

Universidade Federal Fluminense

**CORREÇÃO DE PARÂMETROS DE REDES ELÉTRICAS
UTILIZANDO METAHEURÍSTICAS**

ANDRE ABEL AUGUSTO

Orientadores:

Prof. Julio Cesar Stacchini de Souza, D.Sc.

Prof. Milton Brown Do Coutto Filho, D.Sc.

**Niterói
2011**

ANDRE ABEL AUGUSTO

**CORREÇÃO DE PARÂMETROS DE REDES ELÉTRICAS
UTILIZANDO METAHEURÍSTICAS**

Dissertação de Mestrado apresentada ao
Curso de Pós-Graduação em Computação
da Universidade Federal Fluminense.

Área de concentração: Computação
Científica e Sistemas de Potência.

Orientadores:

Prof. Julio Cesar Stacchini de Souza, D.Sc.
Prof. Milton Brown Do Coutto Filho, D.Sc.

**Niterói
2011**

Ficha Catalográfica elaborada pela Biblioteca da Escola de Engenharia e Instituto de Computação da UFF

A923 Augusto, Andre Abel .
Correção de parâmetros de redes elétricas utilizando
metaheurísticas / André Abel Augusto. – Niterói, RJ : [s.n.], 2011.
148f.

Dissertação (Mestrado em Computação) - Universidade Federal
Fluminense, 2011.

Orientadores: Julio Cesar Stacchini de Souza, Milton Brown Do
Coutto Filho.

1. Estimação de estado. 2. Rede elétrica. 3. Otimização
(Computação). 4. Metaheurística. 5. Sistema elétrico de potência. I.
Título.

CDD 621.3191

CORREÇÃO DE PARÂMETROS DE REDES ELÉTRICAS UTILIZANDO METAHEURÍSTICAS

ANDRE ABEL AUGUSTO

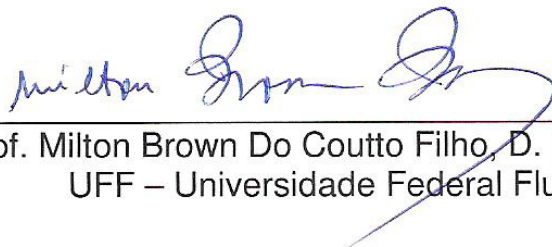
Dissertação de Mestrado submetida ao Curso de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal Fluminense como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciências.

Área de Concentração: Computação Científica e Sistemas de Potência.

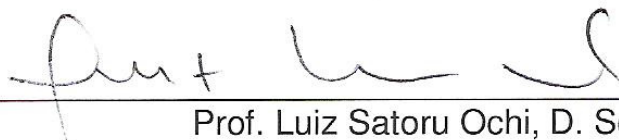
Aprovada por:



Prof. Julio Cesar Stacchini de Souza, D. Sc. – Orientador
UFF – Universidade Federal Fluminense



Prof. Milton Brown Do Coutto Filho, D. Sc. – Orientador
UFF – Universidade Federal Fluminense



Prof. Luiz Satoru Ochi, D. Sc.
UFF – Universidade Federal Fluminense



Prof. Alexandre Pinto Alves da Silva, Ph. D.
UFRJ – Universidade Federal do Rio de Janeiro

Niterói, 8 de Agosto de 2011

*“It matters not how straight the gate,
How charged with punishments the scroll,
I am the master of my fate:
I am captain of my soul”*

William Ernest Henley

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por cada dia de minha vida e por amparar-me em diversos momentos de minha caminhada, quando eu não possuía mais forças.

Agradeço à minha família, em especial Ricardo da Silva Augusto, meu pai, Maria Lúcia da Silva Augusto, minha tia e Zelinda da Silva Augusto, minha avó, por todo apoio e incentivo dado durante a realização do Mestrado.

Aos meus orientadores, Prof. Julio Cesar Stacchini de Souza e Prof. Milton Brown Do Coutto Filho, pela orientação atenciosa e técnica, sempre pautada na ética e no respeito mútuo. Agradeço também pelos conselhos e incentivos dados. Muito Obrigado !

Aos amigos, pelo incentivo e companheirismo em todas as minhas conquistas.

Agradeço ao CNPQ, CAPES e FAPERJ pelo apoio financeiro para consecução desta pesquisa.

A todos aqueles que direta ou indiretamente colaboraram na execução deste trabalho.

Erros de parâmetros de redes elétricas têm diversas causas, tais como: estimativas de baixa qualidade para os comprimentos de linhas de transmissão; dados de elementos que compõem a rede incorretamente fornecidos por fabricantes; não atualização de parâmetros modificados por alterações no projeto de ramos da rede; digitação incorreta de valores na base de dados; desconsideração da influência de condições ambientais na operação da rede elétrica.

A ocorrência de tais erros pode comprometer os resultados de aplicativos de análise de redes, levando a decisões inadequadas tanto na operação quanto no planejamento de tais redes. Usualmente, os parâmetros de rede não passam por processos de validação, dificultando a detecção/identificação/eliminação de possíveis erros.

Os processos de Estimação de Estado convencionais podem ser ampliados para tratar do problema de identificação e correção de erros de parâmetros. Para este fim, diversas metodologias têm sido propostas, em sua maioria empregando métodos de otimização clássicos, que muitas vezes encontram dificuldades em situações de níveis baixos de redundância do sistema de medição.

Esta Dissertação propõe uma metodologia *off-line* para estimação de parâmetros que emprega metaheurísticas (Algoritmos Genéticos e Recozimento Simulado). Erros em parâmetros série e derivação são considerados, bem como o emprego de várias amostras de medidas para realizar a estimação dos parâmetros sob suspeição. Na metodologia proposta, a etapa de estimação de parâmetros ocorre separadamente daquela correspondente ao estado, sendo esta última usada de forma acessória. Diferentes formas de modelar o problema foram desenvolvidas e respectivos algoritmos foram propostos e implementados. Testes com o sistema IEEE-14 barras foram realizados para ilustrar o desempenho da metodologia desenvolvida.

Palavras-chave: estimação de estado, redes elétricas, otimização, metaheurísticas

Power network parameter errors have many causes, namely: poor estimation of transmission line lengths; incorrect data reported by suppliers; not updating of parameter values modified by project changes; storage in the database of wrongly typed parameter values; disregard the influence of environmental factors on the network operation conditions.

The occurrence of such errors may corrupt the results of network analysis applications, leading to inadequate decisions taken in operation/planning of power networks. Usually, network parameters are not submitted to validation processes, making difficult the detection/identification/elimination of possible errors.

The conventional state estimation process may be extended so as to deal with the problem of identifying and correcting parameter errors. For this purpose, several methods have been proposed, most of them employing classical optimization methods, many times facing difficulties in the presence of low redundancy metering systems.

This Dissertation proposes an off-line methodology for power network parameter estimation using metaheuristics (genetic algorithms and simulated annealing). Errors in series and shunt parameters are considered, as well as the use of several measurement snapshots into the parameter estimation process. In the proposed methodology, the parameter and state estimation occur separately. Different ways of modeling are considered and corresponding algorithms implemented. Tests with the IEEE 14-bus system are performed to illustrate the performance of the proposed methodology.

Keywords: power system state estimation, optimization, metaheuristics

Capítulo 1 INTRODUÇÃO	1
1.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS.....	1
1.2 DESENVOLVIMENTO HISTÓRICO.....	3
1.3 OBJETIVOS.....	7
1.4 PUBLICAÇÕES.....	8
1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO.....	8
Capítulo 2 ESTIMAÇÃO DE ESTADO E PARÂMETROS	10
2.1 INTRODUÇÃO.....	10
2.2 ESTIMAÇÃO DE ESTADO: FUNDAMENTOS.....	11
2.2.1 Filtragem do Estado.....	12
2.2.2 Análise da Observabilidade.....	14
2.2.3 Processamento de Erros Grosseiros.....	16
2.3 ERROS DE PARÂMETROS.....	19
2.3.1 Distância.....	20
2.3.2 Magnitude do Erro.....	23
2.3.3 Precisão das Medidas.....	23
2.3.4 Tipo de Medida.....	24
2.3.5 Nível de Redundância do Sistema de Medição.....	26
2.3.6 Tipo de Parâmetro.....	27
2.3.7 Identificação de Parâmetros Suspeitos.....	29
2.4 MÉTODOS DE CORREÇÃO DE PARÂMETROS.....	31
2.4.1 Métodos Baseados em Vetor de Estado Aumentado.....	32
2.4.2 Métodos Baseados na Análise de Sensibilidade dos Resíduos.....	43
2.5 CONCLUSÕES.....	46
Capítulo 3 METODOLOGIA PROPOSTA	48
3.1 INTRODUÇÃO.....	48
3.2 ASPECTOS RELEVANTES.....	49
3.3 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA.....	50
3.4 CODIFICAÇÃO DA SOLUÇÃO.....	53

3.4.1 Representação por Impedâncias	53
3.4.2 Representação por Admitâncias	54
3.4.3 Representação por Comprimentos.....	55
3.5 FUNÇÃO OBJETIVO	55
3.6 ALGORITMOS PROPOSTOS	57
3.6.1 Algoritmo para Identificação de Ramos Suspeitos	57
3.6.2 Algoritmo para Correção de Erros de Parâmetros	58
3.6.3 Estratégia de Correção de Parâmetros em Dois Estágios	59
3.6.4 Estratégia de Correção Utilizando Várias Amostras de Medidas	60
3.7 CONCLUSÕES.....	62
Capítulo 4 TESTES E RESULTADOS	63
4.1 INTRODUÇÃO.....	63
4.2 DESCRIÇÃO DA SIMULAÇÃO	63
4.3 RESULTADOS	67
4.3.1 Comparação entre Metaheurísticas	67
4.3.2 Comparação entre Funções de Aptidão.....	76
4.3.3 Comparação entre Diferentes Codificações.....	78
4.3.4 Solução em Dois Estágios	80
4.3.5 Solução Considerando Várias Amostras de Medidas	84
4.3.6 Simulações de Erros de Configuração da Rede	85
4.4 CONCLUSÕES.....	91
Capítulo 5 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS.....	93
5.1 CONCLUSÕES.....	93
5.2 PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES.....	96
5.3 PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS.....	96
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	98
APÊNDICE A: EQUAÇÕES DE OBSERVAÇÃO E JACOBIANA	108
APÊNDICE B: METAHEURÍSTICAS.....	119

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 2.1 – SISTEMA TESTE IEEE-14 BARRAS	20
FIGURA 2.2 – DISTÂNCIA DE MEDIDAS	22
FIGURA 2.3 – ERRO DE PARÂMETRO EM RELAÇÃO A DISTÂNCIA	22
FIGURA 2.4 – ERRO DE PARÂMETRO EM RELAÇÃO AS PRECISÕES DAS MEDIDAS.....	24
FIGURA 2.5 – ERRO DE PARÂMETRO EM RELAÇÃO AO TIPO DE MEDIDA	25
FIGURA 2.6 – ERRO DE PARÂMETRO EM RELAÇÃO A DIFERENTES SISTEMAS DE MEDIÇÃO...	26
FIGURA 2.7 – ERRO DE PARÂMETRO PARA SISTEMA COM NÍVEL DE REDUNDÂNCIA IGUAL A 3,22	28
FIGURA 2.8 – ERRO DE PARÂMETRO PARA SISTEMA COM NÍVEL DE REDUNDÂNCIA IGUAL A 2,33	28
FIGURA 2.9 – SENSIBILIDADE DOS RESÍDUOS EM RELAÇÃO AO TIPO DE PARÂMETRO	29
FIGURA 2.10 – ERRO DE PARÂMETRO ESTIMADO EM RELAÇÃO À PONDERAÇÃO DOS PARÂMETROS	33
FIGURA 2.11 – BENEFÍCIOS DO EMPREGO DE AMOSTRAS DE MEDIDAS.....	40
FIGURA 3.1 – REPRESENTAÇÃO POR IMPEDÂNCIAS.....	54
FIGURA 3.2– REPRESENTAÇÃO POR ADMITÂNCIAS	54
FIGURA 3.3 – REPRESENTAÇÃO POR COMPRIMENTO	55
FIGURA 4.1– SISTEMA TESTE IEEE14-BARRAS E SISTEMA DE MEDIÇÃO	64
FIGURA A.1 – QUADRIPOLO MODELO PI DE ADMITÂNCIAS	108
FIGURA A.2 – MODELO ELÉTRICO DE LINHAS DE TRANSMISSÃO	109
FIGURA A.3 – MODELO ELÉTRICO DE TRANSFORMADOR NA RELAÇÃO NOMINAL	110
FIGURA A.4 – CIRCUITO EQUIVALENTE DE UM TRANSFORMADOR FORA DA RELAÇÃO NOMINAL	111
FIGURA A.5 – ASSOCIAÇÃO DE QUADRIPOLOS EM CASCATA.....	111
FIGURA A.6 – MODELO DE ADMITÂNCIA EXPRESSO EM FUNÇÃO DOS PARÂMETROS ABCD	112
FIGURA A.7 – MODELO DE UM TRANSFORMADOR COM TAPE FORA DA RELAÇÃO NOMINAL .	113
FIGURA A.8 – MODELO ELÉTRICO GERAL PARA RAMOS DA REDE ELÉTRICA	113
FIGURA B.1 – DISTRIBUIÇÃO DE BOLTZMANN	120
FIGURA B.2 – ALGORITMO RECOZIMENTO SIMULADO.....	123
FIGURA B.3 – ALGORITMO EVOLUTIVO GENÉRICO	128

FIGURA B.4 – ROLETA DE SELEÇÃO	132
FIGURA B.5 – CRUZAMENTO DE 2 PONTOS.....	133
FIGURA B.6 – CRUZAMENTO ARITMÉTICO NO \mathbb{R}^3	133
FIGURA B.7 – CRUZAMENTO BLX- α NO \mathbb{R}^3	133
FIGURA B.8 – CRUZAMENTO BLX- α LINEAR NO \mathbb{R}^3	133

LISTA DE TABELAS

TABELA 2.1 – VALORES DE PRECISÃO E FUNDO DE ESCALA PARA DIFERENTES MEDIDORES E DIFERENTES NÍVEIS DE ERRO.	23
TABELA 4.1 – PARÂMETROS DE SIMULAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO.	66
TABELA 4.2 – PARÂMETROS DE SIMULAÇÃO DO RECOZIMENTO SIMULADO.	66
TABELA 4.3 – LISTA DE RAMOS SUSPEITOS OBTIDOS	68
TABELA 4.4 – LIMITES DE PARÂMETROS.	68
TABELA 4.5 – PARÂMETROS ESTIMADOS.....	68
TABELA 4.6 – LISTA DE RAMOS SUSPEITOS	69
TABELA 4.7 – LIMITES DE PARÂMETROS	69
TABELA 4.8 – PARÂMETROS ESTIMADOS	69
TABELA 4.9 – LISTA DE RAMOS SUSPEITOS	70
TABELA 4.10 – LIMITES DE PARÂMETROS	70
TABELA 4.11 – PARÂMETROS ESTIMADOS	70
TABELA 4.12 – LISTA DE RAMOS SUSPEITOS	71
TABELA 4.13 – LIMITES DE PARÂMETROS	71
TABELA 4.14 – PARÂMETROS ESTIMADOS	71
TABELA 4.15 – LISTA DE RAMOS SUSPEITOS	72
TABELA 4.16 – LIMITES DE PARÂMETROS	72
TABELA 4.17 – PARÂMETROS ESTIMADOS	73
TABELA 4.18 – LISTA DE RAMOS SUSPEITOS OBTIDOS	73
TABELA 4.19 – LIMITES DE PARÂMETRO.....	74
TABELA 4.20 – PARÂMETROS ESTIMADOS	74
TABELA 4.21 – LISTA DE RAMOS SUSPEITOS	75
TABELA 4.22 – LIMITES DE COMPRIMENTO.....	76
TABELA 4.23 – COMPRIMENTOS DE LINHA ESTIMADOS	76
TABELA 4.24 – PARÂMETROS ESTIMADOS.....	77
TABELA 4.25 – PARÂMETROS ESTIMADOS.....	78
TABELA 4.26 – PARÂMETROS ESTIMADOS	79
TABELA 4.27 – PARÂMETROS ESTIMADOS	80
TABELA 4.28 – PARÂMETROS ESTIMADOS	81
TABELA 4.29 – CORREÇÕES EFETUADAS – ESTÁGIO 1	81

TABELA 4.30 – PARÂMETROS ESTIMADOS	82
TABELA 4.31 – PARÂMETROS ESTIMADOS	83
TABELA 4.32 – CORREÇÕES EFETUADAS – ESTÁGIO 1	83
TABELA 4.33 – PARÂMETROS ESTIMADOS	84
TABELA 4.34 – PARÂMETROS ESTIMADOS	85
TABELA 4.35 – PARÂMETROS ESTIMADOS	86
TABELA 4.36 – PARÂMETROS DO RAMO 1-4.....	87
TABELA 4.37 – LISTA DE PARÂMETROS SUSPEITOS	87
TABELA 4.38 – PARÂMETROS ESTIMADOS	88
TABELA 4.39 – PARÂMETROS ESTIMADOS	89
TABELA 4.40 – LISTA DE RAMOS SUSPEITOS	90
TABELA 4.41 – LIMITES DE PARÂMETROS	90
TABELA 4.42 – PARÂMETROS ESTIMADOS	91
TABELA B.1 – APTIDÃO DOS INDIVÍDUOS DE UMA POPULAÇÃO.....	131

LISTA DOS PRINCIPAIS SÍMBOLOS E ABREVIATURAS

A/D	Analógico / Digital
AG	Algoritmo Genético
COS	Centro(s) de Operação de Sistemas
D/A	Digital / Analógico
Ω	Matriz de covariância dos resíduos
Ω_{ms}	Conjunto de medidas associadas aos ramos suspeitos
Ω_{ps}	Conjunto de parâmetros suspeitos
EE	Estimação de Estado
ECs	Erros de Configuração
EGs	Erros Grosseiros
EPs	Erros de Parâmetros
$E(*)$	Operador Valor Esperado
G	Matriz de Ganho
∇_x	Partição do Gradiente referente a derivadas de estado
∇_p	Partição do Gradiente referente a derivadas de parâmetro
h	Vetor das funções não lineares que relaciona x e z
H	Matriz Jacobiana
Hx	Partição da Jacobiana referente às derivadas do estado
Hp	Partição da Jacobiana referente às derivadas de parâmetro
J	Função índice de estimação
MQP	Mínimos Quadrados Ponderados
nb	Número de barras

n_s	Número de medidas associadas aos parâmetros suspeitos que violam o limiar de detecção de EGs
n_v	Número de variáveis de estado
\mathbf{r}	Vetor dos resíduos
r_N	Resíduo normalizado
\mathbf{R}	Matriz de covariância
RS	Recozimento Simulado
\mathbf{W}	Matriz de ponderação
TPs	Transformadores de Potencial
TCs	Transformadores de Corrente
SGEs	Sistemas de Gerenciamento de Energia
\mathbf{I}	Matriz identidade
IEDs	<i>Intelligent Electronic Devices</i>
\mathbf{x}	Vetor de estado
$\hat{\mathbf{x}}$	Vetor de estado estimado
\mathbf{z}	Vetor de medidas
$\hat{\mathbf{z}}$	Vetor de medidas filtradas

1.1 CONSIDERAÇÕES GERAIS

O objetivo primeiro de um sistema de energia elétrica é o fornecimento de energia com qualidade e segurança, sem prejuízos ao meio ambiente. Para alcançar tal objetivo, realiza-se o planejamento do sistema de modo a capacitá-lo para atender demandas futuras de energia. Em termos da operação de sistemas elétricos, almeja-se mantê-los em estados operativos seguros, com qualidade no fornecimento.

A operação de sistemas elétricos tem se tornado uma tarefa complexa, por diversas razões, entre as quais: inserção dos sistemas de potência em ambiente competitivo; necessidade de crescimento da carga; incorporação de avanços tecnológicos; etc. Assim sendo, faz-se necessário a todo instante monitorar o estado operativo da rede elétrica.

A tarefa de monitoração tem grande impacto na análise de segurança, de fundamental importância para a definição de ações preventivas e corretivas no sistema, seja na pré-operação (planejamento da operação) ou na operação em tempo-real. Nos últimos anos, algumas das grandes falhas ocorridas em sistemas de potência estão relacionadas a deficiências de monitoração, o que confirma a importância desta, principalmente na operação em tempo-real.

Atualmente, a operação de sistemas de potência é realizada de forma hierárquica e centralizada, sendo os dados de campo reportados remotamente aos Centros de Operação do Sistema (COS), onde são realizados estudos nos quais se baseiam as decisões tomadas pelos operadores. Os COS atuais possuem uma coletânea de aplicativos de análise de redes (funções avançadas), reunidos em um Sistema de Gerenciamento de Energia (SGE). Tais aplicativos

consideram que seus dados de entrada não estejam contaminados por erros, fato que na prática não ocorre, em virtude dos processos de medição e comunicação a que estão submetidos. A função Estimação de Estado (EE) realiza uma filtragem de dados representativos do estado atual do sistema, buscando fornecer uma estimativa confiável deste. Tal função é responsável por processar os dados adquiridos remotamente, permitindo a construção de uma base de dados completa e confiável, a ser utilizada pelas ferramentas de análise de rede em um SGE.

A EE em sistemas de potência foi introduzida por Schweppe [Schw70], sendo uma função amplamente conhecida em COS modernos. Inicialmente, a EE almejava o tratamento de erros estatisticamente pequenos, inerentes ao processo de medição. Para tal, costuma-se supor que: se disponha de medidas redundantes, impregnadas por erros estatisticamente pequenos; se conheça a configuração atual da rede com seus respectivos parâmetros elétricos. Contudo, nem sempre é possível satisfazer completamente tais suposições, o que tem levado este campo de pesquisa a intensos e diversos estudos [Abur04], [Mont99], como aqueles que envolvem o processamento de erros grosseiros nas medidas (EGs) e erros na configuração da rede elétrica (ECs).

Usualmente, parâmetros de redes elétricas são considerados isentos de erros, não sendo submetidos a nenhum processo de depuração, como por exemplo, aquele que originou a função EE. Entretanto, a ocorrência de erros de parâmetros pode ser bastante inconveniente, devido a sua propagação para os resultados de diversos estudos deles dependentes, o que pode resultar em decisões equivocadas a serem tomadas no sistema.

Erros de parâmetros em redes elétricas advêm de causas diversas, tais como: dados incorretos de elementos que compõem a rede fornecidos por fabricantes; estimativas de baixa qualidade para os comprimentos de linhas de transmissão; não atualização de parâmetros modificados por alterações no projeto de ramos da rede (e.g, trecho de linha aérea transformada em subterrânea, vice-versa); digitação incorreta de valores na base de dados;

desconsideração da influência de condições ambientais na operação da rede elétrica.

Na EE, a depender de diversos fatores, erros de parâmetros se manifestam através de resultados inconsistentes na análise de resíduos do processo de estimação. Uma vez que se tomem como corretos os valores de todos os parâmetros, havendo suspeição, torna-se difícil alcançar claramente a fonte de erro, pois seus efeitos se espalham pelo processo. Se não tratados, estes erros podem comprometer a confiabilidade da função EE.

Devido à EE processar medidas tomadas na rede do sistema, portanto nelas contida a influência dos parâmetros elétricos, tal função se torna uma candidata natural para fazer parte de um processo de estimação/depuração de parâmetros. Apesar das muitas publicações em EE [Cout90], poucas são dedicadas à consecução deste objetivo [Zarc00]. Na seção seguinte é apresentado o desenvolvimento histórico da estimação de parâmetros via EE.

1.2 DESENVOLVIMENTO HISTÓRICO

As primeiras pesquisas em estimação de parâmetros se concentraram em incluir no vetor de estado os parâmetros suspeitos. Um dos primeiros métodos para resolver o problema de estimação de parâmetros foi proposto em [Merr73]. Esta metodologia utiliza uma única amostra de medidas para estimar simultaneamente o estado e os parâmetros da rede. A desvantagem desta metodologia reside na ausência de redundância suficiente nas vizinhanças dos parâmetros suspeitos, o que se traduz em estimativas pouco confiáveis.

O método proposto em [Alla74] e [Alla75] foi empregado para estimar a impedância das linhas e assim determinar erros simples de topologia. Posteriormente, foi aplicado para a estimação dos elementos da matriz de impedâncias de rede.

Em [Liu95], em vez de se incluir os parâmetros suspeitos no vetor de estado, são incluídos os incrementos dos fluxos de potência associados aos parâmetros suspeitos. Os parâmetros da rede são atualizados em função dos incrementos dos fluxos de potência obtidos. O método apresentado em [Teix92] utiliza metodologia similar, sendo aplicada para a estimação de tapes de transformadores.

Os métodos anteriormente citados fazem uso de um único intervalo de tempo de medição. De forma geral, todos apresentam as dificuldades relativas à necessidade de níveis de redundância adequados para estimação de parâmetros. Como forma de aumentar o nível de redundância das medidas, o processamento de uma seqüência de amostras foi investigado em [Reig89a], [Zarc96] e [Cast11]. Nestes trabalhos, o vetor de estado/medidas é aumentado.

Em [Reig89a] pseudomedidas de parâmetros são adicionadas ao vetor de estado. Contudo, em [Zarc96] foram mostrados os efeitos nocivos que podem ser causados pelo emprego de pseudomedidas de parâmetros, sendo desconsiderada a inclusão destes no vetor de estado. Neste mesmo trabalho, é mostrado o efeito de erros de parâmetros na EE.

Em [Lond04], [Lond06], metodologias similares são propostas, sendo utilizadas amostras de medidas cujos valores não sejam muito discrepantes. Além disso, é assumido que o sistema de medição possui redundância completa.

Recentemente, [Cast11] apresentou uma metodologia de correção de parâmetros suspeitos através da estimação seqüencial de várias amostras de medidas. O trabalho propõe o desacoplamento estado da rede/parâmetros do vetor de estado, sendo o estado estimado separadamente dos parâmetros, de forma similar ao desacoplamento ângulo/tensão no métodos desacoplados de fluxo de potência. O mesmo trabalho sugere uma metodologia de identificação de ramos suspeitos baseada no valor dos resíduos das medidas.

Outra linha de pesquisa que também considera o uso de várias amostras de medidas tem como objetivo a aplicação do Filtro de Kalman na estimação de parâmetros. Em [Debs74], é proposta uma implementação do Filtro de Kalman por meio de uma versão recursiva do estimador de mínimos quadrados ponderados. Assume-se neste trabalho um modelo dinâmico da rede, sendo os parâmetros da rede considerados invariantes.

O algoritmo apresentado em [Slut95] e [Slut96] é de natureza recursiva, diferindo do método proposto em [Debs74] na forma como os parâmetros são estimados. A estimação ocorre em subredes observáveis e depois se estende a todos os parâmetros da rede; os parâmetros da rede são modelados como processos markovianos, relaxando a restrição de invariância dos parâmetros da rede. Os trabalhos [Araf79], [Clem74], e [Hand95] são também baseados na Teoria do Filtro de Kalman, empregando análise residual na seleção de parâmetros a serem estimados.

Os trabalhos apresentados em [Quin87], [Quin88] e [Van88] empregam resíduos normalizados das medidas na estimação de parâmetros. Nestes trabalhos, emprega-se um modelo linear para expressar a sensibilidade dos resíduos em relação aos parâmetros da rede. A partir desta relação, estimativas dos erros de parâmetro são obtidas e a partir delas, os parâmetros suspeitos são determinados. Esta metodologia apresenta os mesmos problemas de observabilidade apresentados em [Merr73]. Em [Van88] é também proposta uma metodologia de detecção de parâmetros suspeitos.

Em [Liu92] utiliza-se um vetor tendência que combina o efeito do erro de parâmetro com o estado do sistema. A partir de uma seqüência de vetores-tendência, resultado de várias estimações de estado consecutivas, os erros de parâmetros são estimados.

Em [Flet83] a relação entre os resíduos de medidas de fluxo de potência reativa e os parâmetros é utilizada para estimação de tapas de transformadores.

Uma relação similar, envolvendo as tensões estimadas e medidas do sistema são utilizadas para tal objetivo, em [Mukh84].

Em [Sant06] é apresentada uma metodologia para estimação de tapes de transformadores. O método tem como objetivo tornar mais robusto o processo de estimação de estado pela adição de restrições de desigualdades de tapes de transformadores via método de pontos interiores.

Em [Logi05] é proposta a estimação de parâmetros por meio de um problema de otimização. O método almeja definir o valor de parâmetro que minimiza a função objetivo empregada na EE. O método é aplicado a subredes contendo os parâmetros suspeitos.

Em [Cout08] foi proposto um método baseado na redução da influência de ramos contendo parâmetros suspeitos, os quais são identificados com base na análise dos resíduos normalizados da EE. O método apresenta bons resultados, mas pode falhar no tratamento de erros múltiplos em parâmetros de ramos adjacentes.

Em [Mez06c, Souz09], uma metodologia empregando um algoritmo genético foi proposta para a estimação de erros em parâmetros. A EE é utilizada de forma acessória e a metodologia apresenta potencial para o tratamento de erros múltiplos em parâmetros de ramos adjacentes.

Em [Zarc00] é apresentado o estado da arte em estimação parâmetros, produzindo um levantamento da pesquisa realizada na área até então.

Em [Zhu06] é proposta uma metodologia de identificação de parâmetros errôneos, mesmo na presença de EGs. Neste trabalho, os parâmetros são incluídos no estimador de Mínimos Quadrados Ponderados como restrições de igualdade. Os resíduos normalizados das medidas e os multiplicadores de Lagrange associados aos parâmetros são empregados na identificação de medidas e parâmetros suspeitos.

Apesar dos diversos métodos para estimação de parâmetros, este ainda permanece como um problema em aberto. O método aqui proposto, conforme será visto adiante, está em oposição aos métodos baseados em vetor de estado aumentado e em análise de sensibilidade dos resíduos, pois a estimação dos parâmetros é realizada sem impacto no nível de redundância das medidas ou de observabilidade da rede.

1.3 OBJETIVOS

Do exposto até o presente, verifica-se que:

- há necessidade de se criar meios para tratamento de erros em parâmetros de redes elétricas;
- pode-se explorar a tarefa precípua da função EE de validação de dados para também depurar tais parâmetros;
- percebe-se que dificuldades são enfrentadas pelos métodos encontrados na literatura para este fim, principalmente em virtude do nível de redundância dos dados que envolve o processo de estimação de parâmetros;
- por se tratar de problema complexo, o emprego de inteligência computacional no processo de estimação de parâmetros elétricos mostra-se atraente, em grande parte pela simplicidade de implementação.

Este trabalho estende a pesquisa realizada em [Mez06c, Souza09] e propõe uma metodologia *off-line* que emprega metaheurísticas no processo de correção de parâmetros, inclusive de ramos adjacentes, na qual a função EE é utilizada de forma acessória. Os seguintes tópicos foram abordados:

- Tratamento de erros em parâmetros-série e/ou *shunt*;
- Representação da solução por meio da variável admitância;
- Formulação de uma nova função objetivo;

- Proposição de um algoritmo que empregue dois estágios de processamento para correção de parâmetros;
- Emprego de várias amostras de medidas e avaliação do seu efeito sobre a correção dos parâmetros;
- Potencial de utilização da metodologia para o tratamento de erros de configuração da rede, vistos como um caso particular de erros de parâmetros;
- Emprego de diferentes metaheurísticas aplicadas ao problema.

1.4 PUBLICAÇÕES

As publicações listadas a seguir estão diretamente associadas à presente Dissertação:

A. A. Augusto, J. C. Stachinni de Souza, M. B. Do Coutto Filho, “Estimação de parâmetros de redes elétricas via metaheurísticas”, XLII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO), Ago/Set/2010, Bento Gonçalves-RS.

A. A. Augusto, J. C. Stachinni de Souza, M. B. Do Coutto Filho, “Correção de erros em parâmetros de redes elétricas utilizando a técnica do Recozimento Simulado”, Anais do XVIII Congresso Brasileiro de Automática (CBA), vol. 1, pp. 1-6, Bonito-MS, Set/2010.

A. A. Augusto, J. C. Stachinni de Souza, M. B. Do Coutto Filho, “Metaheurísticas aplicadas à correção de parâmetros via estimação de estado”, XLIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO), Ago/2011, Ubatuba-SP, aceito para publicação e apresentação.

1.5 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

Este trabalho está dividido em cinco capítulos, conforme a seguir descrito.

O Capítulo 1 introduz o problema a ser tratado, apresenta um levantamento bibliográfico dos trabalhos encontrados sobre o tema até o presente momento, e descreve os objetivos da Dissertação.

O Capítulo 2 aborda: fundamentos da EE; influência dos erros de parâmetros nos resultados desta função; estratégias existentes de identificação/correção dos referidos erros.

No Capítulo 3 formula-se matematicamente o problema, propõe-se uma metodologia para resolvê-lo, e descrevem-se os algoritmos propostos para a correção de parâmetros.

O Capítulo 4 apresenta as simulações realizadas e os resultados obtidos são apresentados e discutidos.

O Capítulo 5 traz as conclusões do trabalho realizado e sugestões para a sua continuidade.

ESTIMAÇÃO DE ESTADO E PARÂMETROS

2.1 INTRODUÇÃO

A função Estimação de Estado (EE) desempenha papel importante na operação em tempo real de sistemas de potência, por se ocupar da tarefa de fornecer dados completos e confiáveis sobre a condição operativa atual da rede sob monitoração. Tais dados servem também a outras funções avançadas (e.g., aquelas que se ocupam das tarefas de segurança e otimização), integrantes de SGEs.

Para a monitoração da rede elétrica, dados coletados remotamente – tais como, estados binários de disjuntores/chaves (abertos ou fechados) e medidas de grandezas elétricas (tensão nas barras, corrente, fluxos e injeções de potência ativa/reativa) – são processados pela EE, fornecendo um quadro atual do sistema que permita decisões operativas.

Desde sua origem, o problema da EE em sistemas de potência vem sendo estudado intensivamente [Cout90]. Os estudos de maior complexidade dizem respeito a aspectos estruturais, notadamente aqueles caracterizados pelo conhecimento *a priori* da configuração atual da rede e dos parâmetros elétricos usados nos modelos de cada elemento que integra esta rede. Na maioria das vezes, a cada intervalo de tempo em que a EE for executada, admite-se que não haja erros em tais dados.

Normalmente, erros de configuração acarretam medidas estimadas com resíduos não validados pelo processo de estimação, podendo ser mais facilmente detectados. Já erros em parâmetros são menos evidentes, por conseguinte,

perduráveis na base de dados, podendo significativamente comprometer a confiabilidade dos resultados produzidos pela EE.

Para a construção de um algoritmo de estimação de parâmetros, alguns aspectos básicos da EE convencional [Mont99], [Abur04] serão resumidamente apresentados no presente capítulo. Assim também, inclui-se a influência de erros de parâmetros na EE, bem como formas para seu tratamento.

2.2 ESTIMAÇÃO DE ESTADO: FUNDAMENTOS

As bases de dados usadas em processos de EE são de natureza estática e dinâmica. Na base estática, são armazenados os parâmetros elétricos da rede e outros dados que não se alteram com frequência. Já na base dinâmica estão presentes grandezas cujos valores mudam freqüentemente durante a operação, tais como: medidas de fluxo e injeções de potência ativa/reactiva; magnitudes de tensão das barras; magnitudes de corrente; estados binários de disjuntores/chaves.

A EE compreende dois enfoques: estático, em que o estado estimado é obtido processando-se um conjunto de medidas referente apenas a um determinado intervalo de tempo; dinâmico [Cout09, Silv93], em que se consideram também dados relativos a intervalos de tempo anteriores. Nesta dissertação será utilizado o enfoque estático.

A EE compõe-se das seguintes etapas [Abur04]:

- 1) Configuração da Rede: Criação do modelo barra-ramo.
- 2) Análise de Observabilidade: Avalia a possibilidade de se obter o estado do sistema a partir do sistema de medição fornecido. Nesta etapa, ilhas observáveis e ramos não observáveis são identificados.

- 3) Filtragem do Estado: A estimação de estado propriamente dita ocorre nesta etapa. O estado do sistema, composto dos fasores de tensão das barras e de outras variáveis de interesse, são obtidos por meio de algum estimador. O estimador usualmente empregado é o estimador de mínimos quadrados ponderados.
- 4) Processamento de Erros Grosseiros: Nesta etapa, testes estatísticos são realizados de forma identificar medidas portadoras de erros estatisticamente elevados e não esperados, ou seja, medidas com Erros Grosseiros (EGs).
- 5) Depuração de Erros em Parâmetros ou Topologia: Uma vez eliminada a possibilidade de EGs, procede-se à depuração do modelo da rede, verificando-se inconsistências nos estados de disjuntores/chaves reportados (Erros de Configuração – ECs) ou nos valores dos parâmetros da rede.

2.2.1 Filtragem do Estado

Na EE as medidas são representadas pelo modelo:

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.1)$$

onde $\mathbf{z}(\mathbf{m} \times \mathbf{1})$ é o vetor de medidas adquiridas, $\mathbf{h}(\cdot)(\mathbf{m} \times \mathbf{1})$ o vetor das equações de observação, que relaciona do estado do sistema às medidas adquiridas, $\mathbf{x}(\mathbf{nv} \times \mathbf{1})$ o vetor de estado do sistema, constituído pela magnitude e ângulo das tensões das barras, $\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{nv} \times \mathbf{1})$ o vetor erro, m é o número de medidas e nv o número de variáveis de estado. Assume-se que $\boldsymbol{\varepsilon}$ seja uma variável aleatória com as seguintes propriedades:

- 1) $\varepsilon_i \sim N(0, \sigma_i), \forall i;$
- 2) $E(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0, \forall ij ;$
- 3) $Cov(\boldsymbol{\varepsilon}) = E(\boldsymbol{\varepsilon} \cdot \boldsymbol{\varepsilon}^T) = \mathbf{R} = \mathbf{diag}\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2\};$

onde \mathbf{R} é denominada matriz de covariância das medidas e σ_i é o desvio padrão de cada medida. Estas propriedades estabelecem que o ruído de medição seja Gaussiano, não correlacionado e não enviesado.

O Estimador de Mínimos Quadrados Ponderados (MQP) é o estimador usualmente empregado, em virtude de suas propriedades estatísticas, [Abur04]. Por meio do Estimador MQP, o estado do sistema é a solução do problema de otimização quadrática:

$$\text{Min } J(x) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(x)]\mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(x)]^T \quad (2.2)$$

onde $\mathbf{W}=\mathbf{R}^{-1}$.

A solução iterativa de (2.2) pelo Método de Gradiente de Newton é dada por:

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_0 - \mathbf{G}^{-1}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(x)]^T \quad (2.3)$$

$$\mathbf{G} = \mathbf{H}\mathbf{W}\mathbf{H}^T \approx \nabla^2 J(\mathbf{x}) \quad (2.4)$$

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

onde \mathbf{G} é matriz de ganho, $\mathbf{H} = \partial \mathbf{h} / \partial \mathbf{x}$ a matriz Jacobiana de medição. A inversão da matriz de ganho é computacionalmente custosa e gera uma matriz cheia, em contraste com a esparsidade de \mathbf{G} .

Portanto, em vez de resolver a equação (2.3), opta-se pela fatoração da matriz de Ganho, obtendo-se o estado da rede por meio da solução iterativa do sistema linear:

$$\mathbf{G}\Delta \mathbf{x}_i = \mathbf{H}\mathbf{W}[\mathbf{z} - \mathbf{h}(x)]^T \quad (2.6)$$

Existem outras formas de se filtrar o estado, nas quais outras formulações do problema de otimização são consideradas [Abur04]. A descrição do modelo elétrico da rede, das equações de observação, e da formação da matriz Jacobiana, considerando medidas de Injeção de Potência ativa e reativa, Fluxos de Potência ativa e reativa e magnitude de tensão; é apresentada no apêndice A deste documento.

O algoritmo de filtragem de estado é descrito pelas seguintes etapas:

Algoritmo 1.1 – Estimador MQP

- (i) $k \leftarrow 0$
- (ii) Iniciar x_k
- (iii) Computar $h(x_k), H(x_k)$
- (iv) Computar a matriz de Ganho $G(x_k)$
- (v) Calcular $H(x_k)W[z - h(x_k)]^T$
- (vi) Fatorar G e resolver $G\Delta x_k = H(x_k)W[z - h(x_k)]^T$
- (vii) **Se** $|\Delta x_k| \leq \epsilon$
- (viii) Encerra o Algoritmo, senão $x_{k+1} = x_k + \Delta x_k$, $k = k + 1$, ir ao passo (ii)

2.2.2 Análise da Observabilidade

A determinação da observabilidade de um sistema pode ser feita verificando-se a existência da inversa da matriz de Ganho G . Caso a inversa desta matriz exista, então o sistema é observável e seu estado determinado por meio da expressão (2.6). Caso não seja, é possível identificar ilhas observáveis e ramos não observáveis.

Por ser a observabilidade de redes um problema de natureza estrutural, empregam-se nesta etapa modelos lineares para as medidas e para a própria EE, parâmetros unitários e a substituição da matriz de covariância pela matriz identidade [Mont85].

A identificação de ilhas observáveis pode ser feita numericamente ou por teoria dos grafos. Em análise numérica é feita a fatoração da matriz de Ganho ou da Matriz Jacobiana de medição. Em ambos os casos, as linhas que apresentarem pivôs nulos durante a fatoração correspondem a ramos não-observáveis do sistema. A análise grafológica emprega o desacoplamento de medidas e teoria dos grafos [Abur04].

O desempenho de um Estimador de Estado está intimamente ligado ao nível de redundância das medidas. A observabilidade de um sistema está diretamente relacionada à topologia e redundância do sistema de medição. A topologia do sistema refere-se à disposição espacial das medidas no sistema.

Define-se como redundância global a razão entre o número de medidas do sistema e o número de variáveis de estado:

$$N_g = \frac{m}{ns} \quad (2.7)$$

A redundância máxima de um sistema de medição (considerando-se apenas medidas de injeção de potência, fluxo de potência e magnitude de tensão) é dada por:

$$N_g = \frac{3nb}{2nb-1} + \frac{4nr}{2nb-1} \quad (2.8)$$

Para sistemas de grande porte tem-se que $nb \rightarrow \infty$ $nr \rightarrow \infty$ e nr/nb é em média 3/2. Portanto:

$$N_g \approx \frac{3}{2} + 2 \frac{nr}{nb} = 4,5$$

Sistemas de potência em geral apresentam redundância inferior a esta. A redundância de interesse prático é a redundância ótima do sistema, que é a máxima redundância possível que simultaneamente minimiza custo de aquisição do sistema de medição, e considera ainda restrições de natureza operativa [Abur04].

2.2.3 Processamento de Erros Grosseiros

Erros grosseiros têm diversas origens, como instalação incorreta de dispositivos, falhas na transmissão de dados, interferências, falhas em dispositivos de medição etc. Alguns erros são de fácil detecção, como erros causados por instalação incorreta de dispositivos. Entretanto, nem sempre é possível detectá-los por inspeções sendo um procedimento automático mais eficaz.

A etapa de Processamento de Erros Grosseiros da EE avalia a consistência das medidas observadas e do estado obtido. Erros em medidas podem ser simples, no qual ocorrem em apenas uma medida, ou múltiplos, onde ocorrem em diversas medidas simultaneamente. Erros múltiplos se dividem em três categorias [Abur04]:

- 1) Erros Não-Correlacionados: caracterizam-se por serem independentes entre si ou fracamente correlacionados.
- 2) Erros Correlacionados: apresentam relação de dependência, i.e., a ocorrência de um erro acarreta a presença de outro.
- 3) Erros Correlacionados e Conformes: são altamente correlacionados e de mesma intensidade.

A possibilidade de detecção e identificação de EGs depende da categoria do erro.

Inconsistências na EE se manifestam através de valores elevados para os resíduos da estimação, obtidos pelas diferenças entre valores medidos e estimados:

$$\mathbf{r} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}) \quad (2.9)$$

onde $\hat{\mathbf{x}}$ é o estado estimado.

O resíduo de estimação possui algumas propriedades estatísticas que são úteis para o processamento de EGs. Considerando-se um modelo linear para o vetor de medidas:

$$\Delta \mathbf{z} = \mathbf{H} \Delta \mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.10)$$

O estado obtido aplicando-se o Estimador MQP para o modelo linear anterior é dado por:

$$\Delta \hat{\mathbf{x}} = \mathbf{G}^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W} \Delta \mathbf{z} \quad (2.11)$$

O valor estimado das medidas é dado por:

$$\Delta \hat{\mathbf{z}} = \mathbf{H} \Delta \hat{\mathbf{x}} = \mathbf{K} \Delta \mathbf{z} \quad (2.12)$$

onde $\mathbf{K} = \mathbf{H} \mathbf{G}^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{W}$.

A matriz \mathbf{K} apresenta as seguintes propriedades:

- 1) $\mathbf{K}^n = \mathbf{K}$
- 2) $\mathbf{K} \mathbf{H} = \mathbf{H}$
- 3) $(\mathbf{I} - \mathbf{K}) \mathbf{H} = \mathbf{0}$

Substituindo (2.10) e (2.12) em (2.9), tem-se que:

$$\mathbf{r} = \Delta \mathbf{z} - \Delta \hat{\mathbf{z}} = (\mathbf{I} - \mathbf{K})(\mathbf{H} \Delta \mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon}) \quad (2.13)$$

$$\mathbf{r} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}) \boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{S} \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.14)$$

onde \mathbf{S} é a matriz de sensibilidade dos resíduos.

A matriz de sensibilidade dos resíduos possui as seguintes propriedades:

- 1) $\mathbf{S}^n = \mathbf{S}$
- 2) $\mathbf{S} \mathbf{R} \mathbf{S}^T = \mathbf{S} \mathbf{R}$

Utilizando-se as propriedades de S , se seguem propriedades estatísticas para o resíduo de estimação:

$$1) E(\mathbf{r}) = E(\mathbf{S}\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{S}E(\boldsymbol{\varepsilon}) = \mathbf{0}$$

$$2) E(\mathbf{r} \cdot \mathbf{r}^T) = E(\mathbf{S} \cdot \boldsymbol{\varepsilon} \cdot \boldsymbol{\varepsilon}^T \cdot \mathbf{S}^T) = E(\mathbf{S})E(\boldsymbol{\varepsilon} \cdot \boldsymbol{\varepsilon}^T)E(\mathbf{S}^T) = \mathbf{S}E(\boldsymbol{\varepsilon} \cdot \boldsymbol{\varepsilon}^T)\mathbf{S}^T = \mathbf{S}\mathbf{R}$$

$$\boldsymbol{\Omega} = \mathbf{S}\mathbf{R} \quad (2.15)$$

Portanto, conclui-se que:

$$\mathbf{r} \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Omega})$$

Os elementos fora da diagonal de $\boldsymbol{\Omega}$ indicam a correlação entre os resíduos.

As medidas do sistema podem ser classificadas como críticas [Cout01] ou redundantes. Medidas críticas são aquelas que, quando indisponíveis, tornam o sistema não-observável. Medidas redundantes são as não críticas. Conjunto crítico é um conjunto de medidas tal que a remoção de qualquer uma das medidas a ele pertencentes torna as nele restantes medidas críticas. Medidas críticas apresentam resíduos nulos e as colunas correspondentes da matriz $\boldsymbol{\Omega}$ nulas. Conjuntos críticos são formados por medidas que apresentam valores de resíduos normalizados idênticos e de máxima correlação.

Anomalias nos dados podem ser detectadas avaliando-se as propriedades estatísticas do resíduo de estimação e da função índice $J(x)$ por meio de Testes de Hipótese.

Os testes mais empregados em EE são: chi-quadrado aplicado sobre a variável aleatória $J(x)$; resíduos normalizados, este apresentando resultados mais precisos, de mais fácil interpretação [Abur2004].

Sabendo-se que $\mathbf{r} \sim N(\mathbf{0}, \mathbf{\Omega})$, vem:

$$r_N^i = \frac{r_i}{\sqrt{\Omega_{ii}}} \quad (2.16)$$

onde r_N^i é o resíduo normalizado.

A hipótese de não haver EGs é rejeitada se a condição:

$$r_N^i < \lambda \quad (2.17)$$

não for atendida. As medidas não validadas são assinaladas como suspeitas, devendo receber o devido tratamento: remoção, correção ou substituição por uma estimativa.

2.3 ERROS DE PARÂMETROS

Muitos trabalhos destacam a importância da inclusão da estimação de parâmetros na EE. Entretanto, há poucos trabalhos cujos resultados experimentais suportam esta afirmação [Reig89a], [Slut95], [Slut96], [Stu73] e [Zarc96]. Em [Zarc96], [Reig89] e [Meza06] é realizado um estudo aprofundado sobre a influência de parâmetros na EE. As conclusões mais importantes destes estudos são apresentadas resumidamente nesta seção.

Em [Meza06] e [Zarc96] foram estudadas manifestações de EPs na EE, tendo sido ilustrados casos com sistema IEEE-14 barras, cuja rede elétrica mostra-se na Figura 2.1. Em [Zarc96], os sistemas de medição foram dotados de redundância máxima, enquanto que em [Meza06a], diferentes níveis de redundância foram empregados.

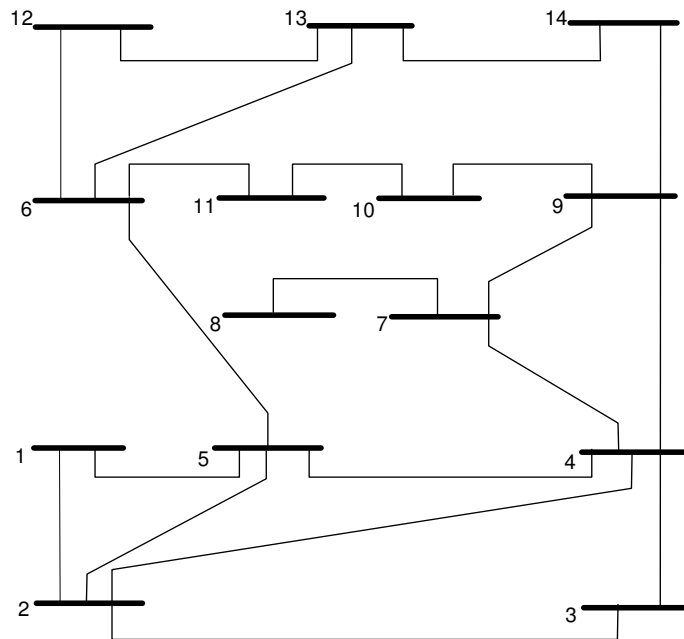


Figura 2.1 – Sistema Teste IEEE-14 barras

Em cada trabalho as medidas do sistema-teste foram obtidas a partir de um programa de fluxo de potência. Diversos cenários de carga foram simulados, com o intuito de se reproduzir uma típica curva diária de carga. Em seguida, foram simulados ruídos gaussianos para cada tipo de medida, com média zero e desvio padrão diferente para cada medida. Desta forma, buscou-se simular um processo de medição real. As principais características reveladas nos estudos realizados em [Zarc96, Meza06], ilustrada por figuras e tabelas extraídas de tais trabalhos, são apresentadas e discutidas nas seções seguintes.

2.3.1 Distância

Parte dos testes almejavam a mensuração do espalhamento de um erro de parâmetro simples. A princípio apenas as medidas cujas equações de observação empregassem tal parâmetro seriam afetadas. Entretanto, o estado do sistema é também atingido pelo erro de parâmetro. Conseqüentemente, o erro se espalha, afetando outras medidas além daquelas cujas equações contenham o parâmetro errôneo.

A principal conclusão obtida pelos estudos revela que a influência do erro de parâmetro é local, visto que esta decresce com o aumento das distâncias das medidas em relação ao parâmetro errôneo. Medidas à “distância-um” ou de 1ª vizinhança são as adjacentes (ou incidentes) no ramo com parâmetros errôneos. Medidas à “distância-dois” ou de 2ª vizinhança são aquelas adjacentes aos ramos incidentes nas barras cujas medidas estão à “distância-um”. Medidas à “distância-três” (3ª vizinhança) são definidas de forma análoga. A Figura 2.2 ilustra a idéia de vizinhança de medidas.

A Figura 2.3 apresenta o comportamento da relação r , que é a razão entre a média dos resíduos normalizados na presença e ausência de EP, em relação à magnitude do erro simulado, para um erro de parâmetro série no ramo 1-5 e redundância máxima do sistema de medição. Observa-se que r aumenta juntamente com a magnitude do erro, o que permite concluir que erros de maior magnitude são de mais fácil detecção do que erros de pequenos. Verifica-se também que a influência do EP diminui com o aumento da distância, sendo praticamente ínfima ($r = 1$) para medidas à “distância-quatro” do parâmetro incorreto. Deve-se ressaltar que quando r é menor ou igual a unidade, a EE perde a capacidade de detecção de EPs. Nestes casos, o erro de medição se confunde com o erro de parâmetro, o que impossibilita a sua correção.

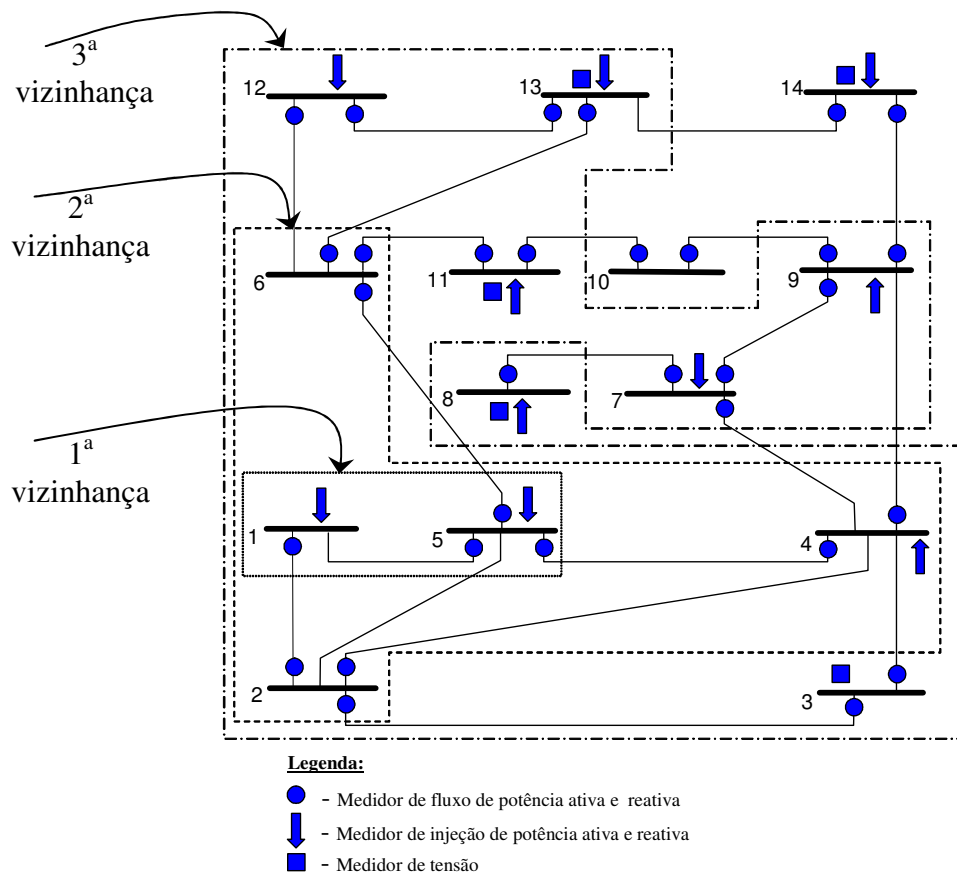


Figura 2.2– Distância de Medidas

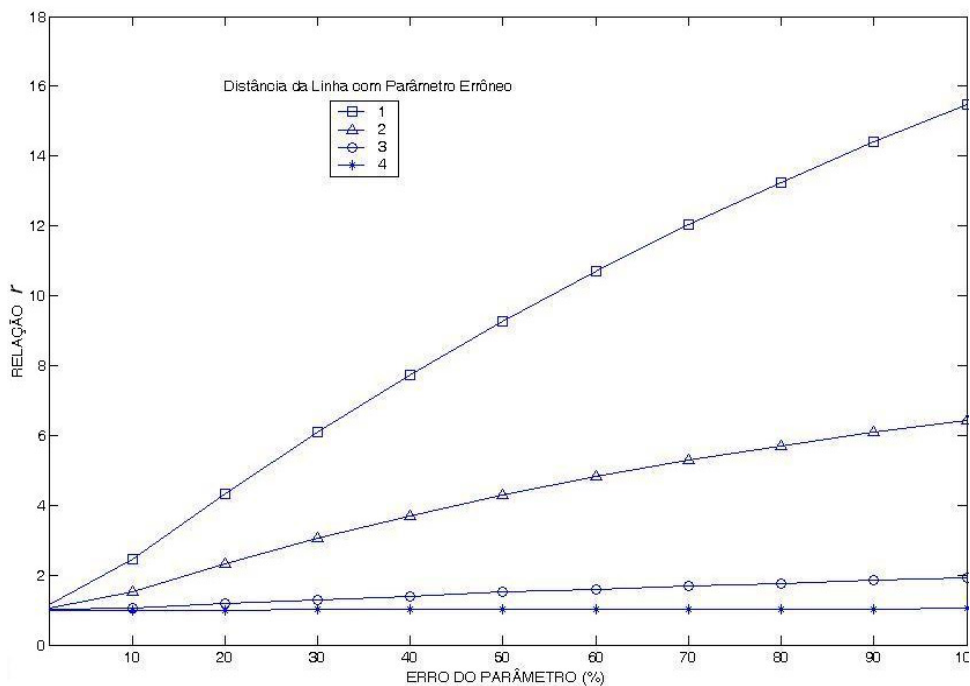


Figura 2.3 – Erro de Parâmetro em relação a distância

2.3.2 Magnitude do Erro

Como mostrado na Figura 2.3, o grau de degradação que as medidas estimadas sofrem está diretamente relacionado à magnitude do erro de parâmetro. Quanto maior o erro de parâmetro, maior será a influência sobre a estimação de medidas.

Portanto, deve existir um limiar de magnitude de erro de parâmetro para o qual a EE é capaz de detectar a presença de EPs. Abaixo deste limiar, o resíduo estimado na presença de EPs se aproxima do resíduo estimado na ausência de EPs, impossibilitando a detecção de erros de parâmetros, por meio dos resíduos de estimação.

2.3.3 Precisão das Medidas

A precisão da medida também influi na sua sensibilidade à presença de erros de parâmetros. O teste aqui apresentado empregou os valores de precisão apresentados na Tabela 2.1. Em função de valores de precisão e fundo de escala, foram simulados [Meza06a] os ruídos de medição que compõem o modelo de medida apresentado na equação (2.1)

Tabela 2.1 – Valores de Precisão e Fundo de Escala para diferentes medidores e diferentes níveis de erro.

Nível de erro	Tipo de Medidor	Valor da Precisão(pr)	Valor de Fundo de Escala (fe)
1	Fluxo	0,010	0,021
	Injeção	0,001	0,010
	Tensão	0,001	0,000
2	Fluxo	0,030	0,060
	Injeção	0,020	0,042
	Tensão	0,010	0,000
3	Fluxo	0,100	0,084
	Injeção	0,030	0,060
	Tensão	0,015	0,000
4	Fluxo	0,200	0,100
	Injeção	0,100	0,084
	Tensão	0,020	0,000

A Tabela 2.1 estabelece que quanto maior o nível de erro, menor é a precisão da medida. A Figura 2.4 apresenta o comportamento da relação r em relação à magnitude do erro de parâmetro, para diferentes níveis de erro das medidas. O sistema para o qual os resultados foram obtidos apresenta redundância máxima.

Observa-se que o aumento da precisão melhora a capacidade da EE de detectar erros de parâmetros, pois os resíduos normalizados de medidas mais precisas são mais sensíveis à magnitude do erro de parâmetro cometido.

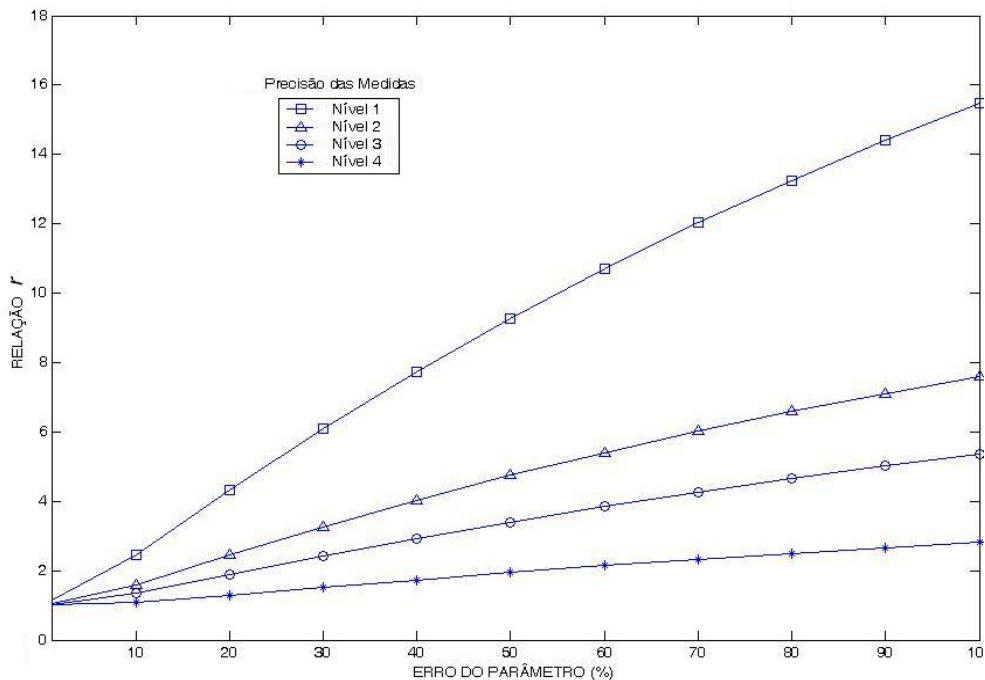


Figura 2.4 – Erro de Parâmetro em relação as precisões das medidas

2.3.4 Tipo de Medida

Dependendo da grandeza mensurada, o erro de parâmetro manifesta-se com maior ou menor intensidade. A Figura 2.5 apresenta o comportamento de r para as grandezas fluxo de potência e injeção de potência, enquanto que a Figura 2.6 apresenta o resíduo estimado na presença de erro na susceptância série para

os conjuntos de medidas **A** (Fluxo de Potência + Tensões) e **B** (Injeções de Potência + Tensões).

Ambas as figuras mostram que medidas de fluxo de potência são mais sensíveis a EPs do que as medidas de injeção de potência. Medidas de Injeção de potência são menos sensíveis que medidas de fluxo de potência devido à diluição do EP pelos fluxos de potência incidentes nas barras onde estão as medidas de injeção observadas, sendo estas menos afetadas pelo EP.

Adicionalmente, as medidas de fluxo de potência ativa/reactiva contribuem de forma mais significativa à observabilidade dos parâmetros do que as medidas de injeção. Conclui-se que apenas medidas de fluxo de potência e injeção de potência observam os parâmetros da rede. Medidas de tensão, por não serem incidentes nos parâmetros, não são significativamente influenciadas por Erros de Parâmetros.

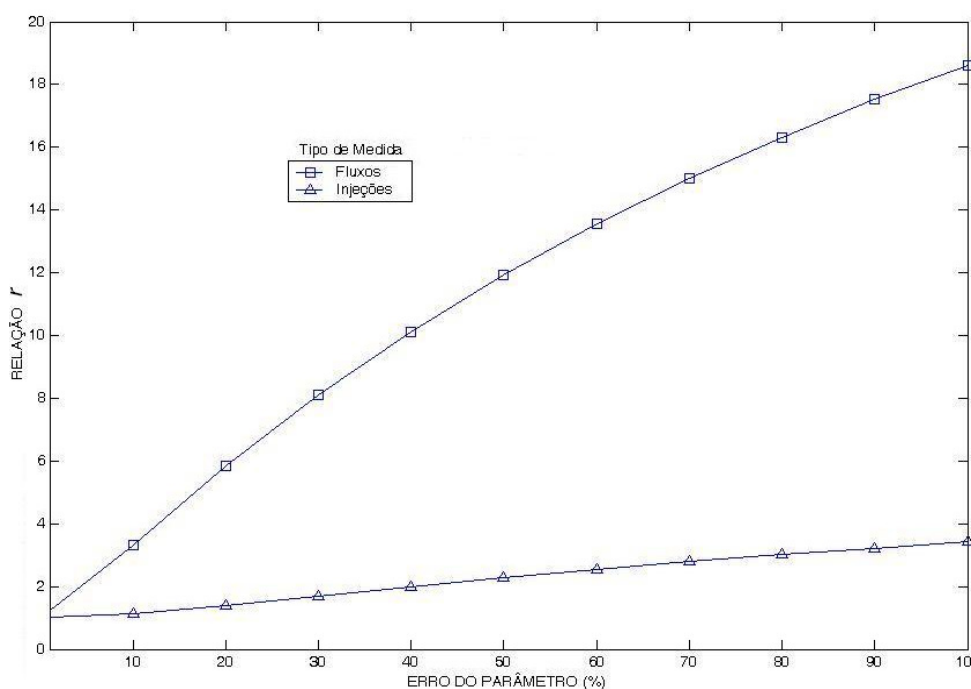


Figura 2.5 – Erro de Parâmetro em relação ao tipo de medida

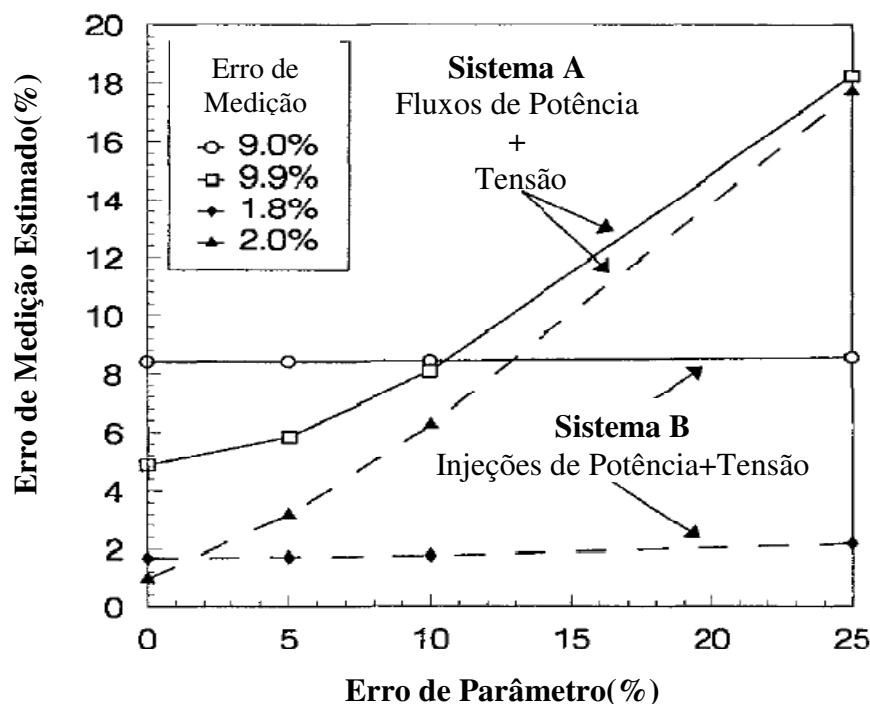


Figura 2.6 – Erro de Parâmetro em relação a diferentes sistemas de medição

2.3.5 Nível de Redundância do Sistema de Medição

Constatou-se em [Meza06] que o grau de influência de um erro de parâmetro nas medidas depende também do nível de redundância do sistema. As Figuras 2.3, 2.6, 2.7 e 2.8 apresentam a influência do erro de parâmetro para diferentes níveis de redundância e precisão das medidas.

Observa-se a partir das Figuras 2.3, 2.7 e 2.8 que a variação de r diminui juntamente com a redundância. Como medidas de fluxo de potência observam melhor os parâmetros da rede do que as medidas de injeção de potência, conclui-se que a redundância do sistema **B** da Figura 2.6 é melhor do que a redundância do sistema **A**, para fins de estimação de parâmetros. Conseqüentemente, os resultados da Figura 2.6 estão em concordância com os resultados das outras figuras.

Disto conclui-se que quanto menor a redundância do sistema, mais difícil é a identificação e correção de erros, visto que o resíduo estimado na presença

de erros de parâmetros se aproxima do resíduo estimado da medida na ausência dos mesmos. Pode-se afirmar que a redução do nível de redundância diminui a sensibilidade da EE em relação à presença de EPs.

2.3.6 Tipo de Parâmetro

O tipo de parâmetro também influencia na forma como EPs se manifestam na EE. Em [Flet83], [Liu95] afirma-se ser razoável supor a inexistência de erro na resistência. Em [Debs75], supõe-se que além das resistências, erros em susceptâncias *shunt* devem ser desconsiderados. Em [Zarc96] e [Meza06] foi realizado um estudo da influência do tipo de parâmetro na EE.

Os resultados anteriores foram simulados considerando-se o erro de parâmetro tanto na resistência quanto na impedância série. A Figura 2.9 apresenta o comportamento do resíduo de estimação em relação ao tipo de parâmetro incorreto. Ressalta-se que o sistema de medição possui redundância máxima e as medidas possuem nível 1 de precisão.

Observa-se que a sensibilidade dos resíduos a erros na reatância é maior do que aquela para erros na resistência.

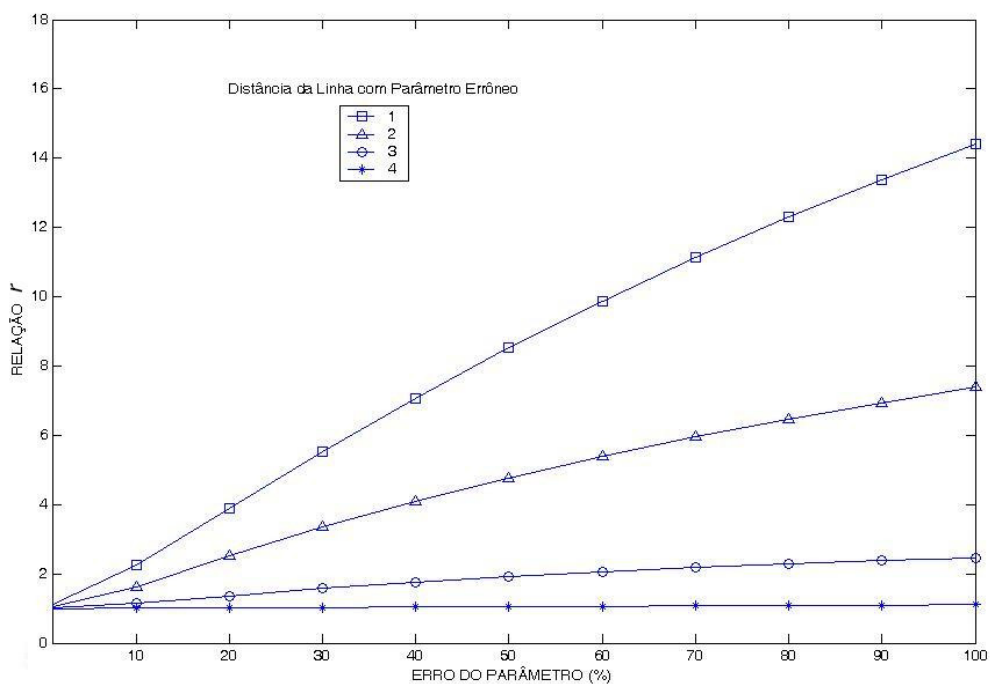


Figura 2.7 – Erro de Parâmetro para sistema com nível de redundância igual a 3,22

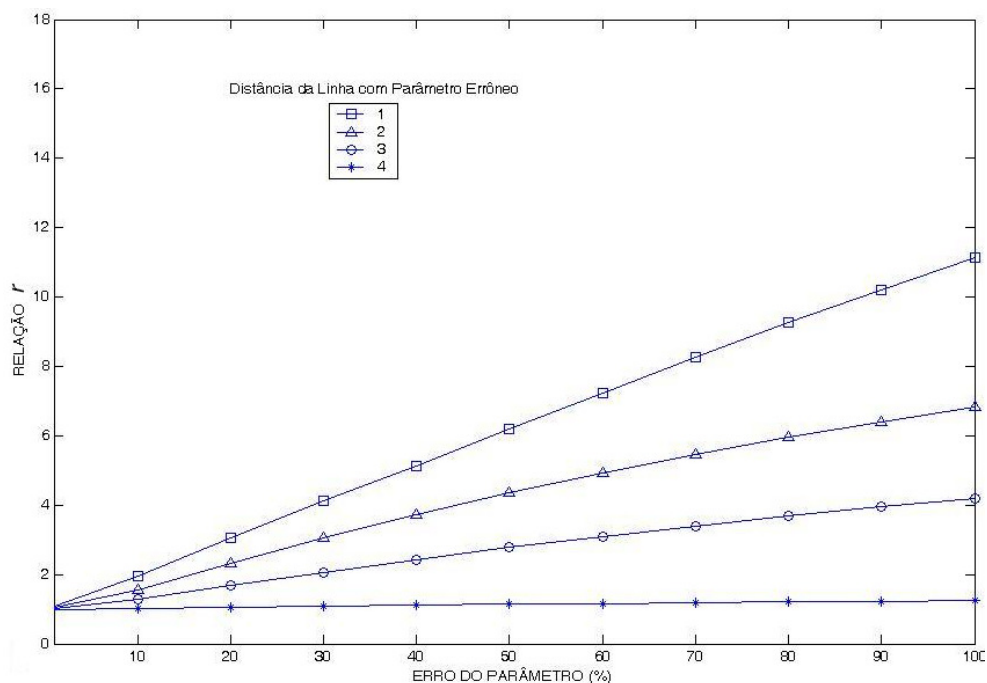


Figura 2.8 – Erro de Parâmetro para sistema com nível de redundância igual a 2,33

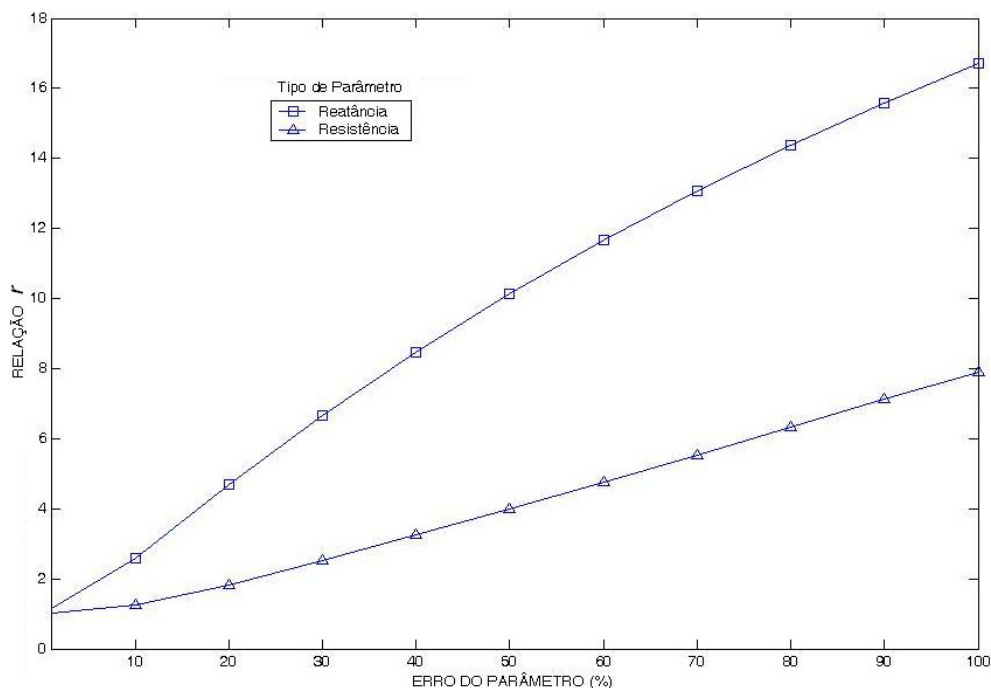


Figura 2.9 – Sensibilidade dos resíduos em relação ao tipo de parâmetro

2.3.7 Identificação de Parâmetros Suspeitos

A princípio, podem-se estimar todos os parâmetros da rede. Entretanto, não é recomendável, por não aproveitar de forma racional a redundância do sistema de medição empregado. A situação ideal seria aquela na qual apenas os parâmetros incorretos fossem estimados. Entretanto, a identificação dos parâmetros verdadeiramente incorretos é dificultada por alguns efeitos de EPs causados em medidas (espalhamento, por exemplo). Portanto, devem ser estimados apenas os parâmetros sobre os quais recaia suspeição.

A identificação de parâmetros suspeitos com base no conhecimento de especialistas também é possível. Um procedimento automático, porém, é mais interessante do ponto de vista prático. Como foi dito anteriormente, muitas medidas com os resíduos normalizados elevados são indícios da presença de EPs. Portanto, procedimentos baseados nos resíduos de estimação são factíveis. Em [Van88] é proposto um procedimento para identificação de parâmetros suspeitos, descrito a seguir.

Explicitando o vetor de parâmetros suspeitos \mathbf{p} em $\mathbf{h}(\cdot)$ e expandindo-se em série de Taylor, pode-se escrever o valor verdadeiro da medida em função do valores corrompidos de estado e parâmetros por meio da expressão:

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{p}) = \mathbf{h}(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0) + \nabla_{\mathbf{p}}\mathbf{h}(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0)(\mathbf{p} - \mathbf{p}_0) + \nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{h}(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) \quad (2.18)$$

onde (\mathbf{x}, \mathbf{p}) é o estado verdadeiro da rede, e $(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0)$ é o estado da rede corrompido pelo erro de parâmetro.

Combinando com (2.1) com (2.18) e reescrevendo tem-se que:

$$\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0) = \mathbf{e} + \nabla_{\mathbf{p}}\mathbf{h}(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0)(\mathbf{p} - \mathbf{p}_0) + \nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{h}(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) \quad (2.19)$$

Tomando-se o valor esperado, e considerando-se $\mathbf{x} \cong \mathbf{x}_0$:

$$\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0) = \nabla_{\mathbf{p}}\mathbf{h}(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0)(\mathbf{p} - \mathbf{p}_0) \quad (2.20)$$

Para a situação anterior, considerando agora $\mathbf{p} = \mathbf{p}_0$:

$$\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0) = \nabla_{\mathbf{x}}\mathbf{h}(\mathbf{x}_0, \mathbf{p}_0)(\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) \quad (2.21)$$

As expressões (2.19) e (2.20) mostram que ramos cujas medidas adjacentes apresentarem os maiores resíduos normalizados deverão ser considerados suspeitos. A equação (2.21) mostra o espalhamento do erro de parâmetro pelas medidas.

Observa-se em (2.20) que o resíduo é, aproximadamente, proporcional à sensibilidade da equação de observação e ao erro. Tal relação reforça os fatos:

- 1) Resíduos elevados estão geralmente associados a EPs;
- 2) Quanto maior o erro de parâmetro, mais fácil se torna sua identificação;
- 3) Erros de parâmetros contaminam não apenas as medidas adjacentes, mas se espalham pelas medidas na vizinhança dos parâmetros incorretos.

2.4 MÉTODOS DE CORREÇÃO DE PARÂMETROS

Uma vez elencados os ramos suspeitos, procede-se a sua correção, através de algoritmos usualmente divididos em duas categorias:

- 1) Métodos Baseados no Aumento do Vetor de Estado: Métodos de correção nesta categoria consideram os parâmetros suspeitos como parte do vetor de estado a ser estimado. Portanto, tanto o estado do sistema quanto parâmetros da rede são estimados simultaneamente. A grande vantagem do emprego deste método é a possibilidade de generalização da EE, seu emprego em tempo real e a obtenção de resultados mais precisos. Tais métodos apresentam grandes desvantagens como a necessidade de modificação das rotinas de EE, a não flexibilidade, e a suscetibilidade a problemas numéricos, principalmente em casos de baixa redundância do sistema de medição. Dentro desta categoria, os métodos se subdividem em:
 - a. Métodos Baseados em Equações Normais [Merr73], [Liu95], [Zarc96]: Estes são extensões da EE estática convencional. Os parâmetros suspeitos são explicitados como variáveis de estado a serem estimadas. Estes métodos são propensos a apresentarem problemas numéricos, em virtude da redução do nível de redundância quando o estado é aumentado. Várias formulações foram propostas [Reig89a], [Zarc96] e [Cast10] com o objetivo de melhorar o nível de redundância perto dos ramos com parâmetros suspeitos, através do processamento seqüencial ou simultâneo de diversas amostras de medidas.
 - b. Métodos Baseados na Teoria do Filtro de Kalman [Debs74], [Slut95] e [Slut96]: Esta subcategoria processa seqüencialmente várias amostras de medidas, com o intuito de obter, de forma recursiva, estimativas mais acuradas dos parâmetros suspeitos.

2) Métodos Baseados na Análise de Sensibilidade dos Resíduos [Quin87], [Quin88] e [Van88]: Nesta categoria, a correção de parâmetros é uma rotina acessória à EE. Novos valores de parâmetros são iterativamente sugeridos por uma heurística, até que os resíduos normalizados sejam suficientemente pequenos. As vantagens destes métodos são: melhor aproveitamento da redundância do sistema de medição; preservação das rotinas de EE; flexibilidade de implementação, visto que só depende dos resíduos de estimação, não importando o tipo de estimador utilizado. A grande desvantagem do método é o número de execuções da EE, para realizar-se a correção dos parâmetros suspeitos, o que pode inviabilizar seu uso em tempo real.

2.4.1 Métodos Baseados em Vetor de Estado Aumentado

Como dito anteriormente, o método de estado aumentado inclui os parâmetros suspeitos a serem estimados no vetor de estado. Neste caso, os parâmetros são explicitados nas equações de observação, assim como na função índice de estimação, como mostra a expressão :

$$J(x, p) = [z - h(x, p)]^T W [z - h(x, p)] \quad (2.22)$$

A inclusão dos parâmetros no vetor de estado permite também que observações de parâmetros sejam incluídas no processo de estimação. Dessa forma, a redundância do sistema pode ser aumentada na região dos parâmetros suspeitos. A função índice aumentada neste caso seria:

$$J(x, p) = [z - h(x, p)]^T W [z - h(x, p)] + [p - p_0]^T W_p [p - p_0] \quad (2.23)$$

onde W_p é a matriz de ponderação das observações de parâmetros.

A formulação (3.2) tem como revés a definição da matriz de ponderação W_p . A quantificação desta ponderação é difícil por não haver um processo de

medição de parâmetros da rede, sendo os mesmos obtidos com ajuda de um especialista, o que dificulta a quantificação da incerteza destas observações.

Ponderações muito pequenas podem tornar as medidas de parâmetro inúteis, pois o estado será em grande parte definido pelas outras medidas do sistema, não se alterando substancialmente por influência do parâmetro.

Por outro lado, pesos elevados ocasionam a definição dos parâmetros e do estado da rede em função dos valores iniciais (observações) dos parâmetros. Conseqüentemente, os parâmetros podem funcionar como pontos de alavancagem.

A Figura 2.10 apresenta o comportamento do erro de parâmetro estimado em função da razão w_{av}/w_p , que é a razão entre a ponderação média de todas as medidas e ponderação dos parâmetros linha, de uma simulação de erro na reatância série do ramo 7-9 do sistema IEEE 14 barras.

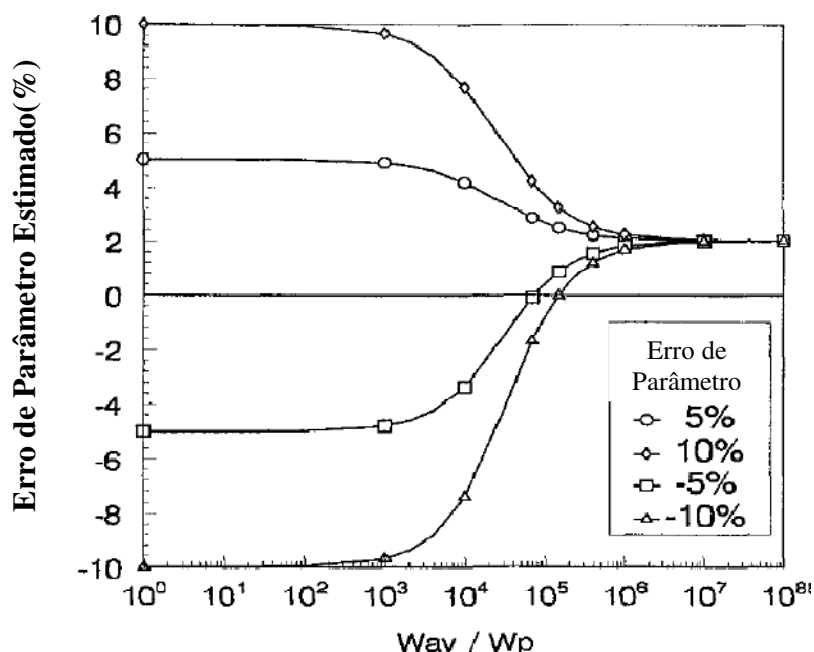


Figura 2.10 – Erro de parâmetro estimado em relação à ponderação dos parâmetros

A Figura 2.10 indica que quando a razão w_{av}/w_p diminui, a estimativa de erro de parâmetro torna-se mais dependente das observações de parâmetros

empregadas do que das medidas do sistema. O emprego de (2.23) é controverso, devendo ser cuidadosamente estudadas as ponderações das medidas de parâmetros.

A redundância global do sistema com a inclusão de parâmetros da rede é dada por:

$$N_g = \frac{nm}{ns+np} \quad (2.24)$$

A expressão (3.3) indica claramente a redução da redundância com a inserção de parâmetros no vetor de estado. Uma forma de atenuar o efeito da inclusão de parâmetros no vetor de estado é se reduzir o número de variáveis de parâmetros a serem estimados.

A estimativa pobre de comprimento de linha de transmissão é uma das causas mais comuns de erros em parâmetros [Abur04]. Escrevendo-se os parâmetros como funções do comprimento, opta-se por considerar o comprimento da linha como variável de estado e atualizar os parâmetros suspeitos da rede por meio das expressões:

$$\mathbf{r} = \mathbf{ru} * \mathbf{l} \quad (2.25)$$

$$\mathbf{x} = \mathbf{xu} * \mathbf{l} \quad (2.26)$$

$$\mathbf{b} = \mathbf{bu} * \mathbf{l} \quad (2.27)$$

onde \mathbf{ru} , \mathbf{xu} e \mathbf{bu} são respectivamente, a resistência série unitária, a reatância série unitária e a susceptância série unitária. \mathbf{l} é o comprimento da linha de transmissão.

Este artifício permite a redução do número de variáveis de estado, aproveitando a redundância do sistema de medição de forma inteligente.

O emprego de várias amostras de medidas é também uma forma de aumento da redundância do sistema. Considerando-se uma única amostra de medida, a redundância global do sistema é dada pela expressão (2.24). Entretanto, assumindo-se a invariância dos parâmetros dentro do conjunto de amostras, o processamento simultâneo de várias amostras resulta em $q \cdot ns$ variáveis de estado e $q \cdot nm$ medidas, enquanto np parâmetros são adicionados ao vetor de estado.

Portanto, a estimação simultânea de q instantes faz com que a redundância global do sistema de medição atinja o valor dado pela expressão:

$$N_g = \frac{q \cdot nm}{q \cdot ns + np}$$

que resulta em :

$$N_g = \frac{nm}{ns + np/q} \quad (2.28)$$

de onde se conclui:

$$N_g = \frac{nm}{ns + np/q} > \frac{nm}{ns + np}$$

A estimação seqüencial de várias amostras não aumenta a redundância do sistema, embora permita uma correção mais eficiente dos parâmetros, visto que a mesma elimina variações indesejadas nos parâmetros causada por ruídos nas medidas empregadas.

O emprego de várias amostras de medidas apresenta outras vantagens em relação à estimação, outras justificativas ao seu emprego são [Abur04]:

- 1) A estimação de parâmetros pode ser feita de forma off-line, mantendo intacta a EE utilizada em tempo real.
- 2) A preocupação na estimação de parâmetros é com a exatidão da estimação, tendo o tempo computacional menos importância neste tipo de análise.
- 3) Possibilidade de pré-processamento das medições.
- 4) Melhoria da qualidade da estimação, como mostrado anteriormente.

2.4.1.1 Equações normais

O método normal é a generalização da estimação de estado tradicional. A solução iterativa apresentada no capítulo 2 é modificada, incluindo-se os parâmetros no vetor de estado. Empregando-se o método de Newton na expressão (2.22), a solução iterativa, na forma matricial, é dada pela expressão:

$$\begin{bmatrix} G & G_{xp} \\ G_{px} & G_{pp} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta p \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} H_x & H_p \end{bmatrix}^T W [z - h(x, p)] \quad (2.29)$$

onde G_{xp} , G_{px} e G_{pp} são partições novas da Hessiana devido à inclusão de parâmetros no vetor de estado. ∇p é a partição do gradiente referente às derivadas de parâmetros. A Matriz Jacobiana de medidas H adquire agora uma nova estrutura:

$$H = \begin{bmatrix} H_x & | & H_p \end{bmatrix}^T = \left[\begin{array}{cccc|c} & & & & 0 \\ & & & & \otimes \\ & & & & \vdots \\ & & & & 0 \\ & & & & \otimes \\ \hline 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{array} \right]$$

onde $H_x = \partial h(x) / \partial x$, $H_p = \partial h(x) / \partial p$

Nota-se o surgimento de colunas adicionais na matriz Jacobiana. As novas colunas correspondem às derivadas parciais das equações de medição em relação aos parâmetros suspeitos. Os termos não-nulos destas colunas são as medidas de fluxo de potência e injeção de potência adjacentes aos parâmetros suspeitos. Linhas extras na matriz também surgem, correspondendo às derivadas dos parâmetros em relação às variáveis de estado. Os termos não-nulos destas linhas referem-se às derivadas de parâmetros em relação aos próprios parâmetros, que são unitárias.

Observa-se que a inclusão de parâmetros no estado aumenta a esparsidade da matriz Jacobiana. Vale ressaltar que a inclusão de observações diretas de parâmetros introduz linhas altamente esparsas na matriz Jacobiana, o que aumenta a possibilidade de mau-condicionamento na mesma.

O mau-condicionamento de H aliado ao decréscimo da redundância resultante da inclusão do parâmetro ocasiona problemas de observabilidade, principalmente nas primeiras iterações do método.

O emprego de várias amostras de medidas minimiza possíveis problemas de observabilidade. A seguir o procedimento para a solução simultânea de vários instantes de medição.

O vetor de medidas (sem observações de parâmetros) é dado por:

$$\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1 \ \mathbf{z}_2 \ \dots \ \mathbf{z}_q]$$

onde $\mathbf{z}_i = [z_{i1} \ z_{i2} \ \dots \ z_{in}]^T$.

O vetor de estados é dado por:

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1 \ \mathbf{x}_2 \ \dots \ \mathbf{x}_q \ | \ \mathbf{p}]$$

onde $\mathbf{x}_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{in}]^T$ e $\mathbf{p} = [p_1 \ \dots \ p_n]^T$.

Sendo os instantes de medição mutuamente independentes, segue-se que a matriz Jacobiana é diagonal em blocos correspondentes a matrizes Jacobianas para cada instante considerado. Adicionalmente, ocorrem no Jacobiana aumentado colunas referentes às derivadas de parâmetros.

A matriz aumentada adquire, portanto, a seguinte estrutura:

$$H = \left[\begin{array}{cccc|c} H_1 & & & & h_{1p} \\ & H_2 & & & h_{2p} \\ & & \ddots & & \vdots \\ & & & H_q & h_{qp} \end{array} \right]$$

A matriz de ponderação neste caso é diagonal em blocos, apresentando a forma:

$$W = \text{diag}(W_1 \ W_2 \ \dots \ W_q) \quad (2.30)$$

A matriz de ganho é dada por:

$$G = \left[\begin{array}{cccc|c} G_{11} & & & & g_{1p} \\ & G_{22} & & & g_{2p} \\ & & \ddots & & \vdots \\ & & & G_{qq} & g_{qp} \\ \hline g_{1p}^t & g_{2p}^t & \dots & g_{qp}^t & G_{pp} \end{array} \right] \quad (2.31)$$

onde:

$$G_{ii} = H_i^T W_i H_i \quad (2.32)$$

$$G_{ii} = H_i^T W_i h_{ip} \quad (2.33)$$

$$\mathbf{G}_{pp} = \sum_{i=1}^q \mathbf{h}_{ip}^T \mathbf{W}_i \mathbf{h}_{ip} \quad (2.34)$$

A matriz ∇J tem a estrutura:

$$\mathbf{H}^T \mathbf{W} \Delta \mathbf{z} = [\mathbf{b}_1 \ \dots \ \mathbf{b}_n | \mathbf{b}_p]^T$$

cuja lei de formação é :

$$\mathbf{b}_i = \mathbf{H}_i^T \mathbf{W}_i \Delta \mathbf{z}_i \quad (2.35)$$

$$\mathbf{b}_p = \sum_{i=1}^q \mathbf{h}_{ip}^T \mathbf{W}_i \mathbf{h}_{ip} \quad (2.36)$$

As grandes dimensões envolvidas nesta metodologia podem inviabilizar o emprego da mesma para sistemas de grande porte. As matrizes envolvidas são altamente esparsas, sendo necessárias técnicas para o tratamento da esparsidade das mesmas. Deve-se tirar proveito também da estrutura em blocos das matrizes.

Em [Zarc96] é descrito um método direto de solução da equação (2.6), para este caso, uma vez que a formação e fatoração na matriz de ganho neste caso é impraticável, principalmente para sistemas de grande porte. Este procedimento segundo [Zarc96] é válido quando o número de parâmetros estimados é pequeno. Finalmente, a localidade do problema de estimação, permite o uso de apenas uma parte da rede, facilitando desta forma o tratamento computacional.

A Figura 2.11, extraída de [Abur04], mostra os ganhos obtidos com emprego de várias amostras de medidas, para o sistema IEEE 14 barras, com máxima redundância. Claramente se observa que o emprego de vários instantes de medição aprimora a capacidade de filtragem da EE, como pode ser visto pela redução do erro de parâmetro estimado após a execução da EE.

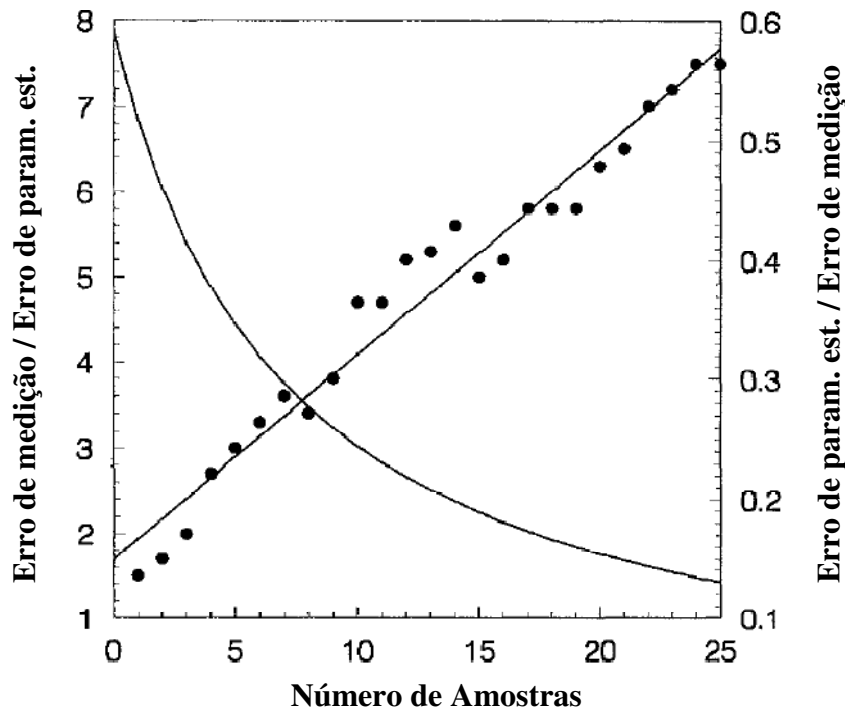


Figura 2.11 – Benefícios do Emprego de Amostras de Medidas.

2.4.1.2 Métodos baseados no Filtro de Kalman

Os métodos baseados no Filtro de Kalman almejam contornar os problemas causados pela inclusão de parâmetros elétricos no vetor de estado e obter melhores estimativas do mesmo a partir de um processamento recursivo de diversas amostras de medidas. A grande diferença destes métodos para a estimação de parâmetros utilizando equações normais com o processamento de várias amostras de medidas é a atualização recursiva da matriz de Ganho, que neste caso leva em conta a informação obtida de instantes anteriores ao observado. Adicionalmente, o método de equações normais possibilita o processamento simultâneo de amostras.

O Filtro de Kalman é um método de processamento de informações portadoras de ruídos. Basicamente, o método realiza a filtragem recursiva do estado de um sistema dinâmico, utilizando não apenas a observação presente do sistema, como também observações passadas. Uma importante propriedade deste filtro é a otimalidade do filtro em relação a qualquer critério estatístico [Schw73]. Ele é dito recursivo por considerar apenas o instante atual de

observação na estimação do estado, sendo instantes anteriores considerados por meio da matriz de Ganho do Filtro. Tal propriedade traz ganhos computacionais, por não ser necessário o reprocessamento de amostras de instantes anteriores de observação.

A primeira proposta para emprego do Filtro de Kalman em EE foi apresentada em [Debs74]. Devido à suposição dos erros de medição serem Gaussianos, a formulação recursiva do estimador de mínimos quadrados ponderados é uma implementação direta do Filtro de Kalman [Schw73]. O modelo das medidas empregado nestes métodos é dado pela expressão:

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{h}(\mathbf{x}(k), k, \mathbf{p}) + \boldsymbol{\varepsilon}(k) \quad (2.37)$$

O vetor de equações de observação é feito dependente do instante de medição com o intuito de permitir alterações topológicas no sistema ao longo do tempo. Assume-se a invariabilidade dos parâmetros ao longo do tempo. Empregando-se o estimador MQP, a função índice a ser otimizada é dada por:

$$J_k = \sum_{i=1}^m [\mathbf{z}_i(k) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(k), k, \mathbf{p})]^T \mathbf{W} [\mathbf{z}_i(k) - \mathbf{h}(\mathbf{x}(k), k, \mathbf{p})] \quad (2.38)$$

Assume-se que os parâmetros da rede (incluindo-se tapes de transformadores, variância de erros de medição, etc.) são invariáveis durante a janela de dados utilizada. Portanto, o objetivo é obter melhores estimativas dos parâmetros da rede a partir do modelo dinâmico dos parâmetros:

$$\mathbf{p}_k = \mathbf{p}_{k-1} + \mathbf{v}(k) \quad (2.39)$$

onde $\mathbf{v}(k)$ tem média $\mathbf{0}$ e matriz de covariância $\mathbf{R}_p(k)$.

A função índice de estimação para o k-ésimo instante de medição é dada pela expressão:

$$J = (\mathbf{p}_{k-1} - \hat{\mathbf{p}}_k)^T \mathbf{W}_p (\mathbf{p}_{k-1} - \hat{\mathbf{p}}_k) + J_k \quad (2.40)$$

cuja solução iterativa é dada por:

$$G_i(k) \begin{bmatrix} \Delta x_i(k) \\ \Delta p_i(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_x^i & H_p^i \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} W & 0 \\ 0 & W_p(k-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} z(k) - h(x_i(k), k, p_i(k)) \\ p_{k-1} - p_i(k) \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

$$\text{onde } G_i(k) = \begin{bmatrix} H_x^i & H_p^i \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} W & 0 \\ 0 & W_p(k-1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} H_x^i & H_p^i \\ 0 & I \end{bmatrix}$$

ao final do processo iterativo, a matriz de covariância dos parâmetros é atualizada por:

$$\mathbf{R}_p(k) = \mathbf{\Lambda}_{pp}(k) \quad (2.42)$$

onde $\mathbf{\Lambda}_{pp}(k)$ é o bloco da inversa da matriz de Ganho:

$$G_i^{-1}(k) = \begin{bmatrix} \Lambda_{xx} & \Lambda_{xp} \\ \Lambda_{px} & \Lambda_{pp} \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

Este método tem como desvantagem a inversão da matriz de Ganho ao final do processo iterativo, entretanto, pode-se tomar vantagem da esparsidade de \mathbf{G} e o fato de \mathbf{R}_p ser triangular para reduzir o esforço computacional [Debs74]. Adicionalmente, por envolver múltiplos instantes, sua aplicação em tempo-real fica prejudicada, principalmente quando for aplicada em sistemas de grande porte.

O algoritmo apresentado é uma aplicação direta do Filtro de Kalman, por utilizar no k-ésimo instante de observação somente as k-ésimas medidas $z(k)$ observadas. O processo deve ser inicializado a partir de ramos cujas

redundâncias são máximas, sendo ao longo do processo estimados outros parâmetros da rede [Debs74].

Variantes do método apresentado [Slut95], [Slut96] e [Debs75] utilizam sub-redes com os parâmetros observáveis, tratando-se o problema localmente; e modelando os parâmetros da rede como processos markovianos, permitindo desta forma a estimação de parâmetros variantes no tempo. Os métodos baseados na teoria do Filtro de Kalman realizam uma filtragem adaptativa do estado da rede. Em [Araf79], [Clem74] e [Hand95] combina-se a identificação de ramos suspeitos baseada no resíduo normalizado com o Filtro de Kalman.

2.4.2 Métodos Baseados na Análise de Sensibilidade dos Resíduos

Os métodos baseados em Análise Residual são métodos mais versáteis que os métodos anteriormente apresentados, por não requererem alterações na EE. Podem ser empregados como rotinas acessórias à EE. Entretanto, sua grande desvantagem reside no elevado número de iterações necessário para a obtenção de parâmetros cujas precisões são em geral inferiores aos obtidos via métodos de estado aumentado.

2.4.2.1 Matriz de sensibilidade de resíduos

Proposto em [Van88], este método pretende corrigir os parâmetros da rede por meio da estimativa do erro de parâmetro cometido. Para isso, o método faz uso da relação entre o resíduo de estimação e o erro de medição, dado pela expressão:

$$\mathbf{r} = \mathbf{S} \cdot \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.44)$$

onde \mathbf{S} é a matriz de sensibilidade dos resíduos, obtida através de:

$$\mathbf{S} = (\mathbf{I} - \mathbf{H})\mathbf{G}^{-1}\mathbf{H}^T\mathbf{W} \quad (2.45)$$

$$G = H^T W H \quad (2.46)$$

Assumindo-se que o sistema de medição é livre de EGs, ou seja, resíduos de estimação elevados são devidos única e exclusivamente a EPs na base de dados, tem-se que:

$$\varepsilon_s = \mathbf{h}(x, \mathbf{p}) - \mathbf{h}(x_0, \mathbf{p}_0) = \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{p}}(\mathbf{p} - \mathbf{p}_0) + \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial x}(x - x_0) \quad (2.47)$$

Combinando as equações (2.44) e (2.47) obtém-se a relação entre o resíduo de estimação e o erro de parâmetro:

$$r_s = \left[S_{ss} \frac{\partial h_s}{\partial p} \right] e_p + \bar{r}_s \quad (2.48)$$

onde $\bar{r}_s = (S_{ss} \cdot \frac{\partial h_s}{\partial x}) e_x$ é o resíduo de estimação na ausência de Erros de Parâmetros, S_{ss} é a matriz de sensibilidade dos resíduos correspondentes às medidas adjacentes.

A partir do modelo linear em (2.48) é possível estimar e_p pelos meios descritos neste capítulo. Nota-se que e_p apresenta distribuição normal com média $\mathbf{0}$ e matriz de covariância Ω_s , sendo a ponderação neste caso feita com relação a $U_s = \Omega_s^{-1}$. Aplicando o estimador MQP ao modelo (2.48) tem-se que o erro de parâmetro estimado é dado por:

$$\hat{e}_p = \left[\left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right)^T S_{ss}^T U_s S_{ss} \left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right) \right]^{-1} \left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right)^T S_{ss}^T U_s r_s \quad (2.49)$$

Em [Van88] propôs-se a expressão aproximada:

$$\hat{e}_p = \left[\left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right)^T W_s S_{ss} \left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right) \right]^{-1} \left(\frac{\partial h_s}{\partial p} \right)^T W_s r_s \quad (2.50)$$

Uma vez estimado \hat{e}_p , os valores atualizados dos parâmetros são:

$$\hat{p} = p_0 + \hat{e}_p \quad (2.51)$$

A correção dos parâmetros pode ser feita de forma iterativa, até que nenhuma melhoria significativa nos parâmetros seja obtida [Abur04]. A correção iterativa visa eliminar imprecisões causadas pela linearização do modelo das medidas, utilizado na obtenção da expressão (2.48).

2.4.2.2 Estratégia de redução de relevância de ramos

A observabilidade de parâmetros depende fundamentalmente do tipo de medida incidente no ramo suspeito. Como visto neste capítulo, apenas medidas de fluxo de potência e injeção de potência são influenciadas por erros de parâmetro, o que permite inferir que apenas estas medidas “visualizam” os parâmetros da rede.

Um parâmetro da rede só é observável quando possui medidas adjacentes que não sejam simultaneamente críticas, pois sendo seus resíduos nulos, torna-se impossível a detecção do erro de parâmetro. Por esta razão o parâmetro só pode ser estimado quando suas medidas adjacentes constituem um conjunto redundante. Este fato dificulta a estimação simultânea de vários parâmetros, uma vez que isto exige níveis de redundância elevados.

A estratégia da redução de relevância de ramo [Cout08], está fundamentada na observabilidade de parâmetros da rede. O método almeja tornar ramos da rede com parâmetros suspeitos não observáveis, removendo-se as medidas adjacentes (medidas de fluxo de potência e injeção de potência) a estes ramos.

Desta forma, os parâmetros incorretos são removidos da matriz de observação. Conseqüentemente, o estado obtido não é contaminado pelo erro de parâmetro.

Os parâmetros da rede são obtidos por meio de um Estimador de Estado, sendo o estado da rede constituído pelos parâmetros suspeitos, o vetor de equações de observação constituído pelas medidas de fluxo e injeção removidas, e sendo considerados parâmetros da rede o estado estimado anteriormente e os parâmetros sobre os quais não há suspeita.

Quando a remoção das medidas de fluxo e de injeção ocasiona a perda de observabilidade da rede, procede-se a uma variante deste método, denominada método da redução de relevância de ramo, onde apenas as medidas de fluxo de potência são removidas. Este método é baseado na análise residual, pois após a estimativa do parâmetro realizada, a EE é novamente executada, sendo a efetividade da correção mensurada em função dos resíduos de estimação. Este método apresenta dificuldades quando os níveis de redundância são baixos ou quando ocorrem erros múltiplos de parâmetros em ramos adjacentes.

2.5 CONCLUSÕES

Este capítulo apresenta os fundamentos da EE e EP. As principais etapas do processo foram apresentadas, juntamente com o estimador de estado usualmente empregado. A influência da presença de EPs na EE foi apresentada, assim como alguns métodos de estimação de parâmetros.

Constatou-se que a qualidade do sistema de medição tem grande impacto na habilidade da EE de detectar erros de parâmetros. Verifica-se que a inclusão do estado no vetor de medidas reduz a redundância do sistema, além dos métodos que a empregam apresentarem problemas de observabilidade e convergência, principalmente em condições de baixa redundância.

Métodos baseados em análise residual têm como principal vantagem a conservação das rotinas de EE, além de fazer melhor uso da redundância do

sistema. Contudo, boas estimativas do estado são obtidas após sucessivas aplicações do método.

3.1 INTRODUÇÃO

No Capítulo 2 foram apresentados vários métodos de estimação de parâmetros. Os métodos podem ser classificados em duas abordagens diferentes: uma na qual se aumenta o vetor de estado, sendo os parâmetros a serem estimados incluídos no vetor de estado; e outra na qual os parâmetros da rede são ajustados em função do comportamento dos resíduos normalizados. A escolha do método de estimação de parâmetros a ser implementado está relacionada ao contexto no qual a depuração de parâmetros será realizada. Deve-se considerar durante a decisão sobre a implementação de um método: o seu uso em tempo real ou *off-line*, a necessidade de modificação das rotinas de EE, o número de amostras de medidas empregadas, etc.

Métodos de vetor de estado aumentado apresentam dificuldades relativas à redução da redundância em função dos parâmetros incluídos no vetor de estado. Para os métodos baseados no Filtro de Kalman [Debs74], [Debs75], [Slut95] e [Slut96], o mau-condicionamento da matriz de ganho pode acarretar problemas numéricos durante a obtenção do estado estimado e atualização da matriz de covariância dos parâmetros. O método baseado em análise residual proposto por [Quin87] também encontra dificuldades em virtude do mau-condicionamento da matriz de ganho no problema de estimação do erro de parâmetro, além das linearizações efetuadas. De forma adicional, a correção de erros múltiplos de parâmetros, principalmente em ramos adjacentes, é de reconhecida dificuldade [Souz09].

Neste capítulo propõe-se uma nova formulação ao problema de estimação de parâmetro. A metodologia proposta é baseada na análise residual e

emprega metaheurísticas. Neste trabalho, é investigada a aplicação das metaheurísticas Recozimento Simulado e Algoritmos Genéticos, as quais são detalhadas no Apêndice B. Objetiva-se através da metodologia proposta a criação de uma rotina da qual a EE é acessória, destinada à validação de parâmetros da rede elétrica. Adicionalmente, almeja-se que a mesma faça uso integral da redundância do sistema de medição. Ao final do capítulo são apresentados quatro algoritmos de correção de parâmetros. É importante destacar que a metodologia proposta é destinada à depuração *off-line* de parâmetros de ramos de transmissão

3.2 ASPECTOS RELEVANTES

A estimação de estado e de parâmetros foi analisada no Capítulo 2. Erros de parâmetros e sua influência na EE foram discutidos e métodos de solução para o problema de estimação de parâmetros foram apresentados. Conceitos apresentados naquele capítulo são a base teórica dos algoritmos aqui propostos. Sendo assim, os aspectos relevantes da estimação de parâmetros são resumidos a seguir.

Estratégia de Solução: Os dois paradigmas existentes para estimação de parâmetros são a inclusão dos parâmetros no vetor de estado, incorporando a estimação de parâmetros à estimação de estado, ou o desacoplamento entre estimação de parâmetros e estimação de estado, sendo a correção dos parâmetros feita com base nos resíduos de estimação.

Magnitude do Erro: Erros de parâmetros são vistos pela EE como elevados resíduos normalizados correlacionados. O grau de degradação da EE que um erro de parâmetro pode causar depende da magnitude de tal erro. Adicionalmente, existe um limiar de erro de parâmetro para o qual o mesmo não pode ser detectado pelo estimador de estado por meio da análise do resíduo normalizado.

Localidade do Erro de Parâmetro: A influência de um EP no resíduo das medidas decresce com o aumento da distância. Sendo assim, a estimação de parâmetros é um problema local, o que possibilita que uma metodologia seja aplicável independente do porte do sistema.

Dimensionalidade: A estimação de parâmetros deve ser realizada com um grupo pequeno de parâmetros, no qual se acredita estarem os ramos verdadeiramente incorretos. Além disso, deve-se certificar que o conjunto de parâmetros suspeitos contenha todos os parâmetros incorretos, visto que a exclusão de um ou mais parâmetros incorretos afeta drasticamente a estimação dos parâmetros suspeitos.

Tipo de parâmetro: Parâmetros série são mais influentes do que parâmetros em derivação. As reatâncias têm efeito mais notório do que as resistências.

Redundância: A estimação de parâmetro é possível apenas para ramos da rede que sejam observáveis. Tanto a identificação de ramos suspeitos, quanto o desempenho dos métodos estão intimamente ligados ao nível de redundância do sistema de medição. A maioria dos métodos falha quando a redundância do sistema é fraca ou crítica.

Tipo de Medida: As medidas de Fluxo de Potência são mais sensíveis à presença de EPs do que medidas de Injeção de Potência, que por sua vez são mais sensíveis do que medidas de magnitude de tensão.

Dados de Entrada: Sendo a metodologia proposta de uso *off-line*, fazendo uso de dados históricos, é plausível o tratamento prévio dos dados, de modo que sejam eliminados ECs e EGs, seja feita a sincronização de medidas, sejam selecionados cenários com níveis adequados de redundância, etc.

3.3 FORMULAÇÃO DO PROBLEMA

A estratégia de Otimização de Parâmetros é uma metodologia baseada na análise residual. Portanto, a estimação de parâmetros é realizada separadamente da EE e faz uso dos resíduos de estimação.

Incoerências nos resíduos são detectadas e identificadas por meio de testes estatísticos sobre a variável aleatória resíduo de estimação. Tais testes envolvem a definição de intervalos de confiança para as estatísticas de teste. O teste do resíduo normalizado, usualmente empregado na detecção de EGs, envolve desigualdades que quando não satisfeitas, indicam a presença de erros no sistema de medição ou configuração da rede. A persistência de tal situação leva à suspeição de erros em parâmetros.

Considerando-se o fato de que erros em parâmetros se manifestam na EE como resíduos elevados e correlacionados, infere-se que na ausência de erros de parâmetros os mesmos apresentam distribuição normal de média $\mathbf{0}$ e matriz de covariância $\mathbf{\Omega}$. Conseqüentemente, a ausência de EPs em um sistema de medição livre de EGs implica no atendimento da restrição (2.17), no caso do teste do resíduo normalizado.

Portanto, pode-se modificar a formulação da EE (2.2) de modo a incluir no processo de otimização restrições relativas à evidência de presença de erros de parâmetros. Utilizando-se o teste dos resíduos normalizados, tem-se o seguinte problema de otimização com restrições:

$$\begin{aligned} \text{Min } J(\mathbf{x}) &= [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]^T \mathbf{W} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] \\ \text{s. a } |r_N^i| &\leq \lambda, \forall i \in \mathbf{\Omega}_{ms} \end{aligned} \quad (3.1)$$

onde \mathbf{x} é o estado da rede, \mathbf{z} é a medida observada, $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ é o vetor de equações de observação, que relaciona o estado da rede às medidas observadas; \mathbf{W} é a matriz de ponderação das medidas, r_N^i o resíduo normalizado da i -ésima medida, λ o limiar de detecção de erros grosseiros e $\mathbf{\Omega}_{ms}$ é o conjunto de medidas associadas aos parâmetros suspeitos, i.e, medidas cujas funções dependem dos parâmetros suspeitos. Neste caso, os parâmetros suspeitos necessitam também ser estimados.

O problema (3.1) pode ser solucionado por qualquer método para solução de problemas de otimização. Entretanto, é interessante que o processo de estimação de parâmetros seja *off-line* e a função EE seja empregada de forma acessória, não sendo necessária, portanto, modificações nas rotinas existentes. A solução de (3.1) empregando-se metaheurísticas é capaz de atender de forma simples os requisitos acima expostos, conforme será visto adiante.

Para restringir o espaço de busca, uma nova restrição é adicionada, sendo o problema de otimização descrito como:

$$\begin{aligned} \text{Min } J(\mathbf{x}) &= [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]^T \mathbf{W} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] & (3.2) \\ \text{s. a.} & \\ |r_N^i| &\leq \lambda, \forall i \in \Omega_{ms} \\ p_{min}^i &\leq p^i \leq p_{max}^i, \forall i \in \Omega_{ps}. \end{aligned}$$

onde Ω_{ps} é o conjunto de parâmetros suspeitos e p_{min}^i e p_{max}^i os limites mínimo e máximo para o i -ésimo parâmetro suspeito p^i .

Os valores de tais parâmetros devem ser escolhidos com base na experiência dos especialistas e operadores do sistema e de forma a garantir que o valor correto do parâmetro esteja contido na faixa estabelecida. Em geral, não existe grande dificuldade em estabelecer tais faixas, pois os erros de parâmetros não tendem a ser de grande magnitude. Todavia, uma escolha inadequada de tal faixa será sinalizada por uma tendência de convergência para algum destes valores limites. Tal situação pode significar também a ocorrência de um erro topológico e não de parâmetros conforme será visto adiante.

A solução de (3.2) é obtida propondo-se vetores de parâmetros \mathbf{p} , construídos com base nos paradigmas da metaheurística adotada, e avaliando-os por meio de uma função objetivo, de modo a, ao final do processo, se obter uma estimativa de parâmetros $\hat{\mathbf{p}}$ que seja uma solução viável de (3.2) e minimize o índice J .

A eficácia de uma metaheurística em encontrar soluções de boa qualidade depende principalmente da forma como o problema de otimização é representado. Sendo assim, a codificação da solução e a função de aptidão devem ser modeladas de forma que as características principais do problema sejam consideradas.

3.4 CODIFICAÇÃO DA SOLUÇÃO

Como exposto anteriormente, a metaheurística está encarregada de propor valores de parâmetros, que posteriormente serão avaliados e escolhidos de acordo com os paradigmas da própria metaheurística. Sendo assim, o vetor solução é constituído dos parâmetros a serem estimados. Como a estimação de muitos parâmetros torna o processo de busca exaustivo, apenas parâmetros de ramos suspeitos são incluídos na codificação. Mais adiante será apresentado neste trabalho um procedimento para a identificação de ramos suspeitos. Três modelagens foram propostas para a representação do vetor de soluções:

3.4.1 Representação por Impedâncias

Partindo-se do modelo elétrico de uma linha de transmissão, apresentado no apêndice A desta dissertação, cujas impedâncias shunt são iguais, cada ramo suspeito é representado por uma tríade de posições, as quais contêm a resistência série, a reatância série e a susceptância shunt, nesta ordem. O vetor de solução apresenta dimensão igual a $3nrs$, sendo nrs o número de ramos suspeitos.

Esta codificação é uma extensão da representação proposta em [Souz09], sendo possível neste caso a correção de parâmetros shunt das linhas. Esta representação é indicada para casos em há incerteza sobre os parâmetros unitários da rede e sobre seu comprimento. A Figura 3.1 mostra a representação da solução por impedâncias:

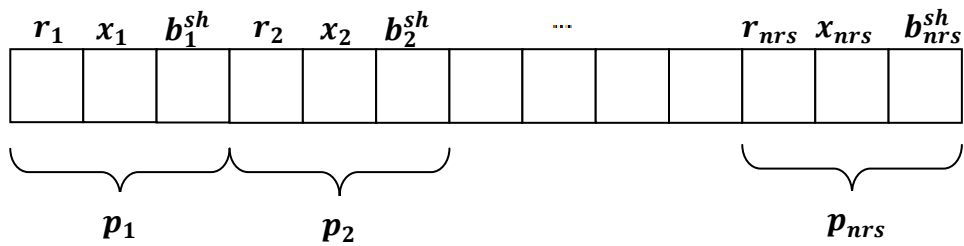


Figura 3.1 – Representação por Impedâncias

3.4.2 Representação por Admitâncias

A representação por admitâncias é uma variante da representação por impedâncias, sendo que neste caso os parâmetros série são também representados por admitâncias, como mostra a Figura 3.2.

A representação em admitâncias também será investigada, pois é uma forma comum de representar os parâmetros da rede elétrica. Como será visto adiante, tal representação pode também possibilitar a correção quando, além da incerteza sobre os parâmetros da rede, há incerteza também sobre sua topologia, visto que alguns erros topológicos podem ser vistos como erros de parâmetros de grande magnitude.

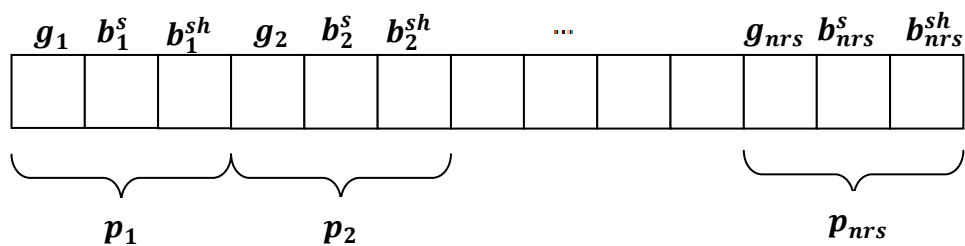


Figura 3.2– Representação por Admitâncias

3.4.3 Representação por Comprimentos

Sabe-se que muitas vezes a principal fonte de erros de parâmetros é a estimativa pobre de comprimento de linha [Abur04]. Esta estimativa pobre tem como causas o relevo no qual a linha foi instalada, alterações de percurso, dilatação dos condutores e a forma de instalação dos mesmos sobre a linha.

Portanto, pode-se também modelar o vetor de solução de forma a investigar tal situação, passando a ser os comprimentos das linhas de transmissão suspeitas as variáveis a serem estimadas. Com isto reduz-se a dimensão do vetor solução, além de se ter um espaço de busca mais simples.

Com esta codificação, o vetor solução possui dimensão nrs , sendo cada posição do vetor referente ao comprimento de um ramo suspeito, como mostrado na Figura 3.3.

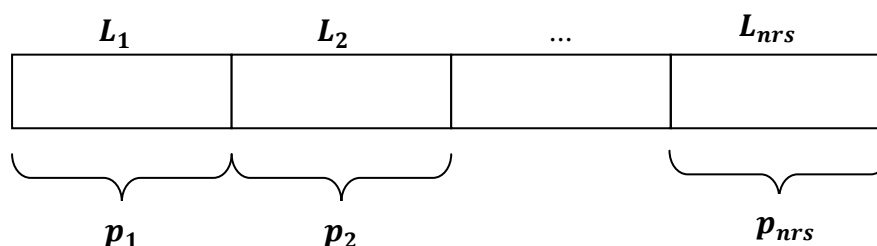


Figura 3.3 – Representação por Comprimento

3.5 FUNÇÃO OBJETIVO

A Função Objetivo é responsável pela orientação da busca realizada por uma metaheurística. Portanto, deve refletir os objetivos a serem alcançados durante a busca.

Em [Souz09] foi proposta a seguinte função objetivo:

$$F.A = \sum_{i=1}^{ns} r_N^i \quad (3.3)$$

onde ns é o número total de medidas associadas aos parâmetros suspeitos e que apresentam resíduos normalizados que violam o limiar λ em (3.2).

O valor mínimo da função de aptidão (3.3) será igual a zero. Quando, durante o processo de busca, a função (3.3) se anula, infere-se que a solução proposta satisfaz as restrições do problema. Do ponto de vista da EE, não é possível detectar EPs em soluções de parâmetros que satisfaçam às restrições de (3.2), sendo os parâmetros obtidos considerados válidos, para fins de estimação de estado.

Ao se utilizar a função aptidão (3.3), o parâmetro será calculado sem que seja diretamente incluído no vetor de variáveis de estado \mathbf{x} de (3.2). Durante o processo de correção de parâmetros será necessário obter os resíduos normalizados, o que irá requerer a solução da EE convencional (2.2). É importante também que os valores dos parâmetros calculados no processo de otimização via metaheurísticas sejam mantidos dentro dos limites impostos na formulação (3.2), bastando para tal impor a saturação de tais valores nos limites violados quando tal saturação ocorrer.

É importante notar que qualquer solução de parâmetros que minimize (3.2) será vista pela metaheurística empregada como solução do problema. Entretanto, não é possível garantir que a solução encontrada, mesmo que atenda a restrição estabelecida no problema (3.2) seja também aquela que minimiza a função objetivo $J(x)$.

Para contornar este problema e forçar estimativas de parâmetros mais próximas dos valores verdadeiros, é proposto neste trabalho uma modificação na função aptidão, a qual passa a ser representada por (3.4).

$$F.A = \sum_{i=1}^{ns} r_N^i + J(\hat{x}) \quad (3.4)$$

A inclusão de função índice de estimação tem como objetivos fornecer à metaheurística uma informação global sobre o efeito dos parâmetros na rede, visto que a informação contida em (3.3) é local; e permitir a distinção entre soluções que são viáveis.

3.6 ALGORITMOS PROPOSTOS

Os algoritmos propostos neste trabalho para a correção de parâmetros empregam metaheurísticas para a solução do problema de otimização (3.2). A EE é uma rotina acessória no processo de estimação de parâmetros, guiando a metaheurística na busca por soluções de atendam as restrições em (3.2).

O processo inicia-se com a identificação de parâmetros suspeitos. Uma vez identificados, sucessivas modificações no vetor de parâmetros suspeitos são realizadas até que sejam obtidos parâmetros que solucionem o problema (3.2). A seguir serão apresentados o algoritmo de identificação de ramos suspeitos e as estratégias propostas para a correção de erros em parâmetros.

3.6.1 Algoritmo para Identificação de Ramos Suspeitos

A identificação de parâmetros suspeitos é feita de forma *off-line*, e constitui a primeira etapa do processo de estimação. Como o problema de estimação de parâmetros é de natureza local, a estimação de parâmetros pode ser focada apenas em parâmetros sobre os quais se incidam suspeitas. Com base na codificação proposta, é necessário apenas o conhecimento dos ramos suspeitos, visto que todos os parâmetros dos ramos sob suspeição são representados em todas as codificações.

Em [Cout08] foi proposto um algoritmo que emprega o resíduo normalizado das medidas na identificação de ramos suspeitos. Tal algoritmo assume que o problema de EP será resolvido *off-line*, já estando descartadas a presença de EGs ou ECs.

Sabendo-se que EPs se manifestam na EE através dos resíduos de estimação, são considerados suspeitos os ramos cujos resíduos normalizados

das medidas incidentes não satisfaçam a condição (2.17). O procedimento de identificação e formação da lista de ramos suspeitos é apresentado no algoritmo a seguir:

- (i) Executar a função EE para um cenário selecionado, onde se conheçam as medidas e a configuração da rede;
- (ii) Caso sejam verificados resíduos normalizados que violam a restrição (2.17), ir para o passo (iii). Caso contrário, o algoritmo é encerrado.
- (iii) Com base nos resultados do passo (ii), formar uma lista de medidas que apresentam resíduos normalizados elevados;
- (iv) Construir uma lista de ramos suspeitos com base nas associações de tais ramos com as medidas listadas no passo (iii). Um ramo é associado a uma medida, quando a equação desta é função do valor do parâmetro de tal ramo.

3.6.2 Algoritmo para Correção de Erros de Parâmetros

O algoritmo apresentado nesta seção consiste na aplicação daquele proposto em [Souz09], porém utilizando a função aptidão (3.4) proposta neste trabalho e considerando também a possibilidade de representação do vetor solução nas formas apresentadas na Seção 3.4. Os passos do algoritmo para correção de erros em parâmetros é descrito a seguir:

- (i) Formar uma lista de parâmetros suspeitos de acordo com o algoritmo da Seção 3.6.1;
- (ii) Definir o intervalo $[p_{min}, p_{max}]$ para cada parâmetro suspeito;
- (iii) Definir a estrutura do vetor solução com base nos parâmetros suspeitos listados no passo (i);
- (iv) Buscar a solução ótima utilizando a metaheurística adotada:
 - (iv.1) Definir os parâmetros da metaheurística;
 - (iv.2) Gerar uma solução inicial ou população inicial;
 - (iv.3) Efetuar a busca com os parâmetros utilizados.

- (v) Caso uma solução aceitável tenha sido obtida (restrição (2.17) respeitada para todos os resíduos normalizados), encerrar o algoritmo. Caso contrário, ir para o passo (vi);
- (vi) Reiniciar o processo considerando novos valores para:
 - Limites $[p_{min}, p_{max}]$ estabelecidos para cada parâmetro suspeito;
 - e/ou
 - Parâmetros de controle da Metaheurística.
- (vii) Retornar ao passo (iv).

Este algoritmo emprega apenas uma amostra de medidas, de um único instante de tempo. Como se pode observar, nenhuma modificação é realizada na rotina de EE, sendo a mesma empregada de forma acessória na identificação de ramos suspeitos e para subsidiar a avaliação da função de aptidão.

3.6.3 Estratégia de Correção de Parâmetros em Dois Estágios

É proposto neste trabalho investigar o efeito de se realizar a correção dos parâmetros em dois estágios, os quais são descritos a seguir.

Estágio 1 – Correção dos parâmetros da rede por meio do algoritmo da Seção 3.6.2, o qual é empregado apenas para realizar uma filtragem dos parâmetros suspeitos. Ao finalizar o algoritmo da Seção 3.6.2, apenas os ramos cujos parâmetros sofreram variações significativas são selecionados para participar do estágio seguinte, enquanto os demais são descartados

Estágio 2 – O algoritmo da Seção 3.6.2 é novamente executado, porém o vetor solução é reduzido para conter apenas os parâmetros dos ramos selecionados no Estágio 1. Para efeito da execução da função EE, os valores dos demais parâmetros, inclusive os descartados no Estágio 1, são aqueles originalmente contidos na base de dados de parâmetros.

A primeira etapa do processo pode ser vista como um complemento ao algoritmo de identificação de ramos suspeitos, uma vez que devido ao

espalhamento e às diferentes observabilidades dos ramos, alguns ramos podem ser indevidamente colocados na lista, dificultando o processo de solução. A razão disso é que o processo de otimização buscará corrigir todas as variáveis do problema (parâmetros suspeitos) de forma a atingir a meta estabelecida na função aptidão. Neste processo, “correções involuntárias” em parâmetros sadios podem ser observadas [Souz09]. Apesar das alterações realizadas em parâmetros que estão corretos tenderem a ser muito pequenas, em relação aos parâmetros incorretos, estas podem dificultar uma melhor correção dos parâmetros incorretos.

A estratégia de correção em dois estágios é potencialmente interessante, pois permite a combinação de diferentes estratégias de busca e diferentes metaheurísticas para a correção de parâmetros. Adicionalmente, destaca-se que as soluções obtidas no Estágio 1 são boas estimativas iniciais para a execução do processo de otimização do Estágio 2.

3.6.4 Estratégia de Correção Utilizando Várias Amostras de Medidas

Reconhecendo-se benefícios do emprego de múltiplos instantes de medição em correção de erros de parâmetros [Reig89a], [Zarc96], [Cast10], é proposta também neste trabalho a investigação de tal consideração e o seu efeito sobre a metodologia proposta.

É empregada uma estratégia na qual a estimação de parâmetros é realizada considerando de forma independente as diversas amostras de medidas, ou seja, um processo de correção de parâmetros é executado para cada amostra de medidas. O valor final de cada parâmetro será então calculado como sendo a média aritmética dos valores estimados do parâmetro quando processadas cada uma das amostras de medidas empregadas. Acredita-se que ao se tomar as médias dos valores dos parâmetros estimados seja possível minorar o efeito de possíveis tendências presentes em uma amostra de medidas específicas (relativas a um único instante de tempo) e assim obter uma estimativa de parâmetro mais precisa. É importante novamente ressaltar que o processo de EP

é realizado off-line e assume-se que a presença de EGs ou ECs já foram descartados para todas as amostras de medidas.

O algoritmo de correção de parâmetros considerando o processamento N amostras de medidas é descrito a seguir.

- (i) Formar janela de instantes de tamanho N;
- (ii) Formar uma lista de parâmetros suspeitos de acordo com o algoritmo da Seção 3.6.2;
- (iii) Definir o intervalo $[p_{min}, p_{max}]$ para cada parâmetro suspeito;
- (iv) Definir a estrutura do vetor solução com base nos parâmetros suspeitos listados no passo (ii);
- (v) Definir os parâmetros de controle da metaheurística;
- (vi) Selecionar a primeira amostra de medidas;
- (vii) Buscar a solução ótima utilizando a metaheurística adotada:
 - (vii.1) Gerar uma solução inicial ou população inicial;
 - (vii.2) Efetuar a busca com os parâmetros utilizados;
 - (vii.3) Armazena solução encontrada em um conjunto P;
 - (vii.4) Caso uma solução aceitável tenha sido obtida, ir para o passo (viii). Senão, reiniciar o processo considerando novos valores para:
Limites $[p_{min}, p_{max}]$ estabelecidos para cada parâmetro suspeito;
e/ou
Parâmetros de controle da Metaheurística.
- (viii) Selecionar a próxima amostra de medidas e retornar ao passo (vii). Se não houverem mais amostras de medidas, ir para o passo (ix);
- (ix) Obter a média das soluções armazenadas no conjunto P;
- (x) Atualizar os valores dos parâmetros da rede com a média dos parâmetros estimados;

A solução em paralelo leva em consideração o caráter estocástico da correção dos parâmetros. Implicitamente, assume-se que uma população de parâmetros corrigidos possua o seguinte modelo estocástico:

$$\mathbf{p}_{\text{corrigido}} = \mathbf{p}_{\text{verdadeiro}} + \mathbf{w} \quad (3.5)$$

onde \mathbf{w} tem média zero e matriz de covariância \mathbf{R}_p .

Portanto, obter o valor esperado das soluções encontradas significa ter uma estimativa mais acurada do valor verdadeiro dos parâmetros.

3.7 CONCLUSÕES

Este capítulo apresentou a metodologia proposta para estimação de parâmetros de linhas de transmissão de redes elétricas. O método proposto baseia-se na análise residual e a modelagem apresentada é adequada para a aplicação de metaheurísticas.

As premissas para aplicação do método é inexistência de EGs e ECs na base de dados. Tal hipótese é plausível em aplicações off-line, uma vez que o processamento prévio das medidas e da configuração da rede é possível neste tipo de aplicação.

A metodologia proposta aproveita a redundância do sistema de forma inteligente por não reduzir a redundância de medidas nem incluir novas variáveis de estado no processo de EE. Dessa maneira, não existe limitação para aplicação da metodologia em situações de redundância fraca ou crítica. Em qualquer dos casos, a qualidade do processo de correção estará diretamente relacionada à qualidade e características do sistema de medição processado.

4.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos para as simulações realizadas. O objetivo principal dos testes é a validação da metodologia proposta. Os algoritmos, codificações da solução e funções de aptidão propostos foram comparados, explicitando-se as vantagens e desvantagens a eles relacionadas.

Devido à natureza local do problema, foi utilizado apenas o sistema teste IEEE 14 barras. Por não se tratar de um sistema elétrico real, procurou-se simular o comportamento típico de um sistema real, no que diz respeito ao nível de erro das medidas, cenários de carga e redundância do sistema de medição.

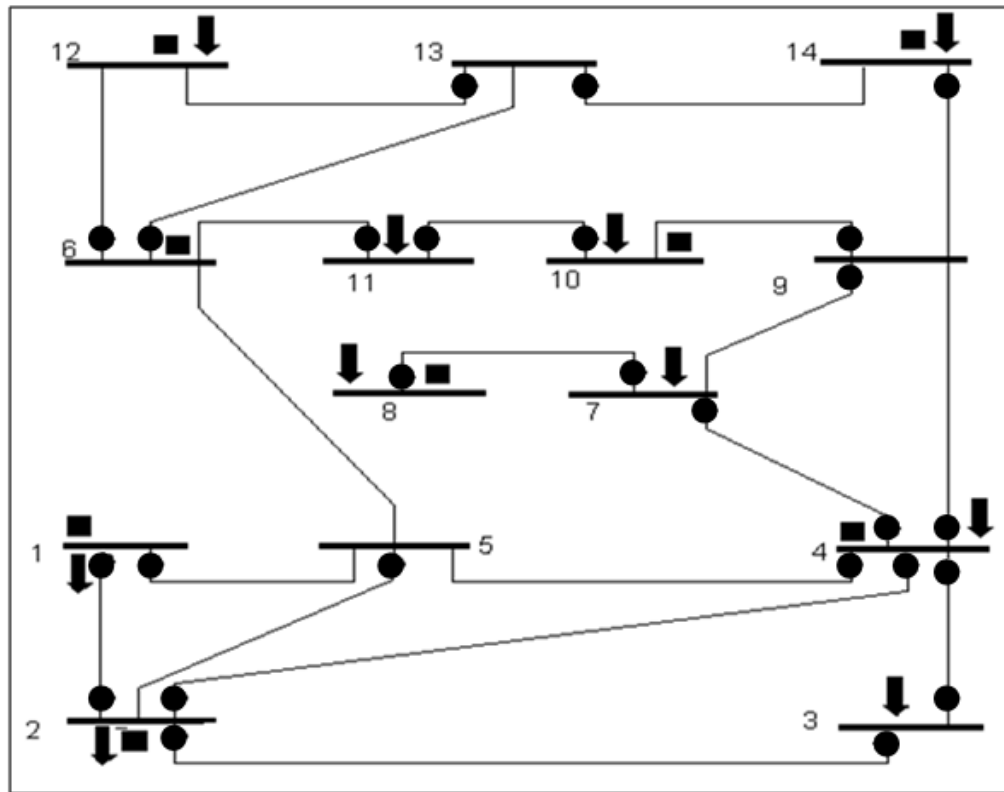
Os resultados apresentados, envolvem situações adversas de estimação de parâmetros, como as encontradas quando ocorrem erros múltiplos de parâmetros em ramos adjacentes, o que torna a solução do problema mais difícil. Desta forma, é possível validar a metodologia proposta e verificar as potencialidades desta frente a outras metodologias existentes.

4.2 DESCRIÇÃO DA SIMULAÇÃO

Os algoritmos propostos, assim como o estimador de estado empregado, foram implementados em linguagem de programação MATLAB ®. Os aplicativos têm como dados de entrada: a topologia e parâmetros da rede; as medidas de grandezas do sistema e os parâmetros da metaheurística empregada.

Foi utilizado como base para os testes o sistema IEEE 14 barras apresentado na Figura 4.1. Foram simulados erros de parâmetros simples e

múltiplos, principalmente em ramos adjacentes. Erros de configuração da rede classificados em [Souz98] como sendo do tipo “inclusão”, foram também simulados, apenas para ilustrar o potencial de exploração da metodologia proposta para tratar este tipo de erro.



● fluxo de potência ativa/reactiva; ↑ injeção de potência ativa/reactiva; ■ magnitude de tensão

Figura 4.1– Sistema teste IEEE14-barras e sistema de medição

As medidas empregadas foram obtidas aplicando-se um ruído gaussiano branco às grandezas obtidas por meio de um programa de fluxo de potência. Para obter diversas amostras de medidas, foi gerada uma curva de carga diária típica, sendo assumido um intervalo entre medições de 5 minutos, totalizando portanto, 288 instantes de medição.

Foi adotado $\lambda=3,0$ como limiar para detecção de erros grosseiros no teste do resíduo normalizado.

As metaheurísticas empregadas foram o Recozimento Simulado e o Algoritmos Genéticos, que são apresentadas no Apêndice B. Diferentes parâmetros foram empregados durante os testes. É importante ressaltar que as metaheurísticas foram empregadas de forma que as variáveis do problema possam assumir valores no domínio dos números reais.

Para o Recozimento Simulado adotou-se o decaimento geométrico da temperatura. Estabeleceu-se um tempo de equilíbrio, no qual a solução é perturbada e avaliada por um número fixo de iterações antes que a redução de temperatura ocorra. Acredita-se que tal procedimento permita uma busca de melhor qualidade.

A perturbação da solução foi realizada escolhendo-se aleatoriamente uma posição i do vetor solução. O parâmetro escolhido é atualizado segundo a expressão:

$$p^i = (1 + \beta)p^i \quad (4.1)$$

onde β é um número aleatório com distribuição uniforme no intervalo $[-0,1; +0,1]$.

Este intervalo permite apenas uma variação de $\pm 10\%$ no parâmetro por perturbação.

No algoritmo genético implementado adotou-se a seleção por torneio, cruzamento BLX- α e mutação gaussiana. Além da probabilidade de cruzamento, utilizou-se um critério de distância para o cruzamento, no qual apenas soluções próximas podem ser cruzadas. Este artifício melhora a convergência do algoritmo e evita a criação de soluções ruins [Dréo03]. A estratégia elitista foi empregada nas simulações com o AG. Várias simulações com o RS e o AG foram realizadas, considerando diversos valores para seus parâmetros de controle. Os parâmetros apresentados neste capítulo foram obtidos empregando-se os parâmetros sumarizados nas Tabelas 4.1 e 4.2.

Tabela 4.1– Parâmetros de Simulação do Algoritmo Genético.

Parâmetro	Valor
Tamanho da População	75
Inicialização da População	Aleatória
Número de Gerações	100
Método de Seleção	Torneio
Taxa de Cruzamento	0,95
Raio de Cruzamento	Variável
Cruzamento	BLX- α
Número de descendentes	75
Mutação	Gaussiana
Taxa de Mutação	0,10

Tabela 4.2 – Parâmetros de Simulação do Recozimento Simulado.

Parâmetro	Valor
Temp. Inicial	0,1
Temp. Final	0,0001
Decaimento	Geométrico
Coefficiente de Decaimento	0,995
Tempo de Equilíbrio	5

Os limites de parâmetros foram definidos em função dos resíduos normalizados associados às medidas suspeitas incidentes. Os limites de parâmetros foram calculados segundo as expressões:

$$\delta_i = \frac{v_i}{\max_{v_k \in V} v_k} \quad (4.2)$$

$$p_{min}^i = [1 - \delta_i]p_0^i \quad (4.3)$$

$$p_{max}^i = [1 + \delta_i]p_0^i \quad (4.4)$$

onde $V = \{v_1, v_2, \dots, v_{nr_s}\}$ e v_i é a soma dos resíduos normalizados das medidas suspeitas e adjacentes ao ramo suspeito i .

O objetivo desta heurística é ter uma forma automática para definição dos intervalos, que leva a intervalos maiores para parâmetros considerados mais suspeitos (e que supostamente necessitam de maior correção) e intervalos menores para parâmetros considerados menos suspeitos, sendo este grau de suspeição aferido em função dos resíduos normalizados das medidas suspeitas, conforme equação (4.2). É importante notar que, caso tal heurística não se mostre adequada, os valores limites dos intervalos podem ser arbitrados de forma a alargar a faixa de valores viáveis. Vale ressaltar que nas simulações realizadas neste trabalho a definição dos limites segundo (4.3) e (4.4) se mostrou aceitável.

4.3 RESULTADOS

Os resultados correspondem a diversas simulações. Na primeira são comparadas as metaheurísticas RS e AG. Os testes com as metaheurísticas empregam codificação por impedâncias função de aptidão (4.4).

Na segunda simulação, as funções de aptidão (4.3) e (4.4) são comparadas, enquanto na terceira simulação são comparadas as codificações propostas, sendo os resultados obtidos com a representação em admitâncias confrontados com aqueles obtidos empregando-se a representação por impedâncias. É também apresentado um caso de simulação de erro envolvendo apenas o comprimento de uma linha de transmissão. O potencial da metodologia proposta também é investigado quanto à detecção e tratamento de um erro de configuração da rede.

Nas simulações seguintes são obtidos resultados quando se utiliza a estratégia de solução em dois estágios e considerando o processamento de várias amostras de medidas.

4.3.1 Comparação entre Metaheurísticas

Em [Souza09] propõe-se o emprego do AG na correção de parâmetros. Nesta Dissertação, investigou-se também a metaheurística Recozimento Simulado durante a execução da pesquisa. Os testes a seguir realizam um

comparativo entre os resultados das duas metaheurísticas. A codificação da solução adotada foi o modelo de impedâncias. A função objetivo utilizada foi (4.4).

Teste #1: Erros nos parâmetros série do ramo 1-2

A impedância série do ramo 1-2 foi modificada para o valor $0,0252 + j0,0769$, a Tabela 5.3 apresenta a lista de ramos suspeitos obtidos:

Tabela 4.3 – Lista de Ramos Suspeitos Obtidos

Ramo Suspeito	Número de Medidas Associadas	Relação das Medidas	Maior Resíduo Normalizado
1-2	3	P_{1-2} , P_{2-1} , e P_1	3,4683
1-5	2	P_{1-5} e P_1	5,5856

A partir da lista obtida procede-se a obtenção dos limites de parâmetro. Utilizando o procedimento anteriormente descrito, obteve-se os limites apresentados na Tabela 4.4.

Tabela 4.4 – Limites de parâmetros.

Parâmetro Suspeito	Limites (% do valor original)	
	p_j^{\min}	p_j^{\max}
r_{1-2} , x_{1-2} , b_{1-2}	0	200
r_{1-5} , x_{1-5} , b_{1-5}	10	190

A Tabela 4.5 mostra os resultados obtidos para a referida simulação:

Tabela 4.5 – Parâmetros estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Corrigido	Correto
		SA	GA	
r_{1-2}	0,0252	0,0194	0,0194	0,0194
x_{1-2}	0,0769	0,0617	0,0597	0,0592
b_{1-2}	---	0,0545	0,0531	0,0528
r_{1-5}	---	0,0539	0,0547	0,0540
x_{1-5}	---	0,2279	0,2238	0,2230
b_{1-5}	---	0,0517	0,0470	0,0492

Teste #2: Erro no parâmetro shunt do ramo 3-4

A lista de ramos suspeitos para este caso é apresentada na Tabela 4.6

Tabela 4.6 – Lista de Ramos Suspeitos

Ramo Suspeito	Número de Medidas Associadas	Relação das Medidas	Maior Resíduo Normalizado
3-4	3	Q_{3-4} , Q_{4-3} e Q_3	4,5679
2-3	1	Q_3	3,3312

Os limites de parâmetros adotados estão a seguir:

Tabela 4.7 – Limites de Parâmetros

Parâmetro Suspeito	Limites (% do valor original)	
	p_j^{\min}	p_j^{\max}
r_{3-4} , x_{3-3} , b_{3-4}	0	200
r_{2-3} , x_{2-3} , b_{2-3}	71	129

Os resultados estão descritos na Tabela 4.8.

Tabela 4.8 – Parâmetros Estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Corrigido	Correto
		SA	GA	
r_{3-4}	---	0,0623	0,0663	0,0670
x_{3-4}	---	0,1949	0,1704	0,1710
b_{3-4}	0,1038	0,0356	0,0346	0,0346
r_{2-3}	---	0,0495	0,0467	0,0470
x_{2-3}	---	0,2075	0,1979	0,1980
b_{2-3}	---	0,0460	0,0437	0,0438

Teste #3: Erros nos parâmetros série e shunt dos ramos 2-4

A Tabela 4.9 apresenta o resultado da identificação de suspeitos.

Tabela 4.9 – Lista de Ramos Suspeitos

Ramo Suspeito	Número de Medidas Associadas	Relação das Medidas	Maior Resíduo Normalizado
2-4	3	P_{2-4} , P_{4-2} , e Q_{4-2}	9,2676
1-5	1	P_{1-5}	3,6807
2-5	1	P_{2-5}	5,1530
4-5	1	P_{4-5}	5,7346

A Tabela 4.10 contém os limites de parâmetros utilizados:

Tabela 4.10 – Limites de Parâmetros

Parâmetro Suspeito	Limites(% do valor original)	
	p_j^{\min}	p_j^{\max}
r_{2-4} , X_{2-4} , b_{2-4}	0	200
r_{1-5} , X_{1-5} , b_{1-5}	83	117
r_{2-5} , X_{2-5} , b_{2-5}	76	124
r_{4-5} , X_{4-5} , b_{4-5}	76	124

Finalmente, os resultados são apresentados na Tabela 4.11.

Tabela 4.11 – Parâmetros Estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Corrigido	Correto
		SA	GA	
r_{2-4}	0,0872	0,0581	0,0580	0,0581
X_{2-4}	0,2645	0,1762	0,1765	0,1763
b_{2-4}	0,0561	0,0375	0,0376	0,0374
r_{1-5}	---	0,0580	0,0530	0,0540
X_{1-5}	----	0,2214	0,2246	0,2230
b_{1-5}	---	0,0435	0,0492	0,0492
r_{2-5}	---	0,0583	0,0555	0,0570
X_{2-5}	---	0,1728	0,1770	0,1739
b_{2-5}	---	0,0424	0,0351	0,0340
r_{4-5}	---	0,0103	0,0146	0,0134
X_{4-5}	---	0,0432	0,0406	0,4211
b_{4-5}	---	0,0120	0,0135	0,0128

Teste #4: Erros nos parâmetros série dos ramos 1-2, 2-3 e 4-5

A lista de ramos suspeitos criada neste exemplo é apresentada na Tabela 4.12, os limites adotados na Tabela 4.13 e os parâmetros estimados, juntamente com os erros simulados encontram-se na Tabela 4.14.

Tabela 4.12 – Lista de Ramos Suspeitos

Ramo Suspeito	Número de Medidas Associadas	Relação das Medidas	Maior Resíduo Normalizado
1-2	3	P_{1-2} , P_{2-1} , e P_1	5,8687
1-5	2	P_{1-5} e P_1	9,5871
2-3	2	P_{2-3} , P_{3-2}	9,3699
3-4	3	P_{3-4} e P_{4-3}	7,6942
4-5	1	P_{4-5}	6,1547

Tabela 4.13 – Limites de Parâmetros

Parâmetro Suspeito	Limites(% do valor original)	
	p_j^{\min}	p_j^{\max}
r_{1-2} , x_{1-2} , b_{1-2}	8	192
r_{1-5} , x_{1-5} , b_{1-5}	17	183
r_{2-3} , x_{2-3} , b_{2-3}	0	200
r_{3-4} , x_{3-4} , b_{3-4}	19	181
r_{4-5} , x_{4-5} , b_{4-5}	67	133

Tabela 4.14 – Parâmetros Estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Corrigido	Correto
		SA	GA	
r_{1-2}	0,0261	0,0203	0,0193	0,0194
x_{1-2}	0,0799	0,0770	0,0700	0,0592
b_{1-2}	---	0,0647	0,0602	0,0528
r_{1-5}	---	0,0570	0,0556	0,0540
x_{1-5}	----	0,2568	0,2429	0,2230
b_{1-5}	---	0,0573	0,0505	0,0492
r_{2-3}	0,0658	0,0493	0,0487	0,0470
x_{2-3}	0,2772	0,2110	0,2086	0,1980
b_{2-3}	---	0,0468	0,0464	0,0438
r_{3-4}	---	0,0584	0,0595	0,0670
x_{3-4}	---	0,2020	0,1969	0,1710
b_{3-4}	---	0,0359	0,0355	0,0346
r_{4-5}	0,0100	0,0133	0,0133	0,0134
x_{4-5}	0,0316	0,0421	0,0420	0,4211
b_{4-5}	---	0,0120	0,0157	0,0128

Teste #5: erros nos parâmetros shunt dos ramos 1-2, 2-3 e 2-4 e 2-5

A lista de medidas suspeitas para este caso é apresentada na Tabela 4.15.

Tabela 4.15 – Lista de Ramos Suspeitos

Ramo Suspeito	Número de Medidas Associadas	Relação das Medidas	Maior Resíduo Normalizado
1-2	2	Q_{1-2} e Q_2	4,337
2-4	2	Q_{4-2} e Q_2	4,337
2-3	1	Q_2	4,337
2-5	1	Q_2	4,337

O conjunto de medidas suspeitas é formado totalmente por medidas de injeção de fluxo, evidenciando a relação entre as medidas de fluxo e injeção de potência reativa e ramos shunt.

A lista de parâmetros suspeitos encontra-se na Tabela 5.16.

Tabela 4.16 – Limites de Parâmetros

Parâmetro Suspeito	Limites(% do valor original)	
	p_j^{\min}	p_j^{\max}
$r_{1-2}, x_{1-2}, b_{1-2}$	1	199
$r_{2-4}, x_{2-4}, b_{2-4}$	0	200
$r_{2-3}, x_{2-3}, b_{2-3}$	42	158
$r_{2-5}, x_{2-5}, b_{2-5}$	42	158

Os erros simulados, os valores originais e os parâmetros estimados são mostrados na Tabela 4.17.

Tabela 4.17 – Parâmetros Estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Corrigido	Correto
		SA	GA	
r_{1-2}	---	0,0189	0,0194	0,0194
x_{1-2}	---	0,0598	0,0580	0,0592
b_{1-2}	0,0950	0,0533	0,0520	0,0528
r_{2-4}	---	0,0585	0,0585	0,0581
x_{2-4}	----	0,1752	0,1790	0,1763
b_{2-4}	0,0438	0,0373	0,0378	0,0374
r_{2-3}	---	0,0476	0,0465	0,0470
x_{2-3}	---	0,1973	0,2000	0,1980
b_{2-3}	0,0832	0,0436	0,0442	0,0438
r_{2-5}	---	0,0621	0,0530	0,0570
x_{2-5}	---	0,1690	0,1803	0,1739
b_{2-5}	0,0578	0,0185	0,0505	0,0340

Teste #6: Erros nos parâmetros série e shunt dos ramos 1-5, 2-4 e 3-4

A Tabela 4.18 apresenta a lista de ramos suspeitos para o caso apresentado.

Tabela 4.18 – Lista de Ramos Suspeitos Obtidos

Ramo Suspeito	Número de Medidas Associadas	Relação das Medidas	Maior Resíduo Normalizado
1-2	3	P_{1-2} , P_{2-1} , e P_1	14,0073
2-3	3	P_{2-3} , P_{3-2} e P_2	10,6180
2-4	3	P_{2-4} , P_{4-2} e P_2	18,8525
2-5	3	P_{2-5} , Q_{2-5} e P_2	10,6180
1-5	2	P_{1-5} e P_1	16,1034
3-4	2	P_{3-4} , P_{4-3}	9,4747
4-5	2	P_{4-5} e Q_{4-5}	12,8778

Observa-se que foram selecionados 7 ramos, portanto mais que o dobro dos parâmetros incorretos. Por efeito de espalhamento, as medidas dos ramos 1-2, 2-3, 2-5 e 4-5 apresentaram resíduos elevados, apesar dos parâmetros dos mesmos estarem corretos.

Os limites de parâmetros obtidos são apresentados na Tabela 4.19.

Tabela 4.19 – Limites de parâmetro.

Parâmetro Suspeito	Limites (% do valor original)	
	P_j^{\min}	P_j^{\max}
$r_{1-2}, X_{1-2}, b_{1-2}$	25	175
$r_{2-3}, X_{2-3}, b_{2-3}$	35	165
$r_{2-4}, X_{2-4}, b_{2-4}$	0	200
$r_{2-5}, X_{2-5}, b_{2-5}$	38	147
$r_{1-5}, X_{1-5}, b_{1-5}$	80	162
$r_{3-4}, X_{3-4}, b_{3-4}$	61	139
$r_{4-5}, X_{4-5}, b_{4-5}$	65	135

Os parâmetros estimados empregando-se as metaheurísticas AG e RS são apresentados na Tabela 4.20.

Tabela 4.20 – Parâmetros Estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Corrigido	Correto
		SA	GA	
r_{1-2}	---	0,0196	0,0230	0,0194
X_{1-2}	---	0,0844	0,0762	0,0592
b_{1-2}	---	0,0696	0,0634	0,0528
r_{2-3}	---	0,0484	0,0383	0,0470
X_{2-3}	----	0,1545	0,1626	0,1980
b_{2-3}	---	0,0348	0,0357	0,0438
r_{2-4}	0,0291	0,0466	0,0553	0,0581
X_{2-4}	0,0881	0,1218	0,1507	0,1763
b_{2-4}	0,0187	0,0306	0,0352	0,0347
r_{2-5}	---	0,0416	0,0553	0,0570
X_{2-5}	---	0,1016	0,1513	0,1739
b_{2-5}	---	0,0206	0,0394	0,0340
r_{1-5}	0,0702	0,0385	0,0661	0,0540
X_{1-5}	0,2900	0,2282	0,2404	0,2230
b_{1-5}	0,0639	0,1167	0,0505	0,0492
r_{3-4}	0,0402	0,0546	0,0532	0,0670
X_{3-4}	0,1026	0,1632	0,1203	0,1710
b_{3-4}	0,0208	0,0330	0,0288	0,0346
r_{4-5}	---	0,0115	0,0108	0,0134
X_{4-5}	---	0,0417	0,0347	0,4211
b_{4-5}	---	0,0167	0,0086	0,0128

Em relação aos testes apresentados até aqui, conclui-se que a metodologia de identificação de ramos suspeitos apresenta bons resultados. Contudo, na ocorrência de erros de alta magnitude ou erros múltiplos, o número de ramos assinalados como suspeitos aumenta consideravelmente, ocasionando dificuldades no processo de busca da metaheurística.

Ambas as metaheurísticas foram capazes de estimar os parâmetros da rede elétrica, mostrando que a metodologia é flexível quanto à metaheurística empregada. O Algoritmo Genético foi superior ao Recozimento Simulado na maioria dos casos considerando-se os parâmetros errôneos estimados e a correção indesejada nos parâmetros não-errôneos. Este fato pode ser um indício de que metaheurísticas baseadas em populações tem desempenho melhor do que as de busca local neste tipo de problema.

É importante ressaltar que, mesmo em situações com erros múltiplos em parâmetros de ramos adjacentes, as metaheurísticas foram capazes de obter soluções adequadas, i.e, todas as medidas satisfizeram a restrição (2.17)

Teste #7: Erro no Comprimento de uma linha de transmissão

O emprego da representação de comprimentos também foi estudada para o caso de erros simples de parâmetro. Para este estudo assume-se que todas as linhas da rede possuem comprimento igual a 500km. A partir do comprimento das linhas obteve-se os parâmetros por comprimento de cada linha de transmissão. Simulou-se um erro de comprimento de 30% na linha 1-2.

A lista de medidas suspeitas para este caso é apresentada na Tabela 4.21.

Tabela 4.21 – Lista de Ramos Suspeitos

Ramo Suspeito	Número de Medidas Associadas	Relação das Medidas	Maior Resíduo Normalizado
1-2	4	P_{1-2} , P_{2-1} , e P_1	3,5330
1-5	3	P_{1-5} e P_1	5,5812

A Tabela 4.22 apresenta os limites de comprimento empregados.

Tabela 4.22 – Limites de Comprimento

Parâmetro Suspeito	Limites (km)	
	l_j^{\min}	l_j^{\max}
$r_{1-2}, x_{1-2}, b_{1-2}$	0	1300
$r_{1-5}, x_{1-5}, b_{1-5}$	46	954

Finalmente, os resultados são apresentados na Tabela 4.23.

Tabela 4.23 – Comprimentos de linha estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Correto
		GA	
l_{1-2}	650,00	500,15	500,00
l_{1-5}	500,00	500,09	500,00

No caso de erros envolvendo apenas o comprimento das LTs, notou-se que a correção é mais facilmente realizada, uma vez que existe uma redução na complexidade do problema a ser resolvido.

4.3.2 Comparação entre Funções de Aptidão

Nesta seção serão apresentados os resultados da comparação entre as funções de aptidão (4.3) e (4.4), para ilustrar e validar as afirmações realizadas no Capítulo 4.

Teste #8: Erro de parâmetro em um ramo

A Tabela 4.24 apresenta os resultados obtidos com a aplicação do AG. Os resultados obtidos aparecem nas colunas referentes aos valores estimados.

Tabela 4.24 – Parâmetros estimados.

Parâmetro	Errôneo	Corrigido		Correto
		F.A. (3.3)	F.A. (3.4)	
r_{1-2}	0,0252	0,0280	0,0194	0,0194
x_{1-2}	0,0769	0,0819	0,0597	0,0592
b_{1-2}	---	0,0489	0,0531	0,0528
r_{1-5}	---	0,0514	0,0547	0,0540
x_{1-5}	---	0,2509	0,2238	0,2230
b_{1-5}	---	0,0444	0,0470	0,0492

Teste #9: Erros múltiplos de parâmetros, incluindo ramos adjacentes

A Tabela 4.25 apresenta os resultados obtidos com a aplicação do AG, onde são confrontados os valores errôneos e corrigidos segundo cada função aptidão.

Observa-se correções involuntárias em parâmetros corretos. Neste caso, um procedimento possível seria descartar as correções menores considerando-se apenas as correções significativas. A degradação do resultado é fruto do grande número de parâmetros suspeitos, o que dificulta o processo de busca por soluções.

Além disso, conforme mencionado anteriormente, a correção involuntária de parâmetros sadios dificulta uma melhor correção dos parâmetros errôneos. Isto pode ser atenuado com a solução em dois estágios proposta neste trabalho, como será visto adiante.

Tabela 4.25 – Parâmetros estimados.

Parâmetro	Errôneo	Corrigido		Correto
		F.A. (4.3)	F.A. (4.4)	
r_{1-2}	---	0,0167	0,0230	0,0194
x_{1-2}	---	0,1034	0,0762	0,0592
b_{1-2}	---	0,0923	0,0634	0,0528
r_{2-3}	---	0,0418	0,0383	0,0469
x_{2-3}	----	0,1405	0,1626	0,1979
b_{2-3}	---	0,0507	0,0357	0,0438
r_{2-4}	0,2906	0,0581	0,0553	0,0581
x_{2-4}	0,0881	0,1399	0,1507	0,1763
b_{2-4}	0,1870	0,0180	0,0352	0,0374
r_{2-5}	---	0,0533	0,0553	0,0569
x_{2-5}	---	0,1304	0,1513	0,1739
b_{2-5}	---	0,0330	0,0394	0,0340
r_{1-5}	0,0702	0,0564	0,0661	0,0540
x_{1-5}	0,2900	0,2754	0,2404	0,2230
b_{1-5}	0,6396	0,0240	0,0505	0,0492
r_{3-4}	0,0402	0,0477	0,0532	0,0670
x_{3-4}	0,1026	0,1110	0,1203	0,1710
b_{3-4}	0,0208	0,0268	0,0288	0,0346
r_{4-5}	---	0,0146	0,0108	0,0134
x_{4-5}	---	0,0434	0,0347	0,0421
b_{4-5}	---	0,0150	0,0086	0,0128

A função objetivo (4.4) apresentou desempenho melhor do que a função objetivo (4.3). De forma geral, constatou-se também que as correções indesejadas diminuem com o emprego de função objetivo (4.4). Além dos casos acima, isto foi observado para diversos outros testes realizados.

4.3.3 Comparação entre Diferentes Codificações

As representações por admitância e impedância foram testadas e comparadas, utilizando-se o AG para os erros simulados nos casos anteriores. A função de aptidão empregada foi a função (4.4). Os parâmetros da metaheurística foram os mesmos, à exceção do raio de cruzamento, que no caso da formulação por admitância foi modificado em virtude da magnitude dos valores de parâmetros nesta codificação. Ressalta-se que, embora a codificação empregando valores de admitância tenha sido utilizada nas simulações, os resultados apresentados nos

testes seguintes foram convertidos para valores de impedância de forma a facilitar as comparações.

Teste #10: Erro de parâmetro de um único ramo

A Tabela 4.26 apresenta a comparação entre as codificações para o erro simples de parâmetro no ramo 1-2.

Tabela 4.26 – Parâmetros estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido		Correto
		Admitância	Impedância	
r_{1-2}	0,0252	0,0196	0,0194	0,0194
X_{1-2}	0,0769	0,0711	0,0597	0,0592
b_{1-2}	---	0,0608	0,0531	0,0528
r_{1-5}	---	0,0609	0,0547	0,0540
X_{1-5}	---	0,2440	0,2238	0,2230
b_{1-5}	---	0,0347	0,0470	0,0492

Teste #11: Erros múltiplos de parâmetros, incluindo ramos adjacentes

A simulação de erros múltiplos nos ramos 1-5, 2-4 e 3-4 é apresentada na tabelas 4.27.

Tabela 4.27 – Parâmetros estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido		Correto
		Admitância	Impedância	
r_{1-2}	---	0,0202	0,0230	0,0194
X_{1-2}	---	0,0552	0,0762	0,0592
b_{1-2}	---	0,0494	0,0634	0,0528
r_{2-3}	---	0,0471	0,0383	0,0469
X_{2-3}	----	0,1822	0,1626	0,1979
b_{2-3}	---	0,0413	0,0357	0,0438
r_{2-4}	0,0291	0,0679	0,0553	0,0581
X_{2-4}	0,0881	0,1658	0,1507	0,1763
b_{2-4}	0,0187	0,0359	0,0352	0,0374
r_{2-5}	---	0,0696	0,0553	0,0569
X_{2-5}	---	0,1656	0,1513	0,1739
b_{2-5}	---	0,0354	0,0394	0,0340
r_{1-5}	0,0702	0,0537	0,0661	0,0540
X_{1-5}	0,2900	0,2149	0,2404	0,2230
b_{1-5}	0,6396	0,0894	0,0505	0,0492
r_{3-4}	0,0402	0,0573	0,0532	0,0670
X_{3-4}	0,1026	0,1346	0,1203	0,1710
b_{3-4}	0,0208	0,0289	0,0288	0,0346
r_{4-5}	---	0,0130	0,0108	0,0134
X_{4-5}	---	0,0375	0,0347	0,0421
b_{4-5}	---	0,0084	0,0086	0,0128

As codificações empregadas apresentaram bons resultados. É importante salientar que em todas as simulações aqui realizadas os resíduos normalizados das medidas satisfizeram a restrição (2.17).

4.3.4 Solução em Dois Estágios

Foram realizados duas simulações ilustrativas do emprego da solução em dois estágios. A primeira diz respeito ao erro em parâmetros série do ramo 1-2, enquanto na segunda são introduzidos erros nos parâmetros série e shunt dos ramos 1-5, 2-4 e 3-4.

Teste #12: Erro em parâmetros série do ramo 1-2

Estágio 1:

O resultado da primeira etapa encontra-se na Tabela 4.28.

Tabela 4.28 – Parâmetros Estimados

<i>Parâmetro</i>	<i>Errôneo</i>	<i>Corrigido</i>	<i>Correto</i>
		<i>Estágio1</i>	
r_{1-2}	0,0252	0,0194	0,0194
x_{1-2}	0,0769	0,0597	0,0592
b_{1-2}	---	0,0531	0,0528
r_{1-5}	---	0,0547	0,0540
x_{1-5}	---	0,2238	0,2230
b_{1-5}	---	0,0470	0,0492

As variações percentuais após as correções efetuadas nos parâmetros são apresentadas na Tabela 4.29.

Tabela 4.29 – Correções Efetuadas – Estágio 1

Parâmetro	Correção(%)
r_{1-2}	23,17
x_{1-2}	22,46
b_{1-2}	-0,061
r_{1-5}	-1,360
x_{1-5}	-0,318
b_{1-5}	5,037

A correção média dos parâmetros foi aproximadamente 8%. O ramo 1-5 será descartado do processo de correção do próximo estágio, visto que apresenta correções pouco significativas quando comparadas às efetuadas no ramo 1-2. Neste caso, o critério utilizado para descartar o ramo 1-5 é baseado na inspeção dos resultados.

Destaca-se que um critério automático de filtragem ao final do primeiro estágio é desejável e será tópico de investigação futura. Um critério simples pode ser a adoção de um limiar de detecção, a partir do qual certo percentual de correção em parâmetros de uma ramo faz com que o mesmo seja selecionado para participar do próximo estágio.

Estágio 2:

A lista da ramos suspeitos contém agora apenas o ramo 1-2. Os parâmetros obtidos para este ramo são dados na Tabela 4.30.

Tabela 4.30 – Parâmetros Estimados

<i>Parâmetro</i>	<i>Errôneo</i>	<i>Corrigido</i>	<i>Corrigido</i>	<i>Correto</i>
		<i>Estágio 1</i>	<i>Estágio2</i>	
r_{1-2}	0,0252	0,0194	0,0194	0,0194
x_{1-2}	0,0769	0,0597	0,0592	0,0592
b_{1-2}	---	0,0531	0,0528	0,0528

Como visto na Tabela, a metaheurística foi capaz neste caso de encontrar a solução exata do problema.

Teste #13: Erro em parâmetros série do ramo 1-2, 2-3 e 4-5.

Estágio 1:

O resultado da primeira etapa encontra-se na tabelas 4.31. Os percentuais das correções efetuadas são apresentadas na Tabela 4.32.

Tabela 4.31 – Parâmetros Estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Correto
		Estágio 1	
r_{1-2}	0,0261	0,0193	0,0194
x_{1-2}	0,0799	0,0700	0,0592
b_{1-2}	---	0,0602	0,0528
r_{1-5}	---	0,0556	0,0540
x_{1-5}	----	0,2429	0,2230
b_{1-5}	---	0,0505	0,0492
r_{2-3}	0,0658	0,0487	0,0470
x_{2-3}	0,2772	0,2086	0,1980
b_{2-3}	---	0,0464	0,0438
r_{3-4}	---	0,0595	0,0670
x_{3-4}	---	0,1969	0,1710
b_{3-4}	---	0,0355	0,0346
r_{4-5}	0,0100	0,0133	0,0134
x_{4-5}	0,0316	0,0420	0,4211
b_{4-5}	---	0,0157	0,0128

Tabela 4.32 – Correções Efetuadas – Estágio 1

Parâmetro	Correção(%)
r_{1-2}	26,28
x_{1-2}	12,42
b_{1-2}	-14,05
r_{1-5}	-2,82
x_{1-5}	-8,90
b_{1-5}	-2,67
r_{2-3}	25,92
x_{2-3}	24,72
b_{2-3}	-5,89
r_{3-4}	11,13
x_{3-4}	-15,12
b_{3-4}	-2,61
r_{4-5}	-33,05
x_{4-5}	-33,03
b_{4-5}	-22,33

O ramos 1-5 e 2-4 foram os ramos que sofreram as menores correções, sendo os ramos escolhidos para serem removidos da lista de ramos suspeitos.

Estágio 2:

Os parâmetros obtidos com a lista de parâmetros reduzida é apresentada na Tabela 4.33.

Tabela 4.33 – Parâmetros Estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Correto
		Estágio 2	
r_{1-2}	0,0261	0,0193	0,0194
x_{1-2}	0,0799	0,0592	0,0592
b_{1-2}	---	0,0528	0,0528
r_{2-3}	0,0658	0,0470	0,0470
x_{2-3}	0,2772	0,1980	0,1980
b_{2-3}	---	0,0437	0,0438
r_{4-5}	0,0100	0,0137	0,0134
x_{4-5}	0,0316	0,0420	0,0421
b_{4-5}	---	0,0190	0,0128

A solução obtida pela correção em dois estágios é muito próxima da solução verdadeira.

4.3.5 Solução Considerando Várias Amostras de Medidas

O emprego de múltiplos instantes de medição também foi avaliado. Para esta simulação foi utilizada uma janela de 30 instantes consecutivos. Foi empregada a metaheurística Algoritmos Genéticos utilizando solução em um

Estágio.

Os resultados desta simulação são mostrados na Tabela 4.34.

Teste #14: Erro em parâmetros série do ramo 1-5, 2-4 e 3-4.

Tabela 4.34 – Parâmetros estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido		Correto
		N=1	N=30	
r_{1-2}	---	0,0230	0,0197	0,0194
x_{1-2}	---	0,0762	0,0725	0,0592
b_{1-2}	---	0,0634	0,0595	0,0528
r_{2-3}	---	0,0383	0,0286	0,0470
x_{2-3}	----	0,1626	0,1627	0,1980
b_{2-3}	---	0,0357	0,0378	0,0438
r_{2-4}	0,0291	0,0553	0,0567	0,0581
x_{2-4}	0,0881	0,1507	0,1591	0,1763
b_{2-4}	0,0187	0,0352	0,0360	0,0438
r_{2-5}	---	0,0553	0,0562	0,0570
x_{2-5}	---	0,1513	0,1578	0,1739
b_{2-5}	---	0,0394	0,0311	0,0340
r_{1-5}	0,0702	0,0661	0,0581	0,0540
x_{1-5}	0,2900	0,2404	0,2408	0,2230
b_{1-5}	0,6396	0,0505	0,0537	0,0492
r_{3-4}	0,0402	0,0532	0,0449	0,0670
x_{3-4}	0,1026	0,1203	0,1088	0,1710
b_{3-4}	0,0208	0,0288	0,0288	0,0346
r_{4-5}	---	0,0108	0,0133	0,0134
x_{4-5}	---	0,0347	0,0369	0,4211
b_{4-5}	---	0,0086	0,0123	0,0128

No caso de erros múltiplos de parâmetros, houve uma menor variação dos parâmetros não-errôneos, sinalizando que emprego de múltiplos instantes pode ser vantajoso. A média das soluções obtidas tende a ser uma estimativa melhor do parâmetro do que a solução obtida considerando apenas um instante por que leva em consideração o comportamento da carga e o comportamento do erro de medição.

4.3.6 Simulações de Erros de Configuração da Rede

Os testes a seguir visam avaliar o comportamento da metodologia proposta frente à ocorrência de erros de topologia. Os resultados foram obtidos utilizando o

AG e considerando um único estágio de correção para um único instante de medição.

Teste #15: Erro de exclusão do ramo 2-4

O resultado do teste #15 está descrito nas Tabelas 5.35, onde estão listados todos os parâmetros suspeitos

Tabela 4.35 – Parâmetros Estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Correto
r_{2-4}	0,0116	0,0592	0,0581
X_{2-4}	0,3526	0,1906	0,1763
b_{2-4}	0,0187	0,0374	0,0438
r_{1-2}	---	0,0200	0,0194
X_{1-2}	---	0,0614	0,0592
b_{1-2}	---	0,0546	0,0528
r_{3-4}	---	0,0685	0,0670
X_{3-4}	---	0,1562	0,1710
b_{3-4}	---	0,0345	0,0346
r_{1-5}	---	0,0577	0,0540
X_{1-5}	---	0,2253	0,2230
b_{1-5}	---	0,0461	0,0492
r_{2-3}	---	0,0414	0,0470
X_{2-3}	---	0,2030	0,1980
b_{2-3}	---	0,0447	0,0438
r_{4-5}	---	0,0100	0,0134
X_{4-5}	---	0,0571	0,4211
b_{4-5}	---	0,0104	0,0128
r_{2-5}	---	0,0584	0,0570
X_{2-5}	---	0,1705	0,1739
b_{2-5}	---	0,0337	0,0340
r_{4-7}	---	0,0000	0,0000
X_{4-7}	---	0,2041	0,2091
b_{4-7}	---	0,0000	0,0000
r_{4-9}	---	0,0000	0,0000
X_{4-9}	---	0,0546	0,5562
b_{4-9}	---	0,0000	0,0000

Teste #16: Erro de inclusão do ramo 1-4

Para efeito desta simulação supõe-se que um ramo entre as barras 1 e 4, fora de operação, está incorretamente reportado como estando em operação. Os parâmetros de tal ramo são apresentados na Tabela 4.36.

Tabela 4.36 – Parâmetros do Ramo 1-4

Parâmetro	Errôneo
r_{1-4}	0,0213
x_{1-4}	0,5991
b_{1-4}	0,0348

Do ponto de vista do problema de estimação de parâmetros, o circuito aberto pode ser visto como uma impedância infinita ou admitância nula.

A Tabela 4.37 apresenta a lista de ramos suspeitos da referida simulação.

Tabela 4.37 – Lista de Parâmetros Suspeitos

Ramo Suspeito	Número de Medidas Associadas	Relação das Medidas	Maior Resíduo Normalizado
1-2	3	P_{1-2} , P_{2-1} , e P_1	13,1976
2-4	3	P_{2-4} , P_{4-2} e P_4	9,1836
4-7	3	P_{7-4} , P_{4-7} e P_4	9,1836
1-5	3	P_{1-5} e P_1	13,1976
4-5	2	P_{4-5} e P_4	9,1836
1-4	2	P_1 e P_4	13,1976
3-4	2	P_4	9,1836
4-9	2	P_4	9,1836

O resultado do teste #16 está apresentado na Tabela 4.38, empregando-se a representação por impedância e na tabela 4.39, utilizando-se a representação por admitância.

Neste caso, observou-se que o valor da impedância do ramo 1-4, corrigido pelo AG, converge para o limite superior da faixa de valores permitidos, indicando a necessidade de alargamento de tal faixa e a possibilidade de erro

topológico. Assim sendo, os limites para os valores corrigidos de impedância de tal ramo foram desconsiderados.

Muitas correções involuntárias foram realizadas neste caso. Entretanto, estas são pequenas quando comparadas com as correções realizadas no ramo suspeito. Portanto, pode-se afirmar que a metodologia pode ser explorada para a identificação de alguns erros de configuração. A avaliação atenta aos resultados das tabelas 4.38 e 4.39 pode fazer com que o analista direcione a suspeição para um erro de topologia e não de parâmetros.

Tabela 4.38 – Parâmetros Estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Correto
r_{1-2}	---	0,0189	0,0194
X_{1-2}	---	0,0481	0,0592
b_{1-2}	---	0,0444	0,0528
r_{2-4}	---	0,0549	0,0581
X_{2-4}	---	0,1714	0,1763
b_{2-4}	---	0,0344	0,0374
r_{4-7}	---	0,0000	0,0000
X_{4-7}	---	0,2001	0,2091
b_{4-7}	---	0,0000	0,0000
r_{1-5}	---	0,4660	0,0540
X_{1-5}	---	0,2047	0,2230
b_{1-5}	---	0,0673	0,0492
r_{4-5}	---	0,0116	0,0134
X_{4-5}	---	0,0362	0,4211
b_{4-5}	---	0,0094	0,0128
r_{1-4}	0,0213	0,0018	Inf.
X_{1-4}	0,5991	19,516	Inf.
b_{1-4}	0,0348	0,0049	0,0000
r_{3-4}	---	0,0632	0,0670
X_{3-4}	---	0,1802	0,1710
b_{3-4}	---	0,0313	0,0346
r_{4-9}	---	0,0000	0,0000
X_{4-9}	---	0,5324	0,5562
b_{4-9}	---	0,0000	0,0000

Tabela 4.39 – Parâmetros Estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Correto
r_{1-2}	---	6,1417	4,9991
X_{1-2}	---	-18,2844	-15,2631
b_{1-2}	---	0,0439	0,0528
r_{2-4}	---	1,4507	1,6860
X_{2-4}	---	-5,0245	-5,1158
b_{2-4}	---	0,0407	0,0374
r_{4-7}	---	0,0000	0,0000
X_{4-7}	---	-5,0313	-4,7819
b_{4-7}	---	0,0000	0,0000
r_{1-5}	---	1,0077	1,0259
X_{1-5}	---	-4,6523	-4,2350
b_{1-5}	---	0,0545	0,0492
r_{4-5}	---	3,3828	6,8410
X_{4-5}	---	-20,4114	-21,5786
b_{4-5}	---	0,01608	0,01284
r_{1-4}	0,0592	0,05627	0,0000
X_{1-4}	-1,6667	-0,0085	0,0000
b_{1-4}	0,0348	0,0008	0,0000
r_{3-4}	---	2,34124	1,9860
X_{3-4}	---	-4,7547	-5,0688
b_{3-4}	---	0,03435	0,0346
r_{4-9}	---	0,0000	0,0000
X_{4-9}	---	-1,8696	-1,7980
b_{4-9}	---	0,0000	0,0000

Teste #17: Erro de exclusão de um ramo em paralelo

Este teste simula um erro de exclusão [Souz98]. Supõe-se que o ramo 2-4 representa duas linhas de transmissão idênticas conectadas em paralelo. Suponha que existe um erro topológico, em que a saída de operação de uma das linhas é incorretamente reportada. Portanto o erro cometido é 100% do valor verdadeiro, para a impedância série e 50% do valor verdadeiro, para a susceptância shunt.

A Tabela 4.40 apresenta a lista de ramos suspeitos para esta simulação.

Tabela 4.40 – Lista de Ramos Suspeitos

Ramo Suspeito	Número de Medidas Associadas	Relação das Medidas	Maior Resíduo Normalizado
2-4	4	$P_{2-4}, P_{4-2}, Q_{2-4}$ e P_4	15,2461
1-2	3	P_{1-2}, P_{2-1} e P_1	3,2336
3-4	3	P_{3-4}, P_{4-3} e P_4	4,2402
1-5	2	P_{1-5} e P_1	5,3919
2-3	2	P_{2-3}, P_{3-2}	4,0719
4-5	1	P_4	5,2957
2-5	1	P_{2-5}	7,6565
4-7	1	P_4	5,2957
4-9	1	P_4	5,2957

Observa-se que o ramo 2-4 foi identificado como o mais suspeito. Há uma grande diferença entre as magnitudes máximas dos resíduos normalizados, claramente indicando a presença de um EP de grande magnitude. Os limites de parâmetros empregados na simulação encontram-se na Tabela 4.41.

Os parâmetros obtidos pela simulação são apresentados na Tabela 4.42.

Tabela 4.41 – Limites de parâmetros

Parâmetro Suspeito	Limites (% do valor original)	
	p_j^{\min}	p_j^{\max}
$r_{2-4}, x_{2-4}, b_{2-4}$	0	200
$r_{1-2}, x_{1-2}, b_{1-2}$	76	124
$r_{3-4}, x_{3-4}, b_{3-4}$	65	134
$r_{1-5}, x_{1-5}, b_{1-5}$	78	121
$r_{2-3}, x_{2-3}, b_{2-3}$	80	120
$r_{4-5}, x_{4-5}, b_{4-5}$	64	136
$r_{2-5}, x_{2-5}, b_{2-5}$	81	119
$r_{4-7}, x_{4-7}, b_{4-7}$	86	113
$r_{4-9}, x_{4-9}, b_{4-9}$	86	113

Tabela 4.42 – Parâmetros estimados

Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Correto
r_{2-4}	0,1162	0,0592	0,0581
x_{2-4}	0,3526	0,1906	0,1763
b_{2-4}	0,0187	0,0374	0,0438
r_{1-2}	---	0,0200	0,0194
x_{1-2}	---	0,0614	0,0592
b_{1-2}	---	0,0546	0,0528
r_{3-4}	---	0,0685	0,0670
x_{3-4}	---	0,1562	0,1710
b_{3-4}	---	0,0345	0,0346
r_{1-5}	---	0,0577	0,0540
x_{1-5}	---	0,2253	0,2230
b_{1-5}	---	0,0461	0,0492
r_{2-3}	---	0,0414	0,0470
x_{2-3}	---	0,2030	0,1980
b_{2-3}	---	0,0447	0,0438
r_{4-5}	---	0,0100	0,0134
x_{4-5}	---	0,0571	0,4211
b_{4-5}	---	0,0104	0,0128
r_{2-5}	---	0,0584	0,0570
x_{2-5}	---	0,1705	0,1739
b_{2-5}	---	0,0337	0,0340
r_{4-7}	---	0,0000	0,0000
x_{4-7}	---	0,2041	0,2091
b_{4-7}	---	0,0000	0,0000
r_{4-9}	---	0,0000	0,0000
x_{4-9}	---	0,0546	0,5562
b_{4-9}	---	0,0000	0,0000

4.4 CONCLUSÕES

Este capítulo apresentou os resultados dos testes realizados para validação da metodologia. Os testes utilizaram o sistema IEEE 14 barras. De forma geral a metodologia proposta foi capaz de identificar e corrigir erros de parâmetros.

A inclusão da função índice de estimação na função objetivo foi acertada, promovendo melhora nas soluções encontradas. A representação da solução por

impedâncias ou admitâncias tem desempenho similar sendo a representação por admitâncias mais indicada para erros de grande magnitude. Erros de configuração da rede foram testados e houve a correta identificação destes erros o mostra a flexibilidade da metodologia.

Duas metaheurísticas foram testadas e seus resultados comparados. O algoritmo genético mostrou-se melhor na maioria dos testes. Observou-se nos testes, principalmente aqueles envolvendo erros de parâmetros em múltiplos ramos, variações nos parâmetros corretos. Estas variações podem ser identificadas e desconsideradas, face a discrepância entre as magnitudes de correções de parâmetros incorretos e as variações indesejadas nos parâmetros verdadeiros.

A solução em dois estágios mostrou-se muito efetiva na correção de parâmetros, principalmente no caso de erros múltiplos de parâmetros. Atenção deve ser dada à escolha dos parâmetros a serem descartados, pois interferem de forma significativa na segunda etapa do processo.

O emprego de múltiplas amostras de medidas promoveu melhoras nas soluções obtidas com uma única amostra. Acredita-se que o empregos de um número maior de amostras tenderá a tornar os resultados ainda melhor. Um ganho importante verificado é a redução das correções involuntárias em parâmetros não-errôneos, abrindo espaço para a combinação da mesma com a solução em dois estágios, na detecção de correções pouco significativas.

CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

5.1 CONCLUSÕES

Parâmetros de redes elétricas pertencem à base estática de dados de um sistema de potência. A validação de parâmetros da rede elétrica, diferentemente de outras grandezas do sistema, dificilmente é realizada. A suposição usual de que estes parâmetros estão corretos pode ocasionar graves problemas na operação e planejamento de sistemas elétricos, em função da tomada de decisões equivocada, baseando-se na análise de resultados de ferramentas computacionais que utilizam tais parâmetros como dados de entrada.

A demanda crescente pela monitoração do sistema elétrico tem como causas o ambiente competitivo no qual o setor elétrico está inserido, exigindo informações sobre o sistema, o aumento da carga e a incorporação de novas tecnologias nos equipamentos empregados na geração, transmissão e distribuição de energia.

O conhecimento do estado do sistema constitui-se etapa fundamental no processo de monitoração do sistema. A ferramenta EE, disponível nos SGEs de COS modernos, tem a função de filtrar erros em dados de tempo real, sendo responsável pela construção de uma base dados confiável.

Assim como outros estudos que os empregam, a EE é afetada pela presença de erros de parâmetros, tendo seus resultados contaminados. Tal como em outras ferramentas, a ocorrência de erros de parâmetros reduz a confiabilidade do operador/planejador na ferramenta e induz à tomada de decisões equivocadas.

Diversas estratégias de detecção e correção de parâmetros de redes elétricas utilizando a EE têm sido propostas na literatura, apesar de serem pequenas em comparação com o volume de trabalhos destinados a outros aspectos da EE. A maioria dos algoritmos propostos sofrem diversas limitações, principalmente em função do nível de redundância de medidas ou da ocorrência de múltiplos erros de parâmetros, principalmente em ramos adjacentes.

Este trabalho teve como principal objetivo a investigação e proposição de uma metodologia para a correção de parâmetros de redes elétricas, incluindo aspectos relacionados à modelagem do problema e empregando de forma combinada a função EE e um processo de otimização via metaheurísticas. Na metodologia empregada, a EE é empregada de forma acessória, para subsidiar a avaliação da aptidão de soluções geradas no processo de busca guiado por uma metaheurística.

Foram propostas três diferentes formas de representação da solução, tendo sido verificado que o desempenho da metodologia não é significativamente afetada no que diz respeito à correção dos parâmetros errôneos. Contudo, percebe-se que a representação dos parâmetros por meio de admitâncias levou a uma menor variação involuntária dos parâmetros suspeitos não errôneos. Foi possível observar também que o processo de correção é mais efetivo e se torna menos complexo quando o comprimento de uma linha de transmissão é a variável a ser estimada. Tal representação, entretanto, apenas é possível quando a suspeição recai sobre o erro na estimativa de tal comprimento.

Foram implementadas as metaheurísticas Algoritmos Genéticos e Recozimento Simulado. Ambas as metaheurísticas apresentaram bons resultados, evidenciando a flexibilidade da metodologia. Entretanto, há indícios de que metaheurísticas baseadas em população apresentam um desempenho melhor e isto foi observado neste trabalho.

Foi proposta a minimização de uma função de aptidão composta por dois termos: o primeiro corresponde ao somatório dos resíduos normalizados das

medidas associadas aos parâmetros suspeitos e o segundo corresponde à função objetivo da função EE (no caso deste trabalho, correspondente aos mínimos quadrados ponderados). Ficou evidenciado que enquanto a correção dos parâmetros reduz o primeiro termo, ou seja, busca compatibilizar os valores dos parâmetros com as medidas a eles adjacentes, o segundo termo evita que um ajuste demasiado comprometa a EE do sistema como um todo.

A metodologia proposta se mostrou capaz de corrigir os erros de parâmetros simulados, tanto envolvendo um único ramo quanto múltiplos ramos, inclusive adjacentes. Além disso, investigou-se o seu comportamento frente à ocorrência de erros de configuração da rede, tendo sido revelado que tais erros podem ser vistos como casos particulares de erro de parâmetro e detectados pela metodologia apresentada.

Foi ainda proposta uma estratégia de solução do problema utilizando dois estágios, o primeiro deles servindo como um segundo filtro de parâmetros suspeitos. A estratégia apresentada levou a bons resultados e seu benefício tende a ser mais significativo na presença de erros em múltiplos parâmetros. Tal estratégia possibilita também a combinação de metaheurísticas, utilizando-se técnicas diferentes em cada estágio, o que não foi explorado neste trabalho.

Finalmente, foi também investigado o benefício do processamento de várias amostras de medidas, correspondentes a diferentes instantes de tempo. De um modo geral foi observada uma melhoria nos resultados obtidos e tal estratégia pode ser considerada uma forma de refinamento das soluções obtidas em processos de correção de parâmetros realizados para instantes de medição específicos.

5.2 PRINCIPAIS CONTRIBUIÇÕES

Dentre as contribuições do trabalho, podem-se destacar:

- Proposição de uma metodologia simples para validação e correção de parâmetros de redes elétricas, que não requer alterações em rotinas de estimadores de estado existentes e pode ser utilizada em conjunto com qualquer processo de EE que forneça informações sobre os resíduos normalizados da estimação;
- Investigação de diferentes possibilidades de modelagem da solução do problema, em função da variável adotada, analisando o impacto sobre o processo de correção de parâmetros;
- Análise do potencial da metodologia proposta no que diz respeito ao tratamento de erros de configuração da rede;
- Investigação de estratégias para correção de parâmetros em dois estágios, buscando mitigar dificuldades que podem surgir devido a uma filtragem inicial de um número muito elevado de parâmetros suspeitos;

5.3 PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Dentre os caminhos possíveis na continuidade desta pesquisa vislumbra-se:

- Investigação de novos mecanismos para filtragem de parâmetros suspeitos, buscando minimizar a seleção de parâmetros suspeitos não errôneos;
- Extensão da metodologia atual visando à correção de erros de parâmetros de baixa magnitude, ou seja, aqueles não flagrados pelos resíduos normalizados da estimação, mas que são persistentes na base de dados estática;

- Aprofundamento da pesquisa sobre o processamento da metodologia proposta empregando diversas amostras de medidas;
- Aplicação de outras metaheurísticas para a solução do problema; e
- Avaliação do impacto da utilização de informação proveniente de unidades de medição fasorial para a correção de erros de parâmetros.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[Abur04] A. Abur, A. Gómez-Expósito, “*Power System State Estimation: Theory and Implementation*”, New York: Marcel Dekker, 2004.

[Alla74] M. Allam, M. Laughton, “*A General Algorithm for Estimating Power System Variables and Network Parameters*”, IEEE PES 1974 Summer Meeting, Anaheim, CA, Paper C74 331-5, 1974.

[Alla75] M. Allam, M. Laughton, “*Static and Dynamic Algorithm for Power System Variable and Parameter Estimation*”, Proceeding 5th Power System Computation Conference, Paper 23/11, Cambridge, UK, September 1975.

[Anil87] S. Anily, A. Federgruen, “*Simulated annealing methods with general acceptance probabilities*”. *Journal of Applied Probability*, vol. 24, pp. 657 – 667, 1987.

[Araf79] S. Arafeh, R. Schinzinger, “*Estimation Algorithms for Large Scale System*”. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-98, n^o 6, pp. 1968-1977, Nov./Dec. 1979.

[Cast11] M. R. M. Castillo, J. B. A. London Jr., N. G. Bretas, S. Lefebvre, J. Prévost, B. Lambert, “*Off-line detection, identification, and correction of branch parameter errors based on several measurement snapshots*”, *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 26, No. 2, pp.870-877, Mai/2011.

[Cout90] M. B. Do Coutto Filho, A. M. Leite da Silva, D. M. Falcão, “*Bibliography on power system state estimation (1968 – 1989)*”, *IEEE Trans. on Power Systems*, Vol. 5, pp. 950-961, August 1990.

[Cout01] M. B. Do Coutto Filho, J. C. S. Souza, F. M. F. Oliveira, M. Th. Schilling, “*Identifying Critical Measurements & Sets for Power System State Estimation*”, IEEE Porto Power Tech, September 2001.

[Cout08] M. B. Do Coutto Filho, J. C. S. Souza, E. B. M. Meza, “*Off-line validation of power network branch parameters*”, IET Generation, Transmission & Distribution, 2008, vol. 2, No. 6, pp. 892- 905.

[Darw59] C. Darwin, “*On The Origin of Species by Means of Natural Selection or the Preservation of Favored Races in the Struggle for Life*”. Murray, London, 1859.

[Davi91] L. Davis, *Hybridization and Numerical representation*. In L. Davis, editor, “*The Handbook of Genetic Algorithms*”, Nova Iorque: Van Nostrand Reinhold, pp 61 – 71.

[Davi91] L. Davis, “*Handbook of Genetic Algorithm*”, Reissue edition. Stamford: International Thomson Publishing, 1996.

[Debs74] A. Debs, “*Estimation of Steady-State Power System Model Parameter*”, IEEE Trans. on PAS, Vol. PAS-93, n° 5, pp. 1260-1268, September 1974.

[Debs75] A. Debs, W. Litzemberger, “*The BPA State Estimator Project: Tuning of Network Model*”, IEEE Trans. on Power Systems, Paper A 75 448-1, July 1975.

[Dréo03] J. Dréo, P. Siarry, A. Pérowski, E. Taillard, “*Metaheuristics for Hard Optimization*”, Springer-Verlag, Berlim, 2003.

[Eshe93] L. J. Eshelman, D. J. Schaffer, *Real-coded genetic algorithms and interval-schemata*. In L. D. Whitley, editor, “*Foundations of Genetic Algorithms 2*”, pp.187 – 202, Morgan Kaufmann, San Mateo, 1993.

- [Egle90] R. W. Eglese, "*Simulated annealing: a tool for operational research*". European Journal of Operational Research, vol. 46, pp. 271 – 281, 1990.
- [Flei95] M. A. Fleischer, "*Assessing the Performance of The Simulated Annealing Algorithm Using Information Theory*". Tese (Doutorado), Department of Operations Research, Case Western Reserve University, Cleveland, Ohio.
- [Flei99] M. A. Fleischer, S. H. Jacobson, "*Information Theory and finite-time behavior of the simulated annealing algorithm: experimental results*". INFORMS Journal on Computing, vol.11, pp.35 – 43, 1999.
- [Flet83] D. Fletcher, W. Stadlin, "*Transformer Tap Position Estimation*", IEEE Trans. on PAS, Vol. PAS-102, n° 11, pp. 3680-3686, November 1983.
- [Foge66] L. J. Fogel, A. J. Owens, M. J. Walsh, "*Artificial Intelligence through Simulated Evolution*". Wiley, 1966.
- [Gran94] V. Granville, M. Krivanek, J. P. Rasson, "*Simulated annealing – a proof of convergence*". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, pp. 652-656, 1994.
- [Gold89] D.E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization and machine learning*, Addison-Wesley, 1989.
- [Gold91] D.E. Goldberg, K. Deb, *A comparison of selection schemes used in Genetic Algorithms*. In G. J. E. Rawlins, editor, "*Foundations of Genetic Algorithms*", pp.69 – 93, Morgan Kaufmann, San Mateo, 1991.
- [Gold88] L. Goldstein, M. Waterman, "*Neighborhood size in the simulated annealing algorithm*". American Journal of Mathematical and Management Sciences, vol.8, pp.409 – 423, 1988.

[Glov03] F. Glover and G. A. Kochenberger, "Handbook of Metaheuristics", Kluwer Academics, New York, 2003.

[Hand95] E. Handschin, E. Kliokys, "*Transformer Tap Position Estimation and Bad Data Detection Using Dynamic Signal Modeling*", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 10, n° 2, pp. 810-817, May 1995.

[Haje88] B. Hajek, "*Cooling Schedules for optimal annealing*". Mathematics of Operations Research", vol.13, pp.311 – 329, 1988.

[Hamm00] B. Hamma, S. Viitanen, A. Torn, "*Parallel continuous simulated annealing for global optimization*". Optimization Methods and Software, vol. 13, pp. 95 – 116, 2000.

[Hanc94] P. J. B. Hancock, *An empirical comparison of selection methods in evolutionary algorithms*. In T. C. Fogarty, editor, "*Evolutionary Computing: AISB Workshop*", Leeds, UK, Selected Papers, Springer-Verlag, Berlin, pp.80 – 94, 1994.

[Holl75] J. H. Holland, "*Adaptation in Natural and Artificial Systems*", University of Michigan Press, Ann Arbor, Michigan, 1975.

[Holt88] L. Holten, A. Gjelsvik, S. Aam, F. Wu, W. Liu, "*Comparison of Different Methods for State Estimation*", IEEE Trans. on Power Systems, vol. 3, pp. 1798-1806, November 1988.

[Isaa76] D. L. Isaacson, R. W. Madsen, "*Markov Chains, Theory and Applications*". John Wiley and Sons, Nova Iorque, 1976.

[Jong93] K. A. De Jong, J. Sarma, *Generation gaps revisited*. In L. D. Whitley, editor, *Foundations of Genetic Algorithms 2*, pp.19 – 28, Morgan Kaufmann, San Mateo, 1993.

[Kirk83] S. Kirkpatrick, C.D. Gelatt Jr., M. P. Vecchi, *Optimization by Simulated Annealing*, Science, vol.220, pp. 671-680.

[Liu92] W. Liu, F. Wu, S. Lun, *Estimation of Parameter Errors from Measurement Residuals in State Estimation*, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 7, n° 1, pp. 81-89, February 1992.

[Liu95] W. Liu, S. Lim, *Parameter Error Identification and Estimation in Power System State Estimation*, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 10, n° 1, pp. 200-209, February 1995.

[Logi05] N. Logic, G. T. Heydt, *An Approach to Network Parameter Estimation in Power System State Estimation*, Electric Power Components and Systems, Vol. 33, pp. 1191-1201, February 1995.

[Loca00] M. Locatelli, *Simulated annealing algorithms for continuous global optimization: convergence conditions*. Journal of Optimization Theory and Applications, vol. 104, pp. 121 – 133, 2000.

[Lond04] J. B. A. London, N. G. Bretas, *Power System Parameter Estimation*, Anais do XV Congresso Brasileiro de Automática. Gramado – RS, 2004.

[Lond06] J. B. A. London, M. R. M. Castillo, R. A. Souza, N. G. Bretas, *An Approach for Transmission Line Parameter and State Estimation*, Anais do XVI Congresso Brasileiro de Automática. Salvador – BA, 2006.

[Lund86] M. Lundy, A. Mees, “*Convergence of an annealing algorithm*”. *Mathematical Programming, Physics*, vol. 104, pp. 111-124, 1986.

[Maza93] M. De La Maza, B. Tidor, *An analysis of selection procedures with particular attention paid to proportional and boltzmann selection*. In S. Forrest, editor, “*Proc. 5th Int. Conf. on Genetic Algorithms*”, pp. 124 – 131. Morgan Kaufmann, San Mateo, 1993.

[Merr73] H. M. Merrill, F. C. Schweppe, “*On-line System Model Error Correction*”, paper C73 106-2, IEEE Winter Power Meeting, New York, N. Y., January/February 1973.

[Metr53] N. Metropolis, A. Rosenbluth, M. Rosenbluth, A. Teller and E. Teller, “*Equation of state calculations by fast computing machines*”. *Journal of Chemical Physics*, vol. 21, pp. 1087-1092, 1953.

[Meza06] E. B. M. Meza, M. B. Do Coutto Filho, J. C. S. de Souza, M. Th. Schilling, “*Erros em Parâmetros na Estimaco de Estado em Sistemas de Potncia*”, *Anais do XVI Congresso Brasileiro de Automtica*. Salvador – BA, 2006.

[Meza06a] E. B. M. Meza, “*Depuraco de Parâmetros de Redes Eltricas via Estimaco de Estado e Algoritmos Genticos*”, 185f., 2006, Tese(Doutorado em Computaco) – Universidade Federal Fluminense, Niteri-RJ, 2006.

[Mich94] Z. Michalewicz, C. Z. Janokow, “*Genocop: A genetic Algorithm for numerical optimization problems with linear constraints*”. *Communications of the ACM*, 1994.

[Mich96] Z. Michalewicz, “*Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs*”. New York: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1996.

[Mitr86] D. Mitra, F. Romeo, A. L. Sangiovanni-Vincentelli, "*Convergence and finite time behavior of simulated annealing*". Advances in Applied Probability, vol. 18, pp. 747-771, 1986.

[Mont85] A. Monticelli, F. Wu, "*Network Observability: Theory*", IEEE Trans. on PAS, Vol. PAS-104, no. 5, pp 1042-1048, 1985.

[Mont99] A. Monticelli, "*Power System State Estimation: a generalized approach*", Kluwer Academic Press, 1999.

[Mosc93] P. Moscato, "*An introduction to population approaches for optimization and hierarchical objective functions: a discussion on the role of tabu search*". Annals of Operations Research, vol. 41, pp. 85-121, 1993.

[Mukh84] B. Mukherjee, G. Fuerts, S. Hanson, C. Monroe, "*Transformer Tap Estimation – Field Experience*", IEEE Trans. on PAS, Vol. PAS-103, n° 6, pp. 1454-1458, June 1984.

[Nomu01] T. Nomura, K. Shimohara, "*An analysis of two-parent recombinations for real-valued chromossomes in an infinite population*". Evolutionary Computation, 9(3), pp. 283-308.

[Quin87] V. Quintana, T. Van Cutsem, "*Real Time Processing of Transformer Tap Positions*", Canadian Electrical Engineering Journal, Vol. 12, n° 4, pp. 171-180, 1987.

[Quin88] V. Quintana, T. Van Cutsem, "*Power System Network Parameter Estimation*", Optimal Control Applications & Methods, Vol. 9, pp. 303-323, 1988.

[Radc91] N. J. Radcliff, *Formal analysis and random respectful recombination*. In *ProReal-coded genetic algorithms and interval-schemata*. In "Proc. 4th Int. Conf. on Genetic Algorithms", Morgan Kaufmann, San Mateo, CA 1991.

[Rech65] I. Rechenberg, *"Cybernetic Solution Path of an Experimental Problem"*. Royal Aircraft Establishment Library Translation, 1965.

[Reig89] A. Reig, C. Álvarez, *"Influence of Network Parameter Errors in State Estimation Results"*, Proceeding IASTED Power High Tech'89, pp. 199-204, Valencia, Spain, 1989.

[Reig89a] A. Reig, C. Álvarez, *"Off-line Parameter Estimation Techniques for Network Model Data Tuning"*, Proceeding IASTED Power High Tech'89, pp. 205-210, Valencia, Spain, 1989.

[Rose95] J. S. Rosenthal, *"Convergence rates for markov chains"*. SIAM Review, vol.37, pp. 387 – 405, 1995.

[Ross96] S. M. Ross, *"Stochastic Processes"*. John Wiley & Sons, Nova Iorque, 1996.

[Sant06] C. A. N. Dos Santos Filho, A. P. A. da Silva, L. A. C. Pereira, *"Tratamento de Erros Paramétricos em Estimação de Estado através do Ajuste das Restrições de Desigualdade"*, Anais do XVI Congresso Brasileiro de Automática. Salvador – BA, 2006.

[Schw70] F. Schweppe, B. Douglas, *"Power System Static-State Estimation"*, IEEE Trans. on PAS, Vol. PAS-89, pp. 120-135, 1970.

[Schw73] F. C. Schweppe,, *"Uncertain Dynamic Systems"*. Prentice Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1973.

[Silv93] A.P.A. Silva, A.M.L. Silva, J.C.S. Souza, M.B. Coutto Filho, “*State Forecasting Based on Artificial Neural Networks*”. Proceedings do XII Power Systems Computation Conference. Vol 1, pp. 461-467, Avignon, França 1993.

[Slut95] I. Slutsker, S. Mokhtari, “*Comprehensive Estimation in Power Systems: State, Topology and Parameter Estimation*”, American Power Conference, Chicago, Illinois, Paper 170, April 1995.

[Slut96] I. Slutsker, K. Clements, “*Real Time Recursive Parameter Estimation in energy Management Systems*”, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 11, n^o 3, pp. 1393-1399, August 1996.

[Soll86] S. A. Solla, G. B. Sorkin and S. R. White, “*Configuration Space analysis for optimization problems*”. NATO ASI Series, Disordered Systems and Biological Organization, F20, pp.283 – 293, 1986.

[Souz98] J. C. S. SOUZA, A. M. Leite da Silva, A. P. Alves de Silva , “Online Topology Determination and Bad Data Suppression in Power System Operation Using Artificial Neural Networks”. IEEE Transactions on Power Systems, v. 13, n.3, ago. 1998.

[Souz09] J. C. S. Souza, M. B. Do Coutto Filho, E. B. M. Meza, “Treatment of multiple network parameter errors through a genetic-based algorithm”, Electric Power Systems Research, 79, pp. 1546 – 1552, 2009.

[Stua73] T. Stuart, C. Herget, “*A Sensitivity Analysis of Weighted Least Squares State Estimation for Power Systems*”, IEEE Trans. on PAS, Vol. PAS-92, pp. 1696-1701, September/October 1973.

[Teix92] P. Teixeira, S. Brammer, W. Rutz, W. Merrit, J. Salmonsén “*State Estimation of Voltage and Phase-Shift Transformer Tap Settings*”, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 7, n^o 3, pp. 1386-1393, August 1992.

- [Van88] T. Van Cutsem, V. Quintana, “*Network Parameter Estimation Using Online Data with Application to Transformer Tap Position Estimation*”, IEEE Proceeding, Vol. 135, Pt C, n° 1, pp. 31-40, January 1988.
- [Wrig91] A. Wright, *Genetic algorithms for real parameter optimization*. In G. j. E. Rawlins, editor, “*Foundations of Genetic Algorithms*”, pp.205 – 218, Morgan Kaufmann, San Mateo, 1991.
- [Zarc96] P. Zarco, A. Gómez, “*Off-line Determination of Network Parameters in State Estimation*”, Proceedings 12th, Power System Computation Conference, pp. 1207-1213, Dresden, Germany, August 1996.
- [Zarc97] P. Zarco, A. Gómez, “*Estimación de Parámetros en redes Eléctricas: Problemática y Soluciones Adoptadas*”. 5th. Jornadas Hispano-Lusas de Ingeniería Eléctrica, pp. 911-918, Salamanca, España, Julio, 1997.
- [Zarc00] P. Zarco, A. Gómez, “*Power System Parameter Estimation: A Survey*”, IEEE Trans. On Power System, Vol. 15(1), pp. 216-222, February 2000.
- [Zhu06] J. Zhu, A. Abur, “*Identification of Network Parameter Errors*”, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 21, n° 2, pp. 586-591, May 2006.

EQUAÇÕES DE OBSERVAÇÃO E JACOBIANA

Este Apêndice apresenta as Equações de Observação, que relacionam o estado do sistema com as medidas. As derivadas destas equações em relação ao estado, constituintes da Matriz Jacobiana de Medição, são também descritas neste Apêndice.

A.1 MODELO ELÉTRICO DE UM RAMO DA REDE

A representação adotado em EE para rede elétrica é a representação barra-ramo. No modelo barra-ramo, os transformadores de potência e as linhas de transmissão correspondem aos ramos do modelo enquanto os nós são os locais onde ocorrem injeções de potência no sistema ou seccionamentos na rede. As linhas de transmissão e transformadores da rede são representados como quadripólos. O modelo utilizado é o modelo PI de admitâncias, apresentado na Figura A.1.

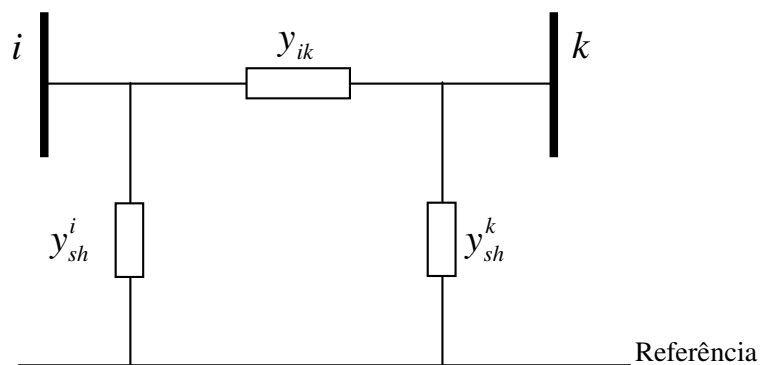


Figura A.1 – Quadripólo modelo PI de Admitâncias

A representação matricial deste modelo é dada pela expressão A.1.

$$\begin{bmatrix} I_i \\ I_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{ii} & Y_{ik} \\ Y_{ki} & Y_{kk} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_i \\ V_k \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

Onde:

$y_{ik} = g_{ik} + jb_{ik}$: Admitância série entre os nós i e k

$y_{sh}^k = g_{sh}^k + jb_{sh}^k$: Admitância shunt entre o nó k e o nó de referência

$y_{sh}^i = g_{sh}^i + jb_{sh}^i$: Admitância shunt entre o nó i e o nó de referência

g : Condutância

b : Reatância

A.1.1 Modelo de Linhas de Transmissão

O modelo utilizado para representação de Linhas de Transmissão despreza a condutância shunt das linhas, por esta ser muito pequena, comparada aos outros parâmetros. Adicionalmente, as admitâncias em derivação são idênticas. Tem-se portanto, o modelo indicado na Figura A.2.

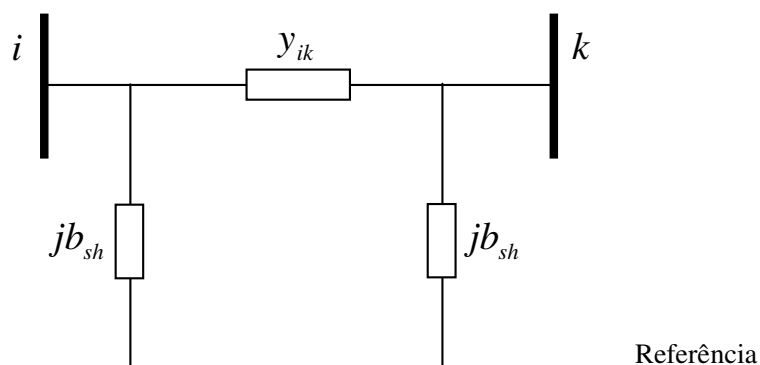


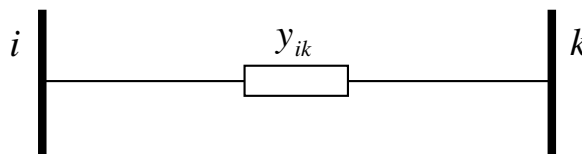
Figura A.2 – Modelo Elétrico de Linhas de Transmissão

A.1.2 Modelo de Transformadores

A representação de transformadores é um pouco diferente da empregada em Linhas de Transmissão. O modelo depende do tipo de transformador empregado.

Transformadores com relação de transformação na relação nominal são usualmente modelados com as admitâncias em derivação nulas, havendo apenas a reatância série no circuito. Para transformadores com relação de transformação fora da relação nominal, como transformadores com tape variável e transformadores defasadores, são necessárias algumas modificações no modelo de transformador.

Seja o modelo de transformador com relação de transformação na relação nominal, dado pela Figura A.3:



Referência

Figura A.3 – Modelo Elétrico de Transformador na Relação Nominal

Os transformadores com relação fora da nominal são representados como associação de dois quadripólos em cascata. Um dos quadripólos representa um transformador ideal (i.e, Admitância série infinita) fora da relação nominal e o outro quadripólo representa o transformador em questão com a relação nominal. A Figura A.4 mostra o circuito resultante.

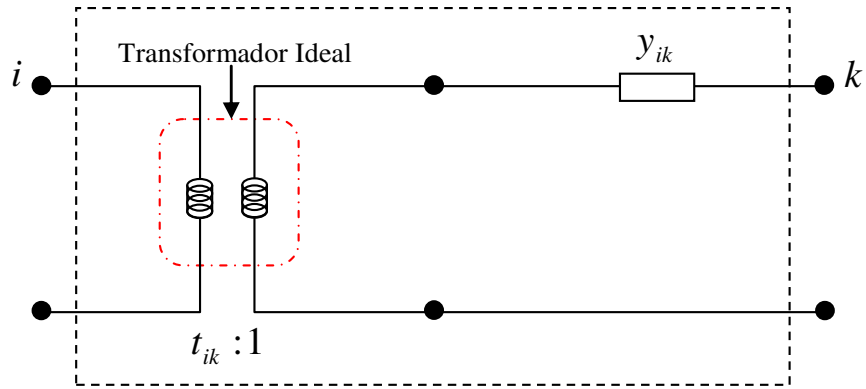


Figura A.4 – Circuito equivalente de um transformador fora da relação nominal

Onde t_{ik} representa a razão entre a relação de transformação do transformador e a relação de transformação nominal.

Utilizando-se a representação por Matriz de Transmissão, dada pela expressão (A.2), e a associação de quadripólos em cascata indicada na Figura A.5. as constantes ABCD para transformadores fora da relação nominal são obtidas por meio do produto das matrizes de transmissão.

$$\begin{bmatrix} V_i \\ I_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_k \\ I_k \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

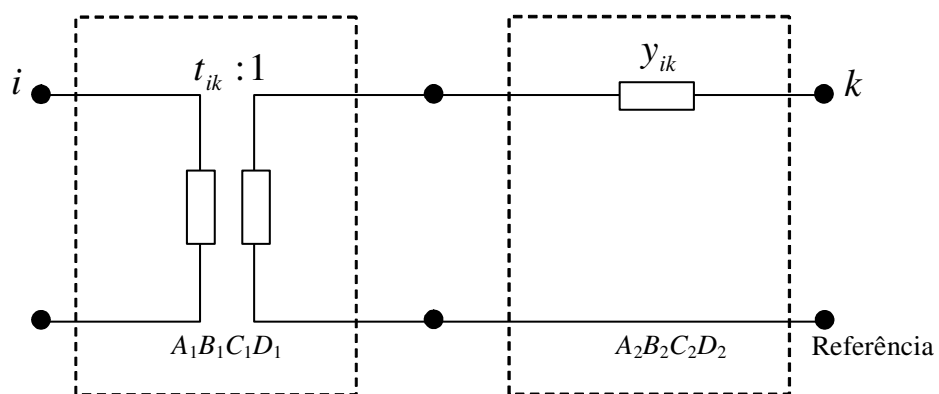


Figura A.5 – Associação de quadripólos em cascata

Sendo assim, tem-se que:

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1 & B_1 \\ C_1 & D_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_2 & B_2 \\ C_2 & D_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_1A_2 + B_1C_2 & A_1B_2 + B_1D_2 \\ C_1A_2 + D_1C_2 & C_1B_2 + D_1D_2 \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

Para os quadripólos 1 e 2 tem-se respectivamente:

$$\begin{bmatrix} A_1 & B_1 \\ C_1 & D_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{ik} & 0 \\ 0 & 1/t_{ik} \end{bmatrix} \quad \text{e} \quad \begin{bmatrix} A_2 & B_2 \\ C_2 & D_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1/y_{ik} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Logo:

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{ik} & t_{ik}/y_{ik} \\ 0 & 1/t_{ik} \end{bmatrix} \quad (\text{A.4})$$

Convertendo a matriz de transmissão para a matriz de admitâncias, obtém-se o circuito equivalente, escrito em função dos parâmetros ABCD, apresentado na Figura A.6:

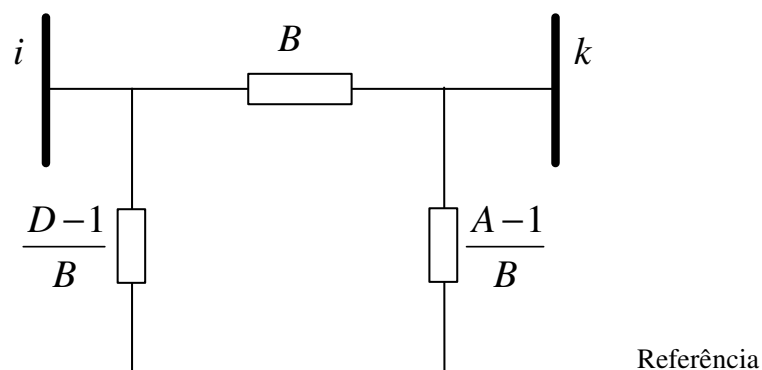


Figura A.6 – Modelo de Admitância expresso em função dos parâmetros ABCD

O modelo para transformadores defasadores é finalmente apresentado na Figura A.7:

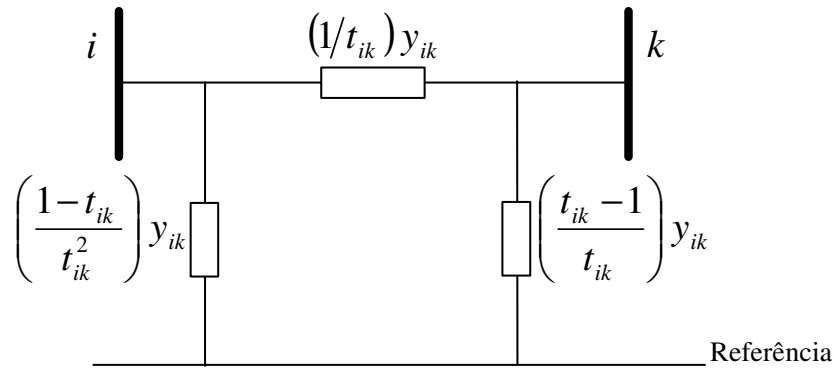


Figura A.7 – Modelo de um transformador com tape fora da relação nominal

Um modelo geral para representação dos equipamentos anteriormente descritos é apresentado na Figura A.8:

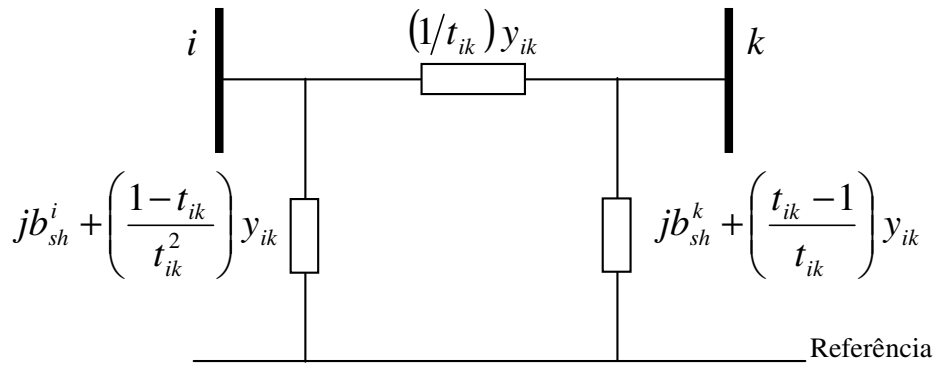


Figura A.8 – Modelo Elétrico geral para ramos da rede elétrica

A.2 EQUAÇÕES DE FLUXO DE POTÊNCIA

Empregando-se o modelo apresentado na Figura A.1, o fluxo de potência S_{ik} que deixa a barra i em direção à barra k pode ser obtido por:

$$\begin{aligned}
 S_{ik} &= V_i I_{ik}^* = V_i [y_{ik}(V_i - V_k) + y_{sh}^i V_i]^* = -V_i y_{ik}^* (V_i^* - V_k^*) + V_i (y_{sh}^i)^* V_i^* \\
 &= +|V_i|^2 y_{ik}^* - V_i y_{ik}^* V_k^* + |V_i|^2 (y_{sh}^i)^* \\
 S_{ik} &= P_{ik} + jQ_{ik} = +|V_i|^2 (g_{ik} - jb_{ik} - jb_{sh}^i) - |V_i||V_k| (g_{ik} \cos\theta_{ik} + b_{ik} \sin\theta_{ik} - jb_{ik} \cos\theta_{ik} + jg_{ik} \sin\theta_{ik})
 \end{aligned}$$

Separando-se a parte real e imaginária, tem-se as equações de observação:

Fluxo de potência ativa:

$$P_{ik} = +|V_i|^2 g_{ik} - |V_i||V_k|(g_{ik} \cos\theta_{ik} + b_{ik} \text{sen}\theta_{ik}) \quad (\text{A.4})$$

Fluxo de potência reativa:

$$Q_{ik} = -|V_i|^2 (b_{ik} + b_{sh}^i) - |V_i||V_k|(g_{ik} \text{sen}\theta_{ik} - b_{ik} \cos\theta_{ik}) \quad (\text{A.5})$$

É importante ressaltar que para o caso de transformadores com tape fora da relação nominal as equações de fluxo são assimétricas sendo o lado com tape fora da relação determinante do tipo de equação a ser empregado.

Para o caso do tape estar do lado da barra i (Figura A.5), as expressões de fluxo de potência ativa e reativa tornam-se:

$$P_{ik} = +|V_i|^2 \left[\frac{1-t_{ik}}{(t_{ik})^2} g_{ik} \right] - \frac{1}{t_{ik}} |V_i||V_k|(g_{ik} \cos\theta_{ik} + b_{ik} \text{sen}\theta_{ik}) \quad (\text{A.6})$$

$$Q_{ik} = -|V_i|^2 \left[b_{sh}^i + \frac{1-t_{ik}}{(t_{ik})^2} b_{ik} \right] - \frac{1}{t_{ik}} |V_i||V_k|(g_{ik} \text{sen}\theta_{ik} - b_{ik} \cos\theta_{ik}) \quad (\text{A.7})$$

Para o tape do lado do nó k , tem-se as seguintes expressões:

$$P_{ik} = +|V_i|^2 \left[\frac{t_{ik}-1}{t_{ik}} g_{ik} \right] - \frac{1}{t_{ik}} |V_i||V_k|(g_{ik} \cos\theta_{ik} + b_{ik} \text{sen}\theta_{ik}) \quad (\text{A.8})$$

$$Q_{ik} = -|V_i|^2 \left[b_{sh}^i + \frac{t_{ik}-1}{t_{ik}} b_{ik} \right] - \frac{1}{t_{ik}} |V_i||V_k|(g_{ik} \text{sen}\theta_{ik} - b_{ik} \cos\theta_{ik}) \quad (\text{A.9})$$

A.3 EQUAÇÕES DE INJEÇÃO DE POTÊNCIA

As equações para as medidas de injeção são obtidas aplicando-se a Lei de Correntes de Kirchoff (LCK):

$$S_i = \sum_{j=1}^n I_{ij} \quad (\text{A.10})$$

ao nó da rede considerado. A injeção de potência ativa e reativa têm, portanto, as formas dadas nas equações (A.11) e (A.12).

$$P_i = \sum_{k=1}^n P_{ik} = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n \left[|V_i|^2 g_{ik} - |V_i||V_k|(g_{ik} \cos \theta_{ik} + b_{ik} \sin \theta_{ik}) \right] \quad (\text{A.11})$$

$$Q_i = \sum_{k=1}^n Q_{ik} = \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n \left[-(b_{ik} + b_{sh}^i)|V_i|^2 - |V_i||V_k|(g_{ik} \sin \theta_{ik} - b_{ik} \cos \theta_{ik}) \right] \quad (\text{A.12})$$

Considerando-se a matriz de Admitância Nodal [Abur04] $Y = G + jB$, as injeções de potência podem ser escritas da seguinte forma:

$$P_i = G_{ii}|V_i|^2 + |V_i| \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n |V_k| (G_{ik} \cos \theta_{ik} + B_{ik} \sin \theta_{ik}) \quad (\text{A.13})$$

$$Q_i = -B_{ii}|V_i|^2 + |V_i| \sum_{\substack{k=1 \\ k \neq i}}^n |V_k| (G_{ik} \sin \theta_{ik} - B_{ik} \cos \theta_{ik}) \quad (\text{A.14})$$

A.4 ELEMENTOS DA JACOBIANA

A matriz Jacobiana de Medição é formada pelas derivadas das equações de observação do vetor de medidas $h(x)$. Em formulações básicas de Estimação de Estado, que contém as medidas de módulo de tensão, fluxo de potência ativa e reativa e injeções de potência ativa e reativa; a Matriz Jacobiana é formada pelas derivadas do estado da rede em relação a estas variáveis.

A.4.1 Derivadas de Fluxos de Potência Ativa

As derivadas para as medidas de fluxo de potência ativa estão descritas nas expressões A.15 – A.18:

$$\frac{\partial P_{ik}}{\partial \theta_i} = |V_i||V_k|(g_{ik} \sin \theta_{ik} - b_{ik} \cos \theta_{ik}) \quad (\text{A.15})$$

$$\frac{\partial P_{ik}}{\partial \theta_k} = -|V_i||V_k|(g_{ik} \sin \theta_{ik} - b_{ik} \cos \theta_{ik}) \quad (\text{A.16})$$

$$\frac{\partial P_{ik}}{\partial V_i} = 2(g_{ik} + g_{sh}^i)|V_i| - |V_k|(g_{ik} \cos \theta_{ik} + b_{ik} \sin \theta_{ik}) \quad (\text{A.17})$$

$$\frac{\partial P_{ik}}{\partial V_k} = -|V_i|(g_{ik} \cos \theta_{ik} + b_{ik} \sin \theta_{ik}) \quad (\text{A.18})$$

A.4.2 Derivadas de Fluxos de Potência Reativa

As derivadas para as medidas de fluxo de potência reativa estão descritas nas expressões A.19 – A.22:

$$\frac{\partial Q_{ik}}{\partial \theta_i} = -|V_i||V_k|(g_{ik} \cos \theta_{ik} + b_{ik} \sin \theta_{ik}) \quad (\text{A.19})$$

$$\frac{\partial Q_{ik}}{\partial \theta_k} = |V_i||V_k|(g_{ik} \cos \theta_{ik} + b_{ik} \sin \theta_{ik}) \quad (\text{A.20})$$

$$\frac{\partial Q_{ik}}{\partial V_i} = -2(b_{ik} + b_{sh}^i)|V_i| - |V_k|(g_{ik} \sin \theta_{ik} - b_{ik} \cos \theta_{ik}) \quad (\text{A.21})$$

$$\frac{\partial Q_{ik}}{\partial V_k} = |V_i|(g_{ik} \sin \theta_{ik} - b_{ik} \cos \theta_{ik}) \quad (\text{A.22})$$

A.4.3 Injeções de Potência Ativa

As derivadas para as medidas de fluxo de potência reativa estão descritas nas expressões A.23 – A.26:

$$\frac{\partial P_i}{\partial \theta_i} = |V_i| \sum_{k=1} |V_k| (-G_{ij} \text{sen} \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}) - |V_i|^2 B_{ii} \quad (\text{A.23})$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial \theta_j} = |V_i| |V_k| (G_{ik} \text{sen} \theta_{ik} - B_{ik} \cos \theta_{ik}) \quad (\text{A.24})$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial V_i} = G_{ii} |V_i| + \sum_{k=1} |V_j| (G_{ik} \cos \theta_{ik} + B_{ik} \text{sen} \theta_{ik}) \quad (\text{A.25})$$

$$\frac{\partial P_i}{\partial V_k} = |V_i| (G_{ik} \cos \theta_{ik} + B_{ik} \text{sen} \theta_{ik}) \quad (\text{A.26})$$

A.4.4 Injeções de Potência Reativa

As derivadas para as medidas de fluxo de potência reativa estão descritas nas expressões A.27 – A.30:

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \theta_i} = |V_i| \sum_{j=1} |V_k| (G_{ik} \cos \theta_{ik} + B_{ik} \text{sen} \theta_{ik}) - |V_i|^2 G_{ii} \quad (\text{A.27})$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial \theta_k} = |V_i| |V_k| (-G_{ik} \cos \theta_{ik} - B_{ik} \text{sen} \theta_{ik}) \quad (\text{A.28})$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial V_i} = -B_{ii} |V_i| + \sum_{k=1} |V_j| (G_{ik} \text{sen} \theta_{ik} - B_{ik} \cos \theta_{ik}) \quad (\text{A.29})$$

$$\frac{\partial Q_i}{\partial V_k} = |V_i| (G_{ik} \text{sen} \theta_{ik} - B_{ik} \cos \theta_{ik}) \quad (\text{A.30})$$

A.4.5 Magnitudes de Tensão

As derivadas para as medidas de fluxo de potência reativa estão descritas nas expressões A.31 e A.32:

$$\frac{\partial |V_i|}{\partial \theta_k} = 0 \text{ para qualquer } k \quad (\text{A.31})$$

$$\frac{\partial |V_i|}{\partial V_k} = \begin{cases} 0 & k \neq i \\ 1 & k = i \end{cases} \quad (\text{A.32})$$

Este apêndice apresenta as metaheurísticas Algoritmos Genéticos (AG) e Recozimento Simulado (RS), empregadas nesta dissertação.

B.1 RECOZIMENTO SIMULADO

B.1.1 Introdução

O Recozimento Simulado (RS) foi proposto na década de 80, por um grupo de três pesquisadores da IBM, S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt e M.P. Vecchi, [Kirk83]. Os autores propuseram um método iterativo, inspirado no processo físico de recozimento de materiais, capaz de escapar de ótimos locais, podendo, desta maneira, tratar problemas cujo espaço de busca é complexo.

Existem diversos casos de aplicação do RS em situações reais como, como projetos de circuitos integrados, problemas de roteamento, processamento de imagens, etc., nas quais tem apresentado bons resultados [Dréo03,Glov03]. Questões como a convergência do RS e o ajuste dos parâmetros têm alvos de estudos [Hajek88], [Lund86], [Loca00], e [Mitra86]. A seguir serão descritos o método e aspectos relevantes em sua implementação.

B.1.2 Descrição da Metaheurística

O resfriamento de uma substância consiste na passagem da mesma de um estado líquido, onde as moléculas se movem desordenadamente, para o estado sólido, onde as mesmas adquirem uma estrutura, que pode ser regular ou não. A regularidade do sólido depende fortemente do processo de redução de temperatura. Estruturas regulares de sólidos surgem espontaneamente na natureza, quando a temperatura é reduzida de forma gradual.

A regularidade de um sólido esta relacionada à sua energia interna, que quando mínima, corresponde a uma estrutura regular, denominada sólido cristalino. Para a obtenção de sólidos cristalinos, a técnica do recozimento utiliza a temperatura do material como parâmetro de controle: a temperatura do material é elevada, adquirindo esta energia. Procede-se então ao resfriamento gradual do material. Caso o mesmo ainda apresente imperfeições, ou seja, o sólido obtido seja amorfo, condição na qual a energia interna do material corresponde a um mínimo local, repete-se o processo de aquecimento e redução gradual da temperatura, até que um sólido cristalino seja obtido.

Em um sistema termodinâmico em equilíbrio a uma temperatura T , a probabilidade de um sistema físico possuir energia E é proporcional ao fator de Boltzmann:

$$f = \exp\left(\frac{-E}{k_b T}\right) \quad (\text{B.1})$$

onde k_b é a constante de Boltzmann.

Desta forma, a distribuição de estados de energia segue a Distribuição de Boltzmann. A Figura B.1 apresenta a Distribuição de Boltzmann para diferentes temperaturas.

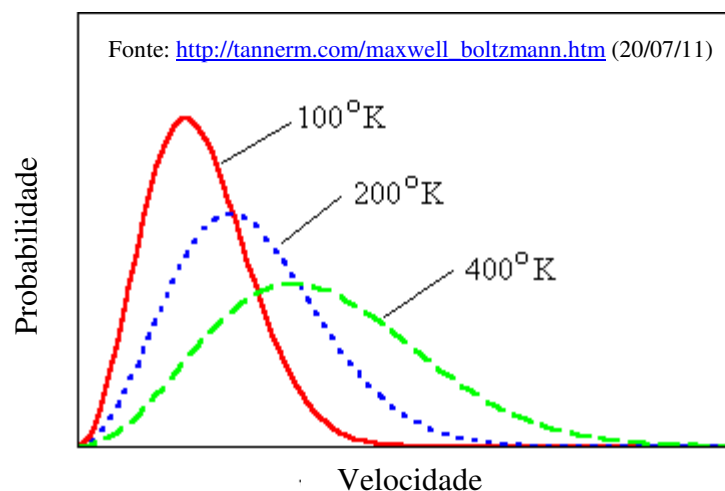


Figura B.1 – Distribuição de Boltzmann

Nota-se na Figura B.1 que a temperatura determina as probabilidades de ocorrência dos estados de energia. É importante ressaltar que em baixas temperaturas predominam os estados mínimos de energia. Por outro lado, em temperaturas elevadas, a diversidade de estados é maior. Esta propriedade tem papel importante no processo de busca realizado pelo RS.

No Recozimento Simulado, é estabelecida a analogia entre o processo recozimento real e o processo de otimização. As soluções do espaço de busca correspondem a estados ou configurações de um material. A função objetivo representa a energia interna da configuração/solução. O parâmetro de controle, denominado temperatura, é responsável pelo controle das transições entre soluções, de forma análoga a que a temperatura restringe as transições de estados em um sistema termodinâmico.

Para simular a evolução de um sistema termodinâmico ao equilíbrio, a uma dada temperatura, emprega-se o algoritmo de Metropolis [Metr73]. O Algoritmo de Metropolis consiste em uma alteração elementar (uma “perturbação”) na solução presente do problema. Caso esta alteração reduza a energia interna E da solução, as modificações são aceitas. Caso contrário, a modificação é aceita com uma probabilidade dada pela expressão (B.2).

$$p = \exp\left(\frac{-\Delta E}{T}\right) \quad (\text{B.2})$$

A expressão (B.2) tem a mesma estrutura da expressão (B.1), possuindo então comportamento similar. Em (B.2), a Temperatura regula as transições entre as soluções, com base na função objetivo. Em altas temperaturas são permitidas transições entre estados distantes, ao passo que, em temperaturas menores, são permitidas transições entre estados muito próximos. Conseqüentemente, a busca em altas temperaturas se aproxima de uma caminhada aleatória sobre o espaço de solução, enquanto que a temperaturas pequenas, a busca do RS se concentra em regiões específicas do espaço de solução.

O mecanismo de transição entre soluções proposto em [Metr73], constitui a parte central do RS e é responsável pela capacidade da metaheurística em escapar de ótimos locais e efetuar uma busca global pelo espaço de soluções.

A seqüência de soluções obtidas pelo Algoritmo de Metropolis constitui uma Cadeia de Markov [Isaa76, Rose95 e Ross96], pois a probabilidade de uma determinada transição de estado ocorrer depende do somente do estado inicial. Este fato sugere que, uma vez alcançado o equilíbrio termodinâmico, a energia interna das soluções segue a Distribuição de Boltzmann. A modelagem markoviana da seqüência de soluções geradas no RS está relacionada a convergência do RS [Mitr86].

Outra consequência é o papel da Temperatura no Recozimento Simulado. Por meio do exposto acima, o parâmetro Temperatura determina as probabilidades de transição entre estados, isto é, determina a forma com a qual a seqüência de estados é gerada, além de definir os estados de energéticos possíveis quando o equilíbrio termodinâmico é alcançado. O método do Recozimento Simulado é descrito pelos passos apresentados no Algoritmo B.1.

Algoritmo B.1 – Método do Recozimento Simulado [Egle90]

- (i) Selecionar solução inicial $\omega \in \Omega$
- (ii) Iniciar contador de temperatura $k = 0$
- (iii) Definir seqüência de resfriamento, t_k
- (iv) Definir Temperatura Inicial t_0
- (v) Definir seqüência de repetições M_k , que define o número de iterações a cada temperatura t_k .
- (vi) Faça
 - (vi.i) Definir contador de iterações $m = 0$
 - (vi.ii) Faça
 - i. Gerar nova solução w'
 - ii. Calcular $\Delta E = E(w') - E(w)$

iii. Se $\Delta E < 0$, aceita solução, caso contrário, aceita solução com probabilidade $p = e^{\frac{-\Delta E}{T}}$

iv. $m = m + 1$

Enquanto $m \leq M_k$

(vi.iii) $k = k + 1$

Enquanto critério de parada não for satisfeito

A descrição sumária da metaheurística encontra-se no Fluxograma da Figura B.2.

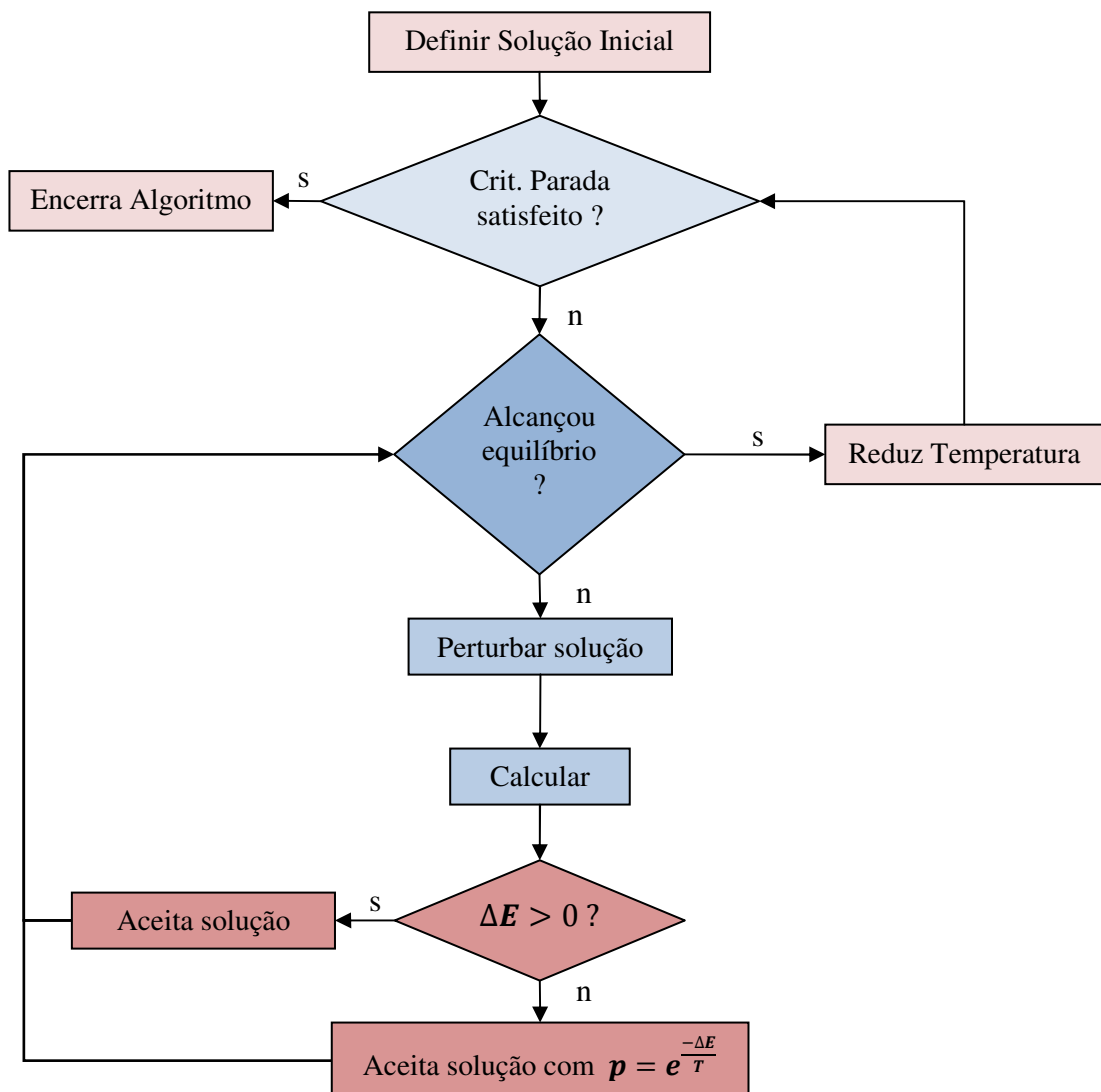


Figura B.2 – Algoritmo Recozimento Simulado

B.1.3 Aspectos Relevantes

Os principais parâmetros empregados no Recozimento Simulado são:

- 1) Temperatura Inicial;
- 2) Definição da Vizinhança
- 3) Decaimento da temperatura;
- 4) Tempo de equilíbrio térmico;

B.1.3.1 Temperatura Inicial

A Temperatura Inicial está diretamente associada à forma de busca realizada pela metaheurística. Quanto maior a Temperatura Inicial, mais movimentos de piora da solução podem acontecer durante as fases iniciais do RS.

B.1.3.2 Definição da Vizinhança

A eficiência do Recozimento Simulado é fortemente influenciada pela forma com a qual a vizinhança é definida [Mosc93]. A estrutura da vizinhança configura a busca realizada pelo RS. Diversos autores [Egle90], [Soll86] e [Flei99] sugerem que o Recozimento Simulado tem melhor desempenho em vizinhanças nas quais os ótimos locais são “rasos”, isto é, os ótimos locais apresentam valores muito semelhantes aos de seus vizinhos, do que em vizinhanças nas quais os ótimos locais são “profundos”, caso em que os ótimos locais são muito discrepantes de seus vizinhos. A vizinhança também determina as Cadeias de Markov geradas durante o processo, tendo impacto na convergência do Algoritmo [Gold88]. Em [Flei95] e [Flei99] empregou-se conceitos de teoria da informação para demonstrar que a estrutura da vizinhança afeta o grau de incerteza presente no Recozimento Simulado.

B.1.3.3 Decaimento

Dentre todos os parâmetros, o decaimento da temperatura é o mais importante. Com base no exposto anteriormente, constata-se que as possibilidades

de estados energéticos dependem da temperatura. Sendo assim, a seqüência de temperaturas, definida pelo decaimento empregado, define também a forma como as configurações evoluem durante o processo, o que tem impacto na convergência do método e na qualidade da solução final. O decaimento usualmente empregado no RS é o decaimento geométrico, dado pela expressão (B.3).

$$T_k = \alpha T_{k-1} \quad (\text{B.3})$$

onde α é constante e inferior a unidade.

Uma expressão adaptativa pode ser empregada também no decaimento do RS [Dréo03]. Em geral, as seqüências de temperaturas geradas possuem formato muito próximo da seqüência geométrica, tendo provavelmente, desempenho similar.

B.1.3.4 Tempo de Equilíbrio

O tempo de equilíbrio térmico determina o tamanho da Cadeia de Markov gerada a cada temperatura. Tendo impacto no número de estados visitados a uma mesma temperatura. Tem impacto na convergência e na solução final do método.

B.1.4 Vantagens e desvantagens

Destacam-se como as maiores vantagens do RS a obtenção de boas soluções na maioria das aplicações em que é utilizado, sua simplicidade e facilidade de implementação, sua flexibilidade. Sobre certas condições, o Recozimento Simulado provavelmente converge para o ótimo global, pois o método permite a obtenção de soluções arbitrariamente próximas à solução ótima, com probabilidades próximas da unidade [Dréo03].

Entretanto, as condições de convergência não são consensuais. Diversos autores têm analisado a convergência do RS modelando a metaheurística como processos markovianos [Anil87, Gran94, Haje88, Mitr86 e Loca00]. Os estudos sobre a convergência do RS realizam suposições sobre alguns parâmetros do RS, como por exemplo, o Decaimento da Temperatura [Haje88].

Como desvantagens do método destacam-se a dificuldade de ajuste dos parâmetros do RS e o caráter empírico destes ajustes, conseqüentemente requerendo o reajuste dos parâmetros quando a técnica é aplicada em outro tipo de problema. Outra desvantagem é o tempo de execução da metaheurística, que depende dos valores de parâmetros empregados, pode ser proibitivo. Estratégias como o paralelismo [Hamm00], podem ser empregadas para amenizar o problema do tempo.

B.2 ALGORITMOS GENÉTICOS

B.2.1 Introdução

Os sistemas biológicos são alvo de estudo de pesquisadores por serem dinâmicos e adaptativos, adequando-se ao ambiente que estão inseridos. Outra característica destes sistemas é o contínuo aprimoramento que sofrem ao longo do tempo.

As atraentes características apresentadas por estes sistemas têm como causa os mecanismos de evolução, parcialmente explicados por Charles Darwin em [Darw59]. A teoria evolutiva de Darwin estabelece que, na natureza, ocorre um processo de seleção, denominado seleção natural, no qual os indivíduos mais adaptados ao meio têm maiores chances de gerarem descendentes, promovendo a combinação e perpetuação de características que facilitaram a sobrevivência dos indivíduos mais bem adaptados. Desta forma, ocorrem em um processo evolutivo a adaptação contínua ao ambiente, de modo a otimizar sua relação com ambiente no qual vive. O Neo-Darwinismo, que complementa a teoria de seleção natural com conceitos de genética, que explicam o processo de propagação de características dos indivíduos, permitiu a descrição completa do processo evolutivo, o que inspirou o surgimento de métodos que modelassem tal processo, os Algoritmos Evolutivos.

As primeiras tentativas de modelagem computacional do processo de evolução foram em 1950. Entretanto, devido à pouca capacidade de processamento disponível na época, investigações de técnicas evolutivas foram abandonadas,

despertando a área acadêmica novamente interesse por estes métodos, com o advento dos computadores. As pesquisas deram origem a três tipos de Algoritmos Evolutivos: As estratégias evolutivas [Rech65], a computação evolutiva [Foge66] e os Algoritmos Genéticos [Holl75]. Depois de [Gold89], o interesse na área aumentou consideravelmente, alcançando desenvolvimento considerável.

Os Algoritmos Genéticos diferem das outras estratégias evolutivas por considerar o operador genético recombinação, ou cruzamento. O trabalho de Holland em Algoritmos Genéticos era focado no estudo de sistemas dinâmicos. Em [Jong75], o potencial do AG para a solução de problemas de otimização é explorado. Alguns registros das muitas aplicações dos Algoritmos Genéticos em problemas de otimização podem ser encontrados em [Davi91, Davi96], [Gold89], [Holl75], [Dréo03] e [Mich96].

B.2.2 Descrição da Metaheurística

No Algoritmo Genético, um conjunto de soluções no espaço de busca corresponde a uma população. Cada indivíduo da população é representado por um cromossomo, no qual os genes, estruturas responsáveis pelas características exibidas pelos indivíduos (fenótipo), estão reunidas, constituindo desta o forma o genótipo do indivíduo. A adequação do indivíduo ao meio é quantificada por meio da função de aptidão.

O processo evolutivo é constituído de quatro operações elementares:

- 1) Seleção para reprodução
- 2) Seleção para reposição
- 3) Mutação
- 4) Cruzamento

A Seleção para reprodução determina os indivíduos aptos a gerarem descendentes. Com base na seleção natural, soluções com as melhores aptidões têm maior probabilidade de serem selecionadas.

A Seleção para reposição objetiva escolher os melhores indivíduos dentre descendentes e ancestrais a constituir população da próxima geração.

A Mutaç o e o Cruzamento s o denominados operadores gen ticos ou variacionais. Estes operadores realizam modifica es nos indiv duos, promovendo o surgimento de descendentes. A Muta o consiste na altera o em um indiv duo, resultando na cria o de outro indiv duo. O cruzamento gera um ou mais descendentes a partir de dois indiv duos-pais, por meio da recombina o dos materiais gen ticos dos mesmos. Este operador simula a reprodu o sexual, possuindo os filhos gerados caracter sticas de ambos os pais.

De posse das opera es b sicas de um processo evolutivo, a descri o do mesmo se encontra na Figura B.3.

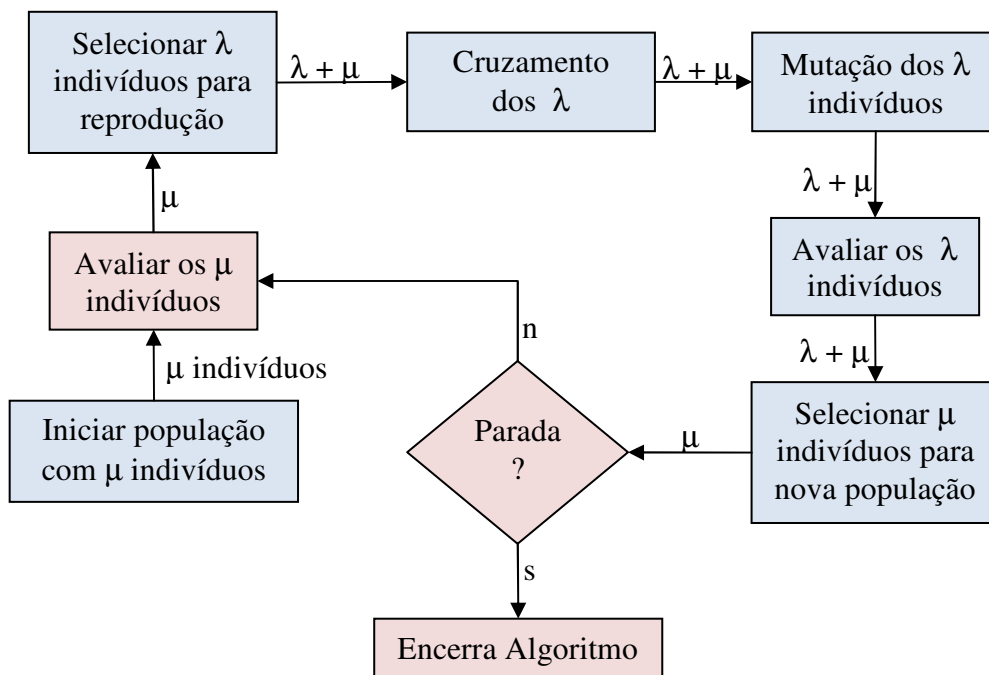


Figura B.3 – Algoritmo Evolutivo Gen rico

A descrição do Algoritmo genético é feita nos passos a seguir:

Algoritmo B.2 – Algoritmo Genético [Glov03]

- (i) Inicia população de Cromossomos
- (ii) Enquanto critério de parada não satisfeito
 - (ii.i) Faça
 - a. Se condições de cruzamento satisfeitas então
 - i. Seleciona cromossomos pais
 - ii. Escolhe parâmetros de Cruzamento
 - iii. Realiza Cruzamento
 - b. Se condições de mutação satisfeitas
 - i. Escolhe pontos de mutação
 - ii. Realiza mutação
 - iii. Avalia aptidão dos descendentes
 - Até que número de descendentes seja alcançado
 - (ii.ii) Forma nova população

B.2.3 População Inicial

A população inicial pode ser gerada de forma aleatória ou de forma determinística. A inicialização aleatória da solução possibilita uma melhor representatividade do espaço de busca, enquanto o emprego de heurísticas para formação da população inicial melhora o desempenho do AG. Para a codificação real, empregada nesta dissertação, a inicialização aleatória da população é feita criando-se aleatoriamente cromossomos com uma distribuição de probabilidade específica, no intervalo de valores permitidos para cada gene de um cromossomo.

As distribuições em geral empregadas são a distribuição Uniforme [Mich96], ou Gaussiana. Na Inicialização Uniforme, os genes de um indivíduo são inicializados utilizando-se a expressão (B.4).

$$P_{novo}^i = P_{min}^i + [P_{max}^i - P_{min}^i] \cdot u \quad (B.4)$$

onde P é o novo indivíduo, P_{min} e P_{max} os vetores contendo os limites inferior e superior, respectivamente, do intervalo de valores que cada gene assume, u é um vetor de números aleatórios com distribuição uniforme no intervalo $[0,1]$.

Na Inicialização Normal (Gaussiana) da população, os cromossomos da população inicial são obtidos por meio da expressão (B.5).

$$P = P_0 + R \cdot N(0, 1) \quad (B.5)$$

onde P_0 é um valor conhecido ou o ponto médio do intervalo $[P_{min}, P_{max}]$, $R = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_n)$ é a matriz de covariância da ruído gaussiano; $N(0, 1)$ é uma variável aleatória com distribuição normal padrão.

A Inicialização Normal requer a definição da média da população e de sua variância. Desta forma tem-se maior controle sobre a população gerada. Por outro lado, dois novos parâmetros precisam ser ajustados no AG. Outro revés desta forma de inicialização é a possibilidade de criação de cromossomos fora do intervalo de valores estabelecidos.

Inicializações heurísticas da população tem a vantagem de adicionar informação sobre o problema de otimização à população inicial. Portanto, tem desempenho melhor do que a inicialização aleatória. A desvantagem deste tipo de inicialização é que o mesmo é específico para cada tipo de problema.

B.2.4 Seleção

A seleção de indivíduos, tanto para reprodução quanto para formação da nova população, deve condizer com a seleção natural, ou seja, indivíduos com maior aptidão devem ter maiores chances de serem selecionados. As formas de seleção usualmente empregadas estão descritas a seguir:

B.2.4.1 Seleção proporcional

A seleção proporcional é a forma de seleção original do AG. Proposta por Holland [Holl75], a seleção proporcional estabelece que número esperado de vezes que um indivíduo é selecionado é proporcional à sua função de aptidão. Desta forma, almeja-se que os melhores indivíduos sejam selecionados com maior frequência. É importante ressaltar que este método por ser estocástico, apenas favorece a seleção de indivíduos mais aptos, existindo, portanto, a possibilidade de indivíduos ruins serem selecionados.

Método de Seleção por Roleta

Proposto por Goldberg [Gold89], o método simula um processo de escolha por meio de uma roleta viciada, na qual cada indivíduo da população é representado por uma partição cujo tamanho é proporcional a sua probabilidade de seleção, dada pela expressão:

$$p(x_k) = \frac{f(x_k)}{\sum_{i=1}^n f(x_i)} \quad (\text{B.6})$$

A Figura B.4 mostra como é construída a roleta viciada, a partir das aptidões dos indivíduos, mostrada na Tabela B.1, ambos extraídos de [Meza06a].

Tabela B.1 – Aptidão dos Indivíduos de uma população

Nº	Cromossomo				Aptidão	% do total
1	2,4	2,4	3,3	1,9	45	13,2
2	3,1	2,5	3,7	2,8	89	26,2
3	3,7	3,9	1,3	4,5	125	36,7
4	1,6	2,5	5,7	4,6	21	6,1
5	2,8	4,1	6,1	3,7	52	15,2
6	3,4	4,5	5,5	6,7	9	2,6
	TOTAL				B41	100,0

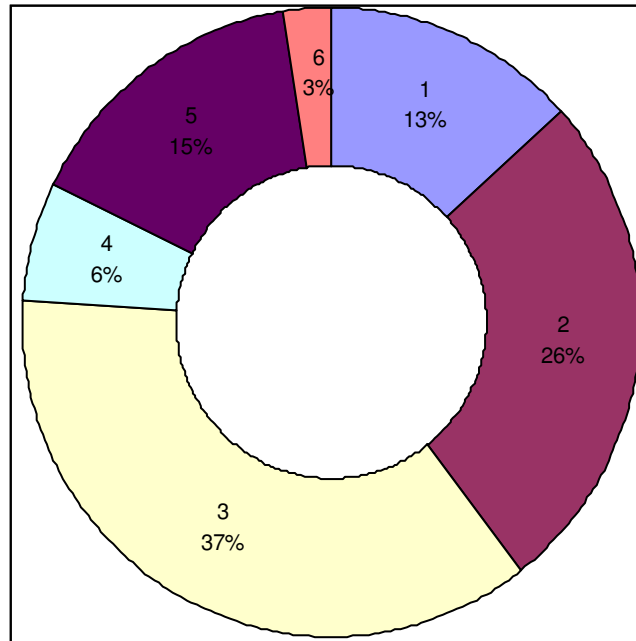


Figura B.4 – Roleta de Seleção

A roleta viciada é girada e a partição sobre a qual o ponteiro repousa é selecionada. Este processo é realizado até que o número total de indivíduos seja alcançado.

A variância do conjunto de indivíduos neste processo de seleção é alta. Existe a neste método a possibilidade de que o melhor indivíduo nunca seja selecionado, ou que o pior indivíduo seja selecionado. Isto pode causar a propagação de características indesejadas, provenientes de indivíduos ruins. Para evitar tal fenômeno, o tamanho da população deve ser grande.

Amostragem Estocástica Universal

Este método é uma variante do método da roleta. Neste caso, λ ponteiros, sendo λ o número de indivíduos selecionados por geração, são equidistantemente dispostos ao longo da roleta viciada. De forma análoga ao método da roleta, simula-se a rotação da roleta, e os indivíduos em cujas partições os ponteiros repousarem são selecionados.

Este método gera uma população de indivíduos selecionados com menor variância. Portanto, a chance de os melhores indivíduos serem selecionados é maior neste método do que no método anterior. Isto se traduz em melhorias nos indivíduos filhos, menos sujeitos a propagação de genes de indivíduos de baixa qualidade. Em [Hanc94] é demonstrado que o método apresenta melhor desempenho do que o método da roleta.

A pressão de seleção [Gold91] mensura o tempo necessário para que a população convirja para o melhor indivíduo, na ausência de operadores variacionais. Quanto mais rápida é a taxa de reprodução dos melhores indivíduos nestas condições, maior é a pressão de seleção. A pressão de seleção está relacionada à convergência prematura do AG. Quanto maior a pressão de seleção, maior o risco de convergência prematura do AG. Por outro lado, caso a mesma seja muito baixa, o AG apresenta convergência lenta.

Os métodos de seleção proporcional apresentam dificuldade de controle da pressão de seleção, conforme o os indivíduos se aproximam da vizinhança de um ótimo local, a pressão de seleção diminui, o que dificulta a aproximação do AG do ponto ótimo [Dréo0B]. Para contornar este efeito, emprega-se o escalamento da função de aptidão, permitindo a diferenciação entre soluções quando o algoritmo está na vizinhança de um ótimo local.

Adicionalmente, o caráter estocástico da seleção pode levar a variações nas frequências dos genes nos cromossomos de indivíduos de uma população. Tal fenômeno, denominado *Genetic Drift*, faz com que, na ausência de operadores variacionais (cruzamento e mutação) os indivíduos de uma população tornem-se idênticos. A seleção proporcional favorece a ocorrência do *Genetic Drift*, o que pode levar à persistência de indivíduos com baixa qualidade na população.

B.2.4.2 Seleção por torneio

Os métodos de seleção por torneio são uma alternativa aos métodos de seleção proporcional, que apresentam dificuldades para controlar a pressão de seleção, além de facilitar a perpetuação de indivíduos ruins na população de

indivíduos. Outras vantagens destes métodos são a simplicidade e o baixo custo computacional, diferente do que ocorre na seleção proporcional. Adicionalmente, constata-se nestes métodos um melhor controle sobre a pressão de seleção e sobre a qualidade dos indivíduos selecionados.

Torneio Determinístico

Este método consiste na escolha aleatória de k indivíduos, que disputarão entre si o direito de serem selecionados. O indivíduo vencedor é aquele que apresenta a maior aptidão entre os concorrentes. A seleção pode ser feita com ou sem reposição. O torneio com reposição introduz maior variância no grupo de indivíduos selecionados, enquanto o torneio sem reposição permite que os melhores indivíduos tenham maior chance de serem selecionados, o que torna a variância dos indivíduos selecionados menor.

A pressão de seleção, neste caso, depende exclusivamente do número de desafiantes k . Para o torneio sem reposição, a probabilidade de o melhor indivíduo ser selecionado é um torneio é aproximadamente k/N , onde N é o tamanho da população. Caso sejam realizados tantos torneios quanto o tamanho da população, a pressão de seleção é aproximadamente igual ao número de indivíduos concorrentes, sendo, portanto, maior ou igual a dois.

Torneio Estocástico

Nesta modalidade de torneio, o indivíduo vencedor é selecionado com uma probabilidade $p \in [0 ; 1,0]$. Caso para um torneio com k concorrentes, a probabilidade de que o melhor indivíduo seja selecionado é aproximadamente $p \cdot k/N$. A pressão de seleção, caso sejam realizados tantos torneios quanto forem o número de indivíduos na população, é dado por $p \cdot k$.

B.2.5 Reposição

Existem vários métodos de reposição de solução para algoritmos evolutivos. No AG são usualmente empregados dois métodos de reposição:

B.2.5.1 Reposição geracional

A reposição geracional é o método de reposição originalmente empregado em Algoritmos Genéticos. Neste método, todos os indivíduos da geração anterior são descartados, sendo a nova geração formada apenas pelos descendentes gerados. Esta forma de reposição dificulta a propagação de genes de boa qualidade, podendo retardar a convergência do AG.

B.2.5.2 Reposição em Regime Permanente(Steady State Replacement)

Neste método de reposição, um pequeno número de indivíduos filhos são inseridos na nova população, substituindo alguns dos ancestrais. Esta forma de reposição permite a evolução gradual da população. Os ancestrais a serem eliminados podem ser determinados segundo sua aptidão, sendo os piores indivíduos eliminados, ou uma remoção aleatória.

Em [Jong93] é mostrado que esta seleção favorece a ocorrência do *Genetic Drift*, principalmente quando o tamanho da população é pequeno.

B.2.5.3 Elitismo

O elitismo consiste na preservação de ancestrais na nova população. Portanto, pelo menos o melhor indivíduo da geração anterior fará parte da nova população. O elitismo evita o decréscimo da função de aptidão do melhor indivíduo entre uma geração e outra. Conseqüentemente, o melhor indivíduo da população é no pior caso idêntico ao melhor indivíduo da geração anterior. O elitismo garante que os genes associados ao melhor indivíduo se perpetue, evitando um possível desaparecimento em virtude do *Genetic Drift* ou dos operadores mutação e cruzamento. A estratégia mais comum consiste na substituição dos piores descendentes pelos melhores ancestrais.

A reposição da população melhora desempenho do AG. Entretanto, para algumas funções, como a função F5 de De Jong [Dréo03], este método de reposição é falho, por provocar a convergência prematura da metaheurística. Por outro lado, o elitismo garante o aumento da aptidão dos indivíduos durante a evolução.

B.2.6 Função de Aptidão

A Função de Aptidão é responsável por direcionar o processo de busca. Por isso, deve ser construída de forma que os melhores cromossomos correspondam às soluções que melhor atendem aos objetivos do problema de otimização. Alguns métodos de seleção apresentam efeitos colaterais que podem prejudicar o desempenho do AG. Para contornar tais efeitos, o escalamento da função objetivo, nas etapas de seleção é realizado. As formas usuais de escalamento são o escalamento linear, o escalamento exponencial e o ranqueamento [Gold89].

B.2.6.1 Escalamento Linear

A função de aptidão do i -ésimo cromossomo linearmente escalada é dada pela expressão:

$$f'_i = a \cdot f_i + b \quad (\text{B.7})$$

onde a e b são constantes.

As constantes a e b regulam a pressão de seleção, o que tem impacto na convergência do AG. Os valores de a e b devem ser escolhidos de maneira que o mapeamento conserve o valor da função de aptidão média e que os melhores indivíduos sejam múltiplos da função de aptidão média [Micha96]. A expressão (B.7) pode gerar alguns valores de f'_i negativos. Caso a expressão (B.7) apresente valores negativos, a mesma deve ser truncada em 0 ou em uma constante de pequeno valor [Gold89].

B.2.6.2 Escalamento Exponencial

A função de aptidão escalada é dada por:

$$f'_i = [f_i]^k \quad (\text{B.8})$$

A seleção de Boltzmann [Maza9B] é uma variante deste escalamento e é dada pela expressão:

$$f'_i = \exp(f_i/T) \quad (\text{B.9})$$

onde T é um parâmetro de controle Temperatura.

A Temperatura neste caso, permite o ajuste dinâmico da pressão de seleção. Em geral, opta-se pelo decréscimo deste parâmetro, provocando o aumento da pressão de seleção ao longo do processo de evolução.

B.2.6.3 Ranqueamento

As técnicas apresentadas anteriormente requerem que a função de aptidão não assuma valores negativos. Este escalamento elimina esta condição, tendo aplicação mais geral.

O primeiro passo é ordenar as soluções em ordem decrescente de função de aptidão. A seguir é realizado o ranqueamento dos indivíduos. A função de aptidão neste caso é dada pela expressão:

$$f'_i = \left(1 - \frac{r}{\mu}\right)^p \quad (\text{B.10})$$

onde r é o ranking do indivíduo, μ o tamanho da população e p um parâmetro que depende da pressão de seleção desejada.

Este método não considera importância da diferença entre os valores de função de aptidão dos indivíduos. Conseqüentemente, esta favorece a persistência de indivíduos ruins na população. Por outro lado, isto fornece diversidade à população. De um modo geral, o ranqueamento é mais empregada do que o escalamento linear [Dréo03].

B.2.7 Representação da solução

Os operadores variacionais operam sobre os genes dos indivíduos. A forma como estes operadores atuam depende da forma como os cromossomos são representados. As representações usuais para cromossomos são as representações binária, e real. Na representação binária, os genes de um cromossomo assumem os valores 0 e 1. A representação binária é a representação clássica do cromossomo no AG [Holl75, Gold89]. A representação binária é usualmente empregada em problemas de otimização discreta.

Para problemas de natureza contínua, a representação binária pode não ser a melhor escolha. O emprego de tal codificação em problemas contínuos tem como desvantagens a necessidade de discretização do problema e o uso de cromossomos com maior tamanho. Tais problemas podem ser contornados com o emprego da codificação real, na qual os genes assumem valores reais. Em [Mich96] foi realizado um estudo comparando o emprego das duas codificações.

As conclusões obtidas nos estudos são pontuadas a seguir:

- 1) Representação computacionalmente menos custosa
- 2) Os resultados são mais precisos
- 3) A representação compacta da solução
- 4) Correspondência direta entre genes e variáveis
- 5) Melhor conhecimento dos operadores genéticos
- 6) Maior similaridade com o espaço de busca
- 7) Variedade de Operadores
- 8) Facilidade de Interpretação

Neste trabalho de dissertação serão apresentados apenas métodos de cruzamento e mutação para a codificação real. Detalhes sobre a codificação binária e os operadores variacionais a ela associados encontram-se em [Holl75] e [Gold89].

B.2.8 Cruzamento

O cruzamento cria indivíduos-filhos a partir dois ou mais indivíduos-pais. Os indivíduos novos herdam parte do material genético de cada indivíduo-pai. O cruzamento é controlado pela taxa de cruzamento, que define o número esperados de cromossomos que serão cruzados. O procedimento usual consiste em escolher aleatoriamente dois cromossomos e efetuar o cruzamento, dando origem a novos cromossomos.

A escolha aleatória dos cromossomos pais pode originar cromossomos filhos de qualidade inferior a de seus pais, principalmente quando a função objetivo possui vários ótimos locais e os pais escolhidos são de alta qualidade e localizados em diferentes ótimos locais [Dréo03]. Para contornar este efeito, possível acontecer em funções objetivo mal comportadas, um novo parâmetro de controle, denominado raio de cruzamento, é empregado. Desta forma, o cruzamento só ocorrerá se os cromossomos pais forem semelhantes.

Diferentes formas de cruzamento existem para a codificação real. A seguir alguns dos cruzamentos existentes:

B.2.8.1 Cruzamento de n-pontos

Esta forma de cruzamento é a extensão do cruzamento de n pontos da representação binária [Gold89] para a representação real. São alocados nos cromossomos n pontos, denominados pontos de cruzamento. Os genes dos indivíduos pais localizados entre esses são pontos são trocados, como mostra a Figura B.5.

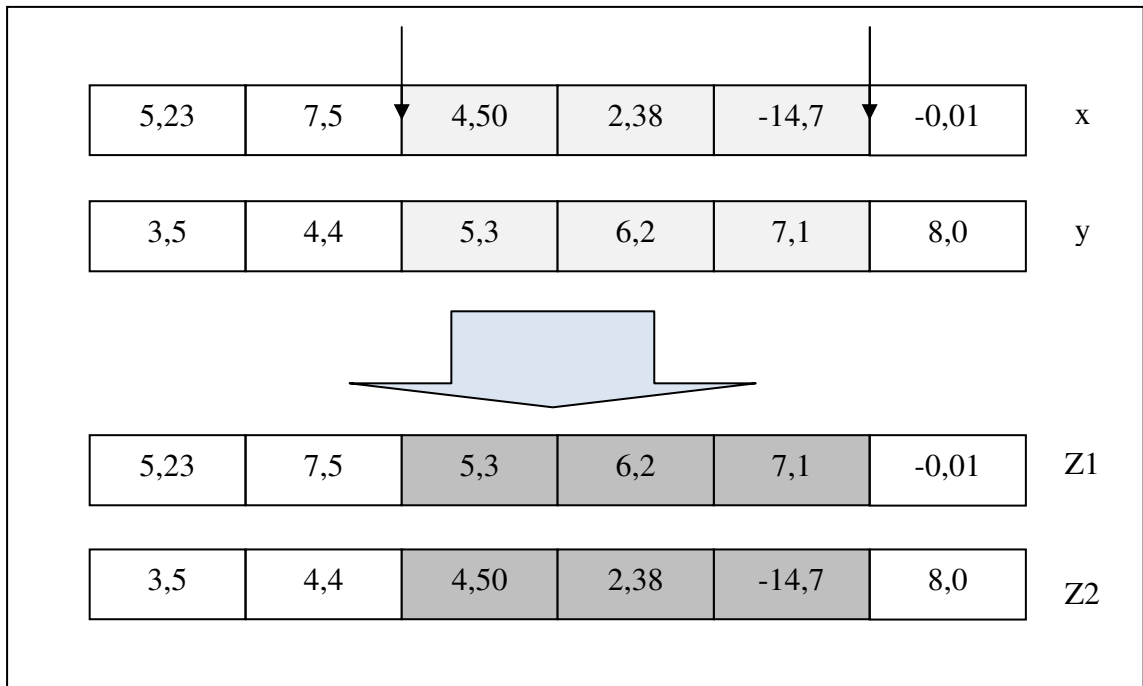


Figura B.5 – Cruzamento de 2 pontos

Este cruzamento não incorpora informação nova ao processo evolutivo, apenas permuta os genes gerados na população inicial. Desta forma, este mantém a média e variância da população intactos.

B.2.8.2 Cruzamento aritmético

Proposto por [Radc91], cada componente de um cromossomo filho é obtida de seus cromossomos pais a partir da expressão:

$$z_i = \beta x_i + (1 - \beta)y_i \quad (\text{B.11})$$

onde z_i é i-ésima posição do cromossomo filho, x_i e y_i a i-ésima componentes dos cromossomos pais e β é uma variável aleatória com distribuição uniforme no intervalo [0,1].

Diferentemente do cruzamento de n pontos, o cruzamento aritmético promove a criação de novo material genético. Nesta forma de cruzamento, os indivíduos filhos estão localizados dentro de um hiper-retângulo no qual uma de

suas maiores diagonais passa pelos cromossomos pais, que são vértices deste hiper-retângulo.

A Figura B.6 mostra a criação de dois indivíduos por meio do cruzamento aritmético.

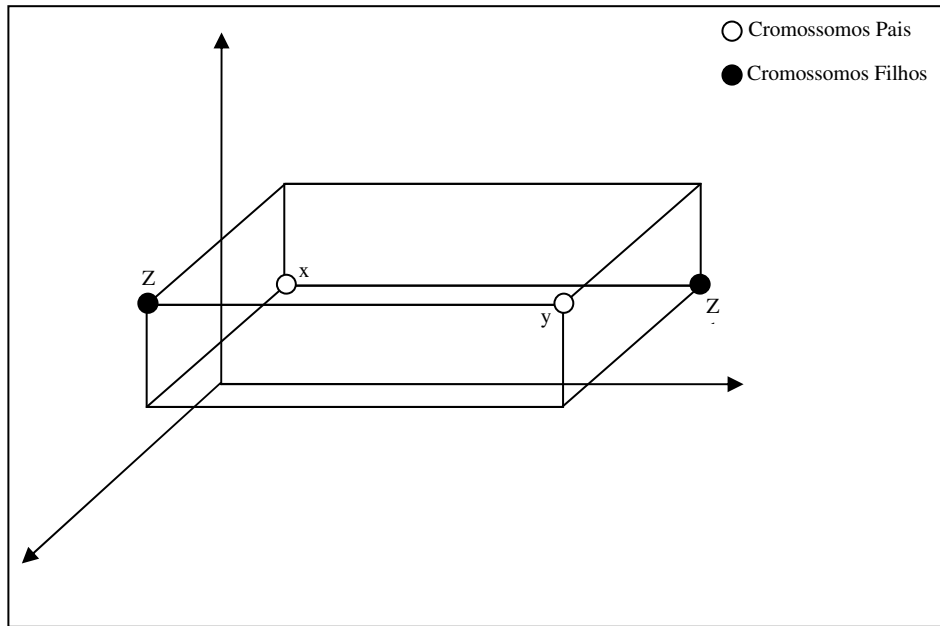


Figura B.6 – Cruzamento aritmético no \mathbb{R}^3

Foi constatado em [Mich94] que este cruzamento apresenta bons resultados em diferentes problemas. Duas variantes destes métodos são o cruzamento linear [Wrig91] e o cruzamento heurístico [Mich91].

No cruzamento linear, os novos indivíduos são dados pela expressão:

$$z = 0,5x + 0,5y \quad (\text{B.12})$$

$$z = 0,5x - 0,5y \quad (\text{B.13})$$

$$z = -0,5x + 1,5y \quad (\text{B.14})$$

No cruzamento heurístico os cromossomos filhos são dados pela expressão:

$$z = \beta(x - y) + x \quad (\text{B.15})$$

Diferentemente dos métodos anteriores, este método permite a geração de cromossomos filhos fora do intervalo definido pelos cromossomos pais.

B.2.8.3 Cruzamento BLX- α

O cruzamento BLX- α [Eshe93] é uma generalização do cruzamento aritmético ($\alpha=0$). A i -ésima componente de um indivíduo filho é dada pela expressão (B.16).

$$z_i = x_i - \alpha(y_i - x_i) + (1 + 2\alpha)(y_i - x_i) \cdot u \quad (\text{B.16})$$

onde x_i e y_i são as i -ésimas componentes dos cromossomos pais. u é um número aleatório com distribuição uniforme no intervalo $[0, 1]$ e α é um parâmetro que indica o quanto os indivíduos filhos podem extrapolar o intervalo $[x, y]$ definido pelos cromossomos pais.

Os indivíduos gerados estão distribuídos uniformemente em um hiper-retângulo cujas faces são paralelas aos eixos coordenados, e sua maior diagonal é definida pelos cromossomos pais e pelo coeficiente α , como mostrado na Figura B.7.

Considerando-se o hiper-retângulo do cruzamento aritmético (Figura B.6), o coeficiente α determina o quanto os indivíduos filhos podem extrapolar aquela região. Esta técnica, portanto, permite que descendentes fora do intervalo definido pelos indivíduos pais sejam criados.

Uma propriedade deste cruzamento é que este modifica a variância da população, dependendo do valor de α . Para valores inferiores a 0,366 o cruzamento BLX- α diminui a variância da população, ou seja, na ausência de mutação, a população convergirá para o centróide do hiper-retângulo. Para valores maiores do que 0,366 a variância da população aumenta. O valor esperado da população se mantém inalterado após a aplicação do operador sobre a população.

Outra interessante propriedade deste cruzamento é a capacidade deste de eliminar possíveis correlações entre genes nos indivíduos da população [Nomu01].

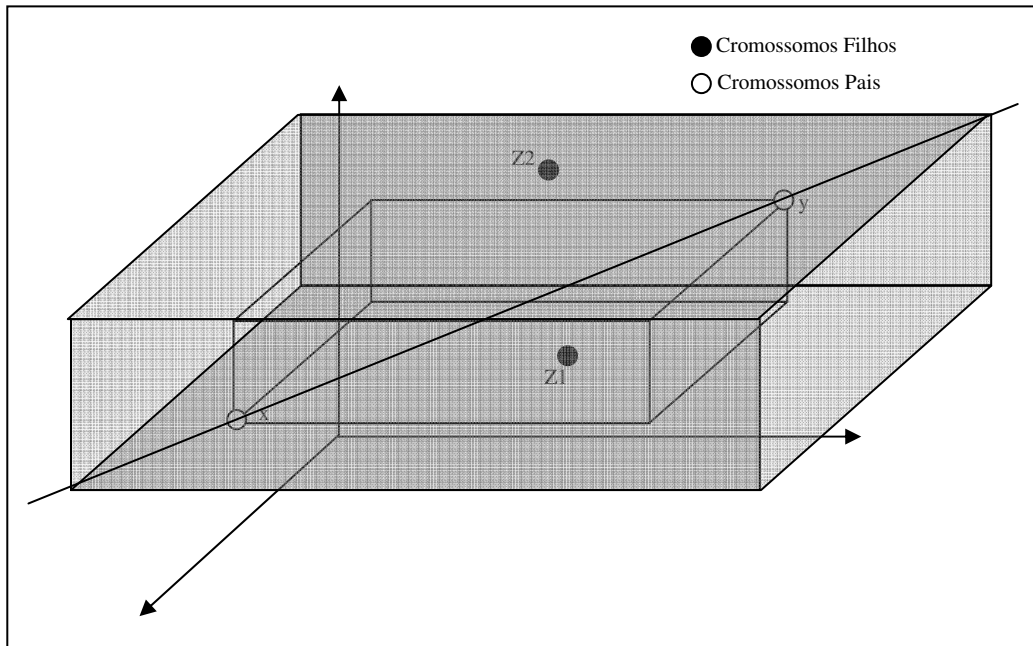


Figura B.7 – Cruzamento BLX- α no \mathbb{R}^3

B.2.8.4 Cruzamento BLX- α Linear

Esta modalidade de cruzamento é um caso particular do cruzamento BLX- α . Os indivíduos filhos são obtidos por meio da expressão:

$$\mathbf{z} = \mathbf{x} - \alpha(\mathbf{y} - \mathbf{x}) + (1 + 2\alpha)(\mathbf{y} - \mathbf{x}) \cdot \mathbf{u} \quad (\text{B.17})$$

Os indivíduos filhos neste caso estão uniformemente distribuídos ao longo da maior diagonal do hiper-retângulo paralelo aos eixos coordenados e que passa pelos cromossomos pais, como mostrado a Figura B.7.

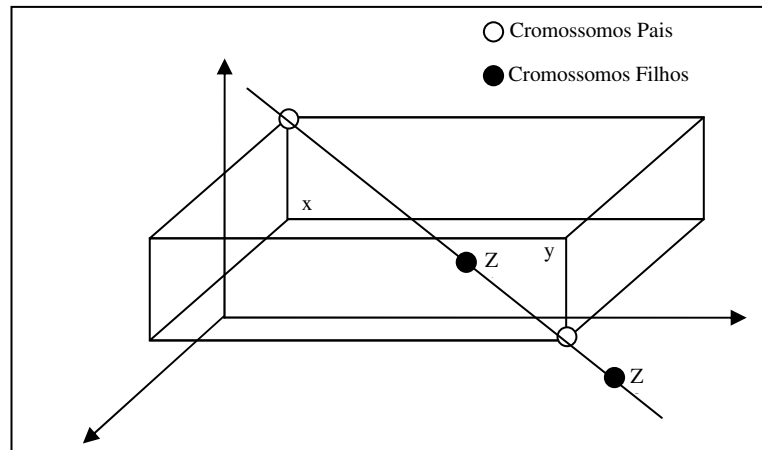


Figura B.8 – Cruzamento BLX- α Linear no \mathbb{R}^3

Este cruzamento, diferente do BLX- α , preserva as correlações entre os genes [Nomu01], uma vez que um operador linear. O cruzamento conserva não modifica o valor esperado da população, enquanto modifica a variância de maneira similar ao cruzamento BLX- α .

B.2.9 Mutação

Na mutação, um cromossomo é modificado, dando origem a um novo indivíduo. Este operador tem importância secundária no algoritmo genético, o qual o cruzamento tem papel mais relevante. Entretanto, em outros algoritmos evolutivos, desempenha um importante papel no processo de evolução da população.

Em geral, a mutação proporciona pequenas mudanças nos cromossomos, podendo ser considerada um mecanismo de busca local. Ela garante a diversidade da população, evitando a convergência prematura do AG, por combater os efeitos negativos da pressão de seleção, da variação das frequências de genes causada pelo *Genetic Drift*, da contração da variância da população, causada por alguns operadores de cruzamento. A taxa de mutação determina a proporção de indivíduos de uma população a sofrerem mutação. Em Algoritmos Genéticos é usualmente inferior a taxa de mutação.

Em codificação real, a mutação é usualmente feita submetendo-se ao indivíduo escolhido um ruído aleatório com uma distribuição de probabilidade que

tenha valor esperado nulo. Desta forma, preserva-se o valor esperado da população após a aplicação do operador mutação.

B.2.9.1 Mutação Uniforme

Esta mutação consiste na adição de um ruído com distribuição uniforme ao cromossomo. O indivíduo obtido é dado por:

$$p_i = p_i + [-a + 2 \cdot a \cdot u(0,1)] \quad (\text{B.18})$$

onde u é um número aleatório com distribuição uniforme no intervalo $[0,1]$ e a é o ruído máximo aplicado ao gene modificado.

Em [Mich96], um gene do cromossomo é escolhido aleatoriamente e seu valor é substituído por um número aleatório com distribuição de probabilidade no intervalo de valores permitidos para o gene, de forma similar ao que ocorre na codificação binária. Nesta modalidade de mutação o novo valor de um gene é dado por:

$$p_{\text{novo}} = p_{\text{min}} + [p_{\text{max}} - p_{\text{min}}]u(0,1) \quad (\text{B.19})$$

A desvantagem deste método é que a distribuição empregada é limitada, o que em alguns casos pode restringir a capacidade do AG em escapar de ótimos locais.

B.2.9.2 Mutação Não-Uniforme

Este método de mutação é apresentado em [Mich96] e constitui uma mutação dinâmica. Para o cromossomo de dimensão n :

$$S = [s_1, s_2, \dots, s_k, \dots, s_n]$$

o cromossomo filho resultante é dado por:

$$S = [s_1, s_2, \dots, s_k', \dots, s_n]$$

onde $k \in [1, n]$.

O valor de sk' é dado pela expressão:

$$\begin{cases} sk' = sk + \Delta(t, sk - lk), x = 0 \\ sk' = sk + \Delta(t, sk - uk), x = 1 \end{cases} \quad (\text{B.20})$$

onde $sk \in [lk, uk]$, x é um bit aleatório e t um parâmetro temporal.

A função $\Delta(t, y)$ retorna um valor no intervalo $[0, t]$. A função $\Delta(t, y)$ deve ser escolhida de modo que, conforme t aumenta, a probabilidade de $\Delta(t, y)$ ser nula também aumenta. Por meio deste cruzamento, o operador realiza uma busca uniforme no espaço de busca nas primeiras gerações do AG, enquanto nas últimas a busca realizada é intensiva, sobre áreas específicas.

Este método permite o ajuste dinâmico da taxa de mutação, o que melhora o desempenho do método [Glov03].

B.2.9.3 Mutação Gaussiana

Na mutação Gaussiana, adiciona-se a um cromossomo x um ruído Gaussiano. O novo indivíduo é dado por:

$$p_i = p_i + \sigma_i \cdot N(0, 1) \quad (\text{B.21})$$

σ_i : Variância do i -ésimo gene.

Esta mutação não é limitada, como ocorre no caso da mutação uniforme. O emprego da distribuição normal fornece meios para a busca local, realizada pela mutação, escapar de ótimos locais.

Uma alternativa é a substituição do valor de um gene por um número aleatório com distribuição normal de média igual ao valor do gene a ser trocado, de forma similar a mutação uniforme em [Mich96].

A mutação Gaussiana permite o ajuste dinâmico da mutação, por meio da alteração da variância da distribuição, ao longo do processo evolutivo [Dréo03].

B.2.10 Parâmetros dos Algoritmos Genéticos

A combinação adequada entre os parâmetros do Algoritmo Genético tem grande influência no seu desempenho. As escolhas realizadas definem o tipo de busca que o Algoritmo realiza. Os parâmetros básicos do AG são o tamanho da população, a taxa de cruzamento e a taxa de mutação. Estes parâmetros estão presentes em todos os tipos de AGs. Dependendo da implementação, outros parâmetros podem ser necessários. Esta seção apresentará os parâmetros básicos do Algoritmo. Outros parâmetros utilizados no Algoritmo Genético implementado durante a pesquisa também são apresentados nesta seção.

B.2.10.1 Tamanho da população

O tamanho da população está relacionado a representatividade do espaço de busca. Populações pequenas carecem de diversidade, podendo cobrir apenas uma parte do espaço de busca. Desta maneira, a busca realizada pelo AG se restringirá a uma determinada região do espaço de busca. Caso não sejam adotados mecanismos para diversificação da busca, há risco de convergência prematura do método.

Populações excessivamente grandes, apesar de introduzirem diversidade nas soluções e permitirem uma melhor representação do espaço de busca, podem tornar o tempo de execução do AG proibitivo, principalmente se a função de aptidão exige grande esforço computacional. Grandes populações podem retardar a convergência do AG.

Em [Glov03] sugere-se que o tamanho da população varie durante o processo. Tal implementação permitiria a exploração do espaço de busca obtida com grandes populações com buscas intensivas de pequenas populações.

B.2.10.2 Taxa de Cruzamento

O cruzamento é responsável pela criação de novos genes. Portanto, é um operador que proporciona diversidade à população do AG. Por outro lado, o cruzamento elimina genes da população, o que pode dificultar a convergência. A taxa de cruzamento não pode ser muito alta, pois pode destruir genes de alta qualidade. Caso seja muito baixa, a diversidade da população fica ameaçada, além do risco de convergência prematura.

B.2.10.3 Raio de Cruzamento

O raio de cruzamento [Dreo03] define o grau de similaridade entre indivíduos. Este operador é útil para evitar indivíduos muito distintos de seus pais. O ajuste deste parâmetro depende da ordem de grandeza dos valores dos genes. Valores muito pequenos podem ocasionar cromossomos filhos muito semelhantes aos cromossomos pais, reduzindo a diversidade da população e retardando a convergência. Valores elevados permitem uma diversidade de soluções maior, com o risco de surgimento de indivíduos de baixa qualidade.

B.2.10.4 Taxa de mutação

A mutação desempenha papel secundário no AG, tendo o papel de manter a diversidade da população, que o cruzamento não pode garantir. A mutação também tem papel no controle da convergência, contrabalanceando a pressão de seleção e o *Genetic Drift*. Em geral as taxas de mutação no Algoritmo Genético são menores do que as taxas de cruzamento, dado o seu papel secundário.

Altas taxas de mutação transformam o processo evolutivo em uma busca aleatória pelo espaço de soluções, o que dificulta a convergência do AG. Taxas de mutação muito baixas diminuem a capacidade de diversificação do operador mutação, facilitando a convergência prematura.