

METAHEURISTICAS APLICADAS À CORREÇÃO DE PARÂMETROS VIA ESTIMAÇÃO DE ESTADO

A. A. Augusto

Universidade Federal Fluminense
Instituto de Computação
Rua Passo da Pátria 156 - Bloco E - 3º andar São Domingos Niterói - RJ
abel@ic.uff.br

J. C. Stacchini de Souza, M. B. Do Coutto Filho

Universidade Federal Fluminense
Departamento de Engenharia Elétrica, Instituto de Computação
Rua Passo da Pátria 156 - Bloco E - 3º andar São Domingos Niterói - RJ
julio@ic.uff.br, mbrown@ic.uff.br

RESUMO

Erros de parâmetros ocorrem em bases estáticas de dados de um sistema de potência. Tais erros têm causas diversas, como parâmetros incorretos fornecidos pelo fabricante, modificações não reportadas, modelagem imprecisa dos parâmetros, variações de temperatura e condição ambiental. Parâmetros elétricos são amplamente utilizados em aplicativos de análise de sistemas de potência e parâmetros errôneos podem contaminar os resultados obtidos, tornando-os não confiáveis. Apesar de esporádicos, erros em parâmetros são persistentes, de difícil detecção e correção. Este trabalho apresenta a investigação de metaheurísticas na correção *offline* de parâmetros da rede elétrica. A metodologia faz emprego da função Estimação de Estado para detecção de parâmetros suspeitos. Tal ferramenta é também empregada no processo de estimação de parâmetros. Diferentes codificações e funções de aptidão são propostas. Simulações com o sistema IEEE-14 barras são realizadas para ilustrar a metodologia proposta.

PALAVRAS CHAVE. Otimização, Metaheurísticas, Estimação de Parâmetros.

Área: PO na Área de Energia

ABSTRACT

Parameter errors occur in static power system databases. Such errors have many causes, such as incorrect parameters supplied by manufacturers, unreported changes, inaccurate parameter modeling, temperature oscillations and environment conditions. Network parameters are widely used in power system analysis tools and erroneous parameters can contaminate obtained results, making them unreliable. Although they are not common, network parameter errors are persistent, difficult to detect and correct. This work presents an investigation of metaheuristics for offline power network parameter debugging. The presented methodology employs the state estimation function for suspect parameter detection. Also, State Estimation is employed in the parameter estimation process. Different encodings and fitness functions are proposed. Simulations with IEEE 14 bus test system are performed to illustrate the proposed method.

KEYWORDS. Optimization, Metaheuristic, Parameter Estimation.

Area: O.R. Applied to Energy

1. Introdução

Os parâmetros das redes elétricas de um sistema de potência são armazenados em uma base estática de dados, geralmente sem passar por nenhum processo de validação. Apesar de não serem freqüentes, erros em parâmetros (EPs) podem ocorrer e têm como principais causas a modelagem imprecisa dos parâmetros, variações de temperatura e condições do ambiente, modificações não informadas na rede ou dados incorretos fornecidos por fabricantes. Por pertencerem à base estática de dados, esses erros persistem na base, até que sejam eventualmente identificados e corrigidos, sendo sua identificação e correção de grande dificuldade. Devido ao seu uso freqüente na maioria dos modelos de redes elétricas empregados em estudos de sistemas de potência, a ocorrência de erros de parâmetros afeta os resultados de diversas análises, o que pode resultar em tomadas de decisões equivocadas.

Entre as funções existentes em um Sistema de Gerenciamento de Energia (SGE), a função Estimação de Estado (EE) tem como finalidade o processamento de medidas obtidas do sistema e preparação das mesmas para uso em outras ferramentas de análise. Na EE, assume-se o conhecimento do modelo da rede (parâmetros e topologia), normalidade dos erros de medição e redundância do sistema de medição. Entretanto, tais hipóteses nem sempre são atendidas, o que tem levado ao desenvolvimento de algoritmos capazes de tratar erros grosseiros (EGs), e de configuração da rede (ECs), principalmente para os casos de baixa redundância no sistema de medição. Na maioria dos algoritmos de EE, assume-se que os parâmetros da rede estão corretos. Consequentemente, EPs nestes algoritmos não são detectados, apesar das evidências serem reveladas pelas inconsistências dos resultados da EE. Similarmente ao tratamento de EGs e ECs, a EE pode ser estendida, de modo a também tratar de EPs, Alsaç (1998). Por este motivo, a EE é a função mais adequada para a identificação e correção de parâmetros de redes elétricas.

Poucos trabalhos têm sido dedicados em EE para depuração de parâmetros, em contraste com o grande volume de publicações em EE, como mostrado em Do Coutto Filho (1990), Wu (1990). As metodologias desenvolvidas para estimação de EPs dividem-se em duas categorias, de acordo com a inclusão ou não dos parâmetros no vetor de estado da EE.

A primeira se refere aos métodos de vetor aumentado, que incluem os parâmetros suspeitos da rede no vetor de estado da EE. Sendo assim, parâmetro e estado são obtidos simultaneamente. Dentre os métodos desta categoria, destacam-se o método baseados nas equações normais Zhun (2006) e Zarco (1996), que são extensões da EE convencional, e os métodos baseados no Filtro de Kalman Slutsker (1996). As principais desvantagens destes métodos são o seu desempenho em condições desfavoráveis de redundância e a necessidade de alteração das rotinas de EE para inclusão do vetor de estado aumentado.

A segunda categoria se refere aos métodos baseados na sensibilidade dos resíduos. Nesta categoria, a estimação dos parâmetros é realizada após a execução da EE, sendo os parâmetros ajustados por meio de um processo heurístico, de modo a minimizar os resíduos da EE Liu (1992) e Do Coutto Filho (2008). As vantagens deste tipo de correção são a preservação das rotinas de EE e o melhor aproveitamento da redundância do sistema de medição, o que pode ser vantajoso principalmente em condições de baixa redundância. As tarefas de identificação de parâmetros suspeitos e sua correspondente estimação são incluídas no processo de EE como rotinas adicionais. Entretanto, estudos devem ser aprofundados de modo a lidar com outros desafios, como a identificação de erros múltiplos de parâmetros, particularmente aqueles envolvendo ramos adjacentes. Em Stacchini de Souza (2009) foi proposto um método para correção de parâmetros série de linhas de transmissão, apresentando resultados promissores.

Este artigo estende a metodologia proposta em Stacchini de Souza (2009), propondo novas formas de codificação e avaliação das soluções de parâmetros. Este artigo confronta também os resultados da metaheurística Algoritmos Genéticos com os resultados apresentados em Augusto (2010). O método apresentado não requer modificações em rotinas usuais da EE nem aumento de redundância para lidar com as novas variáveis. A EE é utilizada apenas de forma

acessória, para auxílio à avaliação de cada solução proposta. Testes com o sistema IEEE 14 barras ilustram a aplicação proposta.

2. Estimação de Estado

As medidas do sistema são definidas pela expressão:

$$z = h(x) + v \quad (1)$$

onde z é o vetor de medidas, x é o estado do sistema, $h(x)$ o vetor função de estado e v o vetor ruído de medição. Assume-se que o ruído apresenta distribuição normal de média 0 e matriz de covariância R . O estado do sistema é usualmente obtido empregando-se o estimador de mínimos quadrados ponderados (MQP) para a variável aleatória $v = z - h(x)$, sendo, portanto, o estado do sistema, a solução do problema de otimização sem restrições:

$$\text{Min } J(x) = [z - h(x)]^T W [z - h(x)] \quad (2)$$

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

Empregando-se o método de Newton, o estado é obtido por meio da expressão iterativa:

$$x^{i+1} = x^i - (\nabla^2 J(x^i))^{-1} \nabla J(x^i) \quad (3)$$

onde

$$\nabla J(x^i) = H(x^i)^T W [z - h(x^i)] \quad (4)$$

$$\nabla^2 J(x^i) \approx G = H(x^i)^T W H(x^i) \quad (5)$$

G é denominada matriz de ganho, $H(x^i) = \partial h / \partial x$ a matriz Jacobiano de medidas.

Após a obtenção do estado procede-se a análise de resíduos normalizados, que visa identificar as medidas suspeitas de erros grosseiros. O resíduo de estimação é a diferença entre a grandeza real e a grandeza estimada. O resíduo normalizado é dado pela expressão:

$$r_N^i = \frac{z - h(\hat{x})}{\sqrt{\Omega_{ii}}} \quad (6)$$

onde $\hat{x}$ é o estado obtido e $\Omega = R - H G^{-1} H^T$ é matriz de covariância dos resíduos.

O sistema de medição é considerado isento de erros grosseiros com um nível de confiança α se:

$$|r_N^i| \leq \lambda_\alpha, \quad \forall i \quad (7)$$

Onde λ_α é o limiar de detecção de EGs, sendo o valor $\lambda_\alpha = 3,0$ usualmente adotado na literatura, Abur (2004).

3. Erros de Parâmetros

A EE tem a capacidade de identificar inconsistências nas medições e na modelagem da rede, sendo a função mais indicada para tratamento de EPs dentre as funções que tem parâmetros da rede como dados de entrada. A ocorrência de EPs na EE é evidenciada na etapa de validação dos dados, na qual os resíduos normalizados de algumas medidas apresentam valores elevados. Tanto o estado obtido, quanto as medidas, cujas equações dependem dos parâmetros errôneos, são afetados por parâmetros incorretos. Sendo assim, EPs se manifestam na EE por meio de múltiplos erros grosseiros correlacionados. A presença de tais erros degrada a EE de forma significativa, além de levar a interpretações incorretas, como a suspeição de medidas verdadeiramente corretas. A influência de EPs na estimação de estado foi estudada em Zarco (1996), Zarco (2000) e Slutsker (1996). Em ambos os casos, os estudos foram realizados utilizando-se redundância máxima do sistema de medição teste. As principais conclusões obtidas foram:

- Não apenas as medidas relacionadas com o parâmetro errôneo são afetadas, como também as medidas adjacentes. Tal efeito é denominado espalhamento. O efeito de espalhamento diminui com a distância da medida ao parâmetro incorreto.
- As medidas são mais afetadas por erros em parâmetros série do que em parâmetros shunt. Mesmo nos parâmetros série, a influência da reatância é maior do que a da resistência.
- As medidas de injeção ativa/reativa são mais sensíveis aos EPs, seguidas das medidas de injeção de potência ativa/reativa e por último as de módulo de tensão.
- A precisão das medidas tem influência na sensibilidade das mesmas a EPs. Quanto mais precisa a medida, mais afetada pelos EPs ela será.

Diferentemente de EGs e ECs, os erros de parâmetros são persistentes, permanecendo na base de dados até que sejam identificados e corrigidos. Portanto, a depuração *offline* de parâmetros é justificável, assim como o emprego de técnicas baseadas na análise de sensibilidade dos resíduos. A ocorrência de múltiplos EPs ou situações de baixa redundância no sistema de medição tornam o processo de identificação/correção laborioso. A seção 5 apresentará a metodologia utilizada para a identificação e correção dos parâmetros da rede.

4. Metaheurísticas

A. Recozimento Simulado

O Recozimento Simulado (RS) foi uma das primeiras metaheurísticas a serem desenvolvidas e utilizadas em problemas práticos. Foi proposto por Kirkpatrick, para otimização do projeto de circuitos integrados, Glover (2003). RS é fruto da analogia sugerida por Kirkpatrick entre o processo de resfriamento e a solução de um problema de otimização.

A idéia fundamental é permitir aceitar a transição de uma solução corrente para soluções de pior qualidade de forma a escapar de mínimos locais. A probabilidade com que tais

transições são aceitas deve decrescer durante o processo de busca. Tal processo é baseado no algoritmo de *Metropolis*, cuja idéia é: causar perturbações na solução atual, e caso a variação de energia seja negativa, a nova solução é aceita, caso contrário, é aplicada a probabilidade de Boltzmann modificada:

$$P(r) = \exp((- \Delta E(r))/T) \quad (8)$$

onde $\Delta E(r)$ é a variação de energia e o parâmetro T representa a temperatura, a qual deve ter no início um valor elevado, sendo gradativamente reduzido até um valor mínimo.

A energia, a qual se deseja minimizar, deve estar em correspondência com os objetivos do problema tratado. A perturbação é uma forma de gerar vizinhança, portanto, o RS é classificado como uma heurística de busca local. Maiores detalhes sobre o algoritmo RS podem ser encontrados na literatura, Glover (2003).

B. Algoritmos Genéticos

Os Algoritmos Genéticos (AGs) baseiam-se em processos observados na evolução natural das espécies. Denominações usuais em sistemas biológicos, e.g., cromossomos, genes, genótipo e fenótipo, têm correspondentes em modelos computacionais, especialmente propostos para simular aqueles processos. A idéia básica a ser explorada nos AGs é a de que, assim como nos sistemas naturais, os melhores indivíduos sobrevivem e geram descendentes com suas características. Em geral, um AG parte de uma população de indivíduos gerados aleatoriamente (configurações iniciais de um problema), faz a avaliação de cada um (avaliação da aptidão), seleciona os melhores (com maior aptidão) e promove manipulações genéticas, como cruzamento e mutação, a fim de criar uma nova população. Este processo adaptativo pode ser usado para resolver problemas de otimização combinatória.

Uma população é formada por um conjunto de indivíduos, cada um deles representando uma solução proposta para o problema em estudo; um indivíduo é codificado em uma cadeia de caracteres de alfabeto finito, denominada cromossomo. Cada elemento de um cromossomo equivale a um gene. Ao realizar a busca examinando um conjunto de pontos em vez de um único ponto, os AGs exploram melhor o espaço de soluções na busca pelo ótimo global, reduzindo a probabilidade de encontrar um ótimo local. Assim, apresenta bons resultados mesmo em espaços de busca complexos, sendo eficazes na otimização de funções multimodais e descontínuas.

A função de aptidão é utilizada para avaliar a adequação de cada indivíduo (potencial solução) aos objetivos do problema em estudo. Em outras palavras, tal função avalia soluções candidatas. O processo de evolução de uma população é guiado através da realização de operações genéticas sobre indivíduos. As operações básicas são: seleção, cruzamento e mutação.

A seleção é o mecanismo que copia (seleciona) indivíduos de uma população para a seguinte, de acordo com valores da função-objetivo. Neste processo, indivíduos com valores mais altos têm maior probabilidade de serem selecionados para participar com seu material genético na próxima geração. O operador de cruzamento é o similar artificial do cruzamento de indivíduos. Este operador vai permitir a recombinação do material genético (cadeias de caracteres) presente nos indivíduos da nova geração. O cruzamento realiza-se em duas etapas: primeiramente, dois indivíduos da nova geração são selecionados; a partir disto, as cadeias de caracteres correspondentes são permutadas. O cruzamento é um processo aleatório e ocorre com probabilidade previamente especificada. A mutação pode ser implementada através da mudança do valor de um gene em uma cadeia de caracteres. Este operador tem uma função secundária, porém necessária: permite que materiais genéticos perdidos durante o processo evolutivo sejam recuperados, servindo como uma espécie de proteção contra a perda prematura de genes. Assim como o cruzamento, a mutação é controlada por um parâmetro previamente especificado que indica a probabilidade de um gene sofrer mutação. Maiores detalhes sobre os AGs podem ser encontrados na literatura, Glover (2003).

5. Metodologia Proposta

A. Formulação do Problema

A EE é usualmente vista como um problema de otimização que visa minimizar os resíduos de estimação. De acordo com o descrito na seção 3, EPs manifestam-se na EE como múltiplos erros grosseiros correlacionados. Para um sistema livre de EGs e ECs, os resíduos normalizados que violam o limiar de detecção indicam a presença de erros de parâmetros. A EE pode ser estendida de forma a permitir a correção de EPs, inserindo-se em (2) a restrição (7). A estimação de parâmetros pode ser feita então por meio do problema de otimização com restrições:

$$\text{Min } J(x, p) = [z - h(x, p)]^T W [z - h(x, p)] \quad (9)$$

s.a

$$r_N^i \leq \lambda, \quad \forall i \in \Omega_{ms}$$

$$p_{\min}^i \leq p^i \leq p_{\max}^i, \quad \forall i \in nps$$

onde Ω_{ms} é o conjunto de medidas adjacentes aos parâmetros suspeitos, i.e, medidas cujas funções dependem dos parâmetros suspeitos; **nps** o número de parâmetros suspeitos, $p_{\min}^i$ e $p_{\max}^i$ os limites mínimo e máximo para o i -ésimo parâmetro suspeito p^i . Os parâmetros em (9) são explicitados, e agora são variáveis a serem estimadas.

A expressão (9) define como parâmetro correto aquele que simultaneamente minimiza a função índice J, e torna o resíduo normalizado inferior ao limiar de detecção de EGs. Como a estimação de parâmetro é um processo *offline*, sendo tanto as medidas quanto a topologia do sistema validadas antes do processo, são necessárias apenas as restrições de resíduos para as medidas adjacentes, i.e, associadas aos parâmetros suspeitos. Deve-se ressaltar que uma medida é considerada associada a um parâmetro da rede quando a equação que relaciona tal medida ao estado (equação de observação) for dependente do valor daquele parâmetro.

O emprego de metaheurísticas na solução de (9) não requer a alteração das rotinas de EE, sendo a correção de parâmetros uma rotina acessória à EE. Adicionalmente, obtém-se melhor aproveitamento da redundância do sistema. Este método pode ser utilizado com qualquer estimador de estados, desde que estejam disponíveis os resíduos normalizados das medidas e as medidas estimadas.

B. Função Objetivo

A função Objetivo tem o papel de direcionar o processo de busca da metaheurística utilizada. Portanto, deve contabilizar informações que permitam distinguir a qualidade dos parâmetros propostos. Sendo os resíduos normalizados indicadores da presença de EPs, a função de aptidão F.A a ser minimizada é:

$$F.A = \sum_{i=1}^{ns} r_N^i \quad (10)$$

onde ns é o número total de medidas associadas aos parâmetros suspeitos e que apresentam resíduos normalizados que violam o limiar λ em (9).

A função (10) apresenta como problema principal a geração de soluções viáveis, i.e, que satisfaçam as restrições em (9), mas que não necessariamente minimizam a função índice J. Consequentemente, qualquer solução de parâmetros que torne (10) nula será considerada pelo

processo como solução correta. De qualquer forma, o valor nulo da função (10) indica que para o cenário de carga avaliado, o modelo da rede é adequado à EE.

Uma alternativa para expressão (10) seria incluir na função de aptidão a própria função índice de estimação, criando-se assim a função:

$$F.A = \sum_{i=1}^{ns} r_N^i + J(x) \quad (11)$$

A inclusão do índice $J(x)$ contribui para a distinção entre as aptidões das soluções viáveis do problema (9), atuando como um refinamento das soluções obtidas.

C. Codificação da Solução

O vetor solução deve representar os parâmetros a serem estimados. A representação pode ser feita de duas formas. A forma mais intuitiva seria representar no vetor de solução a impedância série e a admitância shunt dos ramos suspeitos. O vetor solução terá dimensão $3nrs$, sendo nrs o número de ramos suspeitos, sendo cada tríade de posições contendo os valores da resistência série, impedância série e admitância shunt respectivamente. A Figura 1 ilustra esta forma de representação.

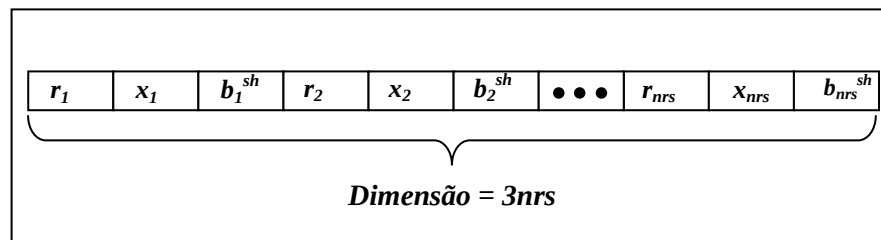


Figura 1 – Representação da impedância série na solução

Uma alternativa, mais adequada para identificação de erros de grande magnitude ou de configuração, é o emprego de admitâncias série ao invés de impedâncias série. A Figura 2 apresenta esta forma de representação.

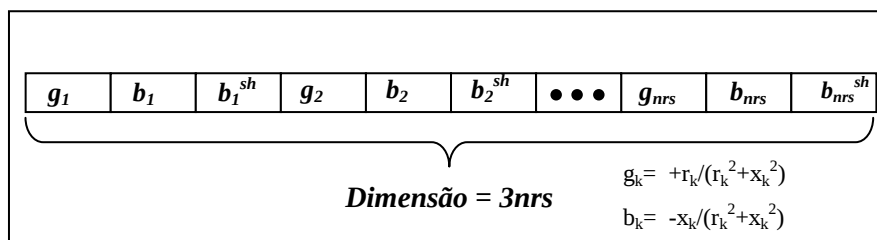


Figura 2 – Representação da admitância série na solução

A identificação de erros de configuração quando se usa como variável as admitâncias é facilitada por não ocasionar problemas numéricos, como pode ocorrer na codificação anterior. Isto ocorre porque o valor corrigido da impedância de um ramo tenderá a infinito quando o mesmo está aberto, enquanto sua admitância tenderá a zero.

D. Identificação de Parâmetros Suspeitos

A estimação de todos os parâmetros da rede é possível, mas não aproveita a redundância do sistema, a consideração de muitos parâmetros torna o processo de busca complexa, independentemente do método utilizado. A situação ideal seria estimar apenas os parâmetros incorretos, entretanto isto não é possível. Logo, a lista de parâmetros deve conter apenas parâmetros sob os quais incidam suspeitas. A seleção de parâmetros suspeitos é etapa

fundamental no processo de correção de parâmetros, sendo as estimativas obtidas dependentes da composição do vetor de parâmetros. Um procedimento manual, baseado na experiência pode ser realizado, mas uma seleção automática é mais interessante do ponto de vista prático. Em Do Coutto (2008) foi proposto um algoritmo de seleção de parâmetros suspeitos como base no valor dos resíduos normalizados das medidas. Basicamente, o algoritmo identifica os ramos incidentes nas medidas cujos resíduos normalizados violam o limiar de detecção. Todos os parâmetros dos ramos identificados são considerados como suspeitos. Para dados livres de EGs e ECs, os parâmetros suspeitos são obtidos por meio do algoritmo:

- (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 (7), 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.

E. Algoritmo Proposto

O Algoritmo de correção de parâmetros por meio de metaheurísticas fica então descrito pelo passos a seguir:

- (i) Formar uma lista de parâmetros suspeitos de acordo com o algoritmo da Seção 5.D;
- (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 o AG:
 - (iv.1) Definir os parâmetros da metaheurística adotada
 - (iv.2) Gerar uma solução inicial ou população inicial;
 - (iv.3) Efetuar a busca com os parâmetros utilizados.
- (v) Reiniciar o processo considerando novos valores para:
 - Limites $[p^{min}, p^{max}]$ estabelecidos para cada parâmetro suspeito; e/ou
 - Parâmetros de controle da Metaheurística.
- (vi) Retornar ao passo (iv.2).

A principal razão para estabelecer os limites $[p^{min}, p^{max}]$ é reduzir o espaço de soluções e tornar o processo de busca mais eficiente. A definição de tais limites depende do grau de conhecimento sobre o parâmetro suspeito e deve ser tal que o valor correto esteja situado no intervalo definido.

No passo (iv. 3), cada nova solução é avaliada com o auxílio da função EE e uma solução é considerada aceitável quando o primeiro termo da expressão (11) se anula, enquanto o segundo termo é minimizado. Isto significa que ao se utilizar os valores propostos para os parâmetros suspeitos nenhum resíduo normalizado viola o limiar de detecção λ definido em (7).

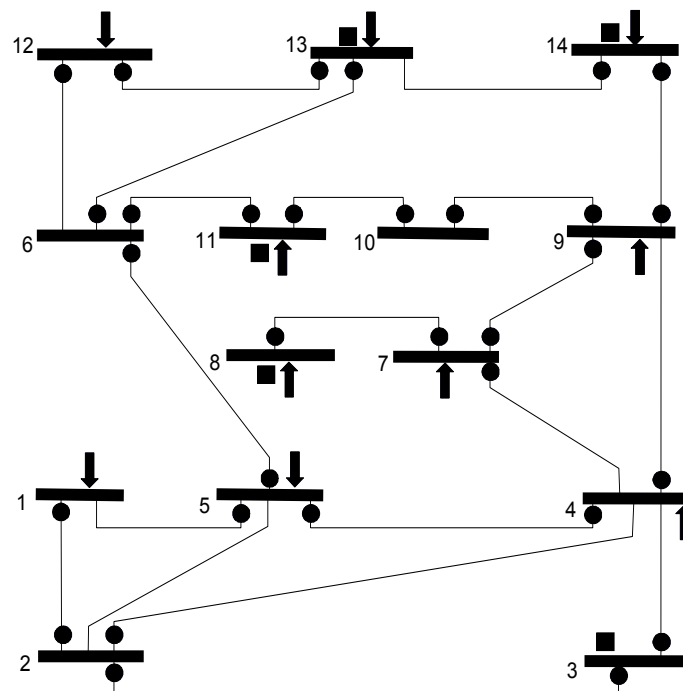
À medida que os parâmetros errôneos são corrigidos, o segundo termo da expressão (11) é reduzido. Por outro lado, a presença de tal termo inibe correções inadequadas de parâmetros, que por um efeito de compensação podem levar à redução dos valores de resíduos normalizados na vizinhança dos parâmetros suspeitos, mas comprometendo o processo de EE como um todo. Tal situação se refletirá em um aumento no valor do segundo termo de (11), sendo, portanto, inibida.

É importante observar que o emprego do algoritmo proposto não requer nenhuma modificação em rotinas tradicionalmente utilizadas no processo de EE, uma vez que tal função se presta apenas a avaliar a aptidão de cada solução candidata.

6. Testes e Resultados

A. Descrição da Simulação

A metodologia proposta foi testada utilizando o sistema IEEE14-barras, mostrado na Figura 3. Os resultados obtidos com o emprego de um AG são apresentados e comparados com outros da literatura nos quais o RS foi empregado.



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

Figura 3– Sistema teste IEEE14-barras.

A redundância no subsistema constituído pelas barras 1 até 5 foi propositalmente reduzida com o intuito de observar a eficácia da técnica em situações adversas de redundância. O limiar $\lambda=3$ para os resíduos normalizados foi utilizado.

As diferentes formulações de função objetivo e codificação da solução são comparadas. Também foi realizada a comparação dos resultados de Augusto (2010), obtidos com a metaheurística Recozimento Simulado com os obtidos empregando os Algoritmos Genéticos. Diferentes simulações foram realizadas, tendo sido selecionadas aquelas consideradas de difícil correção. Os testes selecionados são:

Teste #1: Parâmetros série e shunt do ramo 1-2.

Teste #2: Parâmetros série e shunt dos ramos 1-5, 2-4 e 3-4.

Teste #3: Erro de exclusão de um circuito do ramo 2-4.

O Teste#1 corresponde a erro de parâmetros de um único ramo. O Teste #2 é um caso de erro múltiplo de parâmetros em ramos adjacentes nos três parâmetros, caso considerado de difícil solução. O Teste#3 trata-se de um erro de configuração da rede (erro de exclusão). O erro de exclusão é caracterizado por remoção incorretamente reportada de um circuito, Stacchini de Souza (1998). Assume-se para esta simulação que o ramo 2-4 apresenta dois circuitos paralelos idênticos, sendo um incorretamente reportado como fora de operação.

B. Resultados

Os resultados na Tabela 1 mostram os resultados obtidos com as duas modelagens de função de aptidão para os Algoritmos Genéticos, conforme expressões (10) e (11).

Tabela 1 – Comparação entre funções de Aptidão

Teste	Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Corrigido	Correto
			F.A. (10)	F.A. (11)	
1	r_{1-2}	0,0252	0,0280	0,0194	0,0194
	x_{1-2}	0,0769	0,0819	0,0597	0,0592
2	r_{1-5}	0,0702	0,0564	0,0661	0,0540
	x_{1-5}	0,2900	0,2754	0,2403	0,2230
	b_{1-5}	0,0640	0,0240	0,0504	0,0492
	r_{2-4}	0,0291	0,0581	0,0552	0,0581
	x_{2-4}	0,0882	0,1399	0,1507	0,1763
	b_{2-4}	0,0187	0,0179	0,0352	0,0374
	r_{3-4}	0,0402	0,0476	0,0532	0,0670
	x_{3-4}	0,1026	0,1109	0,1203	0,1710
	b_{3-4}	0,0207	0,0268	0,0288	0,0346
3	r_{2-4}	0,1162	0,0618	0,0591	0,0581
	x_{2-4}	0,3526	0,1779	0,1905	0,1763
	b_{2-4}	0,0187	0,0385	0,0374	0,0374

Constata-se a melhora na maioria dos parâmetros quando se emprega a função de aptidão (11). Confirma-se desta forma o refinamento realizado pela inclusão da função índice $J(x)$.

A Tabela 2 apresenta um comparativo entre as duas formas de codificação do vetor de parâmetros suspeitos, utilizando as variáveis impedância ou admitância. Os resultados apresentados foram obtidos com a metaheurística Algoritmos Genéticos. Os resultados mostram que as melhorias na estimativa de alguns parâmetros são compensadas pela piora na estimativa de outros parâmetros. Pode-se concluir que não há alteração significativa de desempenho com o emprego da codificação de uma ou outra variável.

Tabela 2 – Comparação entre Codificações

Teste	Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Corrigido	Correto
			Impedância	Admitância*	
1	r_{1-2}	0,0252	0,0194	0,0196	0,0194
	x_{1-2}	0,0769	0,0597	0,0736	0,0592
2	r_{1-5}	0,0702	0,0661	0,0537	0,0540
	x_{1-5}	0,2900	0,2403	0,2149	0,2230
	b_{1-5}	0,0640	0,0504	0,0893	0,0492
	r_{2-4}	0,0291	0,0552	0,0679	0,0581
	x_{2-4}	0,0882	0,1507	0,1658	0,1763
	b_{2-4}	0,0187	0,0352	0,0359	0,0374
	r_{3-4}	0,0402	0,0532	0,0573	0,0670
	x_{3-4}	0,1026	0,1203	0,1346	0,1710
	b_{3-4}	0,0207	0,0288	0,0289	0,0346
3	r_{2-4}	0,1162	0,0591	0,0579	0,0581
	x_{2-4}	0,3526	0,1905	0,1740	0,1763
	b_{2-4}	0,0187	0,0374	0,0356	0,0374

* Valores apresentados na forma de Impedâncias.

A Tabela 3 compara os resultados obtidos pela metaheurística Algoritmos Genéticos com resultados obtidos em Augusto (2010) com o Recozimento Simulado.

Tabela 3 – Comparação entre Metaheurísticas

Teste	Parâmetro	Errôneo	Corrigido	Corrigido	Correto
			RS	AG	
1	r_{1-2}	0,0252	0,0194	0,0194	0,0194
	x_{1-2}	0,0769	0,0617	0,0597	0,0592
2	r_{1-5}	0,0702	0,0385	0,0661	0,0540
	x_{1-5}	0,2900	0,2282	0,2403	0,2230
	b_{1-5}	0,0640	0,1167	0,0504	0,0492
	r_{2-4}	0,0291	0,0467	0,0552	0,0581
	x_{2-4}	0,0882	0,1218	0,1507	0,1763
	b_{2-4}	0,0187	0,0306	0,0352	0,0374
	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}	0,0207	0,0330	0,0288	0,0346
3	r_{2-4}	0,1162	0,0665	0,0591	0,0581
	x_{2-4}	0,3526	0,2124	0,1905	0,1763
	b_{2-4}	0,0187	0,0411	0,0374	0,0374

7. Conclusões

Este trabalho apresenta a investigação de metaheurísticas para a solução do problema de estimação de parâmetros. A metodologia apresentada emprega metaheurísticas na obtenção dos parâmetros desejados, sendo a EE uma ferramenta acessória, empregada na identificação de ramos suspeitos e na função objetivo usada no processo de busca. Diferentes propostas de funções de aptidão e codificação da solução são propostas. Constatou-se que a inclusão da função índice de estimação $J(x)$ na função de aptidão proporciona melhores resultados. As codificações empregando as variáveis impedância e admitância apresentaram resultados similares. Verificou-se também que a metaheurística Algoritmos Genéticos apresentou melhor desempenho que o Recozimento Simulado. Os resultados mostram que a abordagem proposta apresenta potencial para o tratamento de complexos erros de parâmetros e configuração da rede.

8. Agradecimentos

Os autores agradecem ao CNPq, FAPERJ e CAPES, que financiaram em parte a execução desta pesquisa.

Referências

- Abur, A. and Expósito, A. G.** (2004). Power System State Estimation: Theory and Implementation. Marcel Decker.
- Alsaç, O., Vempati, N., Stott, B. and Monticelli, A.** (1998). Generalized state estimation. IEEE Trans. Power Syst., vol. 13, no.3, pp.1069-1075.
- Augusto, A. Andre, Stacchini de Souza, J.C, Do Coutto Filho, M.B.**(2010). Correção de erros em Parâmetros de Redes Elétricas Utilizando a Técnica do Recozimento Simulado. Anais do XVIII CBA 2010. v. 1. p. 1-6
- Do Coutto Filho, M. B., Leite da Silva, A. M. and Falcão, D. M.** (1990). Bibliography on power system state estimation (1968-1989). IEEE Trans. Power Syst., vol. 5, no. 3, pp. 950-961.
- Do Coutto Filho, M.B., Stacchini de Souza, J.C. and Meza, E.B.M.** (2008). Off-line validation of power network branch parameters. IET Generation, Transmission and Distribution, v. 2, p. 892-905.
- Glover, F. and Kochenberger, G. A.** (2003). Handbook of Metaheuristic. Kluwer Academic.
- Liu, W., Wu, F. and Lun, S.** (1992). Estimation of parameter errors from measurement residuals in state estimation. IEEE Trans. Power Syst., vol. 7, no. 1, pp. 81–89.
- Slutsker, I. and Clements, K.** (1996). Real time recursive parameter estimation in energy management systems. IEEE Trans. Power Syst., vol. 11, no. 3, pp. 1393–1399.
- Stacchini de Souza, J. C., Leite da Silva, A. M., Alves da Silva, A. P.** (1998). Online Topology Determination And Bad Data Suppression In Power System Operation Using Artificial Neural Networks. IEEE Trans. Power Syst., v. 13, n. 3, p. 796-803.
- Stacchini de Souza, J.C. S., Do Coutto Filho, M.B. and Meza, E.B.M.** (2009). Treatment of multiple network parameter errors through a genetic-based algorithm. Electric Power Systems Research, Vol. 79, pp. 1546-1552.
- Wu, F. F.** (1990). Power system state estimation: a survey. Electrical Power & Energy Systems, vol. 12, pp. 80-87.
- Zarco, P. and Gómez, A.** (1996).Off-line determination of network parameters in state estimation.Proc. 12th PSCC, Dresden, Germany, pp. 1207–1213.
- Zarco, P. and Gómez, A.** (2000).Power system parameter estimation: a survey, IEEE Trans. Power Syst., vol. 15, no. 1, pp. 216-222.
- Zhun, J. and Abur, A.** (2006).Identification of network parameter errors. IEEE Trans. Power Systems, vol. 21, no. 2, pp. 586-591.