



**SNPTEE
SEMINÁRIO NACIONAL
DE PRODUÇÃO E
TRANSMISSÃO DE
ENERGIA ELÉTRICA**

GAT - 06
16 a 21 Outubro de 2005
Curitiba - Paraná

**GRUPO IV
GRUPO DE ESTUDO DE ANÁLISE E TÉCNICAS DE SISTEMAS DE POTÊNCIA - GAT**

OTIMIZAÇÃO DA CONFIABILIDADE OPERACIONAL VIA ALGORITMO GENÉTICO

R.S. Nunes *	L.F.M.Guedes	F.J.C.França	F.C.Medeiros	M.Th. Schilling	G. L. Torres
ONS / UFPE	ONS	ONS	ONS	UFF	UFPE

RESUMO

Este trabalho propõe uma nova metodologia que utiliza um procedimento computacional evolutivo para identificar os perfis operativos de um sistema elétrico de potência que otimizam (no sentido de minimizar) os níveis de risco probabilístico de uma dada configuração topológica de referência do sistema, atuando potencialmente sobre o despacho das máquinas, bandas de variação de tapas, níveis de tensão de barras controladas, intercâmbios entre áreas e demais variáveis especificadas numa formulação de fluxo de potência ótimo. Em outras palavras, trata-se de identificar o conjunto dos melhores casos-base possíveis para uma dada configuração topológica com os menores níveis de risco sistêmico probabilístico, sob o ponto de vista da severidade e outros indicadores. Os resultados *conceituais* dessa investigação podem contribuir para a caracterização da melhor forma de operação de um sistema de potência, sob o ponto de vista da maximização da segurança da operação.

PALAVRAS-CHAVE

Confiabilidade; Operação; Risco Operacional, Simulação; Computação Evolutiva; Algoritmo Genético; Método Probabilístico.

1.0 - INTRODUÇÃO

A análise de confiabilidade encontra aplicações desde o horizonte do planejamento da expansão da geração e ampliações e reforços das redes de transmissão, subtransmissão e distribuição, até o horizonte do curto prazo da operação. Quando incorporados aos procedimentos de planejamento, os métodos probabilísticos têm o objetivo básico de avaliar, em bases quantitativas, os níveis de risco compatíveis com um padrão aceitável de atendimento aos consumidores e que permita, simultaneamente, uma redução responsável e controlada nos investimentos de expansão em relação àqueles que seriam estabelecidos quando do emprego de metodologias puramente determinísticas. Em consequência, a avaliação da confiabilidade do sistema sob enfoque probabilístico tende a se constituir, paulatinamente, como alternativa complementar atrativa em relação aos métodos denominados determinísticos, nos quais a noção de confiabilidade está também implícita. Essa tendência de utilização de metodologias probabilísticas no planejamento do sistema é impulsionada, em última análise, pelo custo global comparativamente menor que pode advir no caso de sistemas planejados e operados com base no enfoque probabilístico. Esta redução de custos é, naturalmente, função do nível de risco tomado como aceitável. No horizonte de curto prazo da operação uma possível utilização é o subsídio à gestão das estratégias de manutenção, manobras operativas (i.e. desligamentos) e políticas de reservas do sistema.

Seja qual for o horizonte de análise, os recursos operativos que o sistema elétrico possui (ou seja, as possibilidades de mudanças no ponto de operação) podem influenciar significativamente o nível de risco a ser calculado. Neste sentido, a busca do conjunto de melhores pontos de operação ou casos-base (no sentido da

*ONS, Rua Quinze de Março, ANEXO II, nº 50, Sala A-205, CEP: 50761-070, Recife, PE, BRASIL.
Tel.: (0xx81) 3227.8923 - Fax: (0xx81) 3227.8909 - C-ele: roseane@ons.org.br

robustez perante a ocorrência de contingências) para uma dada configuração topológica, contribui para que os índices de confiabilidade associados à operação do sistema atinjam os níveis mais convenientes.

Nessa perspectiva, o artigo propõe uma nova metodologia embasada num procedimento computacional inteligente, para identificar os perfis operativos que otimizam, no sentido de minimizar, os níveis de risco probabilístico do sistema. Em outras palavras, trata-se de identificar os melhores casos-base possíveis para uma dada configuração topológica, que resultarão, nos melhores níveis de risco sistêmico, sob o ponto de vista de indicadores de confiabilidade probabilística. A título de simplificação e com o intuito de apenas ilustrar a nova estratégia aqui sugerida, no exemplo tratado, atuou-se tão-somente sobre o perfil de geração de potência ativa. Embora os demais controles do sistema também possam ser manipulados, tal consideração será objeto de investigações futuras.

2.0 - RISCO COMO FUNÇÃO DO PONTO INICIAL DE OPERAÇÃO DO SISTEMA: UM EXEMPLO SIMPLES

Inicialmente, é de interesse mostrar que, de fato, o nível de risco probabilístico de qualquer sistema é uma função do ponto de operação inicial do mesmo. Isso será feito a partir dos resultados obtidos com um sistema elétrico fictício de pequeno porte (RBTS [1]).

Este sistema denominado RBTS, sistema básico teste de confiabilidade foi desenvolvido para atender propósitos educacionais, com 6 barras e 9 circuitos. Com base na educação de confiabilidade e programas de pesquisa administrados pelo Grupo de Pesquisa em Sistema de Potência da Universidade de Saskatchewan. O sistema possui 2 barras de geração (PV), 4 barras de carga (PQ), 9 linhas de transmissão e 11 unidades geradoras. Os valores de geração máxima da menor e maior unidades geradoras deste sistema são, respectivamente, 5 MW e 40 MW. O nível de tensão do sistema de transmissão é de 230 kV e as tensões limites para as barras do sistema são dadas como 0,95 p.u. e 1,07 p.u., limites superiores e inferiores, respectivamente, para condição normal de operação. A carga máxima do sistema é 185 MW e a capacidade geradora total instalada é de 240 MW. O sistema de transmissão possui linhas com circuito simples e linhas com mais de um circuito, ou seja, circuitos que compartilham uma mesma torre e uma mesma faixa de passagem.

Para evidenciar como os índices de confiabilidade variam como função de pontos de operação viáveis distintos, os índices de risco do sistema RBTS foram calculados para diferentes despachos da geração ativa. Neste exemplo a variação da geração ocorreu de forma meramente aleatória, todavia, sem violar os limites de geração de cada máquina. Para o cálculo dos índices de confiabilidade utilizou-se o programa NH2 [2] com a opção de *redespacho de potência ativa desativada*.

A Tabela 2.1 apresenta dois casos, com uma variação da ordem de 6% no despacho. Pode-se aí notar que, mesmo com os dois casos considerados, constata-se variações no *Índice de Severidade (IS)*, na *Probabilidade de Perda de Carga (PPC)*, e na *Expectância da Potência Não Suprida (PNS)*. Porém, a busca do ponto de operação com os menores índices, ou seja, de melhor confiabilidade, é uma tarefa extremamente difícil, tornando-se inviável se o procedimento de busca for baseado apenas em tentativa e erro, como no exemplo aqui considerado.

TABELA 2.1 – Índices de Confiabilidade para Diferentes Pontos de Operação

Casos	Potência Total Disponibilizada (MW)	PPC (%)	PNS (MW)	IS (minutos)
Caso A	210	0.0276E-01	0.0722	495.2
Caso B	198	0.0111E-01	0.0573	453.0

3.0 - FORMULAÇÃO CONCEITUAL DA OTIMIZAÇÃO DO RISCO VIA ALGORITMO GENÉTICO

A denominada *computação evolutiva* abrange uma miríade de técnicas poderosas, cujas possibilidades de uso e desenvolvimento vêm se expandindo celeremente. Neste trabalho, a técnica de otimização selecionada fundamentou-se numa classe de algoritmos referidos como *genéticos*. Algoritmos genéticos são representantes de uma família de modelos computacionais inspirados na evolução de populações de seres vivos. Foram introduzidos por John Holland [3] em 1975 e posteriormente popularizados por David Goldberg [4]. Eles modelam uma possível solução para o problema de otimização em uma estrutura de dados como a de um cromossomo e utilizam operadores (*mutação* e *cruzamento*) que recombina estas estruturas preservando informações críticas durante o processo de busca por uma melhor solução. Estes algoritmos são utilizados para lidar com problemas complexos de otimização combinatória, como o que é aqui tratado. A flexibilidade na formulação da função objetivo e das restrições contribui para que a aplicação de algoritmos genéticos se torne bastante atraente para o problema em

questão. A formulação genérica clássica de um problema qualquer de otimização que minimiza uma função $f(x)$ sujeita a restrições de igualdades e desigualdades pode ser expressa como:

$$\begin{array}{ll} \text{Minimize} & f(x) \\ \text{Sujeito a:} & g(x) = 0 \\ & h(x) \leq 0 \end{array}$$

Na formulação aqui proposta, a função objetivo a ser minimizada é o *índice de severidade do sistema elétrico*, e o conjunto de restrições pode incluir o balanço de potência ativa e reativa nas barras, limites mínimos e máximos sobre módulo de tensões nodais, limites sobre tapes de transformadores, limites da compensação transversal, etc.

Neste trabalho, o índice de severidade para uma dada topologia de rede e perfil de geração foi calculado pelo programa NH2, com a opção de redespacho da geração ativa desabilitada, uma vez que se buscou apenas avaliar a confiabilidade associada ao perfil de geração. É importante enfatizar que no problema aqui tratado a função a ser minimizada (índice de severidade) não pode ser expressa como uma função analítica, explícita ou implícita, das variáveis do problema (geração ativa). Essa impossibilidade de se expressar o índice de severidade como uma função analítica das variáveis de controle é *impeditiva para a solução do problema através dos métodos clássicos determinísticos de otimização*, os quais requerem continuidade e diferenciabilidade das funções do problema (objetivo e restrições).

Problemas com essas características são candidatos para tentativas de solução através de algoritmos genéticos. Os algoritmos genéticos são mecanismos de busca estocástica, direcionado pelas melhores soluções parciais, baseado nos processos de genética e seleção natural. Nessa analogia cada possível solução do problema é um indivíduo, e a função de otimização simula um ambiente de sobrevivência. Uma função de seleção escolhe quais indivíduos sobrevivem para interagirem, através de operadores genéticos de cruzamento e mutação, resultando em novas soluções parciais. Várias diferenças podem ser notadas entre os algoritmos genéticos e os métodos de procura convencionais **[3,4,9,10]**:

- (i) Manipulação de código: Os algoritmos genéticos exploram a semelhança entre boas soluções através da sua codificação, enquanto que os outros métodos controlam as variáveis diretamente.
- (ii) A procura pelo ótimo é feita a partir de uma “população” de pontos e não de um único ponto: Com mais pontos para basear a pesquisa, a probabilidade de convergência numa solução local se reduz.
- (iii) A procura é cega e feita por amostragem: A única informação necessária é a da função de otimização, não precisando, portanto, do uso de derivadas de qualquer ordem. A busca é guiada por soluções parciais, com a pesquisa sendo feita por amostragem e não por todo o espectro possível.
- (iv) Os algoritmos genéticos usam operadores estocásticos e não regras determinísticas: Os operadores genéticos agem com certa probabilidade (podem ocorrer ou não), e não com regras bem definidas. Isso difere os algoritmos genéticos dos mecanismos de busca aleatória **[9]**.

O algoritmo genético típico pode ser estruturado com os seguintes passos, em que $S(t)$ é a população de indivíduos (cromossomos) na geração t :

- Passo 0:* Fazer $t=0$ e escolher uma população inicial $S(0)$ de indivíduos.
- Passo 1:* Avaliar a aptidão de cada indivíduo na população $S(t)$.
- Passo 2:* Verificar o critério de parada. Se satisfeito, então FIM. Senão, fazer $t=t+1$ e ir para o Passo 3.
- Passo 3:* Selecionar $S(t)$ a partir de $S(t-1)$.
- Passo 4:* Aplicar cruzamento sobre $S(t)$.
- Passo 5:* Aplicar mutação sobre $S(t)$ e retornar para o Passo 1.

Neste artigo, cada indivíduo da população inicial escolhida no Passo 0 é um perfil de geração escolhido aleatoriamente. A avaliação de cada indivíduo da população $S(t)$, no Passo 1, é feita através do cálculo de uma função de aptidão. Neste trabalho, a função de aptidão é definida como sendo o índice de severidade do sistema para o despacho ativo e a configuração de rede dados. O índice de severidade é calculado pelo programa NH2. Vale ressaltar que o índice de severidade não pode ser expresso como uma função analítica das variáveis de controle, ou seja, da geração ativa. Na busca do melhor indivíduo (melhor perfil de geração, sob o ponto de vista da confiabilidade), no Passo 3 a população $S(t)$ é submetida a uma seleção dos melhores indivíduos, utilizando o método da roleta. A seguir, nos Passos 4 e 5, são aplicados os operadores genéticos cruzamento e mutação com o objetivo de formar uma nova população de indivíduos, completando assim uma iteração do algoritmo genético.

4.0 - IMPLEMENTAÇÃO COMPUTACIONAL

O conceito principal da implementação é utilizar o índice de severidade (IS) como função de aptidão do algoritmo genético, onde as variáveis são os despachos dos geradores. Este problema consiste de duas etapas: **(i)** executar o NH2 e extrair o IS; **(ii)** executar o algoritmo genético para a geração de indivíduos (novos despachos) cada vez melhores sob o ponto de vista do IS.

Embora os algoritmos genéticos sejam, invariavelmente, de fácil implementação computacional, se comparados aos métodos tradicionais de otimização, optou-se, neste trabalho, pela programação no ambiente MATLAB [7] com o objetivo de se utilizar os recursos disponíveis no “Genetic Algorithm and Direct Search Toolbox” [8]. Para utilizar esse aplicativo, que dispõe de diversas opções de operadores de cruzamento e mutação, foi necessária a codificação apenas da função de aptidão, que, no caso, foi o índice de severidade do sistema. O código desenvolvido compreende um conjunto de instruções necessárias para a execução recursiva automática do programa NH2.

Para cada indivíduo da população $S(t)$ é realizada uma chamada ao programa NH2, de forma que a solução do problema proposto é computacionalmente onerosa. A comunicação entre os resultados produzidos pelo programa NH2 (o índice de severidade) e as informações geradas pelo algoritmo genético em MATLAB (os indivíduos = perfil de geração) é feita através de arquivos de texto simples. A Figura 4.1 apresenta um esquema simplificado da estratégia adotada.

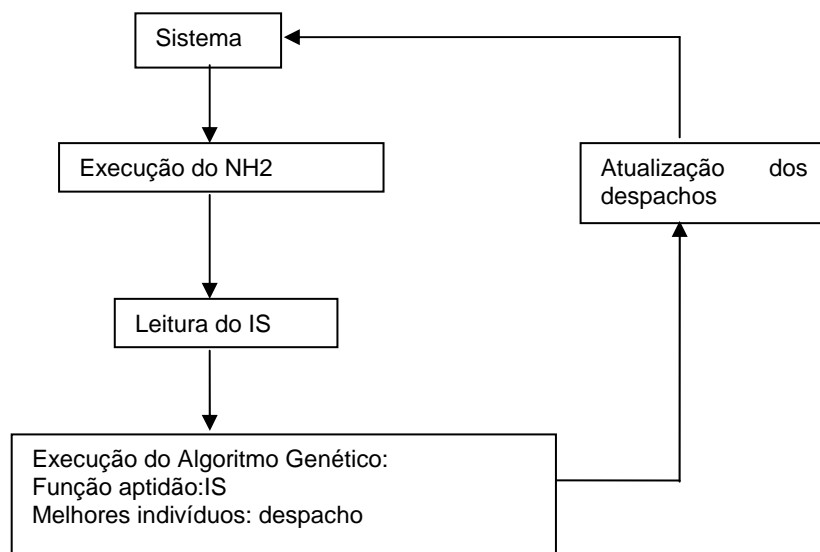


FIGURA 4.1- Otimizando a Confiabilidade Via Algoritmo Genético

5.0 - RESULTADOS PRÁTICOS

As simulações foram obtidas com um sistema elétrico fictício de pequeno porte (IEEE Reliability Test System [11]). Este sistema elétrico foi desenvolvido com uma base de dados suficiente para possibilitar a utilização de métodos e a realização de análises compostas de confiabilidade (geração/transmissão). O modelo de carga fornece informações horárias, durante um ano, em uma base por unidade (p.u.), podendo ser expressa de forma cronológica diária e possibilitando a modelagem de padrões sazonais. O sistema de geração possui 32 unidades e pode fornecer de 12 a 400 MW. São fornecidos tanto os dados estocásticos quanto os custos operacionais das unidades geradoras. O sistema de transmissão contém 24 barras de carga/geração conectadas através de 38 linhas ou autotransformadores com níveis de tensão em 138 e 230 kV. O sistema de transmissão possui cabos, linhas que utilizam uma mesma faixa de passagem e linhas que compartilham uma mesma torre. Nos dados fornecidos para o sistema de transmissão estão inclusos: comprimento de linha, impedância, limites de transmissão, além dos dados estocásticos.

A Figura 5.1 mostra os resultados obtidos, sob a forma da evolução da função aptidão escolhida, ao longo de 500 iterações do processo de otimização que, por sua vez, gera a cada ciclo, uma população com 50 indivíduos, ou seja, 50 conjuntos de despachos de potência ativa para o parque gerador do sistema. Como já foi observado, a função aptidão é dada pela severidade que é calculada pela divisão da expectativa da energia não suprida pela ponta de carga do sistema.

Quanto aos operadores genéticos, as seguintes características foram adotadas: *(i)* para o operador *seleção* utilizou-se o método estocástico uniforme; *(ii)* a reprodução utilizou o operador *elitismo* com dois genes; *(iii)* o *cruzamento* foi efetuado com probabilidade 0,8 ; *(iv)* a *mutação* foi emulada com função Gaussiana.

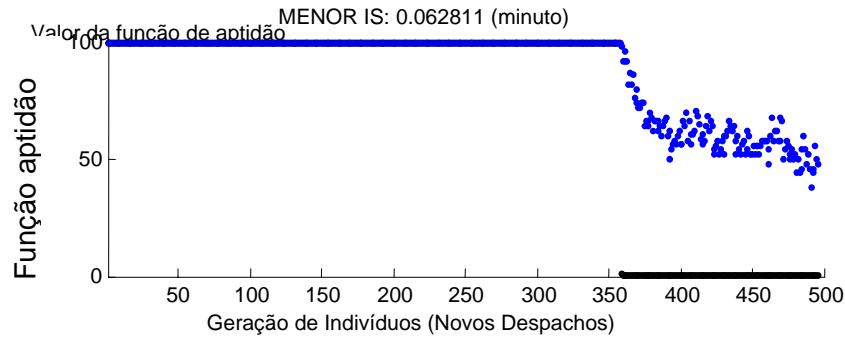


FIGURA 5.1- Evolução da Severidade ao Longo de 500 Iterações do Algoritmo Genético

Pode-se observar na Figura 5.1 um valor constante da função aptidão, situado no patamar de 100 minutos. Trata-se apenas de um artifício computacional que elimina processamentos desnecessários e reduz o tempo total de simulação. A Figura 5.2 é uma ampliação da Figura 5.1, porém com o foco nos resultados das últimas simulações. Nessa figura, fica evidente a convergência para o patamar de risco mínimo do sistema, expresso pelo valor de severidade igual a **0,0628 minutos**.

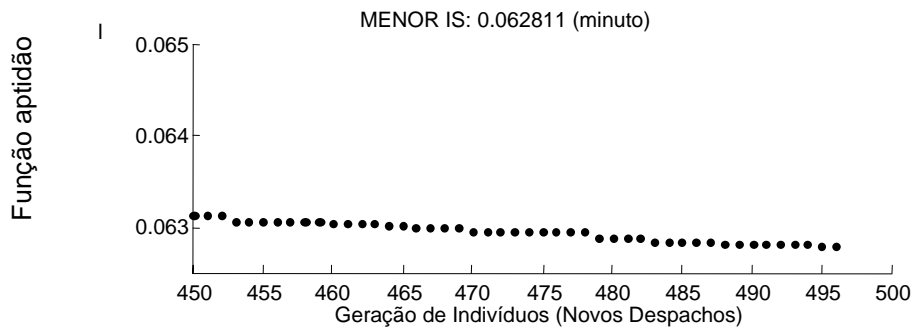


FIGURA 5.2- Evolução da Severidade nos Últimos Ciclos do AG

Finalmente, o despacho de cada uma das 10 máquinas do sistema, que produz a severidade mínima (0.0628 min), dentro da tolerância especificada, é mostrado na Figura 5.3.

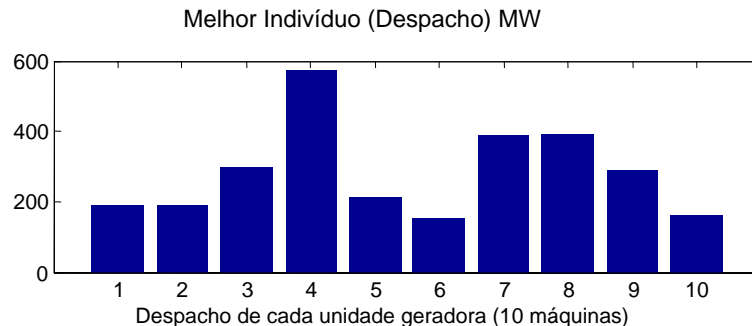


FIGURA 5.3- O Despacho Mais Robusto (Menor Nível de Risco Sistêmico)

6.0 - CONCLUSÕES

Este artigo apresentou uma *nova metodologia para determinação dos níveis ótimos de risco probabilístico de um sistema de potência como função do ponto de operação do mesmo*. A metodologia foi ilustrada, *sob forma conceitual*, para um caso simplificado no qual o índice de severidade mínimo de um sistema-teste foi determinado unicamente a partir de variações dos despachos de potência ativa, utilizando-se um algoritmo genético. *O sucesso encontrado aponta uma interessante alternativa para a determinação de pontos de operação de alta robustez perante contingências no sistema*.

A metodologia sugerida contém um vasto manancial de tópicos a serem investigados, entre os quais os seguintes merecem destaque:

- (i) Teste de novas combinações de conjuntos de controles, atuando simultaneamente, tais como despachos de reativos, controles de tapes, intercâmbios nas interligações, etc;
- (ii) Caracterização de heurísticas padronizadas para o tratamento generalizado através de algoritmos genéticos e investigação de técnicas alternativas de computação evolutiva, similares aos algoritmos genéticos;
- (iii) Consideração do binômio *segurança x economicidade* de despacho;
- (iv) Modelagem de restrições relacionadas ao regime transitório do sistema;
- (v) Elaboração de protótipo para teste de sistemas reais, buscando a eficiência computacional do processo.

7.0 - AGRADECIMENTOS

Os dois últimos autores agradecem o apoio proporcionado pelo CNPq e FAPERJ – PRONEX. Registra-se também o agradecimento dos autores ao Prof. Helder Siqueira Carvalho (CEFET, Campos), ao Eng. Marcos Amboni Keller (Tractebel) e ao Eng. André Bianco (Andrade & Canellas), pelo fornecimento de soluções para o tratamento computacional recursivo que inspirou a técnica adotada neste artigo.

8.0 - REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Billinton R., Kumar S., Chowdhury N., Chu K., Debnath K., Goel L., Khan E., Kos P. Nourbakhsh G., Oteng-Adjei J. **A Reliability Test System for Educational Purpose – Basic Data**. IEEE Transactions on Power System, Vol 4, Nº 3, August 1989.
- [2] Arentz D.S., Soto J.R.O., *Programa NH2*, Maio 2001.
- [3] Holland, J. H., *“Adaptation in Natural and Artificial Systems”*, MIT Press, 1975.
- [4] Goldberg, D. E., *“Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning”*, Addison-Wesley, 1989.
- [5] Roberto, M. L. R., *“Programação Ótima de Desligamentos em Redes de Energia Elétrica Utilizando Algoritmos Genéticos”*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal Fluminense, Instituto de Computação, Niterói, Março, 2004.
- [6] Carvalho, H. S., *“Computação da Confiabilidade de Sistemas de Potência em Ambiente Competitivo via Redes Neurais”*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal Fluminense, Instituto de Computação, Abril, 1999.
- [7] Pärt-Enander E. *et al.*, *“The MATLAB Handbook”*, Addison-Wesley, 1998
- [8] The Mathworks, *“Genetic Algorithms and Direct Search Toolbox User’s Guide”*, The Mathworks Inc., Natick, MA, EUA, 2004.
- [9] Soares, G. L., *“Algoritmos Genéticos: Estudo, Novas Técnicas e Aplicações”*, Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Minas Gerais, Escola de Engenharia, Junho, 1997.
- [10] Alander J.T., *“An Indexed Bibliography of Genetic Algorithms in Power Engineering”*, Dept. of Electrical Eng. and Production Economics, Report Series No. 94-1-Power, Draft 2003/07/09, University of Vaasa, Finland, 2003.
- [11] IEEE Committee Report, *“IEEE Reliability Test System”*, IEEE Trans. on PAS, Vol. 98, 1979, pp. 2047-2054.
- [12] Negreiros, A.V., *“Análise do Risco Probabilístico de Sistemas Elétricos Perante o não Redespacho de Potência Ativa”*, Monografia de Especialização, Universidade Federal de Pernambuco, Centro de Tecnologia e Geociências, 2003.