros grosseiros.

5 Eliminar a medida k , em caso de detecção de erro, e retornar ao passo 1.

Como qualquer teste, este tem limitações de acordo com o sistema e a natureza do erro grosseiro. De forma simplificada pode-se listar as possibilidades de resultado e limitações do teste do Máximo Resíduo Normalizado de acordo com a natureza do erro grosseiro.

Tipo de Erro Grosseiro	Resultado
Único	Se o erro não estiver em uma medida crítica, então o maior resíduo normalizado corresponde à medida suspeita de conter o erro.
Múltiplos	<p>Não correlacionados É possível identificar as medidas com erro grosseiro sucessivamente, identificando uma a cada iteração.</p> <p>Correlacionados e Não consistentes. O teste pode conseguir indicar o erro corretamente.</p> <p>Correlacionados e Consistentes. O teste do Máximo Resíduo Normalizado não consegue identificar os erros grosseiros.</p>

3.5.2 Metodologia dinâmica

As informações desta seção foram retiradas dos artigos [6], [7] e [15].

Devido às limitações da metodologia estática quanto à detecção de erros múltiplos, apenas a esta metodologia não é suficiente. Na prática, além da possibilidade dos erros grosseiros serem correlacionados e consistentes, estes podem aparecer em quantidade suficientemente grande, ou lugares específicos, tais que, a retirada destes erros torne o sistema não observável.

É necessária então uma metodologia complementar que não possua as limitações da baseada nos resíduos normalizados da estimação de estado. A detecção de erros grosseiros poderá ser feita então a partir da análise da evolução temporal do estado do sistema, com a finalidade de detectar comportamentos muito diferentes do esperado.

Essa análise pode ser realizada através do vetor denominado Inovação que é definido por:

$$v_{k+1} = z_{k+1} - \hat{z}_{k+1} \quad (3.77)$$

Onde:

v_{k+1} é vetor inovação

z_{k+1} é vetor com a medição recebida

\hat{z}_{k+1} é vetor com a medição prevista

Os elementos do vetor inovação são conhecidos como inovações e representam a diferença entre os valores previstos e os recebidos. Em condições normais de operação e funcionamento do sistema de medição, as inovações possuem distribuição Gaussianas com média zero, $E(v_{k+1}(i)) = 0$, e desvio padrão $\sigma_I(i)$

A previsão de z_k deve ser suficientemente próxima dos valores reais para que esta metodologia seja confiável. Esta pode ser feita a partir de modelos matemáticos baseados nos dados históricos e estado anterior. De acordo com o método utilizado, pode-se obter o desvio padrão da previsão que será usado para obter o desvio padrão da inovação. No entanto os métodos de previsão não serão discutidos no escopo deste trabalho.

Para realizar o teste, normalizam-se as inovações pelos seus respectivos desvios padrões:

$$v_N(i) = \frac{|v_{k+1}|}{\sigma_I(i)} \quad (3.78)$$

A inovação normalizada representa quantas vezes o desvio padrão da previsão difere do estimado. Estabelecendo um valor limite para a inovação normalizada, cria-se um teste para detectar a presença de anomalias nos resultados da estimação de estado. No caso de pelo menos uma inovação estar acima do valor definido como limite, então o teste detectou a presença de problemas na estimação ou previsão do estado, caso contrário os dados recebidos seriam dados como válidos e o teste prosseguiria com a estimação e análise de resíduos. As seguintes causas e seus respectivos problemas podem ser acusados no teste:

a) Erro diretamente nos valores recebidos de z_{k+1} :

- Erro grosseiro de medição.

b) Cálculo errado dos valores previstos \hat{z}_{k+1} :

- Erro na configuração da rede;

- Mudanças repentinas no estado operacional;

- Erro nos dados dos parâmetros da rede.

Uma possibilidade para a normalização do vetor inovação é utilizar o desvio padrão das medidas ao invés do desvio padrão da inovação. Esta alternativa torna a inovação normalizada mais sensível à presença de erros grosseiros de medição e é computacionalmente melhor uma vez que não é necessário realizar o cálculo de $\sigma_I(i)$ a partir da função de previsão utilizada para prever o estado do sistema em $(k + 1)$.

3.6 Particularidades da estimação de estado em redes de distribuição

Os estimadores de estado geralmente são utilizados para os sistemas de transmissão, no entanto, os sistemas de distribuição possuem características diferentes dos sistemas de transmissão e, portanto, é preciso ter em vista estas diferenças. Mais informações sobre a estimação em sistemas de distribuição podem ser vistas em [9] e [11].

3.6.1 Modelagem da rede: monofásica x trifásica

O sistema de distribuição não é equilibrado e, muitas vezes, possui cargas com apenas uma ou duas fases ou até mesmo ramais monofásicos e bifásicos e, portanto não seria realista assumi-lo como equilibrado e utilizar um equivalente monofásico da rede de distribuição. A estimação de estado, em princípio, deveria ser realizada utilizando uma ferramenta estimação trifásica, porém, em determinadas aplicações, o uso do equivalente monofásico (sequência positiva) pode ser suficiente. Este é caso neste trabalho onde o desequilíbrio de fases não é decisivo em uma primeira análise. As conclusões obtidas nesse tipo de análise podem ser aplicadas a estimadores trifásicos, com as devidas adaptações.

3.6.2 Informações disponíveis

A Figura 5 representa, de forma genérica, os componentes presentes em um sistema de distribuição moderno, dispondo de recursos de medição e comunicações de dados disponíveis no ambiente de Redes Elétricas Inteligentes (Smart Grid). Nesse sistema estão disponíveis vários tipos de medidas, como indicado nos itens seguintes.

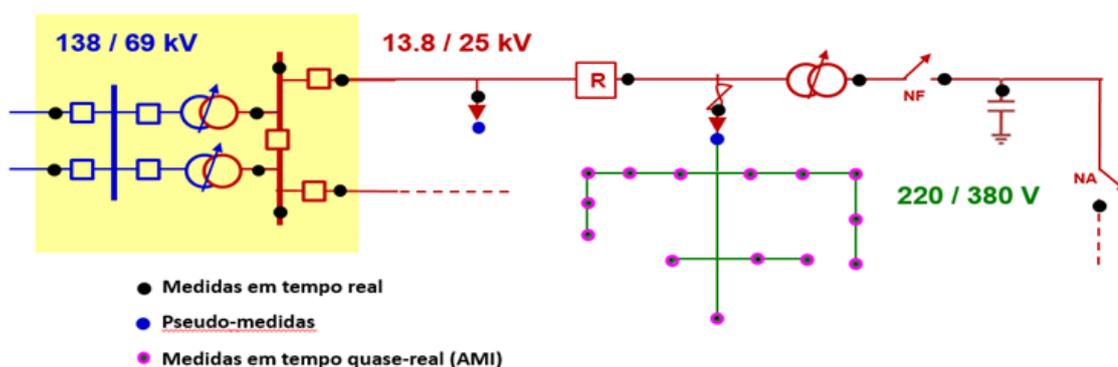


Figura 5 – Diagrama unifilar de um sistema de distribuição, de média e baixa tensão, com as medidas disponíveis.

3.6.2.1 Medidas em tempo real

Os modernos sistemas de distribuição possuem centros de supervisão e controle baseados no sistema SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition). Esses centros, geralmente denominados Centros de Operação da Distribuição (COD), estão conectados a Unidade Terminais Remotas (RTUs) instaladas nas subestações, as quais adquirem e transmitem ao COD medidas analógicas de tensão, corrente, potência ativa e reativa, além do status (ligado/desligado) de chaves e disjuntores. Alguns dispositivos instalados ao longo dos alimentadores de média tensão, como religadores, controladores de tensão, bancos de capacitores, etc., também possuem unidades para aquisição de informações sobre grandezas elétricas e transmissão ao COD. As informações obtidas pelo sistema SCADA são coletadas

através de varredura na RTUs com intervalos de 1-2 segundos e, portanto, para efeito do trabalho desta dissertação, podem ser considerados como dados em tempo real.

3.6.2.2 Medidas em tempo quase-real (AMI)

A implantação de medidores inteligentes (Smart Meters) representa uma fonte adicional de informação sobre as redes de distribuição. Os medidores inteligentes são instalados individualmente em cada unidade de consumo e fornecem informações sobre o consumo/geração de energia ativa e reativa (medição em quatro quadrantes) dessa unidade. Outras grandezas elétricas, como tensão, corrente, frequência, etc. podem também ser medidas, assim como informações sobre subtensão e sobretensão. Frequência e duração de interrupções no fornecimento de energia, etc. Essas informações são transmitidas para os chamados centros de medição e são utilizadas, principalmente, para efeito de faturamento e outras aplicações comerciais. Podem, também, ser enviadas aos CODs para uso no controle e supervisão da rede. Para evitar excessivo requisitos de comunicações, essas informações são compactadas (valores acumulados, médias, valores extremos, etc) em intervalos tipicamente de 15 minutos e, assim, transmitidas aos CODs. Portanto, a informação disponibilizada não pode ser considerada em tempo real, como nos casos do SCADA, e neste trabalho serão referidas como informações em quase tempo real.

3.6.2.3 Pseudo Medidas

Na área de interesse pode haver partes não observáveis, devido à perda temporária de medição ou comunicação com os medidores, rejeição de erros grosseiros ou outras falhas não esperadas. Neste caso a estimação de estado desta área será realizada através da utilização de pseudo medidas. As pseudo medidas são medidas geradas baseadas em previsões de carga de curto prazo, previsões de despacho de geração, dados históricos ou outros métodos de aproximação similares. Devido a serem medidas estimadas estas podem possuir erros

elevados e, portanto, são associadas a elas variâncias mais altas que as demais, menor peso, ou podem ser forçadas a serem medidas críticas.

3.6.2.4 Medidas Virtuais

O sistema pode possuir barramentos sem geração ou carga, sendo, portanto, a injeção de potência igual a zero, neste caso, mesmo que não haja de fato uma medição no barramento, esta informação pode ser utilizada para criar uma medição sem erro. Este tipo de medida é conhecida como medida virtual [2].

3.6.3 Observabilidade de redes radiais

Os sistemas de distribuição, apesar de muitas vezes possuírem ligações entre os ramais, operam de forma radial, com os ramos de ligação em aberto, por motivos de proteção e simplicidade de operação. A característica radial destes sistemas deve ser levada em conta na análise de observabilidade.

Em sistemas radiais, o número mínimo de medidas de injeções, ou fluxos, de potência para garantir que um dado ramo seja completamente observável é o número de barras deste ramo menos um. Caso haja apenas medidas de injeção de potência em sistemas radiais, é possível fazer uma análise rápida de observabilidade observando as barras sem medição de injeção, pois, qualquer ramo entre duas barras sem medição de injeção, caso não haja outras medidas, será não observável [13]. Com medição de tensão este teste não é válido e o sistema continua observável mesmo que duas barras percam a medição de injeção, exceto quando estas sejam adjacentes. A retirada da medida de injeção de potência de barras adjacentes no caso com medidas de injeção e tensão torna o sistema não observável. Portanto, pode-se verificar importância da existência das medidas de tensão em além das medidas de injeção no sistema do ponto de vista da observabilidade.

4 Metodologias para detectar e identificar Perdas Não Técnicas.

4.1 Detecção de perdas não técnicas em pontos de carga em média tensão

As perdas não técnicas, analisadas do ponto de vista da estimação de estado, são similares aos erros grosseiros nas medidas, por estarem ausentes do modelo da rede elétrica. Desta forma, os métodos de detecção e identificação de erros grosseiros apresentados no capítulo anterior, podem ser adaptadas para implementar as metodologias de detecção de perdas não técnicas. Foram considerados dois tipos de efeito das fraudes nas informações para estimação de estado:

- Fraudes localizadas na rede de baixa tensão conectada aos transformadores as quais afetam diretamente o valor medido de injeções de potência ativa e reativa.
- Fraudes localizadas em ligações clandestinas ao longo do alimentador que afetam indiretamente a estimação do estado. Este tipo de fraude, embora tecnicamente improvável, foi considerada por poder produzir resultados aplicáveis em análise de fraudes na rede de baixa tensão.

No presente trabalho foram considerados duas metodologias de detecção de perdas não técnicas distintas a partir da estimação de estado:

- Uma metodologia estática, na qual a detecção é feita utilizando as informações adquiridas do sistema em um único instante, sem a necessidade de informações de instantes anteriores; e

- Uma metodologia dinâmica, baseada na evolução temporal da demanda, que utiliza dados obtidos em um dado instante de tempo e a previsão feita para aquele instante a partir de dados históricos e medidas de instantes anteriores.

4.1.1 Metodologia estática

A Metodologia Estática apresentada nesta seção teve como base as metodologias apresentadas em [5], [8] e [12]

A metodologia consiste na utilização do índice $J(x)$ e do máximo resíduo normalizado para a identificação da presença de erros grosseiros nas medidas devido às fraudes. No caso da ocorrência destes erros, os resíduos normalizados são utilizados para a detecção da medida suspeita.

A medida suspeita de conter erro grosseiro é a medida com o maior resíduo normalizado. O teste é feito retirando-se esta medida, refazendo-se a estimação de estado e calculando-se um novo índice $J(x)$ e resíduos, no caso deste novo índice $J(x)$ e, ou, o maior resíduo normalizado estarem dentro do limite estatístico, então as medidas restantes estão de acordo com o esperado, no entanto, caso o índice $J(x)$ ou os resíduos continuem indicando a presença de erro grosseiro no sistema, ainda existem medidas suspeitas e novamente marca-se a medida de maior resíduo normalizado como suspeita e refaz-se a estimação sem as medidas suspeitas e assim sucessivamente até que o índice $J(x)$ e resíduos não acusem erros grosseiros no sistema. Uma vez que não sejam mais encontrados erros, o estado estimado é assumido como suficientemente próximo do real.

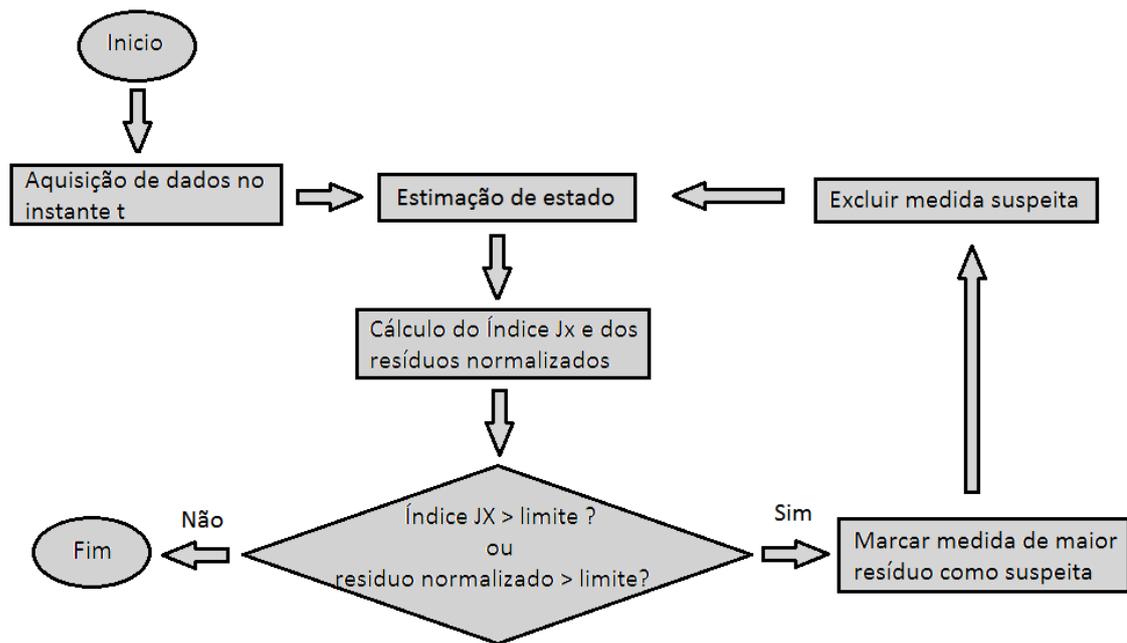


Figura 6 - Fluxograma do método de detecção e identificação de erros grosseiros pelo método estático.

Esta metodologia possui como sua principal desvantagem a possibilidade de perda de observabilidade do sistema em casos de erros múltiplos, uma vez que são retiradas medidas normalmente de injeção de potência em mais de uma barra.

Um exemplo é o caso de erros de medida em duas ou mais barras adjacentes: após a retirada da medida de potência de ambas, o trecho que liga as duas fica inobservável apenas com a medida de tensão, nestes casos, o algoritmo falha em continuar a analisar possíveis erros. Este problema pode ser amenizado com a utilização de pseudomedidas no lugar das medidas retiradas, no entanto, isto introduziria erros indesejáveis na estimação de estado ficando cada vez mais difícil a detecção de perdas não técnicas.

Outra possível solução é a utilização de medida nos transformadores de distribuição, duplicando as medidas de injeção de potência e tensão de forma mais confiável aumentando assim a redundância e, portanto, a confiabilidade da estimação e detecção de erros, entretanto isto representaria um altíssimo encargo para a empresa e não seria viável na maioria dos casos.

4.1.2 Metodologia Dinâmica

A Metodologia Dinâmica consiste na comparação entre o valor previsto da medida e o valor medido diretamente nas barras, esta teve como base a apresentada nos artigos [6], [7] e [15].

Para realizar esta comparação, cria-se um vetor chamado Inovação que é formado pelas diferenças entre os valores medidos no instante $(t + 1)$ e os valores previstos para o mesmo instante $(t + 1)$. Em seguida normaliza-se essas diferenças pelo desvio padrão desta diferença que pode ser calculado a partir do desvio padrão da previsão e o da medida.

$$v_N(i) = \frac{|M(i) - P(i)|}{\sigma_{medida}(i) + \sigma_{previsão}(i)} \quad (4.1)$$

Onde:

v_N : vetor inovação.

$M(i)$: i-ésimo valor medido.

$P(i)$: i-ésimo valor previsto.

$\sigma_{medida}(i)$ e $\sigma_{previsão}(i)$: desvio padrão dos i-ésimos valores medidos e previstos.

Esse vetor inovação normalizado representa quantas vezes o valor da medida difere do valor previsto e, portanto estabelecendo-se um limite para o erro, pode-se comparar os valores com o limite e pode-se detectar e identificar as medidas suspeitas de conter erro grosseiro, e conseqüentemente as suspeitas de conter fraudes. O limite escolhido neste trabalho foi de 4 uma vez que, estatisticamente, 4σ representa 99,994% dos resultados. Esta metodologia possui dois problemas principais:

a) Precisão da previsão:

Para que o resultado seja correto é importante que a previsão seja suficientemente próxima do valor real. Ao mesmo tempo em que a previsão deve ser a mais precisa possível, admitir um erro grande para tentar aumentar as chances de acerto também geraria problemas,

pois, caso o desvio padrão seja muito alto, fraudes pequenas podem ser confundidas com o erro de previsão.

Na prática, a previsão não é simples de se fazer e está sujeita a erros devido a diversos fatores como, por exemplo:

- Mudança no perfil de consumo: um consumidor pode espontaneamente mudar seu perfil de consumo, exemplos disto seriam uma viagem ou a troca de um dado equipamento, como o chuveiro elétrico pelo solar, diminuindo a carga consumida.
- Falta de dados históricos: muitas vezes a concessionária não possui dados suficientes para traçar um perfil de consumo para uma dada carga. Isso é um problema que é amenizado pela medição inteligente uma vez que com esta passa a ser possível obter continuamente dados da carga que são úteis para uma melhor previsão.
- Dados históricos não confiáveis: alguns consumidores podem ser fraudulentos desde sua instalação, neste caso o perfil traçado pela concessionária a partir de seus dados históricos estaria errado e não seria possível detectar a fraude deste.

A implantação de uma Infraestrutura Avançada de Medição (Advanced Metering Infrastructure – AMI), consistindo da instalação de medidores inteligentes (Smart Meters) individuais nos consumidores e uma rede de comunicação de dados, que permita a aquisição de informações de consumo e outras em intervalos regulares de poucos minutos, certamente permitira uma previsão muito mais precisa da demanda.

b) Utilização direta das medidas:

Esta metodologia utiliza os valores obtidos diretamente da medição antes da filtragem pelo estimador de estado. Isto se justifica, pois, o estimador tem como objetivo filtrar erros e, portanto seus resultados se aproximam mais do real, mascarando a diferença entre o previsto e o obtido em barras problemáticas. Outro ponto é que, devido aos cálculos do estimador, o erro em uma barra pode influenciar o resultado de outras sem problemas causando uma diferença entre o estimado e o previsto maior que o esperado.

Devido a sua independência do estimador de estado, esta metodologia esta sujeita a erros não filtrados das medidas e devido à dificuldade em se prever a carga no futuro, esta metodologia é menos precisa que a metodologia estática. No entanto, ela pode ser feita de forma preliminar identificando barras com possíveis erros de medida, a fim de direcionar e dar suporte à detecção pelo método estático.

Isto se mostra particularmente interessante nos casos de erros múltiplos, em que, apenas a detecção utilizando os resíduos, pode falhar ou gerar resultados duvidosos. Sendo então, a detecção pela inovação, uma importante ferramenta de apoio para a detecção de fraudes utilizando a estimação de estado.

4.2 Metodologia proposta para detecção e identificação de perdas não técnicas.

O furto de energia diretamente da rede de média tensão, devido ao custo mais elevado para sua realização, uma vez que o consumidor clandestino necessitaria possuir um transformador próprio, é um tipo de perda não técnica mais rara e ocorre mais com grandes consumidores de energia como, por exemplo, indústrias.

Para a detecção deste tipo de perda não técnica foram novamente empregados os métodos estático e dinâmico apresentados anteriormente. A metodologia estática apresentada anteriormente foi capaz de detectar a presença de um erro grosseiro, porém não foi capaz de identificar e corrigi-lo. A metodologia dinâmica, neste caso, não conseguiu sequer detectar a presença de erro uma vez que este tipo de perda não técnica pode não alterar o perfil de consumo das cargas nas barras.

Portanto, foi proposta uma modificação na metodologia estática, apresentada na seção seguinte, para que esta fosse capaz de identificar o tipo de fraude e fazer a correção necessária, enquanto que a metodologia dinâmica serviria como uma ferramenta capaz de ajudar em casos duvidosos confirmando ou refutando os resultados.

4.2.1 Metodologia Estática Alterada para detecção e identificação de furtos na rede de media tensão.

Assim como no caso de erro de medida em uma barra modelada, o índice $J(x)$ e o máximo resíduo normalizado podem ser utilizados para a identificação da presença de erros grosseiros na estimação de estado, no entanto, neste caso, o maior resíduo normalizado se encontra na barra eletricamente mais próxima do ponto de carga e, portanto o ponto de desvio pode estar em qualquer linha conectada à barra de maior resíduo sendo então necessário, para a localização do erro, um procedimento de varredura após a detecção da existência deste tipo de erro.

Uma vez que, como dito anteriormente, este tipo de fraude é menos comum, no caso de existência de erro, pode-se supor inicialmente ser um erro de medida e caso a eliminação, uma a uma, das medidas suspeitas não resolva o problema, passa-se, então, a supor a existência de um ponto de carga não conhecido em um ponto do alimentador próximo à barra de maior resíduo e então se realiza a varredura nas linhas ligadas à barra suspeita.

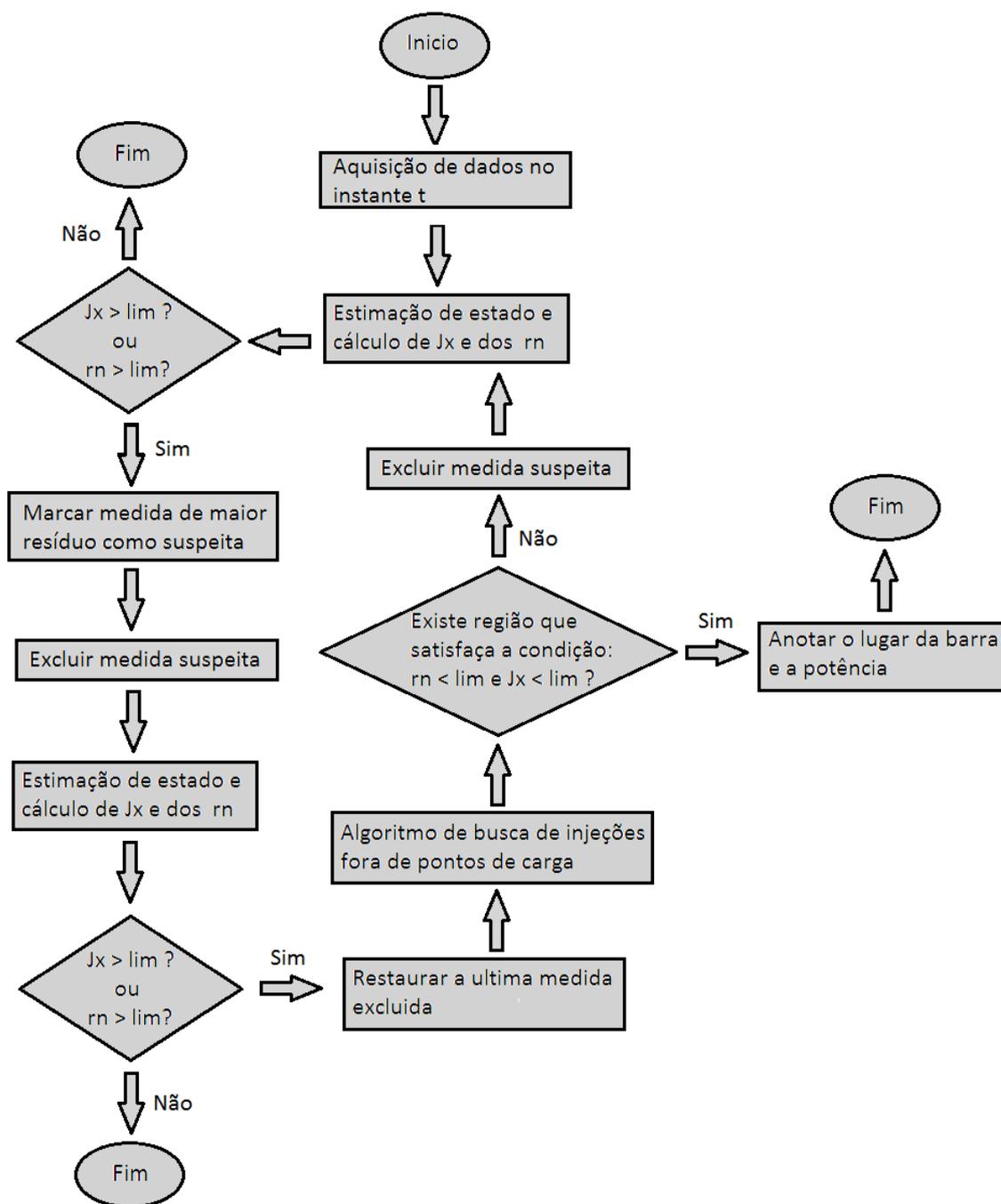


Figura 7 - Fluxograma do método de detecção e identificação de erros pelo método dinâmico.

O algoritmo de busca de injeções fora dos pontos de carga consiste em criar uma barra sem medidas em um ponto da linha suspeita, realizar uma nova estimação, e recalculer os índice $J(x)$ e resíduos normalizados. Ao se repetir este procedimento, variando a posição da barra criada a cada 5% ou 10% do comprimento da linha, é possível encontrar uma região que satisfaça as condições do índice $J(x)$ e resíduos normalizados, apresentando-a como a região suspeita de fraude, sendo o ponto provável de fraude o que obteve os menores índice e

resíduos. A injeção de potência, calculada pelo estimador de estado, nesta barra criada no ponto com melhores indicadores, índice $J(x)$ e resíduos normalizados, fornece uma boa estimativa da quantidade de potência que está sendo desviada da rede. Este algoritmo é apresentado no fluxograma da figura 7 e o algoritmo de varredura é:

Passo	Procedimento
1	Achar a barra de maior resíduo normalizado
2	Identificar linhas suspeitas que estejam conectadas à barra de maior resíduo.
3	Escolher uma linha suspeita.
4	Criar Barra não medida em 10% do comprimento da linha.
5	Realizar uma nova estimação e calcular o índice $J(x)$ e resíduos normalizados.
6	Anotar resultados.
	Chegou em 90% da linha?
7	Não: Variar 5% (passo de busca) e repetir o procedimento a partir do passo 5 Sim: prosseguir
	Ainda há linhas suspeitas?
8	Sim: mudar a linha suspeita e repetir a partir de 4 Não: prosseguir.
9	Identificar região suspeita e ponto provável de fraude, menor índice $J(x)$ e resíduos normalizados.

O tamanho da região que satisfaz as condições de índice $J(x)$ e resíduos normalizados varia com o valor da potência injetada no ponto de carga não conhecido, sendo assim uma fraude suficientemente pequena, dependendo da distância da barra, pode ser confundida com um erro de medida comum sendo este um dos problemas desta metodologia. Uma possível solução para este problema é a classificação de casos onde a fraude é relativamente pequena e identificada como erros de medida ou pontos de injeção próximos às barras como duvidosos, e então utilizar a metodologia baseada na evolução da demanda para a confirmação do resultado.

Esta metodologia compartilha do mesmo problema de observabilidade do apresentado em 4.1.1, além disso, o algoritmo de varredura pode agravar o problema. No caso de um erro de medida e um desvio de potência em uma linha, pode ocorrer a não observabilidade ao tentar localizar o erro de linha a partir da segunda iteração, pois ao criar uma barra sem

medição adjacente à outra que possua apenas medida de tensão, o trecho entre elas não é observável e neste caso, a busca para de funcionar:

Dado:	Um furto entre as barras 12 e 13, e outro furto entre as barras 28 e 29;
1º loop:	<ul style="list-style-type: none">- Retirada 1 a 1 não resolve (devido ao desvio)- Não consegue achar uma barra criada que resolva (pois ainda tem o erro em 29)- Retira a de maior resíduo (no caso é a 13)
2º loop: (sem medição de potência na barra 13)	<ul style="list-style-type: none">- Retirada 1 a 1 não resolve (apenas retirada de uma barra não soluciona o caso do desvio)- Não consegue achar uma barra criada que resolva (neste caso, se tentar criar a barra entre as barras 12 e 13 haverá perda de observabilidade)- Retira a de maior resíduo (agora é a barra 29)
3º loop: (sem medição de potência nas barras 13 e 29)	<ul style="list-style-type: none">- Retirada 1 a 1 não resolve- Erro ao tentar criar barras entre 12 e 13, não é observável.
Final:	Erro por perda de observabilidade.

A perda de observabilidade pode ser resolvida da mesma forma apresentada em 4.1.1, através da instalação de equipamentos para a aquisição de medidas nos transformadores ou a utilização de pseudomedidas. Entretanto apenas isto não resolve o problema deste algoritmo, pois, no caso de erros múltiplos, como os resíduos da barra mais próxima ao furto têm tendência a serem maiores, a medida nesta barra seria retirada antes das medidas com erro e o furto seria confundido com dois erros de medida adjacentes.

Em caso de erro múltiplo o algoritmo apresentado quase sempre erra ou falha e não consegue fazer a busca de desvios diretos de energia, pode-se então retirar a busca por desvios diretos de linha nos casos em que haja suspeita da ocorrência de erros múltiplos e reavaliar

utilizando o algoritmo de busca de barras que possuem resultado contraditório com o método dinâmico, obtendo-se assim um novo algoritmo, apresentado na Figura 8.

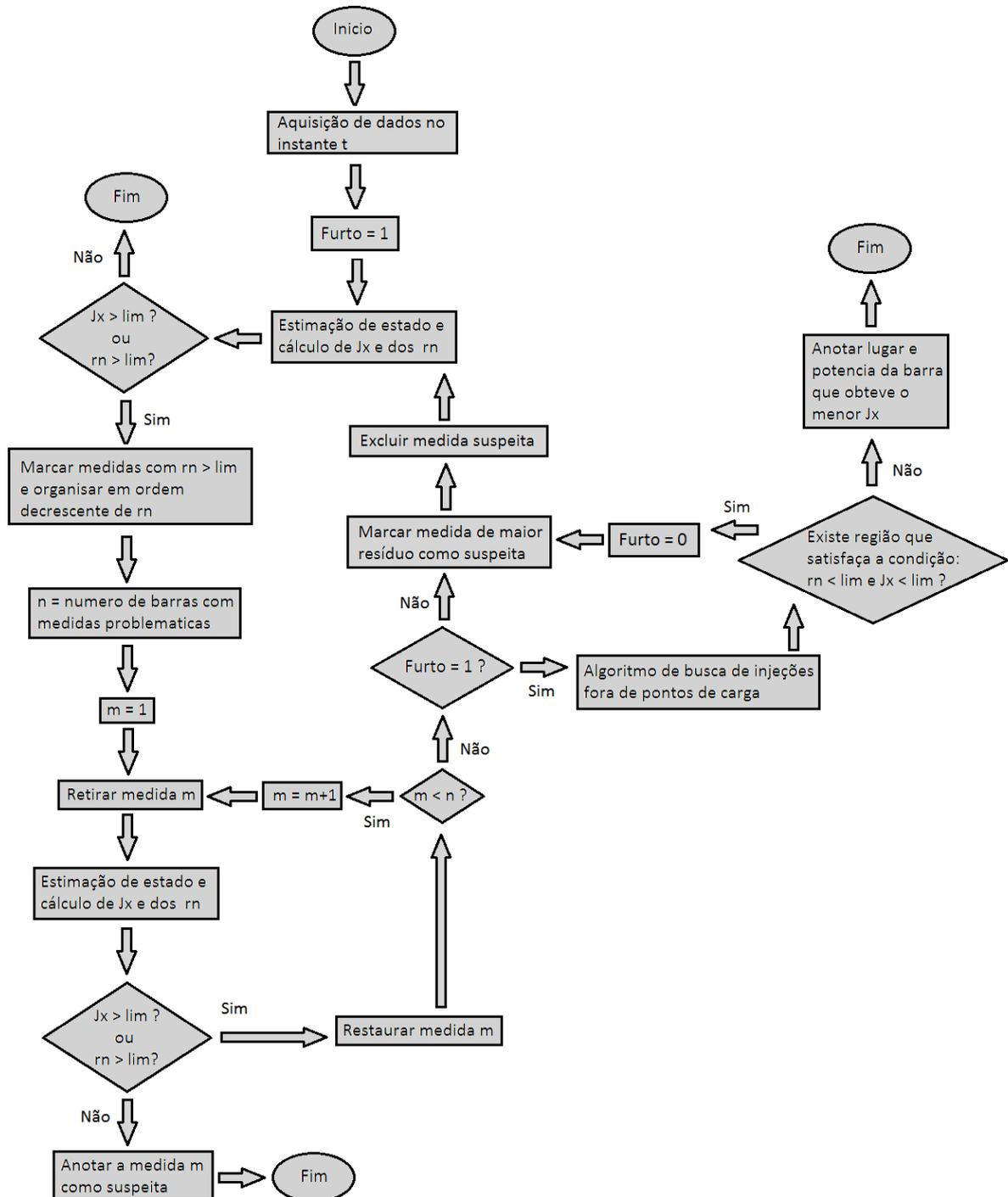


Figura 8 - Fluxograma do método de detecção e identificação de erros pelo método estático modificado.

5 Experimentos Computacionais

As metodologias propostas neste trabalho foram testadas utilizando-se modelos de redes elétricas baseados em sistemas reais, permitindo suas validações e comparações.

5.1 Ambiente de simulação

Para a simulação, optou-se por utilizar o [MATLAB®], que consiste em uma linguagem de alto nível em um ambiente interativo desenvolvido pela MathWorks®. O [MATLAB®] é muito usado por engenheiros devido a sua capacidade de resolver problemas numéricos e permitir a visualização dos dados e resultados, além de contar com diversas ferramentas de simulação.

O MATLAB®, além de contar com uma grande biblioteca de funções, permite que o usuário crie suas próprias funções e algoritmos e os utilize em outros algoritmos.

Os algoritmos utilizados neste trabalho para o cálculo do fluxo de potência e estimação de estado foram obtidos do Power System Toolbox [17] e da Dissertação de Mestrado do aluno Denis Pedro do Nascimento [14], respectivamente, ambos desenvolvidos para execução no ambiente MATLAB®.

5.2 Casos teste

Foram simulados 3 casos distintos baseados em sistemas de distribuição com 33 barras, 69 barras e 136 barras. Estes sistemas foram encontrados em [4] e [16].

Devido à necessidade de comparação entre a carga prevista e a medida pela metodologia dinâmica, para obter a carga prevista foram utilizadas 3 curvas distintas de carga de um dia útil [10]:

- Residencial de 300 a 500 KWh/mês, definida como residencial de classe média.
- Residencial entre 100 a 200 KWh/mês, definida como residencial de baixa renda.
- Comercial maior que 500KWh/mês

Os tipos de curva de carga utilizadas em cada barra foram baseados nos casos base dos sistemas testes. As curvas de cargas dos casos testados foram obtidas multiplicando os valores do caso base pelos valores da curva de carga em pu.

Para simular curvas de cargas medidas ligeiramente diferentes, como ocorre no caso real, foram introduzidas variações aleatórias com distribuição normal de média 0 e desvio padrão de 5% e 10%.

Nos exemplos foi suposto a existência de medidas de tensão e de injeção de potência ativa e reativa em cada ponto de carga. As medidas de injeção são obtidas a partir das medidas dos medidores inteligentes instalados nas residências, sendo a injeção no ponto de carga a soma das injeções das residências. Com as medidas de tensão dos medidores inteligentes é possível obter uma pseudo medida de tensão dos transformadores, outra possibilidade é medição de tensão diretamente nos transformadores, sendo esta mais confiável porem com um custo mais elevado.

A barra 1 nos exemplos representa a subestação e portanto, nela foi suposto a existência de medidas de tensão, injeção de potência ativa e reativa assim como fluxo de potência de 1 para 2.

Os dados dos sistemas podem ser encontrados no Apêndice A

5.2.1 Caso 33 barras

O primeiro caso teste foi baseado no sistema de distribuição de 33 barras do IEEE [4] mostrado na Figura 9, este caso, no entanto, só possuía dados para um instante de tempo e foi necessário gerar curvas de carga para cada ponto de carga baseadas em curvas de carga típicas. As curvas típicas utilizadas foram aquelas apresentadas em [10].

O exemplo ficou então da seguinte forma em relação aos tipos de curva de carga:

- Barra 1 é a subestação (barra swing).

- Barras 9 a 18 são do tipo residencial de baixa renda, sendo que a barra 14 tem 10% de carga do tipo comercial.
- Barras 7, 8, 24, 25, 30, 31 e 32 são do tipo comercial, sendo que a 7 e 8 tem 10% de carga do tipo residencial baixa renda.
- Demais barras são do tipo residencial de classe média, sendo a 4 e 29 com 10% comercial.

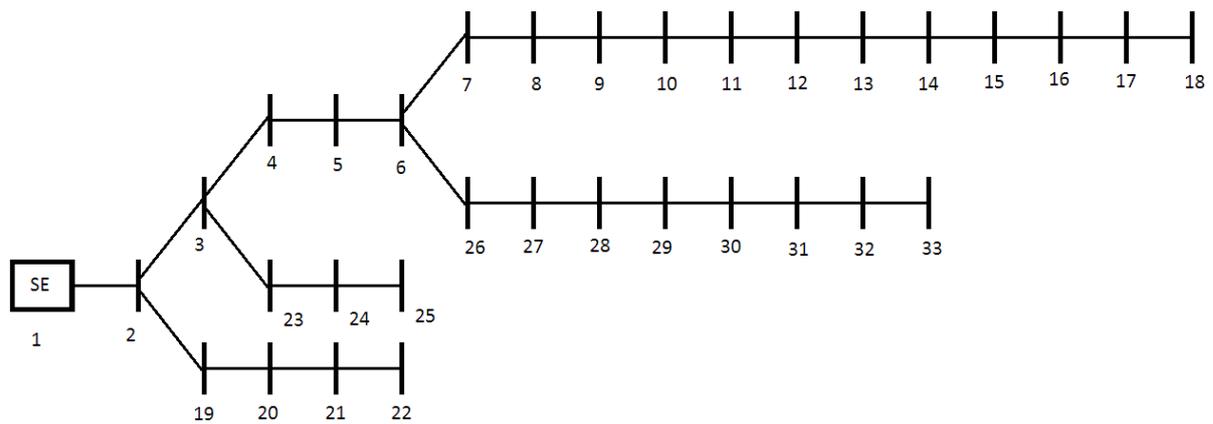


Figura 9 - Sistema com 33 barras.

5.2.2 Caso 69 barras

O caso teste de 69 barras [16] mostrado na Figura 10, assim como no de 33 barras, só possuía dados para um instante de tempo e foi necessário gerar curvas de carga para cada ponto de carga. As curvas de carga do exemplo ficaram da seguinte forma:

- Barra 1 é a subestação (barra swing).
- Barras 7 a 27 e 53 a 69 são do tipo residencial de baixa renda.
- Barras 30, 40, 51 e 52 são do tipo comercial.
- Demais barras são do tipo residencial de classe média.

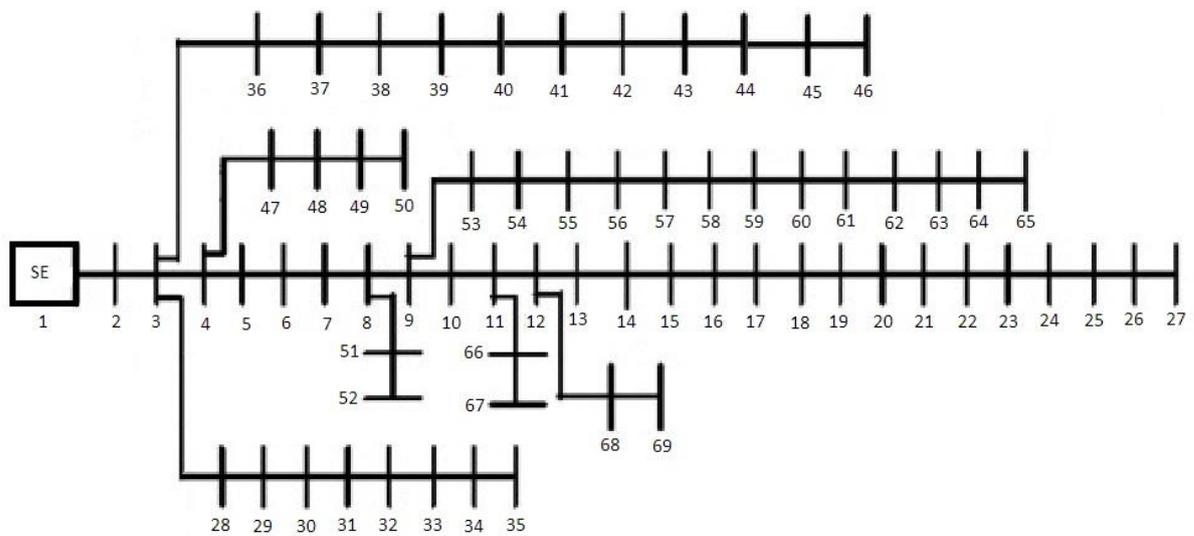


Figura 10 - Sistema com 69 barras.

5.2.3 Caso 136 barras

Assim como os casos anteriores, o caso com 136 barras [16] mostrado na Figura 11, ficou:

- Barra 1 é a subestação (barra swing)
- Barras 18 a 39, 91 a 105 e 107 a 121 são do tipo residencial de baixa renda.
- Barras 12, 17, 47, 75, 88 e 106 são do tipo comercial.
- Demais barras são do tipo residencial de classe média.

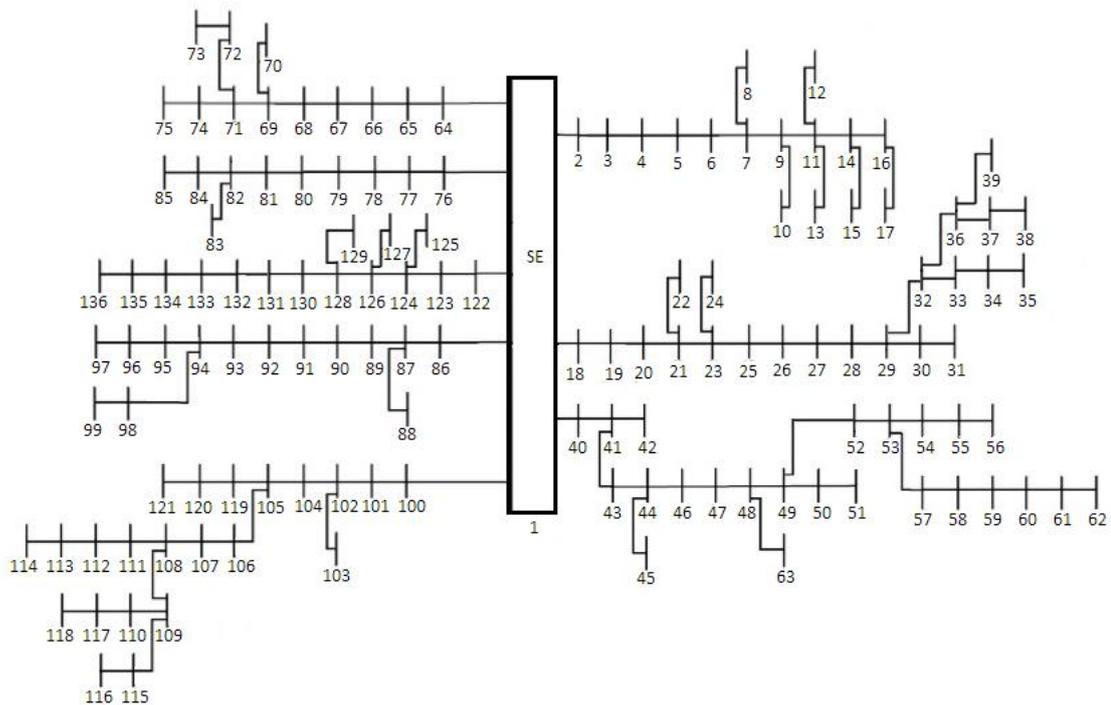


Figura 11 - Sistema com 136 barras.

5.3 Simulação do método dinâmico

Na simulação da metodologia dinâmica foi assumido que as curvas de carga para cada barra, normalizadas pela carga original de cada exemplo, representam a carga real em cada instante para as respectivas barras, sendo assim, a carga prevista de cada barra foi obtida a partir da carga real com erros aleatórios de distribuição normal e variância σ^2 , representado o erro de previsão caso a mesma fosse obtida por algum método de previsão. A existência de fraudes foi modelada como uma medida de 60% da carga real da barra. A fim de observar os efeitos da precisão da previsão sobre a metodologia foram considerados dois casos para cada sistema de distribuição: $\sigma = 5\%$ e $\sigma = 10\%$. Esta faixa de incerteza na previsão pode ser considerada adequada tendo em vista que a previsão origina-se de dados dos medidores inteligentes, as quais são recentes e apresentam precisão elevada.

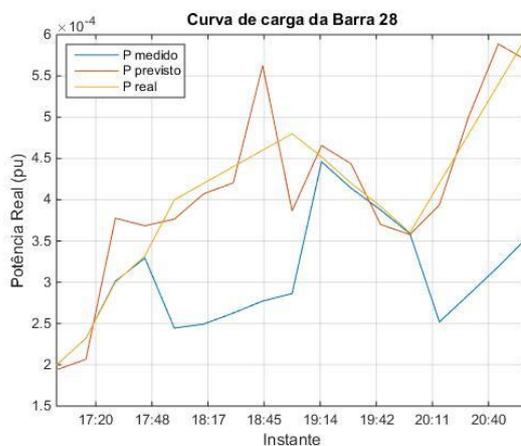
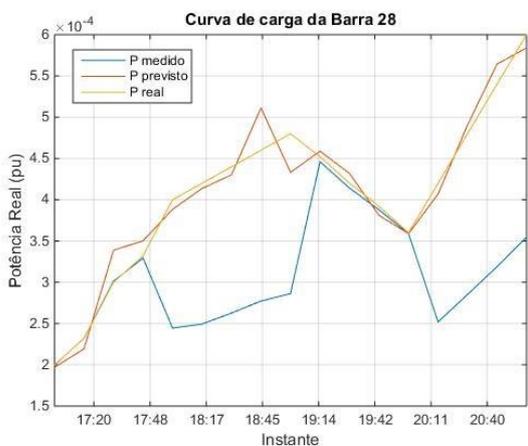
5.3.1 Sistema de 33 barras

Escolhendo aleatoriamente a barra 28 para receber os erros grosseiros de medição, representando possíveis fraudes, nos instantes das 18h às 19h e das 20:15h às 21h, obtêm-se os resultados mostrados na Figura 12

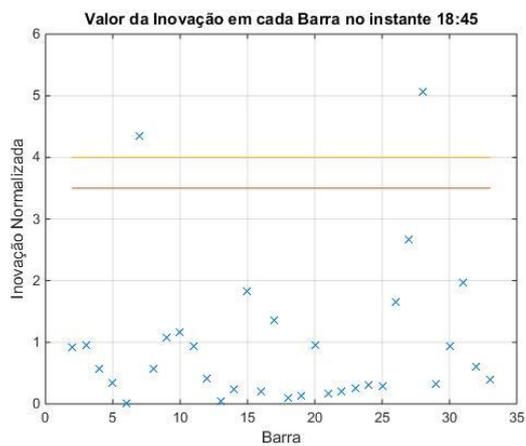
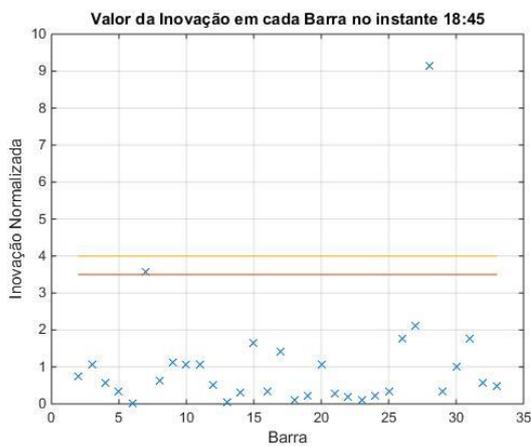
$\sigma = 5\%$

$\sigma = 10\%$

Curvas de carga da barra 28 entre 17h e 21h



Inovação das barras do sistema às 18:45h



Inovação das barras do sistema em todos os instantes

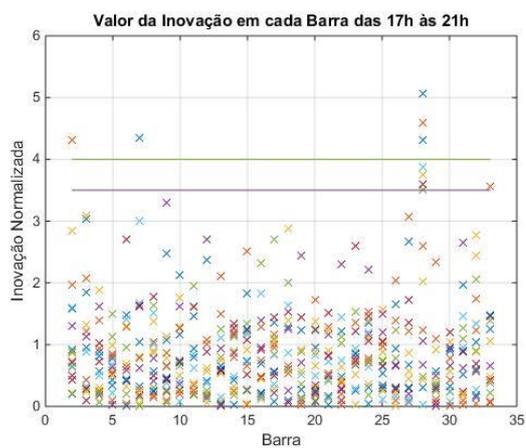
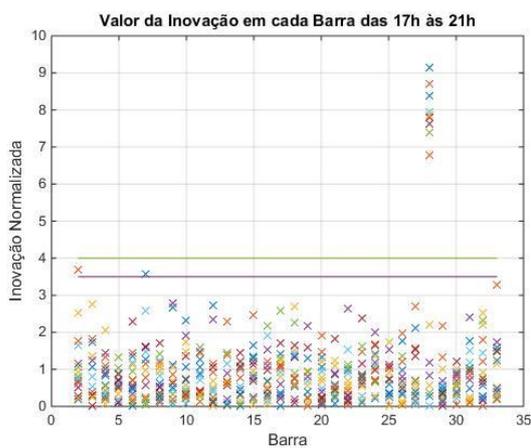


Figura 12 - Resultados da barra 28 com erro.

A partir destes resultados pode-se confirmar que a precisão da previsão é de suma importância para esta metodologia. Esta previsão está diretamente relacionada à capacidade

desta metodologia de identificar medidas problemáticas. A carga prevista deve ser o mais próximo da carga real possível, pois caso seja muito diferente perde-se a capacidade de identificar medidas anômalas.

Outro fator a ser considerado nesta metodologia é o limite escolhido para a detecção. Nos gráficos dos resíduos normalizados foram marcados os limites 3.5σ e 4σ . Pode-se observar que para 3.5σ a metodologia foi capaz de identificar, em ambos os casos de precisão, todos os erros na barra 28, entretanto a barra 7 e 2 foram erroneamente detectadas. Utilizando o limiar de 4σ a metodologia não obteve nenhum falso alarme para o caso $\sigma = 5\%$, mas para no caso da precisão de previsão mais baixa, $\sigma = 10\%$, não só a medida problemática não foi detectada em alguns momentos, como também houver falsos alarmes com ambos os limites.

Na Figura 13, pode-se observar a curva de carga da barra 7 no instante do falso alarme.

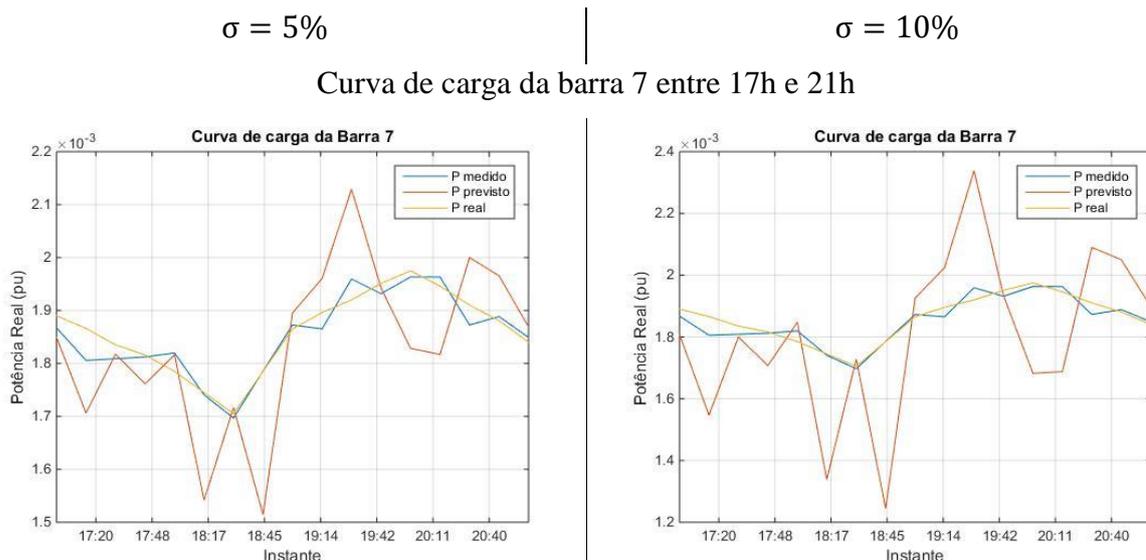


Figura 13 – Curva de carga da barra 7

Com o erro na barra 13 das 20h às 21h e realizando uma nova simulação, obtêm-se as inovações normalizadas para o sistema em todos os instantes mostradas na Figura 14.

Inovação das barras do sistema

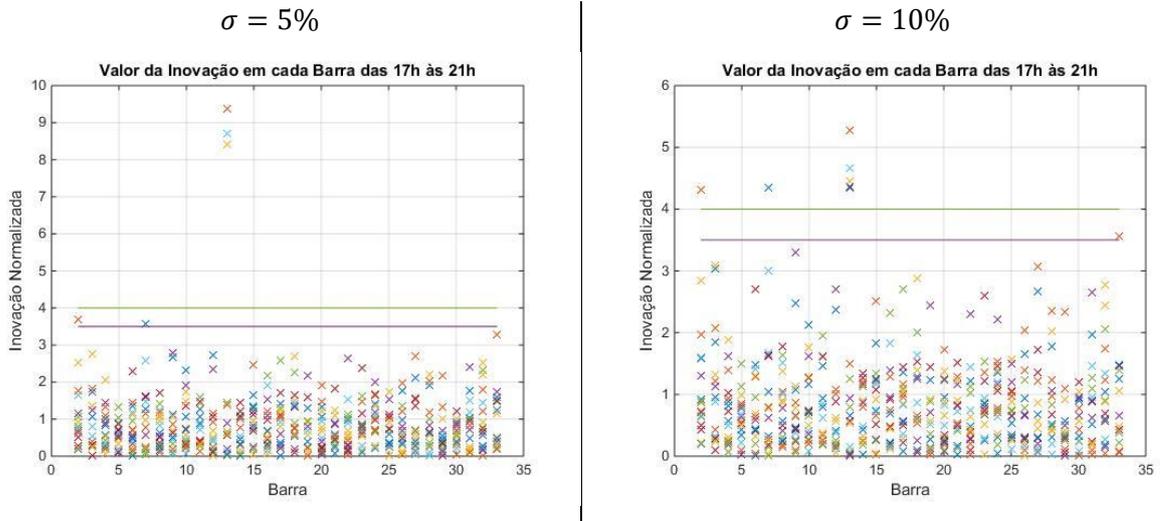


Figura 14 - Inovações normalizadas das barras do sistema das 17h às 21h.

Assim como com o erro na barra 28, com erro na barra 13, obtêm-se falsos alarmes quando utilizando o limite igual à 3,5. No caso de baixa precisão, $\sigma = 10\%$, a metodologia mais uma vez apresenta falsos alarmes mostrando ressaltando a necessidade e a dependência desta metodologia de uma previsão precisa.

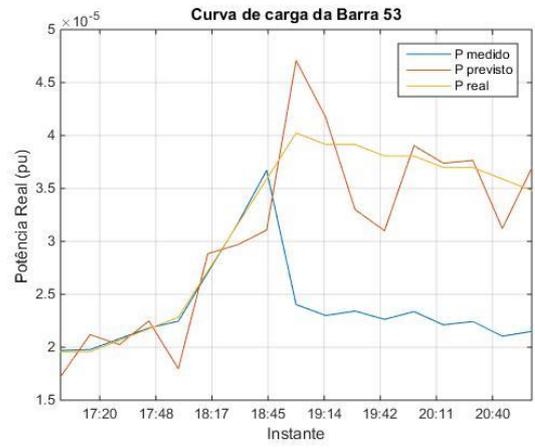
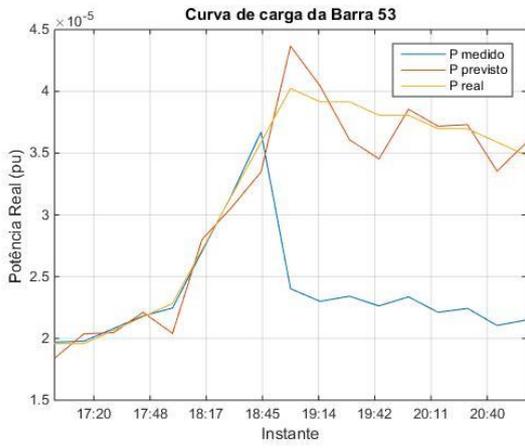
5.3.2 Sistema de 69 barras

Assim como no exemplo anterior, foi escolhida aleatoriamente uma barra, neste caso foi a 53, para receber os erros grosseiros de medida, representando possíveis fraudes, nos instantes das 19h às 21h. Os resultados obtidos estão mostrados na Figura 15.

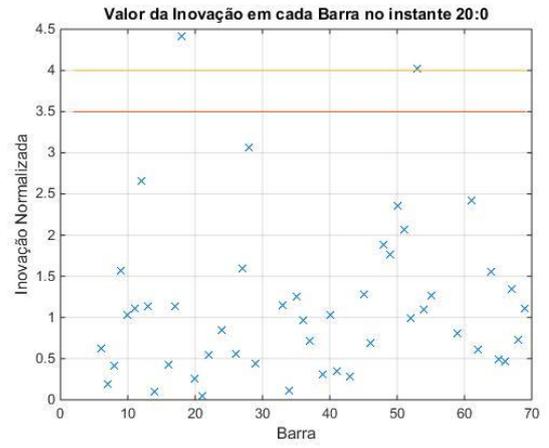
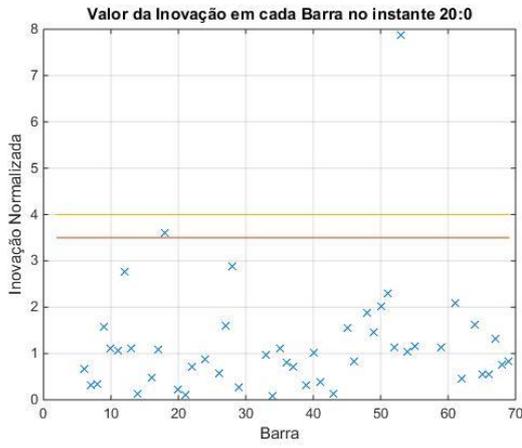
$\sigma = 5\%$

$\sigma = 10\%$

Curvas de carga da barra 53 entre 17h e 21h



Inovação das barras do sistema às 20:00h



Inovação das barras do sistema em todos os instantes

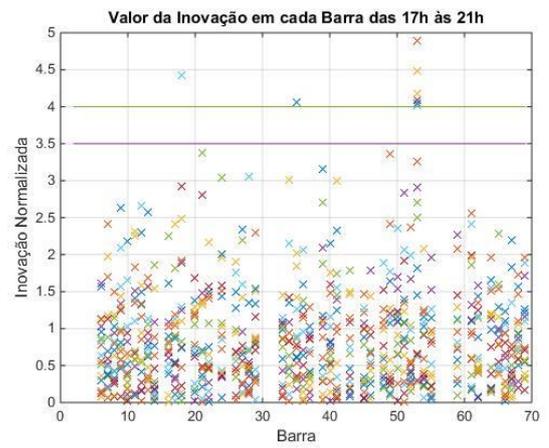
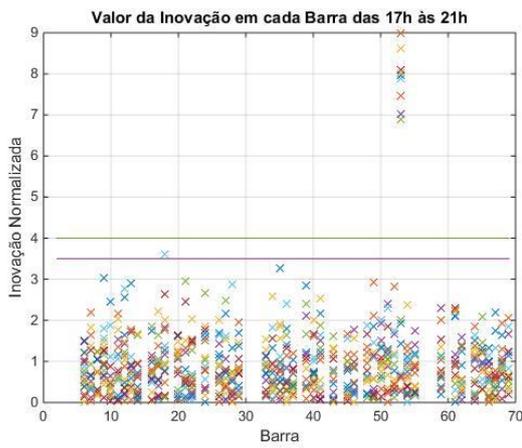


Figura 15 - Resultados da barra 53 com erro.

Neste caso, para um desvio padrão de 10% a metodologia quase falhou em detectar o problema em alguns instantes. Então assim com no exemplo anterior pode-se constatar a forte dependência da metodologia com a precisão da previsão.

As barras sem valores de inovação são devido às cargas destas serem nulas e, portanto, por não serem barras com carga, os valores de suas inovações não foram calculadas.

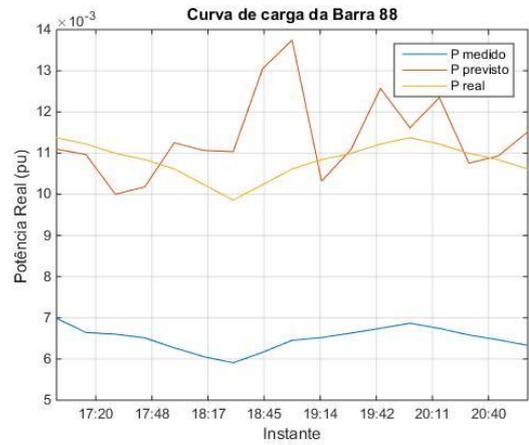
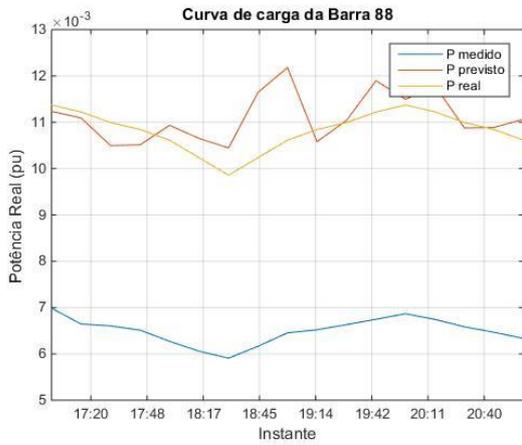
5.3.3 Sistema de 136 barras

Para o caso com 136 barras o erro grosseiro, representado a fraude, foi colocado na barra 88 durante todo o intervalo simulado. A barra 88 representa a segunda maior carga original do caso, e foi considerada como uma carga comercial, portanto este seria um consumidor comercial de grande porte fraudulento. Os resultados obtidos estão mostrados na Figura 16.

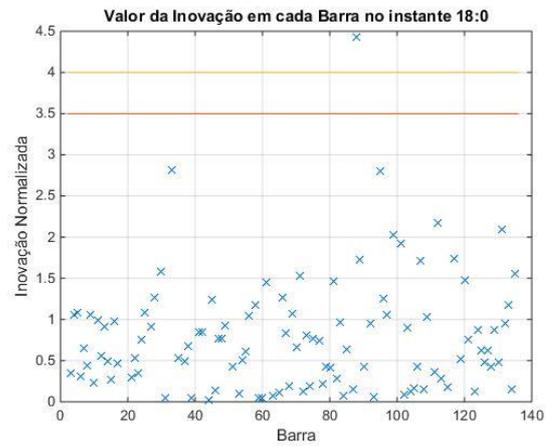
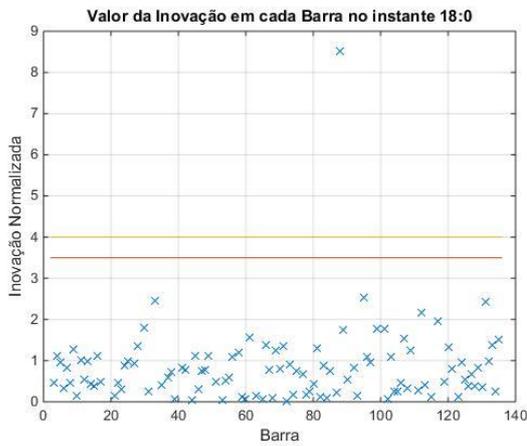
$\sigma = 5\%$

$\sigma = 10\%$

Curvas de carga da barra 88 entre 17h e 21h



Inovação das barras do sistema às 18:00h



Inovação das barras do sistema em todos os instantes

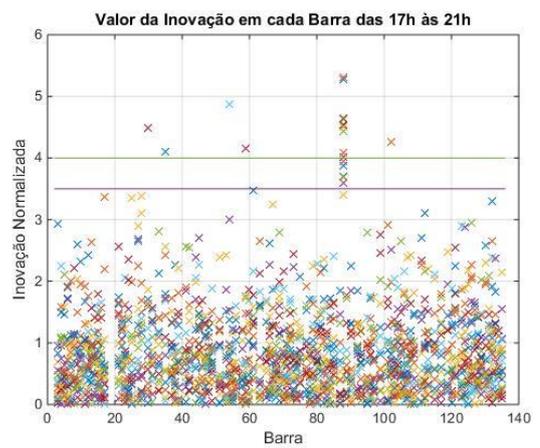
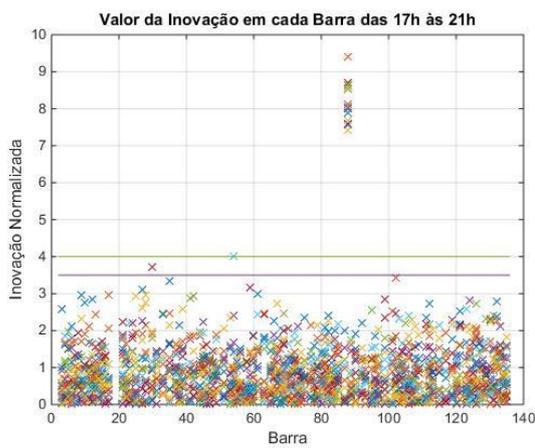


Figura 16 - Resultados da barra 88 com erro

Como resultado, foi observado que a metodologia possui maiores chances de falhar quando a carga real é maior que a prevista, isto porque, em fraudes a potência medida é menor

que a real, portanto nestes casos quando a carga prevista é menor que a carga real, a previsão se aproxima da medida, sendo assim, a diferença entre a carga medida e a prevista é menor podendo ficar abaixo que o tolerado para diferença. Este resultado significa que errar a previsão para baixo diminui as chances de localizar fraudes como já era esperado.

Realizando as simulações com uma medida equivalente a 80% da carga real, ou seja com erro grosseiro de 20% na medida, foi obtido um alto índice de erro de detecção. A isto se deve ao fato que, para um erro de 20% na medida, os valores dos erros de medida ficam próximos ao valor esperado do erro de previsão, principalmente no caso mencionado anteriormente.

Esses resultados reforçam a necessidade de se utilizar uma filtragem de erros através da estimação de estado e a utilização desta metodologia de forma complementar à metodologia baseada nos resíduos das medidas.

5.4 Simulações do método estático

Para a simulação da metodologia de detecção a partir dos resíduos normalizados foi implementado o algoritmo proposto em 4.2.1.

Os valores medidos foram obtidos a partir dos valores calculados no fluxo de potência com uma pequena variação aleatória de 0,001% nas medidas de tensão e de 1% nas medida de potência, para simular os erros aleatórios devido à precisão da medição. Estes valores foram escolhidos com base na precisão dos equipamentos de medição de potência atuais e na suposição que os medidores inteligentes, por serem digitais e utilizarem tecnologias mais recentes possibilitarão uma melhor precisão na medição de tensão que será de grande importância uma vez que no sistema de distribuição a variação de tensão entre barras é pequena e a relação entre potência ativa e tensão não pode ser desprezada. O resultado do fluxo de potência foi assumindo como sendo a condição real a qual não se tem conhecimento direto.

A fraude equivalente a um erro grosseiro de medição foi considerada como medidas de potência ativa e reativa equivalentes a uma parcela reduzida, $E_g\%$, dos seus respectivos valores reais. Os desvios de energia diretamente da linha foram considerados como uma carga

equivalente à uma porcentagem $D_d\%$ da carga da barra posterior à fraude. Foram testados diferentes valores, mas para fins de demonstração de resultados foram escolhidos $E_g\% = 60\%$ e $D_d\% = 70\%$. Estes valores se mostraram satisfatórios uma vez que fraudes muito pequenas dificilmente podem ser detectadas enquanto que fraudes muito grandes não se aproximam de forma satisfatória ao visto na prática.

Para cada exemplo foram simulados os seguintes casos: sem erro, com um erro de medição, e com desvio em uma linha. Os casos com mais de um erro de medição e com erro de medição e desvio na linha simultaneamente foram também simulados, mas por sua complexidade, estes casos não foram o principal foco do presente trabalho.

5.4.1 Sistema de 33 barras

Foi realizada uma estimação de estados sem a presença de erros com o objetivo de verificar a viabilidade do exemplo, com o objetivo de comparar o resultado do fluxo de potência com o resultado da estimação de estado. Os resultados obtido encontram-se na Tabela 1.

Tabela 1 - Comparação entre o calculado e o estimado para o exemplo de 33 barras

Barra	Fluxo de potência			Estimação de Estado		
	Tensão (pu)	Ângulo	Carga Ativa (* 10 ⁻³ pu)	Tensão (pu)	Ângulo	Carga Ativa (* 10 ⁻³ pu)
1	1,0000	0,0000	-40,9666	1,0000	0,0000	-40,9546
2	0,9940	-0,0049	1,0000	0,9941	-0,0046	0,9865
3	0,9658	-0,0268	0,9000	0,9658	-0,0255	0,8964
4	0,9511	-0,0366	1,2000	0,9511	-0,0353	1,2132
5	0,9365	-0,0532	0,6000	0,9365	-0,0518	0,5949
6	0,9019	-0,6384	0,6000	0,9019	-0,6371	0,6121
7	0,8943	-1,1684	2,0000	0,8943	-1,1675	2,0183
8	0,8836	-1,0812	2,0000	0,8836	-1,0798	1,9790
9	0,8697	-1,2498	0,6000	0,8697	-1,2490	0,5954
10	0,8567	-1,3965	0,6000	0,8567	-1,3968	0,5988
11	0,8548	-1,3785	0,4500	0,8548	-1,3790	0,4532
12	0,8515	-1,3497	0,6000	0,8515	-1,3505	0,5994
13	0,8378	-1,5691	0,6000	0,8378	-1,5717	0,6031
14	0,8327	-1,7619	1,2000	0,8327	-1,7654	1,2055
15	0,8296	-1,8546	0,6000	0,8296	-1,8581	0,5991
16	0,8265	-1,9120	0,6000	0,8265	-1,9156	0,5989
17	0,8219	-2,1042	0,6000	0,8219	-2,1083	0,6049
18	0,8206	-2,1281	0,9000	0,8206	-2,1319	0,8964
19	0,9930	-0,0269	0,9000	0,9930	-0,0269	0,9098
20	0,9857	-0,1635	0,9000	0,9857	-0,1641	0,9098
21	0,9843	-0,2032	0,9000	0,9843	-0,2036	0,9043
22	0,9830	-0,2450	0,9000	0,9830	-0,2447	0,8904
23	0,9584	-0,0916	0,9000	0,9584	-0,0888	0,9028
24	0,9445	-0,2801	4,2000	0,9445	-0,2744	4,1785
25	0,9375	-0,3740	4,2000	0,9375	-0,3685	4,2001
26	0,8986	-0,6470	0,6000	0,8986	-0,6454	0,5949
27	0,8942	-0,6578	0,6000	0,8942	-0,6557	0,6086
28	0,8767	-0,9955	0,6000	0,8767	-0,9900	0,6010
29	0,8644	-1,2295	1,2000	0,8644	-1,2214	1,2027
30	0,8587	-1,2510	2,0000	0,8587	-1,2414	1,9928
31	0,8496	-1,4486	1,5000	0,8496	-1,4360	1,4839
32	0,8476	-1,5030	2,1000	0,8476	-1,4904	2,0967
33	0,8470	-1,5213	0,6000	0,8470	-1,5089	0,6072

Pode-se observar que o estado estimado pelo estimador é muito próximo do estado calculado pelo fluxo de potência e, portanto pode-se considerar o exemplo e o estimador como viáveis para realizar os testes para a metodologia proposta e realizar os testes com a presença de erros grosseiros (fraudes).

5.4.1.1 Apenas um erro de medida:

Supondo uma fraude na barra 13, estimando o estado do sistema e calculando os resíduos normalizados de medição obtêm-se os resultados mostrados na Figura 17.

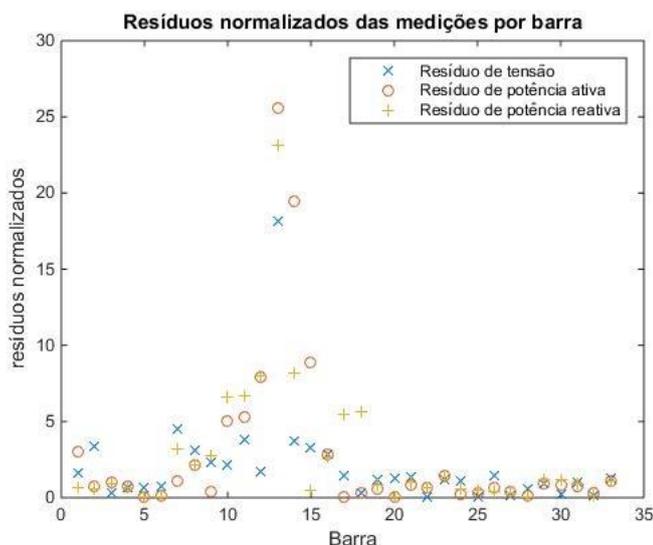


Figura 17 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 33 barras

Pode-se observar um padrão no qual os maiores resíduos se encontram na barra que contém a fraude e nas barras vizinhas. A partir desta observação, para diminuir o esforço computacional, o teste de retirar as medições e refazer a estimação de estado e cálculo dos resíduos normalizados foi realizado retirando as medições na ordem decrescente de resíduos. Neste caso o algoritmo encontrou a solução retirando as medidas mostradas na Tabela 2.

Tabela 2 - Medidas descartadas para um erro no exemplo de 33 barras

Medidas Descartadas				
Barra	Valor Real (* 10 ⁻³ pu)	Valor Medido (* 10 ⁻³ pu)	Resíduo Normalizado	Tipo de medida
13	-0,6000	-0,3606	25,5666	P
13	-0,3500	-0,2104	23,1652	Q

Com estas medidas descartadas os novos resíduos normalizados calculados encontram-se na Figura 18.

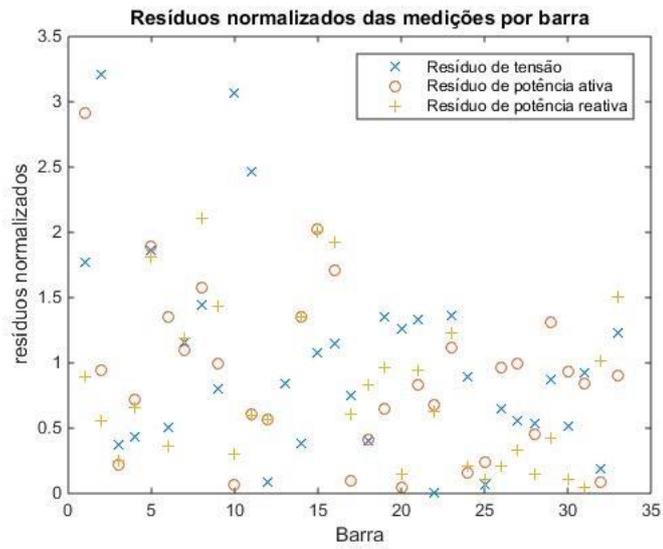


Figura 18 - Resíduos normalizados após a correção para o exemplo de 33 barras.

O algoritmo foi capaz de identificar e localizar com sucesso a fraude. A correção do erro melhora a estimação de estado como visto na Tabela 3.

Tabela 3 - Comparação entre Potência real, medida, estimada com erro e estimada sem o erro.

Barra	P real (* 10 ⁻³ pu)	P medido (* 10 ⁻³ pu)	P estimado com erro (* 10 ⁻³ pu)	P estimado após a remoção da medida suspeita (* 10 ⁻³ pu)
2	1,0000	0,9856	0,9863	0,9865
3	0,9000	0,8971	0,8942	0,8965
4	1,2000	1,2091	1,2043	1,2136
5	0,6000	0,5918	0,5917	0,5951
6	0,6000	0,6103	0,6101	0,6122
7	2,0000	2,0020	2,0185	2,0183
8	2,0000	2,0048	1,9707	1,9794
9	0,6000	0,5981	0,5992	0,5953
10	0,6000	0,5981	0,6139	0,5983
11	0,4500	0,4539	0,4633	0,4529
12	0,6000	0,6002	0,6251	0,5986
13	0,6000	0,3606	0,4297	0,6081
14	1,2000	1,1925	1,3657	1,2004
15	0,6000	0,5934	0,6168	0,5985
16	0,6000	0,5933	0,6024	0,5988
17	0,6000	0,6052	0,6050	0,6049
18	0,9000	0,8993	0,8973	0,8964
19	0,9000	0,9109	0,9098	0,9098
20	0,9000	0,9100	0,9099	0,9098
21	0,9000	0,9001	0,9044	0,9043
22	0,9000	0,8862	0,8905	0,8904
23	0,9000	0,9069	0,9018	0,9029
24	4,2000	4,1844	4,1763	4,1786
25	4,2000	4,2095	4,1987	4,2001
26	0,6000	0,5933	0,5921	0,5950
27	0,6000	0,6065	0,6056	0,6087
28	0,6000	0,5998	0,5993	0,6010
29	1,2000	1,1934	1,2003	1,2027
30	2,0000	1,9780	1,9917	1,9928
31	1,5000	1,4768	1,4829	1,4840
32	2,1000	2,0982	2,0936	2,0969
33	0,6000	0,6089	0,6069	0,6072

Vale ressaltar que foram realizadas simulações para erros em outras barras e os resultados observados foram condizentes com os observados para o erro na barra 13 mostrando que esta barra não constituía um caso de exceção. O algoritmo também foi capaz de identificar e localizar com sucesso o erro mesmo com níveis de erro menores que 40%.

5.4.1.2 Desvio de energia em uma linha:

Para um desvio de energia localizado em 57% da distância entre as barras 13 e 14 a O algoritmo identificou a presença de fraude no sistema, como mostram os valores dos resíduos normalizados mostrados na Figura 19

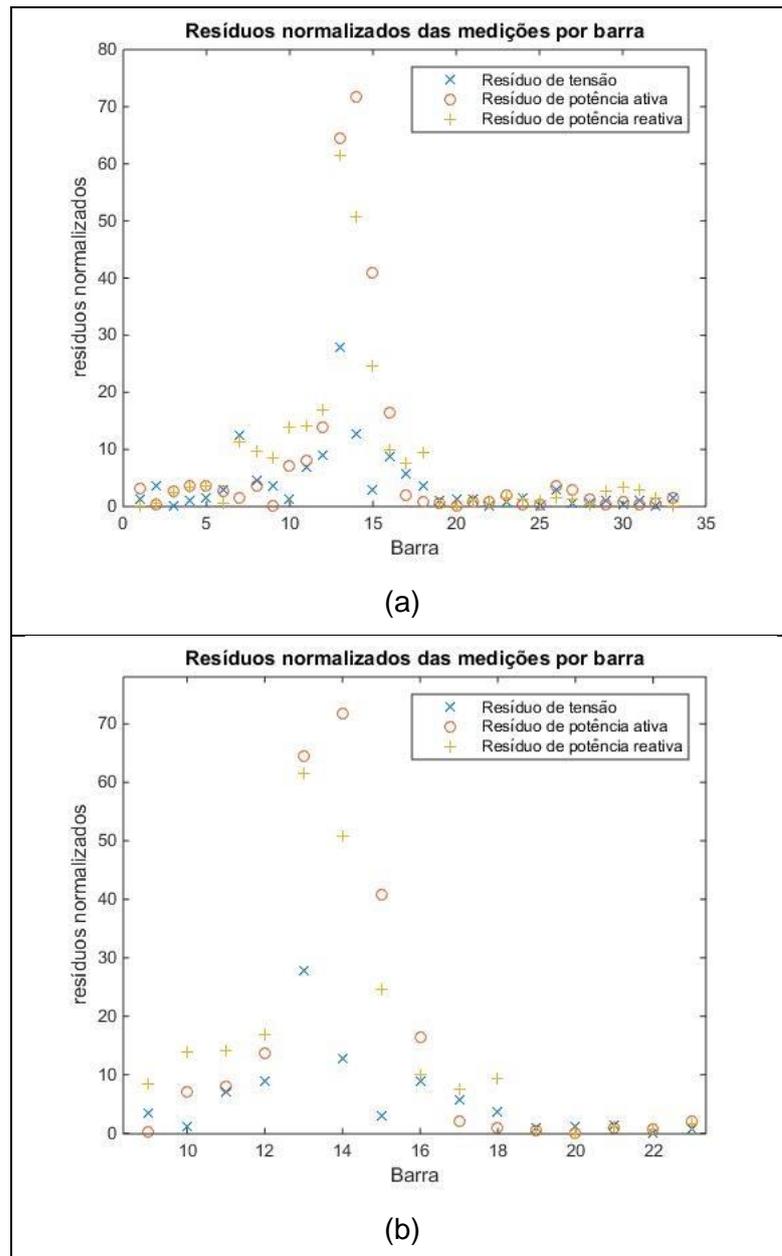


Figura 19 - Resíduos normalizados com desvio de energia entre 13 e 14 para o exemplo de 33 barras.

(a) todas as barras e (b) apenas as adjacentes ao desvio

Após a tentativa de corrigir o erro eliminando as medidas com alto resíduo normalizado uma a uma, não foi encontrada uma solução que satisfizesse a condição imposta para os limites dos resíduos normalizados e índice $J(x)$. Sendo assim, o algoritmo passou a buscar o erro em linhas em torno da barra com a medida de maior resíduo, obtendo como solução uma barra de carga como mostrado na Tabela 4.

Tabela 4 – Lugar do desvio encontrado pelo algoritmo para o exemplo de 33 barras.

Barra de	Barra para	Distância (% da linha)
13	14	60%

O passo de busca do algoritmo foi fixado em 5%. A solução mais próxima possível encontrada foi 55%. Podemos comparar a o valor da potência estimada das barras adjacentes do desvio de energia com o valor assumido como real, mostrado na Tabela 5

Tabela 5 - Comparação entre Potência real e estimada para o caso de um desvio em linha no exemplo de 33 barras.

Barra	Potência Estimada (* 10⁻³ pu)	Potência Real (* 10⁻³ pu)
13	-0,6804	-0,6000
Desvio	-1,0603	-0,8400
14	-1,3001	-1,2000

O algoritmo foi capaz de identificar e localizar o desvio de energia na linha com precisão satisfatória como também foi capaz de estimar a quantidade de energia desviada, possibilitando uma melhor tomada de decisões por parte das concessionárias.

5.4.1.3 Erros múltiplos:

O algoritmo apresentado foi capaz de identificar e localizar erros grosseiros múltiplos, ou múltiplos casos de fraude, dado que a retirada das medidas suspeitas não ocasione perda de observabilidade. Como dito anteriormente, a retirada de medidas de potência de barras

adjacentes ocasiona a perda de observabilidade no trecho entre elas, sendo assim o programa consegue identificar medidas com erro grosseiro em barras distintas não adjacentes.

Com erros grosseiros nas medidas de potência das barras 11, 14 e 29, os resíduos normalizados obtidos estão mostrados na Figura 20.

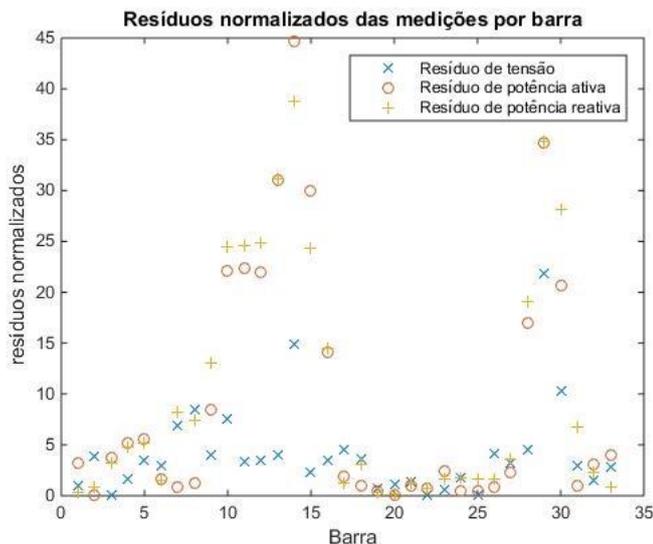


Figura 20 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 33 barras com 3 erros.

O algoritmo neste caso, após testar a possibilidade de apenas um erro, entende que há mais de um erro e passa a remover as medidas suspeitas uma a uma e re-estimar o estado até que os resíduos normalizados e índice $J(x)$ não indiquem mais medidas com erro ou perda a observabilidade. As medidas retiradas a cada iteração são mostradas na Tabela 6.

Tabela 6 - Medidas descartadas para um erro no exemplo de 33 barras com 3 erros.

Medidas Descartadas					
Iteração	Barra	Valor Real (* 10 ⁻³ pu)	Valor Medido (* 10 ⁻³ pu)	Resíduo Normalizado	Tipo de medida
1 ^a	14	1,2000	0,7155	44,7067	P
	14	0,8000	0,4732	38,7437	Q
2 ^a	29	1,2000	0,7160	35,0808	P
	29	0,7000	0,4192	34,2883	Q
3 ^a	11	0,4500	0,2723	22,6145	P
	11	0,3000	0,1791	22,2896	Q

A comparação entre a potência medida com a real, a estimada antes do erro ser corrigido e a estimada após as medidas serem retiradas é mostrada na Tabela 7.

Tabela 7 - Comparação entre Potências sem o erro para 3 erros no exemplo de 33 barras.

Barra	P real (* 10 ⁻³ pu)	P medido (* 10 ⁻³ pu)	P estimado com erro (* 10 ⁻³ pu)	P estimado após a correção (* 10 ⁻³ pu)
2	1,0000	0,9856	0,9864	0,9864
3	0,9000	0,8971	0,8947	0,8954
4	1,2000	1,2091	1,2060	1,2092
5	0,6000	0,5918	0,5920	0,5935
6	0,6000	0,6103	0,6090	0,6113
7	2,0000	2,0020	2,0136	2,0075
8	2,0000	2,0048	2,0035	1,9809
9	0,6000	0,5981	0,6246	0,5962
10	0,6000	0,5981	0,6670	0,6000
11	0,4500	0,2723	0,3111	0,4358
12	0,6000	0,6002	0,6588	0,6003
13	0,6000	0,6010	0,6096	0,6009
14	1,2000	0,7155	1,2678	1,2115
15	0,6000	0,5934	0,5929	0,5964
16	0,6000	0,5933	0,5938	0,5974
17	0,6000	0,6052	0,6033	0,6046
18	0,9000	0,8993	0,8954	0,8965
19	0,9000	0,9109	0,9098	0,9098
20	0,9000	0,9100	0,9099	0,9098
21	0,9000	0,9001	0,9044	0,9043
22	0,9000	0,8862	0,8905	0,8904
23	0,9000	0,9069	0,9021	0,9024
24	4,2000	4,1844	4,1773	4,1773
25	4,2000	4,2095	4,1993	4,1992
26	0,6000	0,5933	0,5910	0,5934
27	0,6000	0,6065	0,6051	0,6059
28	0,6000	0,5998	0,5983	0,5978
29	1,2000	0,7160	1,1502	1,2795
30	2,0000	1,9780	1,9823	1,9830
31	1,5000	1,4768	1,4830	1,4832
32	2,1000	2,0982	2,0956	2,0958
33	0,6000	0,6089	0,6071	0,6071

Para apenas 2 fraudes em barras adjacentes, o algoritmo falha em identificar erros múltiplos. O algoritmo, neste caso identifica apenas uma fraude localizada entre as barras, ou seja, para fraudes em barras adjacente este algoritmo localiza erroneamente uma fraude na linha entre esta barras.

Com o erro nas barras 15 e 16, o algoritmo localiza um desvio de energia visto na Tabela 8:

Tabela 8 - Lugar do desvio encontrado pelo algoritmo para o exemplo de 33 barras com 2 erros em barras distintas.

Barra de	Barra para	Distância (% da linha)
15	16	50%

Esta aparente falha se mostrou um resultado interessante uma vez que evitou a perda de observabilidade que ocorreria na retirada da medição de potência das barras 15 e 16.

Como foi visto anteriormente, para sistemas radiais com medidas de injeção de potência e de tensão nas barras a retirada das medidas de injeção de potência de duas barras ocasiona a perda de observabilidade do sistema, entretanto, o algoritmo de busca por desvios em linhas cria barras, e no caso de fraudes em barras adjacentes este gera um resultado numérico onde ambas as fraudes são vistas como um desvio entre elas. No resultado apresentado, por exemplo, o sistema sem as medidas de potência nas barras 15 e 16 passaria a ter o trecho entre elas inobservável, porém com a criação de uma barra entre elas o erro de medida é transferido para a barra criada gerando uma solução em que o sistema é observável.

O resultado obtido mostra que a criação de uma barra entre duas barras fraudulentas pode então ser utilizada como um artifício matemático para evitar a perda de observabilidade da rede em alguns casos.

Para casos com 3 ou mais erros grosseiros em barras consecutivas ou casos com ambos os perfis de erro, erro grosseiro de medida e desvio de energia da linha, o algoritmo falha em localizar corretamente os problemas. Para solucionar este problema deveria ser implementado uma busca exaustiva por desvios de energia e erros de medida através do teste de diversas possibilidades de erro, entretanto o esforço computacional seria grande demais para ser uma solução prática.

5.4.2 Sistema de 69 barras

Analogamente ao exemplo de 33 barras, foram realizados testes para o sistema de 69 barras. Serão apresentados a seguir alguns desses resultados. Para este sistema, assim como no sistema anterior, os resultados do estimador e do fluxo de potência para o sistema sem

erros grosseiros foram comparados a fim de validar os resultados obtidos pelo estimador. Os valores estimados foram próximos dos calculados pelo fluxo validando o exemplo.

5.4.2.1 Apenas um erro de medida:

Para um erro grosseiro na medida de potência Barra 7 o algoritmo foi capaz de encontrar e corrigir o erro. Analogamente ao exemplo anterior, pode-se ver os resultados nas Figuras 21 e 22 e na Tabela 9:

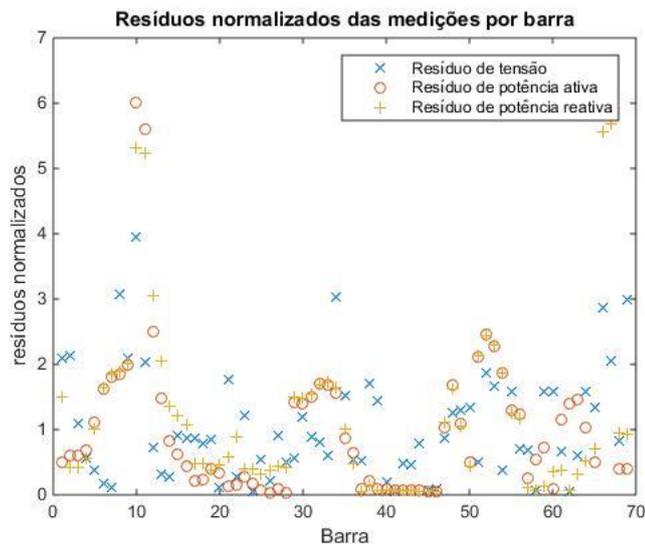


Figura 21 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 69 barras

Tabela 9 - Comparação entre Potência real e estimada para o caso de um desvio em linha no exemplo de 69 barras

Medidas Descartadas				
Barra	Valor Real (* 10⁻² pu)	Valor Medido (* 10⁻² pu)	Resíduo Normalizado	Tipo de medida
10	0,0280	0,0170	6,0026	P
10	0,0190	0,0115	5,3264	Q

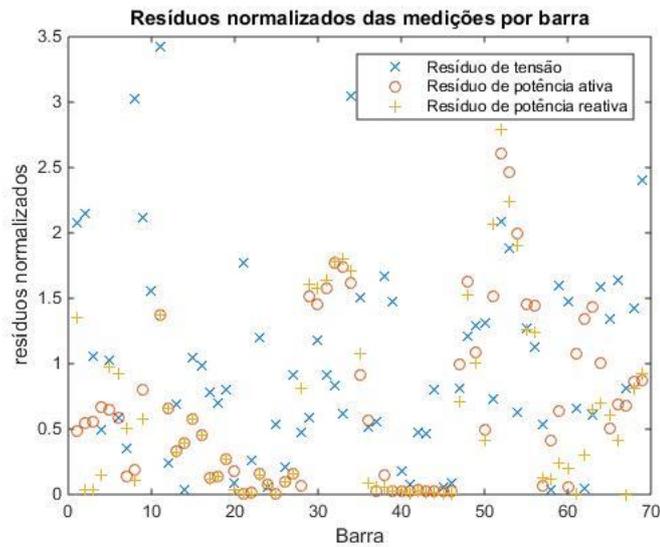


Figura 22 - Resíduos normalizados após a correção para o exemplo de 69 barras

O exemplo de 69 barras possui uma variação mais ampla da carga das barras. A barra 22, por exemplo, possui uma carga muito pequena em relação às demais do sistema, e com o erro grosseiro na medida de potência nela não foi detectado a presença de erros. Isto porque o erro é proporcional à carga da barra, e o erro nesta era quase imperceptível para o sistema. Este resultado mostra que para sistemas com grande diferença entre as cargas das barras, fica mais difícil encontrar furtos nas barras de menor potência.

5.4.2.2 Desvio de energia em uma linha:

Para um desvio de energia da linha entre as barras 33 e 34 a 33% da distância, com uma carga igual a 70% da carga da barra 34 tem-se os seguintes resultados vistos na Figura 23:

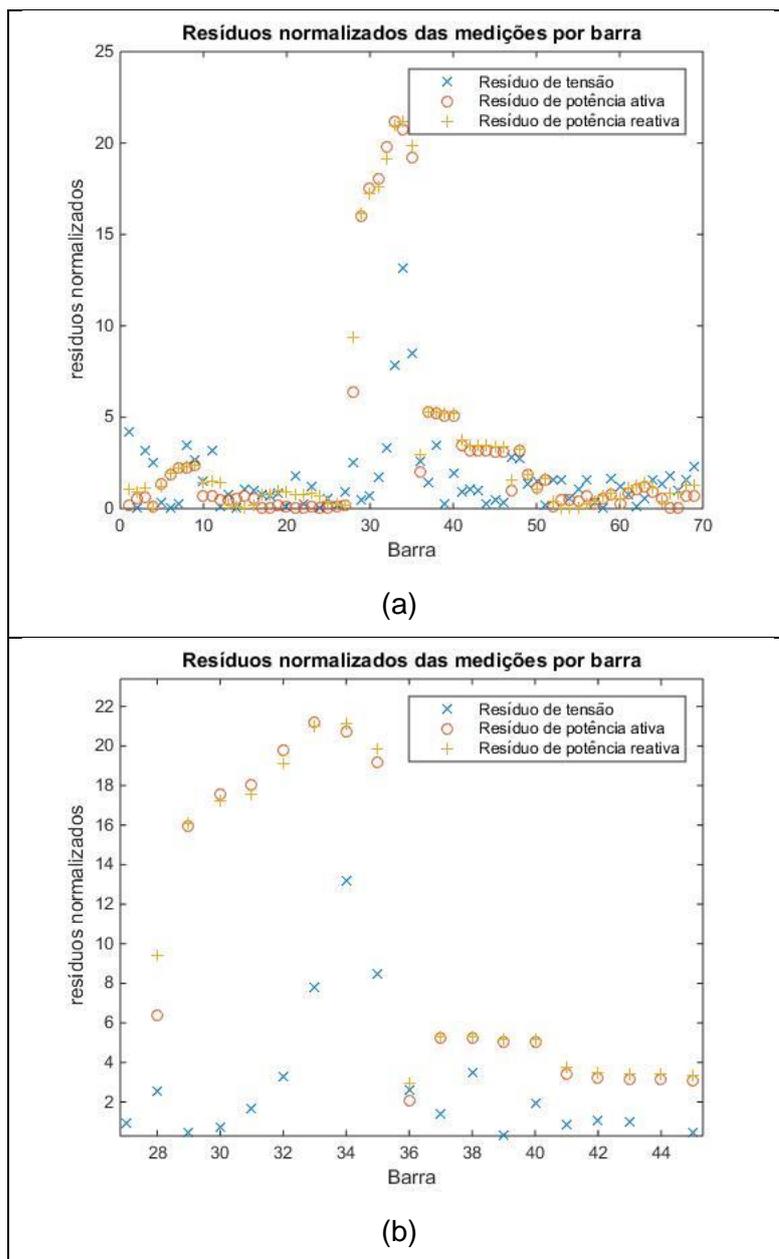


Figura 23 - Resíduos normalizados com desvio de energia entre 32 e 33 para o exemplo de 69 barras.

(a) são todas as barras e (b) são apenas as adjacentes ao desvio

O passo de busca pelo desvio foi de 5% e o desvio foi encontrado entre as barras 33 e 34 a 30% da distância entre elas, o resultado é mostrado na Tabela 10.

Tabela 10 - Comparação entre Potência real e estimada para o caso de um desvio em linha no exemplo de 69 barras.

Barra	Potência Estimada (* 10 ⁻² pu)	Potência Real (* 10 ⁻² pu)
33	0,0140	0,0140
Desvio	0,0067	0,0027
34	0,0095	0,0094

Para um desvio muito baixo não foram detectados problemas, como para o caso de apenas um erro de medida, ou o desvio foi confundido com um erro de medição na barra mais próxima.

5.4.2.3 Erros múltiplos:

Para erros grosseiros múltiplos em barras não adjacentes, 16, 26 e 51, o resultado é visto na Figura 24:

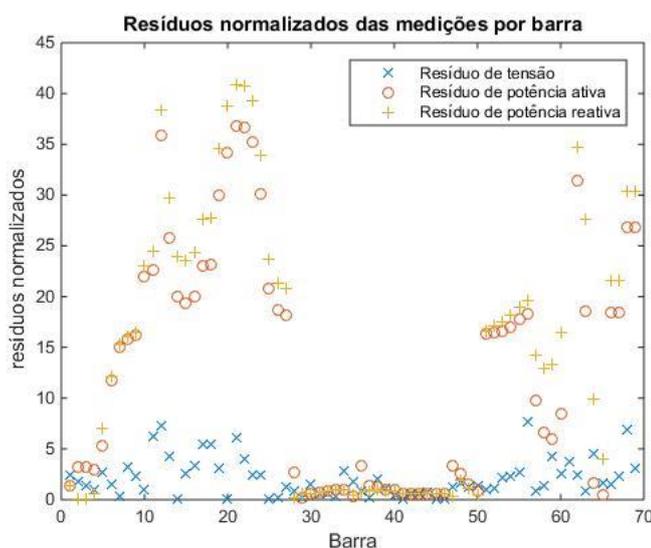


Figura 24 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 69 barras com 3 erros.

Prosseguindo para a correção como visto na Tabela 11 e na Figura 25:

Tabela 11 - Medidas descartadas para um erro no exemplo de 69 barras com 3 erros.

Medidas Descartadas					
Iteração	Barra	Valor Real (* 10 ⁻² pu)	Valor Medido (* 10 ⁻² pu)	Resíduo Normalizado	Tipo de medida
1 ^a	61	1,244	0,7527	42,3281	P
	61	0,888	0,5344	37,7068	Q
2 ^a	21	0,081	0,0484	37,9251	Q
	21	0,114	0,0690	37,0152	P
3 ^a	12	0,145	0,0866	35,3679	P
	12	0,104	0,0617	35,2823	Q

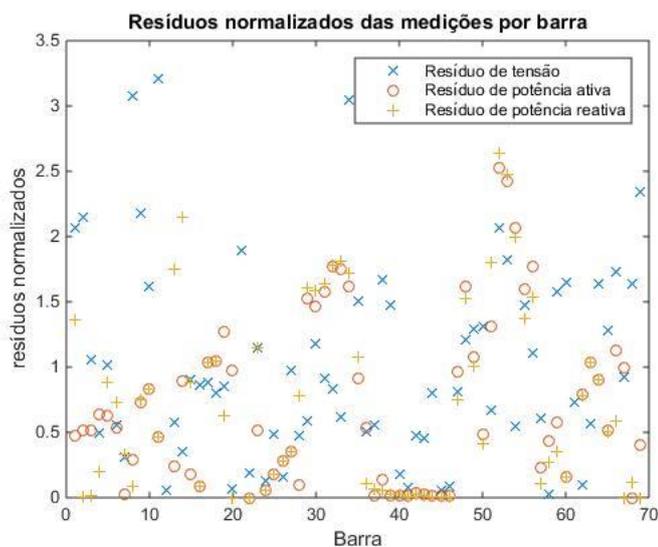


Figura 25 - Resíduos normalizados após a correção para o exemplo de 69 barras com 3 erros.

Assim como para o caso de apenas um erro grosseiro, erros pequenos em barras de pouca potência não foram detectados.

5.4.3 Sistema de 136 barras

Por fim, o exemplo com o sistema de 136 barras. Os testes feitos foram similares aos realizados para os outros exemplos.

5.4.3.1 Apenas um erro de medida:

O erro grosseiro neste caso foi colocado na medida de potência da barra 67 e o algoritmo foi capaz de identificá-lo corretamente. A barra 67 foi escolhida, em parte, devido a sua carga não ser relativamente mais baixa que as maiores cargas do sistema, sendo assim ela serviu para testar os limites do método. Exibindo os resultados como nos casos anteriores tem-se os resultados mostrados nas Figuras 26 e 27 e na Tabela 12 :

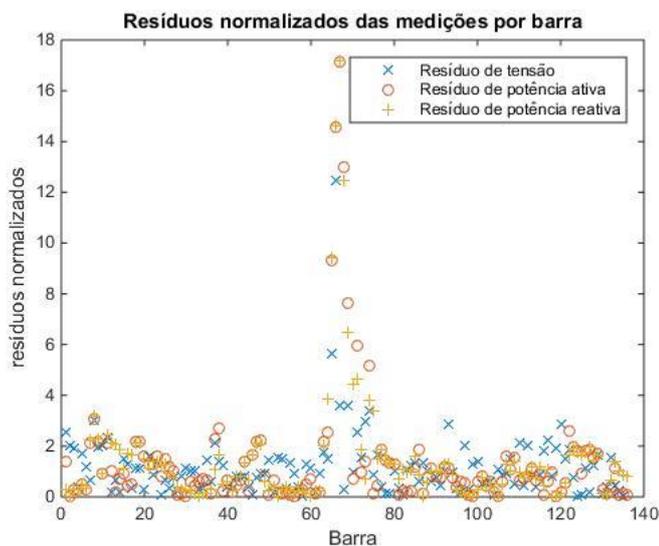


Figura 26 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 136 barras

Tabela 12 - Medidas descartadas para um erro no exemplo de 136 barras

Medidas Descartadas				
Barra	Valor Real (* 10 ⁻³ pu)	Valor Medido (* 10 ⁻³ pu)	Resíduo Normalizado	Tipo de medida
67	0,3303	0,1982	17,1761	Q
67	0,8302	0,5037	17,1264	P

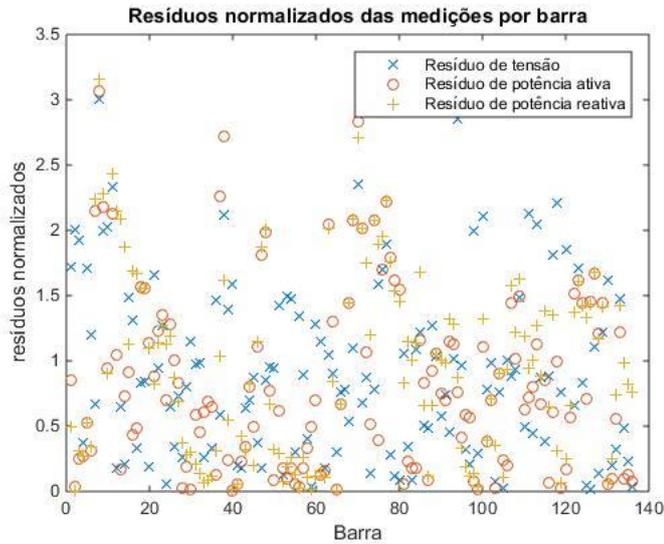


Figura 27 - Resíduos normalizados após a correção para o exemplo de 136 barras

5.4.3.2 Desvio de energia em uma linha:

Com o erro entre as barras 66 e 67, localizado em 73% da distância entre elas o método obteve o resultado mostrado na Figura 28:

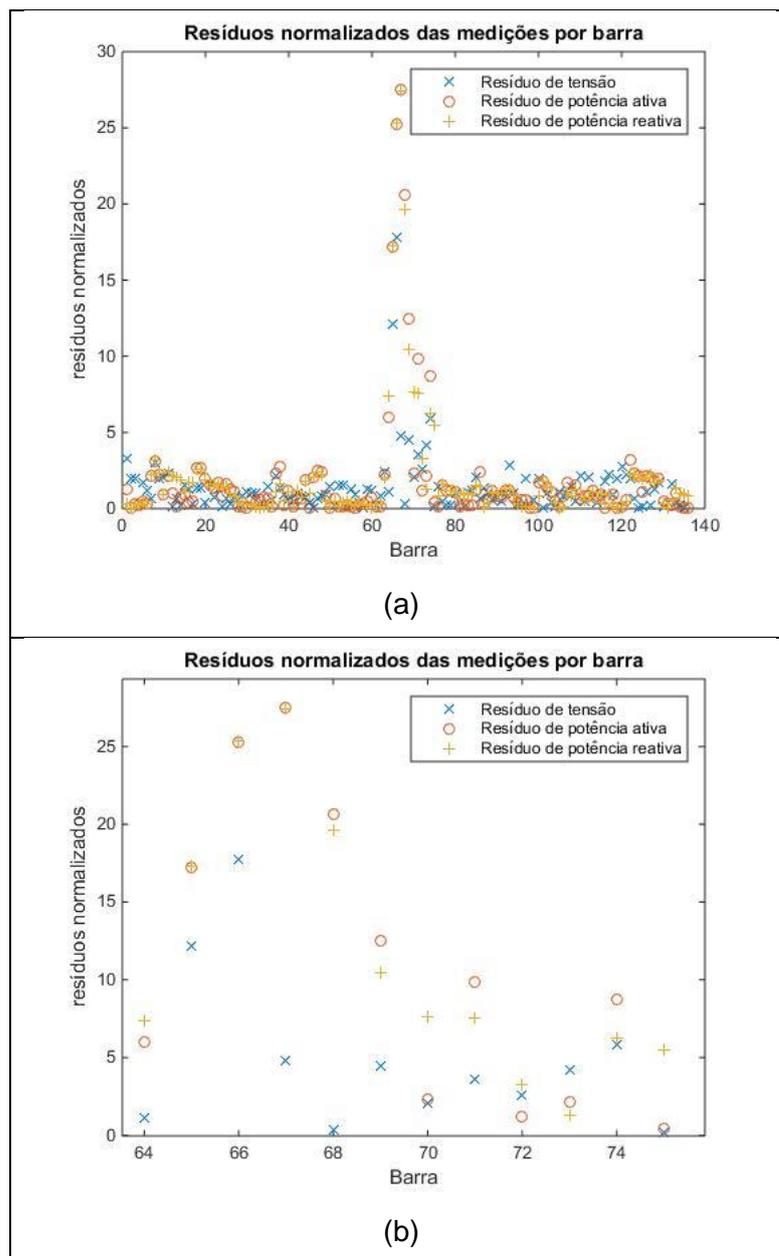


Figura 28 - Resíduos normalizados com desvio de energia entre 66 e 67 para o exemplo de 136 barras.

(a) são todas as barras e (b) são apenas as adjacentes ao desvio

Mais uma vez o passo de busca utilizado foi de 5% e o lugar encontrado pelo método foi o mostrado na Tabela 13:

Tabela 13 - Lugar do desvio encontrado pelo algoritmo para o exemplo de 136 barras.

Barra de	Barra para	Distância (% da linha)
66	67	70%

Portanto o algoritmo mais uma vez foi capaz de identificar e localizar corretamente o erro com uma pequena margem de erro. O maior problema neste caso foi o grande esforço computacional para a localização da barra fictícia aumentando consideravelmente o tempo de simulação.

5.4.3.3 Erros múltiplos:

Para erros grosseiros múltiplos, foram escolhidas 67 e 84 para receberem o erro na medida na potência e o resultado pode ser visto na Figura 29:

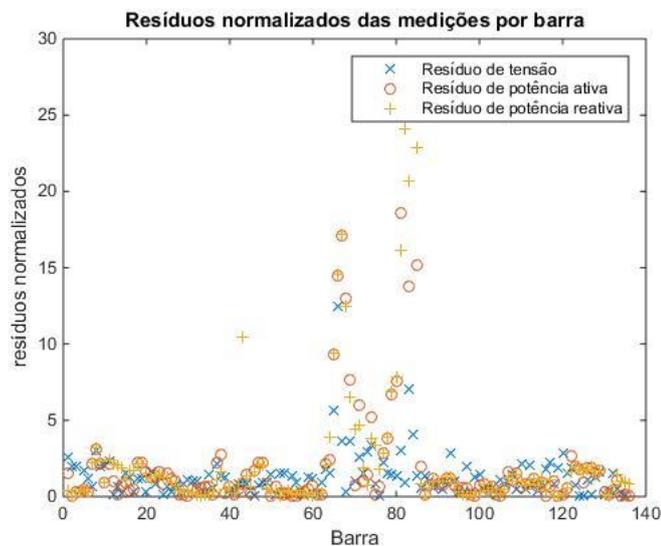


Figura 29 - Resíduos normalizados antes da correção para o exemplo de 136 barras com 2 erros.

Realizando a correção, vemos as medidas retiradas na Tabela 14 e o resultado final na Figura 30:

Tabela 14 - Medidas descartadas para um erro no exemplo de 136 barras com 3 erros.

Medidas Descartadas					
Iteração	Barra	Valor Real	Valor Medido	Resíduo Normalizado	Tipo de medida
1 ^a	84	2,4385	-1,4492	27,2207	P
	84	1,0337	-0,6147	25,4857	Q
2 ^a	67	0,3303	-0,1982	17,1892	Q
	67	0,8302	-0,5037	17,1419	P

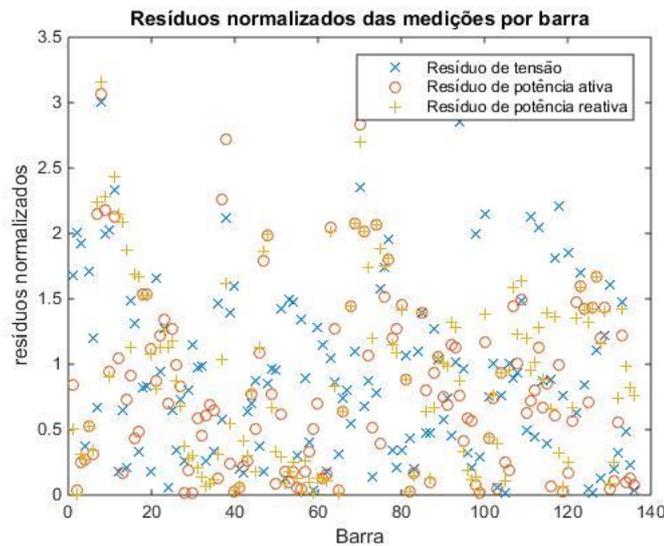


Figura 30 - Resíduos normalizados após a correção para o exemplo de 136 barras com 2 erros.

Este exemplo mostrou alguns problemas de observabilidade quando retiradas alguns conjuntos de medidas de barras não adjacentes, no entanto para erros em barras cuja retirada das medidas de potência não ocasionam a perda de observabilidade, a metodologia foi capaz de identificar, localizar e corrigir os problemas. O maior problema neste caso foi o grande tempo de simulação alto quando simulado em um computador tipo desktop convencional.

6 Conclusões

Neste trabalho foram apresentados dois métodos, dinâmico e estático, para detecção e localização de perdas não técnicas devido a erros de medição ou fraude.

O método dinâmico é baseado na diferença entre os valores de potência medidos diretamente e os que haviam sido previstos a partir dos dados históricos. Este método se mostra útil como um teste inicial com objetivo de dar suporte ao teste estático.

Por utilizar as medições diretamente sem nenhum filtro de erros pequenos, esta metodologia está sujeita aos erros de medição e transmissão de dados. Outro ponto negativo neste método é a sua dependência de uma previsão correta de carga, e conseqüentemente à quantidade e confiabilidade dos dados históricos. No entanto o método estático, por sua vez, utiliza os resíduos obtidos da estimação de estado do sistema. A estimação de estado serve como um filtro para pequenos erros tornando este método mais robusto que o dinâmico. Os principais problemas neste caso se devem a necessidade de medições suficientes para que o sistema seja observável.

Foi proposto um algoritmo baseado no método estático para a detecção e localização fraudes únicas e múltiplas, além de introduzir a ideia da criação de barras fictícias com a finalidade de encontrar perdas não técnicas localizadas nas linhas. Devido ao grande esforço computacional necessário, o algoritmo só procura perdas não técnicas em linhas no caso específico de um único erro.

Os resultados apresentados mostram que apesar do método dinâmico não ser capaz de encontrar perdas não técnicas em linhas, ele conseguiu identificar erros de medição sem a preocupação de perda de observabilidade ressaltando a utilidade deste método como uma análise inicial e de suporte.

Os resultados do algoritmo proposto mostram que ainda há problemas quanto à detecção de erros múltiplos apesar deste ter sido capaz de encontrá-los quando estes se localizavam em barras e cuja retirada deles não tornasse o sistema como não observável. No caso de dois erros em barras adjacentes, onde normalmente a retirada das medições de potência iria provocar a perda de observabilidade, no entanto a criação de uma barra fictícia entre elas a uma dada distância foi capaz de resolver matematicamente o erro sem ocasionar a perda de observabilidade. Este resultado é interessante, pois mostra a possibilidade de se

utilizar a criação de uma barra fictícia entre barras adjacentes com erros de medição a fim de se evitar a perda de observabilidade do sistema.

6.1 Trabalhos futuros

Este trabalho mostrou a possibilidade de utilização da metodologia para a detecção e localização de erros grosseiros, únicos e múltiplos, de medida além de erros devido a desvios de energia da linha. Apesar disto, para a aplicação na pratica ainda é necessário mais estudos e melhoras do algoritmo apresentado em algumas áreas como:

- Melhor detecção de erros múltiplos, melhorando as questões de perda de observabilidade e a incapacidade de identificar erros múltiplos que incluem desvios de energia de linhas.
- Integrar a detecção de erros pela metodologia dinâmica à metodologia estática de forma a dar suporte aos resultados obtidos e direcionar a detecção com a finalidade de reduzir o esforço computacional.
- Melhorar a parte computacional para melhorar a velocidade de simulação.
- Utilizar a criação de barras fictícias entre duas barras com medidas suspeitas como um método para evitar a perda de observabilidade devido à retirada da medida de potência de barras adjacentes sem a utilização de pseudo-medidas que introduzem mais erros ao sistema.
- Realizar estudos utilizando a modelagem trifásica.

Referências

- [1] ABRADÉE. Furto e Fraude de energia. Disponível em: <<http://www.abradee.com.br/setor-de-distribuicao/perdas/furto-e-fraude-de-energia>>
- [2] Abur, A.; Exposito, A. G. Power System State Estimation: Theory and Implementation. New York: Marcel Dekker, 2004.
- [3] ANEEL. Tabela Base Perdas Internetnov2015 19-11. Disponível em <<http://www.aneel.gov.br/area.cfm?idArea=801>>. Consultado dia: 18/02/2016
- [4] Baran, M. E.; Wu, F.F. Network Reconfiguration in distribution systems for Loss reduction and load balancing. IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 4, No. 2, April 1989
- [5] Chen, L.; Xu, X.; Wang, C. Research on Anti-electricity Stealing Method Base on State Estimation. Power Engineering and Automation Conference, pp 413-416, 2011.
- [6] Coutto Filho, M. B. Do; Souza, J. C. S. de. Forecasting-Aided State Estimation—Part I: Panorama. IEEE Transactions on Power Systems, vol.24, no.4, Nov. 2009.
- [7] Coutto Filho, M. B. Do; Souza, J. C. S. de. Forecasting-Aided State Estimation—Part II: Implementation. IEEE Transactions on Power Systems, vol.24, no.4, Nov. 2009.
- [8] Cruz, R. V.; Quintero, C. V.; Perez, F. Detecting Non-Technical Losses in Radial Distribution System Transformation Point through the Real Time State Estimation Method. In: Proceedings of IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exposition: Latin America, 2006.
- [9] Ferreira Neto, L.H.T. Estimador de Estado Inteligente para Análise de Perdas em Sistemas de Distribuição de Energia Elétrica, Ilha Solteira, 2011. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). EPUSP.
- [10] Francisquini, A. A. Estimação de curvas de carga em pontos de consumo e em transformadores de distribuição. Ilha Solteira, 2006. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). EPUSP.
- [11] Hayes, B.; Prodanovic, M. State Estimation Techniques for Electric Power Distribution Systems. In: Proceedings of the 2014 UKSim-AMSS 8th European Modelling Symposium (EMS 2014), 2014.
- [12] Huang, S.-C.; Lo, Y.-L.; Lu, C.-N. Non-Technical Loss Detection Using State Estimation and Analysis of Variance. IEEE Transactions on Power Systems, vol.28, no.3, pp.2959,2966, Aug. 2013.
- [13] Keyhani, A.; Marwali, M. Smart Power Grids 2011. Springer Science & Business Media, 2012
- [14] Nascimento, D. P. do. Inclusão da medição fasorial sincronizada na estimação de estado em sistemas elétricos de potência. Rio de Janeiro, 2011. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). COPPE.

- [15] Nishiya, K.; Hasegawa, J.; Prof. Koike, T. Dynamic state estimation including anomaly detection and identification for power systems. IEE PROC, Vol. 129, Pt. C, No. 5, SEPTEMBER 1982
- [16] Parasher, Ritu. Load Flow analysis of radial distribution network using Linear Data Structure. Jaipur, 2013. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica). Yagyavalkya Institute of Technology.
- [17] Power System Toolbox, adquirido em:
<http://www.eps.ee.kth.se/personal/vanfretti/pst/Power_System_Toolbox_Webpage/PST.html>
>
- [18] Smith, Thomas B. Electricity theft: a comparative analysis. Department of Social and Behavioral Sciences, Zayed University, P.O. Box 19282, Dubai, United Arab Emirates
- [19] T. S. D. Ferreira, F. C. L. Trindade, W. Freitas Filho, J. C. M. Vieira Jr., Detecção de Perdas Não Técnicas na Presença dos Medidores Inteligentes, Anais do V Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos - SBSE, 2014.

Apêndice A

tabelas com dados de impedância e carga base dos 3 casos teste.

- Caso com 33 barras

Barra de	Barra para	Resistencia (pu)	Reatância (pu)	Carga ativa na barra para (pu)	Carga reativa na barra para (pu)
1	2	0,0581	0,0296	0,001	0,0006
2	3	0,3105	0,1582	0,0009	0,0004
3	4	0,2305	0,1174	0,0012	0,0008
4	5	0,24	0,1223	0,0006	0,0003
5	6	0,5159	0,4453	0,0006	0,0002
6	7	0,1179	0,3898	0,002	0,001
7	8	0,4481	0,1481	0,002	0,001
8	9	0,6488	0,4661	0,0006	0,0002
9	10	0,6576	0,4661	0,0006	0,0002
10	11	0,1238	0,0409	0,00045	0,0003
11	12	0,2358	0,078	0,0006	0,00035
12	13	0,9247	0,7275	0,0006	0,00035
13	14	0,3411	0,449	0,0012	0,0008
14	15	0,3723	0,3313	0,0006	0,0001
15	16	0,4701	0,3433	0,0006	0,0002
16	17	0,8119	1,084	0,0006	0,0002
17	18	0,4611	0,3616	0,0009	0,0004
2	19	0,1033	0,0986	0,0009	0,0004
19	20	0,9475	0,8537	0,0009	0,0004
20	21	0,2579	0,3013	0,0009	0,0004
21	22	0,4465	0,5904	0,0009	0,0004
3	23	0,2842	0,1942	0,0009	0,0005
23	24	0,5656	0,4466	0,0042	0,002
24	25	0,5644	0,4416	0,0042	0,002
6	26	0,1279	0,0651	0,0006	0,00025
26	27	0,179	0,0911	0,0006	0,00025
27	28	0,667	0,5881	0,0006	0,0002
28	29	0,5066	0,4413	0,0012	0,0007
29	30	0,3197	0,1628	0,002	0,0006
30	31	0,6138	0,6066	0,0015	0,0007
31	32	0,1956	0,228	0,0021	0,001
32	33	0,2148	0,334	0,0006	0,0004

- Caso com 69 barras

Barra de	Barra para	Resistencia (pu)	Reatância (pu)	Carga ativa na barra para (pu)	Carga reativa na barra para (pu)
1	2	0,000315	0,000756	0	0
2	3	0,000315	0,000756	0	0
3	4	0,000945	0,002268	0	0
4	5	0,01581	0,018519	0	0
5	6	0,230537	0,11741	2,60E-05	2,20E-05
6	7	0,240048	0,12226	0,000404	0,0003
7	8	0,058075	0,029604	0,00075	0,00054
8	9	0,031053	0,01581	0,0003	0,00022
9	10	0,515873	0,170509	0,00028	0,00019
10	11	0,117914	0,03899	0,00145	0,00104
11	12	0,448098	0,148085	0,00145	0,00104
12	13	0,648778	0,21416	8,00E-05	5,00E-05
13	14	0,657596	0,217309	8,00E-05	5,50E-05
14	15	0,666415	0,220207	0	0
15	16	0,123835	0,040942	0,000455	0,0003
16	17	0,235828	0,077979	0,0006	0,00035
17	18	0,00296	0,001008	0,0006	0,00035
18	19	0,206349	0,068216	0	0
19	20	0,132653	0,043462	1,00E-05	6,00E-06
20	21	0,215168	0,071114	0,00114	0,00081
21	22	0,008818	0,002897	5,00E-05	3,50E-05
22	23	0,100214	0,033132	0	0
23	24	0,218128	0,072121	0,00028	0,0002
24	25	0,471655	0,155896	0	0
25	26	0,19457	0,064311	0,00014	0,0001
26	27	0,109095	0,036029	0,00014	0,0001
3	28	0,002771	0,006803	0,00026	0,000186
28	29	0,040312	0,098576	0,00026	0,000186
29	30	0,250567	0,082829	0	0
30	31	0,044218	0,014613	0	0
31	32	0,221088	0,073066	0	0
32	33	0,528471	0,177375	0,00014	0,0001
33	34	1,075838	0,355631	9,50E-05	0,00014
34	35	0,928445	0,306941	6,00E-05	4,00E-05
3	36	0,002771	0,006803	0,00026	0,000186
36	37	0,040312	0,098576	0,00026	0,000186
37	38	0,066327	0,077475	0	0
38	39	0,019148	0,022361	0,00024	0,00017
39	40	0,001134	0,001323	0,00024	0,00017
40	41	0,458743	0,535966	1,20E-05	1,00E-05
41	42	0,195263	0,228206	0	0
42	43	0,025825	0,030108	6,00E-05	4,30E-05
43	44	0,005795	0,007307	0	0
44	45	0,068594	0,086483	0,000392	0,000263
45	46	0,000567	0,000756	0,000392	0,000263
4	47	0,002142	0,005291	0	0

47	48	0,053603	0,131204	0,00079	0,000564
48	49	0,18254	0,446649	0,003847	0,002745
49	50	0,051776	0,126669	0,003847	0,002745
8	51	0,058453	0,029793	0,000405	0,000283
51	52	0,209058	0,070169	3,60E-05	2,70E-05
52	53	0,109599	0,055808	4,35E-05	3,50E-05
53	54	0,127866	0,06513	0,000264	0,00019
54	55	0,179012	0,091144	0,00024	0,000172
55	56	0,177186	0,090262	0	0
56	57	1,001512	0,336168	0	0
57	58	0,493638	0,165659	0	0
58	59	0,19161	0,063366	0,001	0,00072
59	60	0,243197	0,073822	0	0
60	61	0,319665	0,162824	0,01244	0,00888
61	62	0,06135	0,031242	0,00032	0,00023
62	63	0,091333	0,046485	0	0
63	64	0,447531	0,227954	0,00227	0,00162
64	65	0,655707	0,333963	0,00059	0,00042
11	66	0,126732	0,038486	0,00018	0,00013
66	67	0,00296	0,000882	0,00018	0,00013
12	68	0,465734	0,153943	0,00028	0,0002
68	69	0,00296	0,001008	0,00028	0,0002

- Caso com 136 barras

Barra de	Barra para	Resistencia (pu)	Reatância (pu)	Carga ativa na barra para (pu)	Carga reativa na barra para (pu)
1	2	0,209152	0,482823	0	0
2	3	0,001184	0,002727	0,000478	0,00019
3	4	0,140716	0,324609	0,000426	0,000169
4	5	0,062629	0,144577	0,00087	0,000346
5	6	0,098079	0,226411	0,003113	0,001239
6	7	0,102803	0,23732	0,001489	0,000592
7	8	0,072084	0,166396	0,002387	0,00095
7	9	0,035746	0,035689	0,000623	0,000248
9	10	0,328319	0,172701	0,001246	0,000496
9	11	0,068512	0,068405	0,001402	0,000558
11	12	0,250712	0,131878	0,001168	0,000465
11	13	0,577879	0,198217	0,002492	0,000991
11	14	0,074471	0,074358	0,002915	0,001156
14	15	0,316377	0,166421	0,003037	0,001208
14	16	0,035746	0,035689	0,002154	0,000857
16	17	0,185053	0,097342	0,001986	0,00079
1	18	0,209152	0,482823	0	0
18	19	0,001184	0,002727	0	0
19	20	0,140615	0,324609	0	0
20	21	0,068537	0,158214	0,000301	0,000147
21	22	0,447707	0,2355	0,00231	0,001129
21	23	0,11462	0,264601	0,000603	0,000295
23	24	0,191018	0,100479	0,00231	0,001129
23	25	0,015363	0,035462	0,001205	0,000589
25	26	0,028357	0,06547	0	0
26	27	0,011817	0,02728	0,00057	0,000279
27	28	0,074471	0,070736	0,003647	0,001783
28	29	0,014897	0,014872	0	0
29	30	0,119388	0,062799	0,001247	0,000609
30	31	0,250712	0,131878	0,00057	0,000279
29	32	0,035746	0,035689	0	0
32	33	0,059694	0,0314	0,000855	0,000418
33	34	0,262654	0,138158	0	0
34	35	0,07163	0,03768	0,003967	0,00194
32	36	0,047657	0,047588	0	0
36	37	0,232804	0,122462	0,001812	0,000886
37	38	0,167145	0,087919	0,002422	0,001184
36	39	0,035746	0,035651	0,000753	0,000368
1	40	0,209152	0,482823	0	0
40	41	0,074446	0,171851	1,25E-05	5,31E-06
41	42	1,866264	0,640136	6,27E-05	2,66E-05
41	43	0,001184	0,002727	0	0
43	44	0,04372	0,100932	0,001179	0,0005
44	45	0,513366	0,270043	0,000627	0,000256
44	46	0,040174	0,092744	0,001723	0,00073
46	47	0,082716	0,190949	0,004586	0,001944

47	48	0,038996	0,090016	0,00263	0,001115
48	49	0,072084	0,166396	0,002358	0,000999
49	50	0,178723	0,178452	0	0
50	51	0,178723	0,178389	0,001092	0,000463
49	52	0,028357	0,06547	0	0
52	53	0,016541	0,03819	0,000728	0,000309
53	54	0,037812	0,087289	0,002585	0,001096
54	55	0,018909	0,043644	0,000692	0,000293
55	56	0,013001	0,030008	0,000218	9,26E-05
53	57	0,068537	0,158214	0	0
57	58	0,161174	0,084782	0,000205	8,70E-05
58	59	0,262654	0,138158	0,001506	0,000638
59	60	0,316377	0,166421	0,002207	0,000936
60	61	0,208932	0,109902	0,000924	0,000392
61	62	0,131324	0,069079	0	0
48	63	0,08744	0,201858	0,002267	0,000961
1	64	0,004724	0,01091	0	0
64	65	0,170156	0,392807	0,00294	0,00117
65	66	0,241056	0,556475	0,00083	0,00033
66	67	0,207974	0,480096	0,00083	0,00033
67	68	0,20679	0,477368	0,001038	0,000413
68	69	0,107533	0,24823	0,001764	0,000702
69	70	0,352192	0,185261	0,00083	0,00033
69	71	0,036634	0,084562	0,002179	0,000867
71	72	0,441736	0,232363	0,000233	9,27E-05
72	73	0,644696	0,339122	5,08E-05	2,02E-05
71	74	0,042542	0,098205	0,000726	0,000289
74	75	0,833661	0,285947	0,00406	0,001615
1	76	0,007092	0,016364	0	0
76	77	0,459662	1,061124	0,001002	0,000425
77	78	0,141799	0,327337	0,001425	0,000604
78	79	0,131167	0,30279	0,00096	0,000407
79	80	0,029541	0,068197	0,003005	0,001274
80	81	0,390212	0,389626	0,001412	0,000599
81	82	0,214468	0,214147	0,002799	0,001186
82	83	0,358163	0,188404	0,000873	0,00037
82	84	0,068512	0,068405	0,002439	0,001034
84	85	0,358163	0,188404	0,002478	0,00105
1	86	0,007092	0,016364	0	0
86	87	0,263511	0,608308	0,000899	0,000381
87	88	0,066131	0,085922	0,011373	0,004821
87	89	0,276505	0,638309	0,004583	0,001943
89	90	0,047367	0,016245	0,003852	0,001633
90	91	0,04845	0,111842	0	0
91	92	0,209152	0,482823	0,000796	0,000337
92	93	0,053175	0,122751	0,000873	0,00037
93	94	0,0839	0,193676	0	0
94	95	0,184681	0,184404	0,00074	0,000314
95	96	0,137018	0,136817	0,002321	0,000984
96	97	0,166805	0,16656	0,001418	0,000601

94	98	0,064991	0,150031	0	0
98	99	0,085078	0,196403	0,000764	0,000324
1	100	0,005908	0,013637	0	0
100	101	0,106349	0,245503	0,000513	0,000218
101	102	0,074446	0,171851	0,000599	0,000254
102	103	1,43996	0,493915	9,07E-05	3,84E-05
102	104	0,287144	0,662862	2,09E-05	8,87E-06
104	105	0,438398	1,012024	0,000167	7,09E-05
105	106	0,288322	0,66559	0,015065	0,006386
106	107	0,127853	0,166119	0,00313	0,001327
107	108	0,134467	0,17471	0,000798	0,000338
108	109	0,346227	0,182124	0,000513	0,000218
109	110	0,340256	0,178981	0	0
108	111	0,02866	0,037232	0,002024	0,000858
111	112	0,298469	0,157004	0,000608	0,000259
112	113	0,543216	0,285739	0,000456	0,000193
113	114	0,358163	0,188404	0	0
109	115	0,489487	0,257483	0,001571	0,000666
115	116	0,680511	0,357962	0	0
110	117	0,671662	0,364242	0,002502	0,00106
117	118	0,298469	0,157004	0	0
105	119	0,203244	0,469186	0,000688	0,000286
119	120	0,092171	0,212768	0,000321	0,000136
120	121	0,077992	0,180039	0,000611	0,000259
1	122	0,007092	0,016364	0	0
122	123	0,408856	0,943827	0,000946	0,000463
123	124	0,028357	0,06547	0,000499	0,000244
124	125	0,33157	0,113731	0,001232	0,000602
124	126	0,013001	0,030008	0,000784	0,000383
126	127	0,334284	0,175844	0,001455	0,000711
126	128	0,061445	0,141849	0,000214	0,000104
128	129	0,074446	0,171851	0,000748	0,000366
128	130	0,08744	0,201858	0,002279	0,001114
130	131	0,027179	0,062743	0,000356	0,000174
131	132	0,057899	0,133661	0,002493	0,001219
132	133	0,101625	0,234593	0,003167	0,001548
133	134	0,238297	0,237938	0,003338	0,001632
134	135	0,250214	0,249836	0,002493	0,001219
135	136	0,184681	0,184404	0	0