
GERAÇÃO DAS REGRAS DE INFERÊNCIA DE UM CONTROLADOR NEBULOSO UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS

Resumo Pesquisas recentes têm mostrado que sistemas inteligentes híbridos (unindo técnicas como computação evolucionária, lógica *fuzzy* e redes neurais) fornecem métodos eficientes para aplicações práticas. Ao se compensar as deficiências de uma técnica com os benefícios de outra, criam-se estruturas de enorme potencial (Jain e Jain, 1999; Ruan, 1997). Sabe-se que nem sempre é possível definir facilmente alguns parâmetros dos controladores nebulosos, devido a inexistência de alguma heurística aproveitável, ou impossibilidade de modelar de forma razoável o conhecimento preexistente sobre o sistema. Com o objetivo de minimizar esse problema, elaborou-se um procedimento utilizando algoritmos genéticos para gerar e otimizar a base de regras de inferência de um sistema nebuloso (*fuzzy system*), testado num sistema para isolamento de vibrações. Tal metodologia atribui um aspecto robusto e elegante à função requerida, comparativamente a outros métodos aplicáveis a problemas dessa natureza.

Palavras-chave: Controle Nebuloso, Algoritmos Genéticos, Isolamento de Vibrações, Otimização.

Abstract Recent researches have shown that hybrid intelligent systems (matching techniques like evolutionary computing, fuzzy systems and neural networks) provide efficient methods to practical applications. When the defectives features of a technique are compensate for the benefit of other, it is made structures with huge potential (Jain e Jain, 1999; Ruan, 1997). It is known that not always it is possible to define easily some of the fuzzy controllers' parameters, due to miss of some heuristic, or impossibility of modeling in a reasonable way the preexistent knowledge about the system. With the objective of minimizing that problem, a procedure was elaborated using genetic algorithms for generating and optimizing the inference rules set of a fuzzy system, tested in the vibration isolating system. Such methodology provides a robust aspect to the required function, comparatively to others methods that would be applied to problems of this nature.

Keywords Fuzzy Control, Genetic Algorithms, Vibration Isolating, and Optimization.

1 INTRODUÇÃO

Sistemas de controle baseados no conceito de lógica nebulosa (*fuzzy logic*), desenvolvido por Lofti Zadeh em meados de 1960, têm sido utilizados com sucesso em diversas áreas, tais como: eletrodomésticos, indústria automobilística, sistemas de auxílio à tomada de decisão e controle industrial (Jain e Jain, 1997). Nestas aplicações, as técnicas tradicionais podem ter dificuldade e/ou impossibilidade de atingir níveis desejados de eficiência, frente às características intrínsecas ao sistema, devido à necessidade de se agregar conhecimento especializado de operadores humanos, muitas vezes expresso sob formas imprecisas, vagas, ou até mesmo em situações em que o

sistema possui dinâmica pouco conhecida.

No entanto, na medida em que a complexidade do processo aumenta, torna-se difícil estabelecer a configuração ideal de alguns dos componentes de um sistema nebuloso. Pode-se, então, aplicar ferramentas cuja função primordial é fornecer, após uma fase dita *aprendizagem*, a solução procurada (Ruan, 1997). Para o caso em estudo aborda-se a geração e otimização da base de regras de inferência para o sistema *fuzzy*. Um cálculo simples evidencia a relevância desse trabalho. Ao se trabalhar com sistemas para os quais não é possível estabelecer empiricamente uma base de regras viável, um método exaustivo deveria testar um número de combinações extremamente elevado, seguindo a equação (1):

$$\text{Combinações} = S^{(E_1 * E_2 * \dots * E_n)} \quad (1)$$

onde S é o número de funções de pertinência da variável de controle (saída) do controlador *fuzzy* e E_1, E_2, \dots são as quantidades de funções de pertinência para cada variável de entrada. Para se ter idéia da impossibilidade de se adotar um método de busca exaustiva, para o sistema tratado nesse trabalho, com duas variáveis de entrada possuindo cinco funções de pertinência e a variável de saída sete, o número de bases de regras diferentes é da ordem de $1,34.10^{21}$.

A ferramenta escolhida como opção ao método exaustivo são os algoritmos genéticos, métodos dinâmicos de busca baseados em mecanismos de evolução e seleção naturais, em metáfora à biologia genética (Jain e Jain, 1997).

Os resultados positivos atingidos ratificam a viabilidade da fusão dessas abordagens em um sistema único inteligente.

As duas próximas seções apresentam brevemente as principais características dos sistemas nebulosos e dos algoritmos genéticos, usadas como pedra basilar para o desenvolvimento do trabalho. A seção seguinte descreve o problema tratado durante a implementação do algoritmo de geração automática da base de regras do controlador nebuloso. Em seguida, é descrito o método utilizado e são apresentados os resultados alcançados e conclusões obtidas.

2 LÓGICA E CONTROLE FUZZY

A lógica nebulosa possibilita um tratamento das implicações lógicas seguindo regras naturais de raciocínio, analisando condições e estipulando conseqüências (National Instruments, 1997; Shaw e Simões, 1999; Tsoukalas e Uhrig, 1997). Seus fundamentos advém da teoria dos conjuntos nebulosos (*fuzzy sets*), que permite a manipulação de expressões verbais abstratas (e.g. pequeno, próximo, muito rápido, etc.).

No entanto, embora seja possível modelar fenômenos através da lógica *fuzzy*, é requerido um processamento computacional

sobre esse modelo. É na etapa de “fuzzificação” ou “nebulização” que tais informações são convertidas em variáveis *fuzzy* para então ocorrer a formulação e execução de uma estratégia de controle. As grandezas provenientes do domínio do mundo real, captadas por sensores, dispositivos computadorizados ou mesmo provenientes de outros segmentos do processo de controle, sofrem essa conversão por meio da definição de um conjunto de funções lingüísticas de pertinência, que descrevem a entidade no domínio de abrangência.

A definição satisfatória da quantidade e grau de superposição entre as funções de pertinência é fundamental quando da aplicação de um controlador nebuloso (Shaw e Simões, 1999; Medeiros *et alii*, 2001). Ela influencia diretamente na fase seguinte do processo: a inferência ou lógica de tomada de decisão.

Nesta fase, um conjunto de regras (base de conhecimento) do tipo *se ... então ...* descrevem a dependência entre as variáveis lingüísticas de entrada e a de saída. Essa relação geralmente é determinada heurísticamente, quando se está trabalhando com sistemas simples, intuitivos ou aqueles já extensivamente estudados.

A inferência consiste de dois passos: agregação, quando se avalia a parte *se ...* de cada regra, através do operador “AND nebuloso”, o qual fornece o menor (*min*) dos dois valores de pertinência comparados; e a etapa de composição, ponderando as diferentes conclusões das regras ativas sob o operador “OR nebuloso”, que provê o maior dos parâmetros (*max*) (National Instruments, 1997; Shaw e Simões, 1999; Tsoukalas e Uhrig, 1997).

Após a inferência da ação a ser tomada, necessita-se de uma tradução do valor lingüístico para a variável numérica de saída, que pode representar atividades como ajustar a posição de um botão ou acionar uma válvula. Este passo é conhecido como “defuzzificação” ou “desnebulização”. Como pode acontecer de surgirem saídas distintas num mesmo momento, com diferentes graus de pertinência, deve-se encontrar o melhor compromisso entre essas ações contrastantes. A abordagem adotada neste trabalho consiste em calcular a média ponderada entre os valores de cada termo da variável lingüística de saída, segundo a equação (2), onde u_s é a saída de controle final e os u_i são as saídas intermediárias de cada regra ativa (National Instruments, 1997).

$$u_s = \frac{\sum_{i=1}^m n_i u_i}{\sum_{i=1}^m n_i} \quad (2)$$

3 ALGORITMOS GENÉTICOS

Baseados nas teorias da Evolução Darwiniana (Charles R. Darwin, 1809-1882) e da Seleção Natural (Gregor Mendel, 1822-1884), têm por objetivo encontrar o indivíduo ótimo de uma população geneticamente refinada. Esse modelo faz uma analogia computacional com os critérios probabilísticos da seleção e evolução naturais, por meio de simulações de gerações que se sucedem, formando assim uma população final mais adequada, ou adaptada, ao sistema em questão (Gabriel F., 1998).

Para tanto, primeiramente é feita uma representação cromossômica dos indivíduos da população. Os cromossomos são compostos por genes, dígitos alfanuméricos, que serão, tal

como na biologia, alterados quando da reprodução. Cada indivíduo é uma possível solução do problema.

O algoritmo inicia seu desenvolvimento criando aleatoriamente a primeira população. A partir daí, é calculada a adaptabilidade relativa de cada indivíduo ao sistema. Frente a esse cálculo, são selecionados (também por sorteio, mas obedecendo critérios probabilísticos) os elementos que pertencerão a geração seguinte. Para completar a população, efetua-se a reprodução dos pais selecionados, implementando-se, então, operadores genéticos, como Recombinação (*Crossover*) e Mutação. Cada operador genético tem uma taxa de ocorrência apropriada, em metáfora à biologia. O processo se repete até que uma condição de parada especificada seja atendida. (Gabriel F., 1998).

As vantagens no uso dos AG's para a otimização podem ser vistas na não necessidade de testar efetivamente cada combinação de pontos de um domínio em busca do melhor resultado (busca exaustiva). Dado o aspecto dinâmico da evolução, simultâneos pontos do espaço são verificados, explorando a existência de um máximo global para a solução do problema. Além disso trata-se cada indivíduo sob o ponto de vista de sua aptidão para ser considerado solução do problema, e não através de derivadas ou de informações correlatas (Gabriel F., 1998; Jain e Jain, 1999).

4 SISTEMA DE CONTROLE PARA ISOLAMENTO DE VIBRAÇÕES

Para verificar a eficácia do algoritmo proposto neste trabalho, na geração da base de regras para controladores *fuzzy*, com vistas a possíveis aplicações práticas, efetuou-se a simulação, via *software*, do controle *fuzzy* de um sistema eletromecânico para isolamento de vibrações. O objetivo é reduzir a transmissão de vibrações mecânicas entre uma base por onde tais vibrações se propagam e um sistema sensível aos seus efeitos.

O sistema eletromecânico a ser controlado (Araújo, 2002), mostrado na figura 1, consiste de uma alavanca bi-apoiada em sistema dotados de rigidez e amortecimento. O apoio central conta ainda com um servoposicionador que atua sobre o sistema provendo deslocamentos verticais que são usados para cancelar as vibrações provenientes da base, isolando a carga útil que está apoiada na extremidade livre da alavanca.

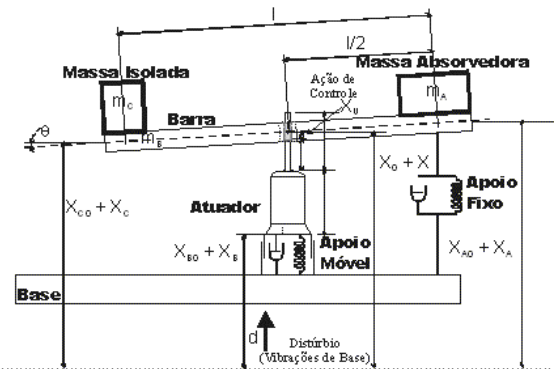


Figura 1: Sistema Eletromecânico para Isolamento de Vibrações

Um modelo não linear para o sistema a ser controlado é apresentado de maneira mais detalhada por Araújo and Yoneyama (2002). Este modelo foi obtido utilizando-se o método variacional, ou método de Lagrange, e resultou nas seguintes equações diferenciais, que descrevem o comportamento dinâmico da parte mecânica do sistema.

$$G(z) = \frac{8,208.10^6 z^5 - 5,818.10^6 z^4 - 2,394.10^5 z^3 + 3,327.10^5 z^2 - 1,15.10^5 z + 1,768.10^7}{z^6 - 5,578z^5 + 12,963z^4 - 16,062z^3 + 11,19z^2 - 4,156z + 0,643} \quad (6)$$

$$\ddot{q}_1 = \frac{-k_2(T_{11} + T_{12}) + k_1 \cos(q_2)(T_{21} + T_{22})}{T_D} \quad (3)$$

$$\ddot{q}_2 = \frac{-m(T_{21} + T_{22}) + k_1 \cos(q_2)(T_{11} + T_{12})}{T_D}$$

Onde as formulações completas dos termos m , k_1 , k_2 , T_{11} , T_{12} , T_{21} , T_{22} e T_D podem ser encontradas em Araújo and Yoneyama (2002), podendo-se então constatar que a maioria destes termos apresentam não linearidades significativas.

Araújo and Yoneyama (2002b) apresentaram também uma representação linear para equação (3), obtida através do truncamento dos termos de ordem superior da expansão em séries de Taylor das referidas equações diferenciais e, em seguida, aplicando-se a transformada de Laplace.

$$Y(s) = \begin{bmatrix} G_{X_u}(s) & G_d(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_U(s) \\ D(s) \end{bmatrix} \quad (4)$$

O modelo do sistema eletromecânico é então completado juntando-se ao modelo da porção mecânica o modelo do servoatuador, que é composto por um servomotor de corrente contínua com um fuso diretamente acoplado ao seu eixo. O modelo do servoatuador é dado por:

$$T_m \ddot{q}_m(t) + \dot{q}_m(t) = k_m e_{a(t)} \Rightarrow \Rightarrow T_m \frac{\ddot{x}_u(t)}{L_p} + \frac{\dot{x}_u(t)}{L_p}(t) = k_m e_{a(t)} \quad (5)$$

As funções de transferência $G_{X_u}(s)$ e $G_d(s)$ podem ser encontradas em Araújo and Yoneyama (2002) ou Araújo (2002). $X_U(s)$ é obtido aplicando-se a transformada de Laplace na equação (5) e $d(t) = L^{-1}[D(s)]$ é o distúrbio que representa as vibrações que se deseja isolar.

O modelo matemático discretizado (com um período de amostragem de 0,01 s) da função de transferência $G_{X_u}(s)$ que é usada para implementação do algoritmo proposto neste trabalho para geração de regras de controladores *fuzzy* é dado pela equação (6).

Este sistema, em malha fechada, sem um controlador, apresenta uma resposta caracterizada por dois modos principais. O primeiro, cuja influência é mais forte, é mais lento, e o segundo, apesar de mais rápido, exerce uma menor influência sobre a dinâmica do sistema. Com isso, o sistema apresenta uma resposta lenta, com um tempo de acomodação, para uma faixa de $\pm 2,0\%$ da referência, de aproximadamente 15 segundos. O tempo de subida de 0 à 100% é acima de 22 segundos. Mesmo considerando que a resposta não apresente *overshoot*, ela não pode ser considerada satisfatória para a grande maioria das aplicações práticas a que este tipo de sistema se propõe.

5 OTIMIZAÇÃO DE REGRAS

A etapa intermediária da atuação de um controlador nebuloso, a inferência, realiza uma consulta a uma base de regras. Normalmente essa base de regras é encontrada através da entrevista a um especialista sobre o sistema em questão. Outra possibilidade é a análise de uma base de dados (utilizando

métodos de *data mining*) da qual podem ser derivadas regras de controle. Uma proposta recente vislumbra a possibilidade de extrair o conjunto de regras de inferência de uma rede *neurofuzzy*, após a fase de aprendizado utilizando-se o sistema em questão (Medeiros *et alii*, 2002). No entanto, algumas vezes não é possível determinar empírica ou heurísticamente um conjunto adequado de regras de inferência. É o caso de sistemas pouco estudados ou de processos cuja dinâmica não é conhecida nem representável através de termos lingüísticos.

O presente trabalho propõe um método para, nesses casos, fornecer uma base de regras de inferência adequada ao controle do processo em questão. Como descrito nas seções anteriores, a ferramenta utilizada são os algoritmos genéticos e o problema abordado é o de isolamento de vibrações em sistemas dinâmicos.

Quanto ao algoritmo genético, as seguintes configurações foram adotadas:

- um cromossomo foi constituído por 25 genes, dado que a base de regras a ser encontrada possuía 25 células (cinco funções de pertinência descreviam as possíveis qualificações das variáveis lingüísticas de entrada erro e variação do erro, segundo os termos lingüísticos: muito negativo, negativo, zero, positivo e muito positivo);
- cada gene teve como alelos possíveis sete números, desde 0 até 6, correspondendo às sete funções de pertinência (do tipo *singletons*) de saída (tensão do motor);
- a população consistiu de 500 indivíduos, cada um com a representação completa de uma base de regras;
- em cada geração é feita uma seleção dos indivíduos mais aptos, por meio do método estocástico *roulette wheel*, ou roleta, (Gabriel F., 1998). Consiste em dividir um intervalo em regiões proporcionais à adaptabilidade relativa, realizando-se o sorteio de um número nesse intervalo e selecionando-se o indivíduo correspondente. Como normalmente ocorrem repetições, e apenas uma amostra de cada indivíduo pode pertencer à população seguinte, o restante da população é gerado através da “reprodução” entre os selecionados.
- foram implementados dois operadores de reprodução: mutação, com taxa de ocorrência de 5%, a qual sorteava um gene do cromossomo e atribuía a ele outro valor, e uma variação do *crossover* tradicional, com taxa de ocorrência de 100%, que através de uma máscara de bits gerava os cromossomos filhos com materiais genéticos resultantes de uma combinação de seqüências das cadeias genéticas de seus ancestrais (Braga *et alii*, 2000);
- como condições de parada estipulou-se a estagnação da evolução da adaptabilidade média da população (cinco gerações sem evolução significativa) ou a execução de um número máximo de gerações (200).

O cálculo da adaptabilidade de um indivíduo foi baseado na equação (7), relativa ao somatório do erro quadrático durante uma simulação. A adaptabilidade foi adotada como o inverso

desse somatório. Logo, quanto menor for o erro acumulado maior será a adaptabilidade do indivíduo, e conseqüentemente maior será a probabilidade de ele continuar na população.

$$J = \sum_{i=1}^n (y(k) - y_{ref}(k))^2 \quad (7)$$

Na equação, n é o número de iterações (fixo em 1000, correspondendo a 10 s, dado o período de amostragem ser 0,01 s), $y(k)$ é a saída da planta e $y_{ref}(k)$ é a saída de referência do sistema.

As funções de pertinência do controlador nebuloso foram determinadas heurísticamente, após uma análise das características do sistema estudado (como tempo de subida em malha fechada e resposta ao sinal de controle). Observou-se grande sensibilidade do sistema em relação a alterações nas funções de pertinência de suas variáveis.

Como o método dos algoritmos genéticos idealmente fornece uma solução correspondente ao máximo de uma função, a posse do indivíduo de maior adaptabilidade, garantindo um menor erro durante o processo de controle, reflete a otimização das funções de pertinência do controlador implementado.

6 RESULTADOS

A Tabela 1 exibe o conjunto das regras de inferência finalmente adotado, após a execução do algoritmo genético.

Tabela 1 : Regras de inferência

		Erro				
		NG	NP	Z	PP	PG
Variação do Erro	NG	NG	NP	NE	NE	PG
	NP	PO	NE	ZE	PP	NP
	ZE	NP	PP	ZE	ZE	PP
	PP	NG	PP	NG	NP	NP
	PG	NP	NP	NG	NE	PO

Na tabela, Z = zero, PP = positivo pequeno, PO = positivo, PG = positivo grande, NP = negativo pequeno, NE = negativo, NG = negativo grande.

Pode parecer, numa primeira análise, que algumas regras contrariam o senso comum, como a que indica que para um erro positivo pequeno e uma variação nula do erro a ação de controle adequada seria nula. No entanto, dois pontos devem ser considerados antes dessa conclusão: Primeiro, por se tratar de um sistema de sexta ordem, algumas ações de controle afetarão a planta depois de passado algum tempo, ou seja, essas regras estariam gerando sinais que só em momentos futuros atuariam. O outro argumento é baseado no fato de que a geração de regras ocorreu para uma referência degrau (com amplitude 0,1m). Assim, nem todas as regras seriam efetivamente utilizadas.

Para a base de regras encontrada obteve-se a resposta do sistema exibida na figura 2. O *overshoot* foi da ordem de 11% da referência e o tempo de acomodação de 1,3 s, para a faixa de 2%. Logo, observa-se uma melhora significativa em relação ao sistema sem o controlador projetado.

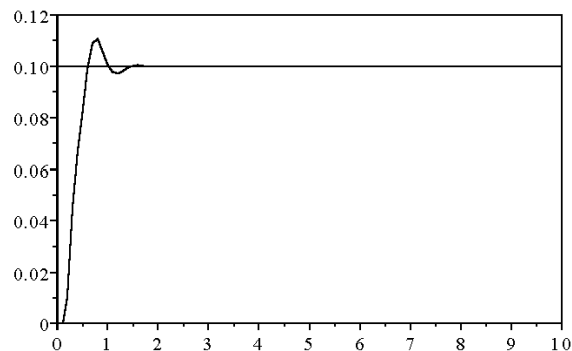


Figura 2: Simulação do controle da planta

Para tal resultado, o sinal de controle aplicado foi o exibido na figura 3. Vale observar que o controlador permitia a aplicação de sinais na faixa de -12 a 12 Volts.

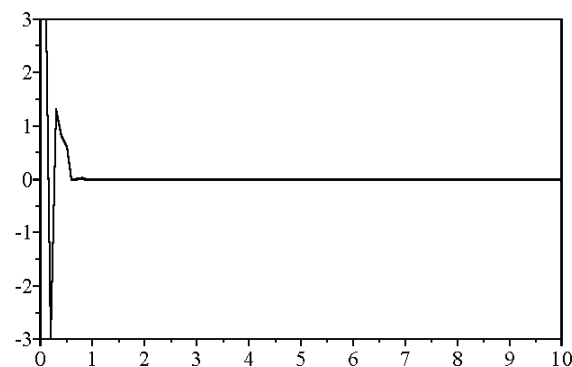


Figura 3: Sinal de controle

7 CONCLUSÕES

A crescente adoção de sistemas baseados em lógica nebulosa na solução de problemas de engenharia corrobora a eficiência de tal enfoque, (Tsoukalas e Uhrig, 1997). Pesquisas em todo o mundo, no entanto, surgem objetivando explorar ainda mais esse campo de potencial notável, de forma a facilitar ou possibilitar a definição dos componentes de um controlador nebuloso. Métodos que integram mais de um tipo de sistema inteligente, unindo os pontos fortes de um para compensar lacunas de outro, são ferramentas poderosas para superar esses desafios (Jain e Jain, 1999; Ruan, 1997). Verifica-se que a utilização de algoritmos genéticos é uma técnica eficiente para determinar parâmetros de um controlador *fuzzy*, fornecendo resultados extremamente satisfatórios.

Mesmo considerando o ambiente ideal de simulação do controlador, estima-se que abordagens análogas podem ser usadas para aplicações práticas em outras áreas da ciência. Os resultados obtidos para o sistema de isolamento de vibrações, relativamente difícil de controlar, justificam a relevância de um método de geração automática de uma base de regras de inferência para um controlador *fuzzy* em situações nas quais as abordagens comumente utilizadas não podem ser aplicadas.

As perspectivas para trabalhos futuros relacionam-se à geração automática de todo o sistema de controle nebuloso, desde a etapa alcançada até a configuração das funções de pertinência das variáveis internas do controlador e seus respectivos sinais de controle. Além disso, pode-se vislumbrar o estudo de técnicas em tempo real para a configuração dinâmica de controladores de sistemas físicos reais, dispensando a (muitas

vezes trabalhosa) tarefa de obtenção do modelo matemático da planta.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Araújo, F. M. U. (2002). Controladores Automáticos Inteligentes com Aplicações em Isolamento de Vibrações Mecânicas. Tese de Doutorado, Instituto Tecnológico da Aeronáutica, São José dos Campos, SP.
- Araújo, F.M.U. e Yoneyama, T. (2002), Modeling, Analyzing and Controlling of a Nonlinear Electro-Mechanical System to Intelligent Control of Vibration, *Proc. of the CONEM 2002*, João Pessoa, Paraíba, Brazil.
- Braga, A. P., T. B. Ludermir e A. C. P. L. F. Carvalho (2000). *Redes Neurais Artificiais*. LTC – Livros Técnicos e Científicos Editora S.A..
- Fuzzy Logic for G Toolkit, Reference Manual* (1997). National Instruments.
- Gabriel F., Oscar (1998). *Inteligência Artificial*, UFRN, em revisão.
- Jain, L. C. e R. K. Jain (1997). *Advances in Fuzzy Systems – Applications and Theory. Hybrid Intelligent Engineering Systems*. Vol. 11, World Scientific.
- Medeiros, A. V., A. L. Maitelli e O. Gabriel Filho (2001). Otimização das Funções de Pertinência de um Controlador Nebulosos utilizando Algoritmos Genéticos. *V Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*, Canela, RS.
- Medeiros, A. V., F. E. C. Souza e A. L. Maitelli (2002). Implementação de um Sistema de Extração de Conhecimento de Redes Neurofuzzy. *XIII Congresso de Iniciação Científica da UFRN*, Natal, RN.
- Ruan, D. (1997). Capítulos 1 e 11. *Intelligent Hybrid Systems – Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms*. Kluwer Academic Publishers.
- Shaw, I. S. e M. G. Simões (1999). *Controle e Modelagem Fuzzy*. FAPESP, Editora Edgard Blücher LTDA.
- Tsoukalas, L. H. e R. E. Uhrig (1997). *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*. A Wiley-Interscience Publication.