

ALGORITMOS GENÉTICOS NA EXTRAÇÃO DE REGRAS E SELEÇÃO DE ATRIBUTOS NA CLASSIFICAÇÃO DA QUALIDADE DE ENERGIA ELÉTRICA

Anderson Roges Teixeira Góes

Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia
Departamento de Expressão Gráfica – Universidade Federal do Paraná
artgoes@ufpr.br

Maria Teresinha Arns Steiner

Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia
Departamento de Engenharia de Produção – Universidade Federal do Paraná
tere@ufpr.br

RESUMO

A metodologia apresentada neste trabalho utiliza Algoritmos Genéticos na seleção de atributos e extração regras na Qualidade de Energia Elétrica (QEE). Para tanto, foram utilizados padrões e suas respectivas classes que se referem às atribuições das responsabilidades em relação aos afundamentos de tensão: fabricantes de equipamentos; consumidores ou concessionárias de energia elétrica, conforme realizado por Casteren et al., 2005. No desenvolvimento do trabalho, foram utilizados dados fornecidos por uma concessionária paranaense, que leva em consideração a tensão remanescente de cada um dos eventos, para um período de quatro meses, assim como a sua duração e frequência. Com a conclusão do experimento verificou-se que os resultados obtidos são satisfatórios, uma vez que as regras obtidas classificam todos os eventos corretamente. Desta forma, tem-se uma ferramenta para a classificação automática dos eventos, assim como para a exigência de ações preventivas dos reais responsáveis, de forma a garantir qualidade de energia elétrica adequada.

PALAVRAS-CHAVES: Classificação da QEE. Extração de Regras. Seleção de Atributos. Algoritmos Genéticos.

ABSTRACT

The methodology presented in this work uses Genetic Algorithms in the attributes selection and rules extraction in order to verify the Electrical Energy Quality (EEQ). In order to do that, it were used patterns and their classes which are related to the responsibilities related to the voltage sag: equipment manufacturer; consumer or electrical energy concessionaries, as it was done by Casteren et al., 2005. In the developing of this work, it were used data from a state (paranaense) concessionary which takes into account the remainder tension of each event, for a four months period, as well as its duration and frequency. With the experiment conclusion, it was verified that the results were satisfactoriness, because the obtained rules can classify all events correctly. In this way, we have a tool to automatic event classification, as well as to require preventives actions of the real responsible, in order to guarantee adequate electrical energy.

KEYWORDS: EEQ Classification. Rules Extraction. Attributes Selection. Genetic Algorithms.

1. Introdução

Atualmente, as empresas dos mais diversos ramos da economia buscam a melhoria em seus serviços, pois a prestação de serviços de alta qualidade é crucial para a competitividade. Com isso, há o crescimento do uso de equipamentos computadorizados com alta sensibilidade e que exigem uma boa Qualidade de Energia Elétrica (QEE).

Entende-se como boa qualidade de energia não somente a não interrupção do sistema elétrico, mas, também, o fornecimento de energia cuja tensão seja a mais próxima possível da ideal.

Oleskovicz *et al.* (2006) afirmam que existem muitos fenômenos que podem contribuir à má qualidade de fornecimento da energia elétrica. Entre eles, tem-se: afundamentos ou elevações de tensão, interrupções, distorções harmônicas, flutuações de tensão, transitórios oscilatórios ou impulsivos, ruídos, sobretensões, subtensões, dentre outros.

O fornecimento de energia com baixa qualidade acarreta danos como: redução do tempo de vida do equipamento; mau funcionamento de dispositivos de proteção; interrupções na produção, causando prejuízos aos consumidores e às empresas.

Como a qualidade de serviços prestados é cada vez mais exigida pelo consumidor e, principalmente, pelas Agências Reguladoras do Governo Federal ou Estadual, as concessionárias de energia têm buscado por soluções que possam satisfazer seus clientes quanto à melhora da QEE.

Uma das funções das Agências Reguladoras é compatibilizar a qualidade do serviço prestado com a tarifa a ser paga, sendo que tais elementos devem atender aos anseios da sociedade, equacionando o serviço desejável com o preço que se dispõe a pagar.

As concessionárias de energia são fiscalizadas pela Agência Nacional de Energia Elétrica – ANEEL, criada em 1997, que gerencia tecnicamente e controla os serviços prestados.

A ANEEL (2008) define os “parâmetros e valores de referência relativos à conformidade de tensão em regime permanente e às perturbações na forma de tensão” permitindo, com isso, que sejam fixados padrões para os indicadores de QEE. A classificação está associada às leituras (obtidas por meio de equipamentos que operam segundo o princípio da amostragem digital) em torno da tensão de referência, que corresponde à tensão nominal.

Assim, em busca de alta QEE firmou-se uma parceria entre uma Concessionária de Energia Elétrica e o Programa de Pós-Graduação em Métodos Numéricos em Engenharia (PPGMNE) da Universidade Federal do Paraná (UFPR). Esta parceria busca uma metodologia de classificação da QEE através dos afundamentos de tensão de forma a auxiliar a obtenção de altos índices no serviço oferecido pela concessionária.

Em um primeiro momento realizou-se a análise do problema e dos dados fornecidos. Em seguida, buscou-se trabalhos relacionados ao tema verificando os métodos aplicados e conclusões dos autores. No momento, o trabalho visa ao desenvolvimento uma metodologia e implementação de algoritmos que classifiquem a QEE.

O objetivo deste trabalho é apresentar um experimento utilizando Algoritmos Genéticos (AG) para a seleção de atributos e extração regras. As classes utilizadas estão baseadas no trabalho de Casteren *et al.*, 2005, que atribui as responsabilidades, quanto ao afundamento da tensão e conseqüente baixa da qualidade da energia elétrica, aos fabricantes de equipamentos, aos consumidores e às concessionárias de energia elétrica.

Os dados utilizados referem-se a uma subestação da concessionária, levantados durante um período de 4 meses (fevereiro a maio de 2008). A base de dados desta subestação possui 422 registros (daqui em diante denominado eventos) e 29 atributos.

A apresentação da metodologia, baseada em Casteren *et al.*, 2005, é apresentada na seção 2. Na seção 3 é discursado sobre duas abordagens de AG para descoberta de regras. A seção 4 apresenta uma análise prévia dos atributos da base de dados da Concessionária. A modelagem para o problema através de AG é apresentada na seção 5. Os resultados da implementação são apresentados na seção 6. Considerações finais são realizadas na seção 7.

2. Classificação da QEE

A aplicação da metodologia para este trabalho está baseada em Casteren *et al.* (2005). Os autores classificam os afundamentos de tensão de tal forma a indicar a responsabilidade pela causa do evento (consumidor, fabricante do equipamento ou concessionária).

O referido trabalho, que foi desenvolvido na Holanda, consiste em quantificar, normalizar e classificar os afundamentos de tensão. No artigo é apresentada a classificação dos afundamentos de uma subestação em função de sua duração, profundidade e frequência.

A classificação dos afundamentos é apresentada em uma tabela e é dividida em nove tipos de afundamentos (figura 1), agrupados em três regiões, onde cada região representa uma área de responsabilidade. Cada tipo de afundamento é definido pela tensão remanescente (profundidade), duração e frequência.

Nesta figura 1, a região superior (K0, M0, L0) representa a área em que é impossível reduzir ou aliviar os afundamentos, logo cabe ao fabricante desenvolver produtos que sejam capazes de resistir a estes afundamentos. Como não é possível definir um número máximo de eventos ocorridos nesta região, os autores não analisam esta região no trabalho.

	500 ms	10 s	5 min
100%	K0	M0	L0
90%			
80%			
70%	K1	M1	L1
60%			
50%	K2	M2	L2
40%			
30%			
20%			
10%			
1%			

Figura 1. Tipos de afundamentos (Casteren *et al.*, 2005).

A região intermediária (K1, M1, L1), consiste na área de responsabilidade do consumidor. Segundo os autores, deve-se encontrar um equilíbrio quanto à disposição do consumidor em pagar pela qualidade da energia ou arcar com equipamentos de reduzam os danos provocados pelos afundamentos. Esta região requer uma classificação clara e objetiva para facilitar a comunicação entre os consumidores e as concessionárias.

Na região inferior (K2, M2, L2) não se espera que os equipamentos resistam a estes afundamentos e economicamente é inviável a instalação de equipamentos para suportá-los. Portanto, a responsabilidade é da concessionária e cabe às Agências Reguladoras impor normas com relação a estas ocorrências.

Os autores não dispõem de dados detalhados de afundamento de tensão, medidos ou simulados, se restringindo a apresentar números fictícios na proposta de elaboração da norma (figura 2). Por exemplo, um consumidor pode experimentar por ano cinco afundamentos do tipo K1, três afundamentos do tipo M1 e dois afundamentos do tipo L1. Afundamentos do tipo M2 são permitidos apenas um a cada dois anos.

	500 ms	10 s	5 min
100%	---	---	---
90%			
80%			
70%	5	3	2
60%			
50%	0,8	0,5	0,2
40%			
30%			
20%			
10%			
1%			

Figura 2. Exemplo de um critério para caracterizar os afundamentos.

Para facilitar a comunicação entre consumidores e concessionária, os autores elaboraram uma etiqueta de classificação da QEE com base nos critérios para caracterizar os afundamentos (figura 3). Nesta classificação, “A” denota alta qualidade de energia, enquanto que “E”, baixa qualidade.

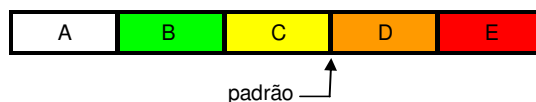


Figura 3. Etiqueta de qualidade de energia.

A classificação da QEE (figura 3) deve estar vinculada aos critérios que caracterizam os afundamentos (figura 2) e, para isto, os autores utilizam o critério do limite superior da etiqueta “C”, como mostrado na figura 4. De forma análoga criam tabelas de critérios adicionais definindo da mesma forma os limites superiores de “A”, “B”, “D” e “E”, conforme parâmetros indicados na parte superior das tabelas (figura 4).

	0,2			1		
	---	---	---	---	---	---
	1	0,6	0,4	5	3	2
	0,16	0,1	0,04	0,8	0,5	0,2
A	B			C		
	5			1,5		
	---	---	---	---	---	---
	2,5	1,5	1	7,5	4,5	3
	0,4	0,25	0,1	1,2	0,75	0,3

Figura 4. Método de classificação.

Concluem que este método de classificação é simples e consistente, pois requer apenas alguns fatores adicionais de multiplicação.

3. Seleção de Atributos e Classificação de Eventos

Segundo Carvalho (2005) existem pelos menos duas abordagens por Algoritmos Genéticos (AG) para a descoberta de regras:

- Abordagem de Michigan, onde cada indivíduo representa uma única regra. Assim, a população é o conjunto de regras para o problema.
- Abordagem de Pittsburgh, onde cada indivíduo da população representa um conjunto de regras para o problema.

Na primeira abordagem pode-se destacar os sistemas classificadores, cujo problema principal é a solução para o funcionamento do AG, pois a avaliação da aptidão dos indivíduos é, na verdade, a avaliação de toda a população.

A segunda abordagem é baseada no AG clássico, uma vez que a população consiste em diferentes soluções possíveis que competem entre si. Conforme Navas e Rouco (2009) esta abordagem admite dois tipos de representação dos indivíduos que influenciam na definição dos operadores:

- Clássica: os indivíduos são representados pela forma binária, assim, pode-se aplicar os operadores clássicos. No entanto, nesta representação os tamanhos dos indivíduos na população não precisam ser fixos.
- Ad-hoc: a codificação é mais próxima ao problema real, no entanto, precisa de operadores especiais. Ao desenvolver os operadores para este tipo de codificação, estes podem ser mais complexos, mas são mais eficientes por serem operadores específicos para o problema em questão. Outro fator importante para a utilização desta codificação é a fácil hibridação do algoritmo, que pode ocorrer no desenvolvimento dos operadores genéticos.

Sistema Gabil

O sistema GABIL, conforme Navas e Rouco (2009), utiliza a abordagem Pittsburgh. Neste sistema, os indivíduos são conjuntos de regras com codificação binária, mas com tamanho variável. Os operadores genéticos utilizados são os clássicos, mas com pequenas adaptações devido à variação do tamanho de cada indivíduo.

A representação comumente utilizada consiste na disjunção de conjuntos de regras. Cada regra que compõe o indivíduo consiste, na parte esquerda, da conjunção de “validações” e, na parte direita, a classe (JONG *et al.*, 1993).

O conceito de “validações” refere-se ao teste realizado para cada atributo: se o valor do atributo e do exemplo está no conjunto dado de valores, então é verdadeiro (1), senão falso (0). Não se perde a generalidade ao impor uma validação para cada atributo de cada classe, uma vez que as regras são compostas de formas conjuntivas com disjunção interna (podemos ter mais um valor para cada atributo).

Para melhor entendimento do sistema, a referência Navas e Rouco (2009) ilustra o procedimento com o seguinte exemplo: seja o conjunto de valores permitidos para cada atributo Cor {vermelho, amarelo, verde} e para a Forma {esfera, cubo, pirâmide, cone, cilindro}.

A representação do indivíduo na figura 5 representa o conjunto de regras da figura 6.

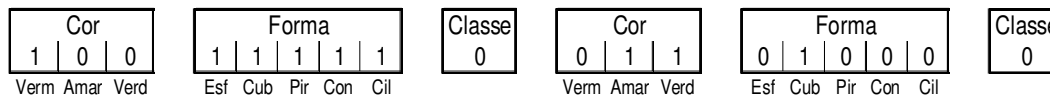


Figura 5. Representação do Indivíduo (Navas e Rouco, 2009)

<p>Se (cor= vermelho) Então classe=0</p> <p>Se (cor=amarelo ou verde) E (forma=cubo) Então classe=0</p>

Figura 6. Conjunto de Regras

Apesar do exemplo apresentar um conjunto de regras para apenas uma classe, é possível expandir o sistema para que apresente o conjunto de regras para várias classes. Sendo esta a metodologia inicial dos testes deste trabalho.

A função *fitness* apresentada em (1.1) evolui para conjuntos de regras que são completos e coerentes:

$$F(\text{indivíduo } i) = (\text{porcentagem de acertos})^2 \tag{1.1}$$

Assim, o sistema GABIL utiliza o formato básico do AG para resolver problemas complexos, como a extração de regras.

4. Análise Prévia dos Atributos da Base de Dados da Concessionária de Energia Elétrica

A Concessionária possui um aparelho chamado PQM (*Power Quality Meter*) que detecta eventos (afundamentos de tensão) da QEE. Com a seleção dos atributos e extração de regras de classificação a que este trabalho se propõe, é possível verificar os tipos de eventos que ocorrem na subestação sem o auxílio do PQM, uma vez que a extração das regras é realizada diretamente no banco de dados da Concessionária, associado aos eventos registrados no PQM. Outro fato importante na obtenção das regras para este problema é saber em quais subestações ocorrem eventos devido aos consumidores e fabricantes, e assim, instalar aparelhos PQM para validar estes registros.

Conforme já comentado, a base de dados da Concessionária possui 29 atributos. No entanto, muitos destes são do tipo “código do atributo” e “descrição do atributo” (este último refere-se ao primeiro) e outros são referentes a número do evento (protocolo), ou seja, os primeiros são atributos que fornecem a mesma informação e o último fornece um número diferente para cada evento. Assim, excluindo-se estes atributos, temos um total de 12 atributos (tabela 1).

Tabela 1. Atributos e quantidade de categorias por atributo

	Atributo	Quantidade de categorias
1	Código do alimentador	14
2	Área Elétrica	2
3	Causa	22
4	Componente afetado	21
5	Condição do clima	3
6	Conjunto elétrico ANEEL	3
7	Qtd de consumidores	7
8	Data inicial	4
9	Horário inicial	4
10	Duração	5
11	Orgão interno respons.	2
12	Tipo	3
	<i>Total</i>	90

Como forma de ilustração tem-se: as 14 categorias do atributo “Código do alimentador” referem-se ao alimentador que sofreu o evento; o atributo “Área Elétrica” possui as categorias: baixa tensão (BT) e alta tensão (AT; 13,8 kV); entre as 22 categorias de “Causa” temos manobras; abertura operação outra chave; e não identificada; “Condição do clima” é categorizada em: normal, chuvoso e chuvoso com vento. As categorias do atributo “Qtd de consumidores” referem-se a sete faixas de consumidores atingidos pelo evento: até 100 consumidores; 101 à 500; 501 à 1000; 1001 à 2000; 2001 à 5000; 5001 à 10.000; mais de 10.000. O atributo “Data inicial” é categorizado em faixas de dias do mês: dia 01 ao dia 08; dia 09 ao dia 15; 16 a 23; 24 ao último dia do mês. As categorias do atributo “Horário inicial” referem-se a quatro faixas de horário: 0h às 6h; 6h às 12h; 12h às 18hs; 18hs às 24hs. O atributo “Duração” possui cinco categorias: até 1h; 1h à 2hs; 2hs à 3hs; 3hs à 5hs; acima de 5hs.

5. Modelagem do AG para Extração de Regras e Seleção de Atributos

Esta metodologia é baseada no Sistema GABIL, diferindo pelo fato dos indivíduos possuírem tamanhos fixos. No entanto, por estarmos selecionando atributos, além da extração de regras, na solução do problema vemos que os indivíduos não possuem tamanhos iguais.

5.1 Variáveis de Decisão e Codificação dos Indivíduos

Cada indivíduo é composto de quatro grupos de variáveis (figura 7), sendo que o primeiro grupo “Atributos” indica os atributos que poderão ser utilizados na extração de regras e seleção de atributos. Do segundo ao quarto grupo indicam todos os atributos com suas categorias referentes às classes 1, 2 e 3, (fabricantes, consumidores, concessionária), respectivamente.

Atributos	Classe 1	Classe 2	Classe 3
-----------	----------	----------	----------

Figura 7. Codificação do indivíduo por grupos

Cada um dos grupos de 2 a 4 são compostos de conjunções internas em cada atributo e disjunções entre os atributos e são os antecedentes do condicional da regra preditiva das classes 1 a 3, respectivamente. Assim, todas as variáveis são binárias e no total tem-se 282 variáveis, ou seja, cada indivíduo é codificado com 282 bits (figura 8), o que caracteriza 2^{282} possíveis soluções no espaço de busca.

Atributos	1	2	...	11	12							12 variáveis
Classe 1	Atributo 1		Atributo 2		...		Atributo 11		Atributo 12			90 variáveis
	1,1	...	1,14	2,1	2,2	...	11,1	11,2	12,1	...	12,3	
Classe 2	Atributo 1		Atributo 2		...		Atributo 11		Atributo 12			90 variáveis
	1,1	...	1,14	2,1	2,2	...	11,1	11,2	12,1	...	12,3	
Classe 3	Atributo 1		Atributo 2		...		Atributo 11		Atributo 12			90 variáveis
	1,1	...	1,14	2,1	2,2	...	11,1	11,2	12,1	...	12,3	
TOTAL												282 variáveis

Figura 8. Codificação detalhada do indivíduo

Como o indivíduo é composto de 282 bits, aqui se apresenta apenas partes de sua codificação e a exemplificação será realizada com análise da figura 9 onde os atributos selecionados para a extração de regras são 1, 11 e 12, obtendo as regras a seguir:

- Se { Atributo1 (1 ∨ 2) ∧ ... ∧ Atributo11 (1 ∨ 2) ∧ Atributo12 (2 ∨ 3) } ⇒ Classe 1
- Se { Atributo1 (1) ∧ ... ∧ Atributo11 (1) ∧ Atributo12 (1) } ⇒ Classe 2
- Se { Atributo1 (2 ∨ 14) ∧ ... ∧ Atributo11 (2) ∧ Atributo12 (1 ∨ 2) } ⇒ Classe 3

Atributos												
1	2	...	11	12	...							
1	0	...	1	1	...							
Classe 1												
1,1	1,2	...	1,14	2,1	2,2	...	11,1	11,2	12,1	12,2	12,3	...
1	1	...	0	1	0	...	1	1	0	1	1	...
Classe 2												
1,1	1,2	...	1,14	2,1	2,2	...	11,1	11,2	12,1	12,2	12,3	...
1	0	...	0	1	1	...	1	0	1	0	0	...
Classe 3												
1,1	1,2	...	1,14	2,1	2,2	...	11,1	11,2	12,1	12,2	12,3	...
0	1	...	1	0	1	...	0	1	1	1	0	...

Figura 9. Exemplo de um indivíduo

5.2 Função Fitness

Ao iniciar o trabalho nos baseamos na função *fitness* proposta por Hand (1997). No entanto, alterações na função apresentada pelo autor foram necessárias, uma vez que o presente trabalho propõe extrair regras para três classes simultaneamente e ainda selecionar atributos.

Assim, a função *fitness* é dada por (5.1) a seguir.

$$\prod_i \left(\frac{ECC_i}{TEC_i} \right) - \left(\frac{ECI}{TE} \right), \quad (5.1)$$

onde:

- i* representa o número de classes, neste caso $i=1, 2, 3$;
- ECC_i = número de Eventos Classificados Corretamente na classe *i*;
- TEC_i = Total de Eventos da Classe *i*;
- ECI = número de Eventos Classificados Incorretamente;
- TE = Total de Eventos.

Entende-se por “eventos classificados incorretamente” os eventos que pertencem a uma classe *k* e foram classificados como classe *j* ou não foram classificados por nenhuma das regras.

5.3 Operadores

A codificação aqui utilizada permite a aplicação dos operadores tradicionais de mutação e de *crossover*, sendo utilizado o *crossover* de 1 ponto.

5.4 Software

O *software* utilizado para os testes no tratamento deste problema é o *MatLab* versão 7. Este *software* possui *toolbox* para AG e segundo o tutorial, vale salientar que todas as técnicas de seleção, operadores e outros elementos do AG foram implementados conforme Goldberg (1989).

6. Resultados dos Experimentos

Os testes realizados pela a abordagem descrita na seção 5 extraindo regras para três classes simultaneamente não apresentaram resultados satisfatórios. Assim utilizou-se a função *fitness*, conforme apresentada em (6.1).

$$\left(\frac{ECC}{TEC}\right) - \left(\frac{ECI}{TE}\right) \quad (6.1)$$

realizando a classificação dos eventos separadamente, ou seja, primeiro foi extraída uma regra somente para a classe 1, depois somente para a classe 2 e, por último, para a classe 3. Cabe ressaltar que a codificação do indivíduo permaneceu a mesma, apenas a função *fitness* foi alterada.

Com esta nova abordagem, foram obtidas as seguintes regras que classificam todos os eventos corretamente:

- Se Condição do Clima (1 ou 2) e Duração (1 ou 2 ou 3 ou 5 ou 6) e Órgão Interno Responsável (19190 ou 19189) então Classe 1
- Se Área Elétrica (4 ou 3) e Conjunto ANEEL (12241) então Classe 2
- Se Código do Alimentador (823620047 ou 823620070 ou 823620048 ou 823620034 ou 823620027) e Hora Inicial (12) e Tipo (3 ou 2) então Classe 3

A proposta de obter regras simultaneamente para as três classes é inviável para este problema e isto pode ser verificado analisando-se a solução obtida, uma vez que os atributos utilizados para classificar cada classe são diferentes. A metodologia utilizada para seleção de atributos e extração de regras baseada no sistema GABIL é válida nesta abordagem.

As regras foram obtidas utilizando as opções *default* do Matlab, exceto para a população inicial que foi alterada para 200 indivíduos. O critério de parada atingido foi “*Stall 50*”, ou seja, não houve melhora em 50 iterações consecutivas. Cabe ressaltar que foram realizados testes adicionais que também apresentaram soluções viáveis.

7. Considerações Finais

Com as regras obtidas neste trabalho, a Concessionária poderá verificar a responsabilidade pelos eventos, conforme a metodologia de Casteren *et al.*, 2005, e tomar as medidas de mitigação necessárias. Se a responsabilidade for do consumidor (maior ocorrência nos dados analisados), a referência Eurelectric (2002) sugere medidas corretivas, baseadas em armazenamento de energia para suprir, por um tempo limitado, a potência não fornecida pelo sistema:

- Máquinas rotativas com inércia adicional;
- Sistemas de energia ininterrupta;
- Armazenamento de energia a supercondutores;
- Compensador estático de reativos; e
- Restaurador de tensão dinâmico.

A abordagem utilizada para seleção de atributos e extração de regras do banco de dados da Concessionária é fundamental para próxima etapa do trabalho que consiste em definir novos indicadores de QEE; elaborar de novos índices, utilizando o DEC e FEC, que afetam diretamente os consumidores.

Referências

ANEEL (Agência Nacional de Energia Elétrica). Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional – PRODIST - Módulo 8 – Qualidade da Energia Elétrica. 2008

Carvalho, D. R. Árvore de Decisão / Algoritmo Genético para tratar o Problema de Pequenos Disjuntos em Classificação de Dados. Rio de Janeiro, 2005. Tese (Doutorado em Ciências em Engenharia Civil – Universidade Federal do Rio de Janeiro).

Casteren, L. F. L. van.; Enslin, L. H. R.; Hulshorst, W. T. J.; Kilng, W. L.; Hamoen, M. D.; Cobben, L. F. G. A customer oriented approach to the classification of voltage dips. In: The 18th International Conference and exhibition on Electricity Distribution - CIRED 2005.

EURELECTRIC. Power Quality in European Electricity Supply Networks - 1st edition. 2002.

Goldberg, D. E., Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning, Addison-Wesley, 1989.

Hand, D. J. Construction and Assessment of Classification Rules, New York: John Wiley & Sons. 1997.

Jong, K. A., Spears, W. M., Gordon, D. F. Using Genetic Algorithms for Concept Learning. Computer Science - Machine Learning. Volume 13, Numbers 2-3, p. 161-188. November, 1993.

Navas, R. P.; Rouco, F. J. M. Algoritmos Genéticos. Facultad de Informática de Sevilla. España. Disponível em <<http://www.cs.us.es/~delia/sia/html98-99/pag-alumnos/web11/indice.html>> Acessado em 09 de mai. 2009.

Oleskovicz, M.; Coury, D. V.; Carneiro, A. A. F. M.; Arruda, E. F.; Delmont, O.; Souza, S. A. Estudo comparativo de ferramentas modernas de análise aplicadas à qualidade da energia elétrica. Revista Controle & Automação Vol. 17 no 3. Julho, agosto e setembro 2006.