
ALGORITMOS GENÉTICOS PARA OTIMIZAÇÃO DE UM CONTROLADOR NEBULOSO PARA SUPRESSÃO DE VIBRAÇÕES

Fábio M. U. Araújo, Carlos A. G. Fonseca, André L. Maitelli, Anderson V. de Medeiros

DCA – CT – UFRN
CEP 59072-970 Natal, RN

meneghet@dca.ufrn.br, cagf@ufrnet.br, maitelli@dca.ufrn.br, vinicius@ufrnet.br

Resumo Neste trabalho um controlador nebuloso, tipo Takagi-Sugeno-Kang (TSK), utilizado para suprimir vibrações mecânicas, tem suas funções de pertinência otimizadas. Dada a dificuldade na definição de alguns parâmetros dos controladores nebulosos apresenta-se um procedimento utilizando Algoritmos Genéticos (AGs) para otimizar o conjunto das funções de pertinência, de entrada e saída, de tal controlador. O sistema de controle utilizado demonstra assim, a aplicação de duas técnicas de inteligência artificial na solução de um problema onde técnicas de controle linear não propiciam uma solução adequada. Por fim, através de simulação digital, analisou-se o desempenho do sistema controlado comprovando-se então a eficácia do algoritmo apresentado na otimização de controladores nebulosos.

Palavras Chaves: Controle Nebuloso, Supressão de Vibrações, Algoritmos Genéticos, Otimização.

Abstract: This paper presents a Genetic Algorithm (GA) procedure to optimize fuzzy systems. A Takagi-Sugeno-Kang (TSK) fuzzy controller, which is employed to improve vibration suppression, has its membership functions (MFs) optimized by using the proposed algorithm. Also input MFs, as output MFs parameters are optimized. This control system shows the application of two modern and powerful artificial intelligence (AI) techniques to solve a control problem that linear techniques maybe not useful. Lastly, digital simulation are employed to evaluate de optimized fuzzy controller in the suppress vibration task and, as a result, the efficiency of the presented optimization procedure.

Keywords: Fuzzy Control, Vibration Suppression, Genetic Algorithms, Optimization.

1 INTRODUÇÃO

Ao se lidar com informações, como no caso de modelos matemáticos, ou de qualquer outra natureza, para representação de fenômenos ou sistemas físicos, a incerteza e a imprecisão são aspectos que requerem uma grande atenção, pois estão ligados entre si ao mesmo tempo são opostos. Ao buscar um modelo mais refinado, diminuindo assim a imprecisão, acaba-se por aumentar a incerteza associada ao modelo. Por outro lado, apenas em modelos razoavelmente simples, e

conseqüentemente imprecisos, pode-se ter níveis reduzidos de incerteza. A teoria dos conjuntos nebulosos foi desenvolvida a partir de 1965 por Lotfi Zadeh, para tratar do aspecto vago da informação (Zadeh, 1965). Por ser menos restritiva esta teoria adequa-se muito bem ao tratamento de informações fornecidas por seres humanos, podendo ser usada na formulação de sistemas baseados em conhecimento.

Sistemas de controle baseados no conceito de lógica nebulosa vem sendo utilizados com sucesso em áreas nas quais as técnicas tradicionais podem não ser tão eficientes, como: eletrodomésticos, indústria automobilística e controle industrial sofisticados (Jain e Jain, 1997). Esta ineficiência das técnicas tradicionais estão relacionadas 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.

Porém utilização de controladores nebulosos implica no ajuste de vários parâmetros e a medida em que a complexidade do processo aumenta, torna-se difícil estabelecer a configuração ideal destes componentes de um sistema nebuloso. Sugere-se, então, a aplicação de Algoritmos Genéticos para otimização dos parâmetros de um controlador nebuloso utilizado para supressão de vibrações em um sistema eletro-mecânico baseado no princípio da alavanca. Aborda-se a otimização das funções de pertinência de entrada e de saída do controlador nebuloso. Busca-se neste trabalho um controlador que propicie ao sistema um bom desempenho considerando que o sinal de controle gerado deve obedecer às restrições impostas pela saturação do atuador. Como o projeto de controladores lineares com tais requisitos é uma tarefa bastante difícil tendendo a acarretar em controladores complexos e ainda assim com desempenho global insatisfatório, foi proposta a utilização de lógica nebulosa para projetar-se um controlador que satisfaça a estes requisitos. Para buscar uma configuração ótima deste controlador foi utilizado um AG. A grande contribuição deste trabalho é justamente a otimização deste controlador nebuloso.

Os resultados obtidos, neste trabalho e em vários outros, com a utilização de sistemas híbridos como este comprovam a eficiência da fusão destas abordagens, facilitando ainda mais o emprego do controle nebuloso.

2 LÓGICA E CONTROLE NEBULOSO

A Lógica Nebulosa foi desenvolvida originalmente por Zadeh em 1965, com a finalidade de servir como ferramenta matemática capaz de representar as variáveis lingüísticas, isto é expressões normalmente usadas pelos seres humanos que atribuem um valor não exato a uma característica variável do objeto em observação. Em oposição à Lógica Clássica de dois valores, a Lógica Nebulosa é de multivalores, ou seja, atribui-se a uma afirmação não o valor ‘verdadeiro’ ou o ‘falso’, e sim um grau de veracidade dentro de um intervalo numérico. Além disto, é possível um tratamento das implicações lógicas seguindo regras naturais de raciocínio, analisando condições e estipulando conseqüências (Shaw, 1999; National Instruments, 1997; Tsoukalas, 1997). Seus fundamentos advém da teoria dos conjuntos nebulosos, são eles que permitem a manipulação de valores incertos, expressões verbais abstratas (pequeno, médio, próximo, longe, rápido, muito rápido etc.).

No entanto, embora seja possível modelar fenômenos através da lógica nebulosa, é requerido um processamento computacional sobre este modelo. É na etapa de “nebulização” ou “fuzzificação” que tais informações são convertidas em números nebulosos para então ocorrer a formulação e execução de uma estratégia de controle. A definição satisfatória da quantidade de funções e do grau de superposição entre as funções de pertinência é fundamental quando da aplicação de um controlador nebuloso (Shaw, 1999). Ela influencia diretamente na fase seguinte do processo: a inferência ou lógica de tomada de decisão.

A inferência nada mais é do que um conjunto de regras (base de conhecimento) do tipo *se ... então ...* que descrevem a dependência entre as variáveis lingüísticas de entrada e a de saída. Esta relação geralmente é determinada heurísticamente. Ela consiste de dois passos: Agregação, quando se avalia a parte *se ...* de cada regra, através dos operadores “E nebuloso”, o qual fornece o mínimo dos dois valores de pertinência (μ) comparados, indicando quão adequadamente cada regra descreve o estado atual do sistema; e a etapa de composição, ponderando as diferentes conclusões das regras ativas sob o operador “OU nebuloso”, que prove o máximo dos parâmetros (Shaw, 1999; National Instruments, 1997; Tsoukalas, 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 funções como ajustar a posição de um botão, acionar uma válvula ou fornecer determinada tensão a um motor. Este passo é conhecido como desnebulização ou “defuzzificação.” 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. Um método que atinge essa meta é o “centro da área”, porém este requer muito esforço computacional, pois surgem em sua definição integrais que devem ser calculadas (National Instruments, 1997).

Uma segunda abordagem, adotada neste trabalho, consiste em calcular a média ponderada entre os valores de cada termo da variável lingüística de saída, segundo a equação (1).

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

Onde u_s é a saída de controle final e os u_i são as saídas intermediárias (National Instruments, 1997), e os μ_i são as pertinências relacionadas a cada regra.

Devido a sua capacidade de lidar com incertezas e imprecisões a lógica nebulosa tem se caracterizado como uma das tecnologias atuais bem sucedidas para o desenvolvimento de sistemas para controlar processos sofisticados (Driankov *et alii*, 1993; Lee, 1990; Castro, 1995; Dutta, 1993). Controladores que fazem uso desta tecnologia são chamados de controladores nebulosos e possibilitam a utilização de controladores simples para satisfação de requerimentos de projeto complexos, mesmo quando o modelo do sistema a ser controlado apresenta incertezas (Guerra *et alii*, 1997; Chiu and Chand, 1994; Karr and Gentry, 1993).

Neste trabalho projetou-se um controlador proporcional derivativo nebuloso, do tipo TSK, para atuar em um sistema eletromecânico baseado no princípio da alavanca, cujo principal objetivo é a redução da transmissibilidade de vibrações entre uma base sujeita a tais vibrações e uma dada carga útil sensível aos seus efeitos. Tal controlador teve suas funções de pertinência otimizadas através de um AG.

3 ALGORITMOS GENÉTICOS

Algoritmos Genéticos são métodos dinâmicos de busca baseado nos mecanismos de seleção e evolução natural, que têm o objetivo de encontrar o indivíduo ótimo de uma população geneticamente refinada. O processo de refinamento dá-se de geração a geração, isto é, com a renovação da população, obedecendo a critérios probabilísticos e/ou determinísticos, de seleção e reprodução naturais. Os Algoritmos Genéticos fornecem estratégias eficientes de busca que podem ser usadas em problemas de otimização, como é o caso, ou de classificação.

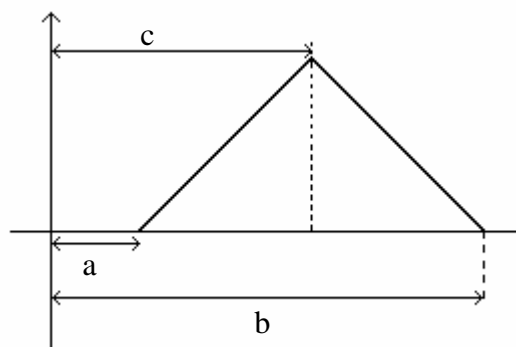


Figura 1 – Parâmetros a serem otimizados

t1	t2	a1	a2	b1	a3	b2	a4	b3	a5	b4	b5	A1	...	B5
----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	----	-----	----

Figura 2 – Indivíduo

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. No caso estudado cada indivíduo é formado por 22 genes. Os dois primeiros genes do indivíduo correspondem aos coeficientes t1 e t2 da função linear de saída do controlador nebuloso TSK, os demais genes são uma representação das funções de pertinência por seus pontos notáveis, como são funções triangulares, armazena-se a

informação das abscissas dos vértices, com a simplificação do uso dos vértices da base para se achar o terceiro vértice de cada triângulo, ver as figuras 1 e 2.

Os termos de a_1 a b_5 são as abscissas dos triângulos que representam as funções de pertinência do erro, que são cinco: negativo grande (NG), negativo pequeno (NP), zero (Z), positivo pequeno (PP) e positivo grande (PG). Já de A_1 a B_5 tem-se as abscissas dos triângulos que representam as funções da derivada do erro.

As abscissas c são obtidas através da metade da diferença entre os termos a e b , onde a subtração tem como primeira parcela o termo de maior módulo, quando se trata de abscissas negativas, e a primeira parcela passa a ser o termo b quando este é positivo.

A primeira população normalmente nasce de maneira aleatória ou randômica. É recomendado apenas o cuidado para que seus indivíduos constituintes tenham uma ampla representatividade da classe de problema em estudo. Caso contrário, corre-se o risco do processo de busca paralisar em um ponto de máximo local, problema de maximização, ou mínimo local, problema de minimização, como é o caso, fornecendo assim um resultado indesejável para a solução global do problema.

Cada indivíduo ou cromossomo de uma determinada população é avaliado de acordo com uma função matemática que traduz o seu comportamento. Tal função é denominada de Função de Avaliação, no caso a função é dada pela soma ponderada entre o quadrado do erro e o quadrado da variação do erro, procura-se neste problema minimizar esta função. Foi dado um menor peso (0,17/1) ao quadrado da variação do erro na função de avaliação, pois observou-se que quanto maior a sua influência nesta função maior é o tempo de acomodação do sistema.

Além do cálculo da Função de Avaliação, também é interessante conhecer a Adaptabilidade e a Adaptabilidade Relativa, esta última é utilizada na etapa de seleção para definir qual a chance de cada indivíduo ser selecionado.

A Adaptabilidade indica quanto um determinado indivíduo está adaptado aos aspectos modelados matematicamente pela Função de Avaliação. Normalmente é feita igual ao valor da Função de Avaliação, quando esta é maior que zero. Caso contrário, obtém-se a Adaptabilidade somando um valor pequeno, arbitrado, à todos os valores de Função de Avaliação, de tal forma que a Adaptabilidade seja sempre positiva.

A Adaptabilidade Relativa indica a adaptação de um determinado indivíduo em relação aos demais indivíduos da população. A Adaptabilidade Relativa de um indivíduo i é calculada pela seguinte fórmula:

$$ADR_i = \frac{AD_i}{\sum_{j=1}^n AD_j} \quad (2)$$

A soma das Adaptabilidades Relativas de uma população deve ser igual a um.

Calculadas as Adaptabilidades Relativas e em não sendo atingido algum critério de parada, chega-se a etapa de seleção. Selecionar significa escolher quais os indivíduos que darão origem à nova população ou nova geração.

Os indivíduos selecionados são chamados de pais. Basicamente, existem três tipos de seleção, que são: Determinística, Estocástica e Híbrida. O critério de escolha da seleção determinística contempla somente os indivíduos que atendem a determinadas características previamente estabelecidas como desejáveis. Os indivíduos que não atenderem o critério de escolha serão eliminados sumariamente, portanto, não há a menor chance de um indivíduo que não satisfaça os requisitos vir a ser escolhido para fazer parte da próxima geração.

Na seleção estocástica a cada etapa do processo, os indivíduos que apresentarem maior adaptabilidade terão mais chance de serem escolhidos, os de menor adaptabilidade terão menos chance de serem escolhidos, mas poderão ser escolhidos.

Na seleção híbrida parte do processo de seleção segue critérios de escolha determinísticos e o restante, critérios estocásticos. Neste trabalho foi utilizado este tipo de seleção, pois garante-se que o melhor indivíduo sempre será selecionado e os demais são selecionados estocasticamente.

O processo de seleção utilizado neste trabalho é o da roleta. É um processo eminentemente estocástico, portanto, é probabilístico e variante de geração a geração. A ordem de construção da roleta deve ser a mesma ordem de formação da população em cada geração, sob pena de degradação da complexidade em tempo do algoritmo. Isto quer dizer que, constituída a população, a ordem de montagem da roleta deve ser a mesma ocupada pelos seus correspondentes indivíduos. Funciona de maneira similar a uma roleta de cassino, com a diferença de que a coroa circular é dividida em setores com áreas proporcionais à Adaptabilidade Relativa de cada indivíduo, obedecendo a mesma ordem que são gerados. Quanto maior a área do setor circular, maior a probabilidade do correspondente indivíduo vir a ser escolhido para o papel de pai na próxima etapa de reprodução.

A reprodução é a fase do AG em que os indivíduos-filho são gerados, a partir de um processo envolvendo os indivíduos-pai selecionados, com o objetivo de completar a nova geração, em substituição aos indivíduos repetidos que surgiram na fase de seleção. A reprodução é ocasional. Poderá ocorrer de acordo com uma taxa de ocorrência pré-fixada pelo projetista.

A reprodução dá-se através da ação de operadores genéticos, os quais são aplicados sobre os pais, gerando os filhos. Podem ser aplicados os seguintes operadores genéticos: Recombinação, Mutação, Inversão, Rotação e Clonagem. Neste projeto foram aplicados os operadores de Recombinação, Mutação e Clonagem.

Recombinação é um operador genético biparticipado, pois envolve a participação de dois indivíduos-pai. A técnica da recombinação consiste na troca de material genético entre os pais, gerando dois candidatos a filhos. São escolhidos aleatoriamente dois pontos que delimitarão a região de troca dos genes compreendidos entre estes pontos, no caso da recombinação interna. Na recombinação externa seriam permutados os materiais genéticos situados fora dos pontos de recombinação. Uma outra variante deste processo, utilizada neste trabalho, é a recombinação de um único ponto, em que somente um ponto é escolhido, permutando-se os genes à direita ou à esquerda do ponto, mantendo-se inalterada a outra parte dos cromossomos. Independentemente de como se processa a recombinação, ela sempre gerará dois filhos. Destes dois filhos apenas um sobreviverá. A escolha do filho

sobrevivente, o qual se tornará um indivíduo na próxima geração, pode ser por sorteio onde a escolha é feita pelo simples sorteio entre os dois candidatos a filho; ou elitista em que a escolha recai sobre o candidato de maior adaptabilidade, em caso de empate usa-se o critério do sorteio.

Mutação é um operador genético monoparticipado, pois envolve a participação de apenas um indivíduo-pai. Esta técnica consiste na mudança, na posição sorteada, de um único gene do material genético do pai, para outro alelo possível, gerando um indivíduo-filho na próxima geração, admitindo-se que este filho venha a possuir alguma característica adicional que lhe favoreça melhor adaptação que o pai gerador. É escolhido aleatoriamente um ponto que identificará a posição do gene que sofrerá a transformação.

Clonagem também é um operador genético que envolve a participação de apenas um indivíduo-pai. Consiste em se criar o indivíduo-filho copiando-se o indivíduo-pai.

Foram adotadas quatro condições de parada, mutuamente exclusivas: a) Quando a n -ésima geração possuir pelo menos um indivíduo que seguramente satisfaça a solução do problema, sendo n um número inteiro positivo menor que a quantidade máxima de gerações fixada na inicialização do Algoritmo Genético;

b) Quando a n -ésima geração atingir a quantidade máxima de gerações fixada na inicialização do Algoritmo Genético, sem que tenha conseguido descobrir pelo menos um indivíduo que satisfaça a solução do problema;

c) Quando o melhor indivíduo se repetir por um número de vezes, pré-estabelecido, seguidas. Isto é chamado de encerramento por estagnação do melhor indivíduo;

d) Quando a média da população não se alterar por uma certa quantidade de vezes, também estabelecida. Este caso é chamado de encerramento por estagnação da população.

4 O SISTEMA ELETROMECÂNICO

O sistema eletromecânico a ser controlado, mostrado na Figura 3, 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.

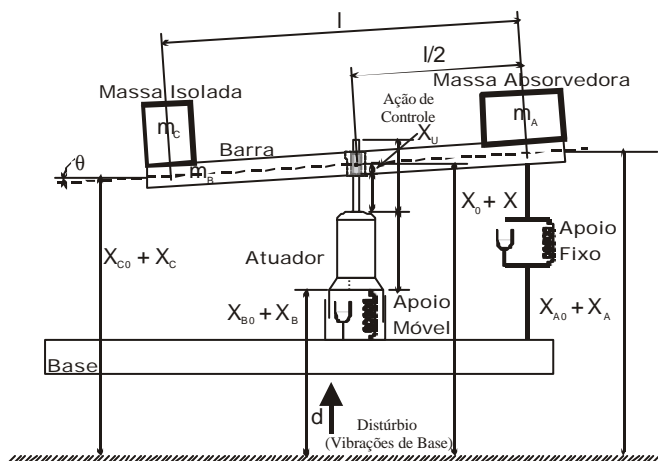


Figura 3 – Sistema Eletromecânico.

Diversos modelos matemáticos, com diferentes graus de complexidade, têm sido apresentados para tal sistema. Araújo e Yoneyama (2002) apresentaram o seguinte modelo linearizado no domínio da frequência para porção mecânica do sistema:

$$Y^S(s) = \begin{bmatrix} G_{X_U}^S(s) & G_d^S(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_U(s) \\ D(s) \end{bmatrix} \quad (3)$$

E a seguinte equação diferencial, também linear, para a porção elétrica:

$$T_m \ddot{\theta}_m(t) + \dot{\theta}_m(t) = k_m e_a(t) \Rightarrow T_m \frac{\ddot{x}_u(t)}{L_p} + \frac{\dot{x}_u(t)}{L_p}(t) = k_m e_a(t) \quad (4)$$

onde os parâmetros e variáveis que constam em (3) e (4) podem ser encontrados em Araújo e Yoneyama (2002).

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 eq.(5):

$$G(z) = \frac{\beta_1 \cdot z^5 - \beta_2 \cdot z^4 - \beta_3 \cdot z^3 + \beta_4 \cdot z^2 - \beta_5 \cdot z + \beta_6}{z^6 - \alpha_1 \cdot z^5 + \alpha_2 \cdot z^4 - \alpha_3 \cdot z^3 + \alpha_4 \cdot z^2 - \alpha_5 \cdot z + \alpha_6} \quad (5)$$

Onde:

$$\begin{aligned} \beta_1 &= 8,208 \cdot 10^{-6} & \beta_2 &= 5,818 \cdot 10^{-6} & \beta_3 &= 2,394 \cdot 10^{-5} & \beta_4 &= 3,327 \cdot 10^{-5} \\ \beta_5 &= 1,15 \cdot 10^{-5} & \beta_6 &= 1,768 \cdot 10^{-7} & \alpha_1 &= 5,578 & \alpha_2 &= 12,963 \\ \alpha_3 &= 16,062 & \alpha_4 &= 11,19 & \alpha_5 &= 4,156 & \alpha_6 &= 0,643 \end{aligned}$$

5 O CONTROLADOR NEBULOSO

O controlador nebuloso otimizado neste trabalho foi inicialmente projetado por Araújo et.al. (2001) com base em um modelo simplificado do sistema eletromecânico descrito anteriormente. Em seguida, Araújo (2002) mostrou que a utilização do controlador apresentado por Araújo et.al. (2001) no controle de um modelo mais acurado, e não-linear, para o sistema proposto não era viável e propôs empiricamente um novo ajuste para tal controlador com base no comportamento dinâmico de um modelo linear obtido a partir do truncamento dos termos de ordem superior da expansão em séries de Taylor das equações diferenciais que descrevem a dinâmica não linear do sistema eletromecânico.

As figuras 4 e 5 mostram a configuração das funções de pertinência do erro e de sua derivada utilizadas em Araújo et.al. (2001), os resultados encontrados com o Algoritmo Genético trazem configurações diferentes desta.

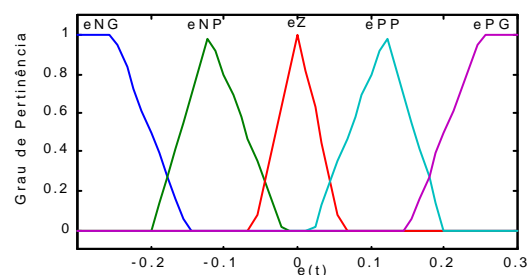


Figura 4 – Funções de Pertinência da entrada 'erro' (Araújo et.al., 2001).

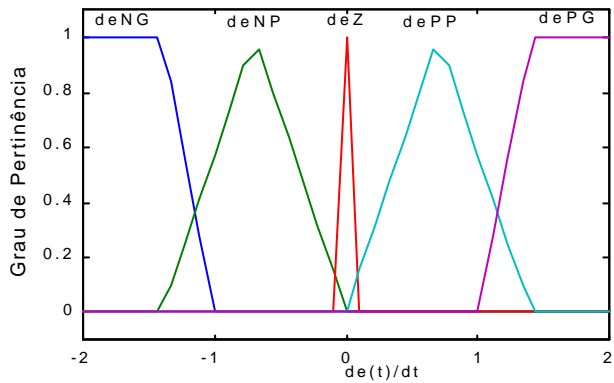


Figura 5 – Funções de pertinência da variável ‘derivada do erro’ (Araújo et.al., 2001).

Para saída do controlador utilizou-se quatro funções de pertinência do tipo TSK, duas constantes e uma de primeira ordem conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1– Funções de saída(Araújo et.al., 2001).

Nome da Função	Parâmetros
SatP	12
SatN	-12
Linear	[10 100 0]
A_Fino	[100 100 0]

5.1 A base de regras

A base de regras utilizada por Araújo et.al. (2001) foi:

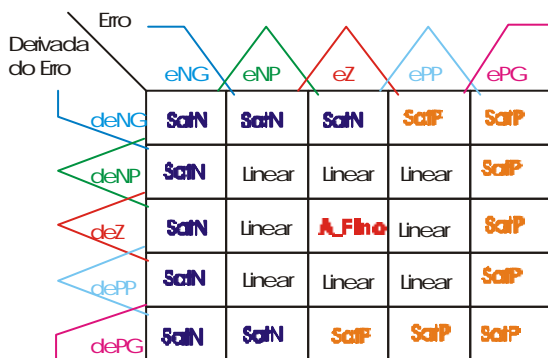


Figura 6 – Base de regras (Araújo et.al., 2001).

6 RESULTADOS DAS SIMULAÇÕES

O sistema eletromecânico com o controlador nebuloso otimizado, que utilizou na saída apenas uma função linear além das duas funções constantes, apresentou um desempenho satisfatório. Com relação ao acompanhamento de sinais de referência, para um degrau com amplitude de 10cm (0,1m) obteve-se uma resposta sub-amortecida. Tal resultado foi obtido com um sinal de controle dentro da faixa de saturação do servomotor, conforme figuras 7 e 8.

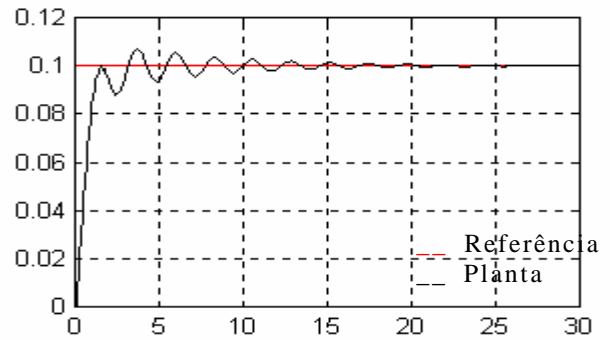


Figura 7 – Acompanhamento de uma referência degrau com o controlador nebuloso otimizado.

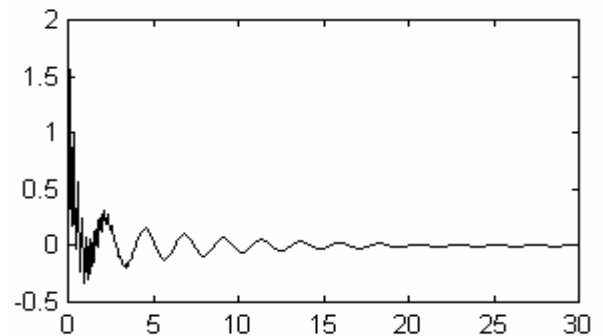


Figura 8 – Saídas do controlador nebuloso otimizado.

Esta foi a melhor resposta obtida em uma série de testes. Para cada teste foi utilizada uma população de 10 indivíduos e 20 gerações. Para avaliação de cada indivíduo utilizou-se 1000 iterações, considerando o tempo de amostragem de 0,01s é como se cada indivíduo fosse utilizado para testar a planta durante 10s.

Para a obtenção deste resultado utilizou-se a seguinte configuração do AG: para cada reprodução foram selecionados aproximadamente 50% da população, dentre eles foi garantida a presença do indivíduo mais apto, os demais indivíduos foram selecionados de forma probabilística, podendo até se repetir. Havia 80% de chance de haver Recombinação entre os indivíduos selecionados, 15% de ocorrer Mutações, 5% de acontecer a Clonagem do indivíduo-pai, por fim em alusão a casos que ocorrem de uma mãe estar grávida e seu filho sofrer mutação, havia 50% de chance de ocorrer Mutações após algum dos três operadores genéticos terem sido aplicados. Este artifício foi utilizado para fazer com que a população permanecesse de geração em geração sendo formada por indivíduos diferentes, evitando o grande número de repetições de indivíduos.

Foram realizados vários outros testes com diferentes configurações de Algoritmos Genéticos e então chegou-se a um outro problema que é otimização do Algoritmo Genético, quais as probabilidades ótimas de se aplicar cada operador de reprodução, qual a quantidade de indivíduos que deve ser selecionada para gerar a nova população, qual deve ser o tamanho da população, como deve ser a função custo.

Para se chegar a configuração na qual foi obtido os melhores resultados observou-se o comportamento do sistema quanto a tempo de processamento, resposta do sistema e abrangência da busca durante as várias gerações.

7 CONCLUSÕES

Um modelo linear do sistema eletromecânico para isolamento de vibrações mecânicas através da redução da transmissibilidade destas vibrações entre uma base e uma carga útil, apresentado por Araújo e Yoneyama (2002), foi utilizado como planta para a otimização de um controlador nebuloso proposto inicialmente por Araújo et al. (2001) para um modelo simplificado do sistema eletromecânico apresentado. Para encontrar os parâmetros ótimos deste controlador foi implementado um AG com três operadores de reprodução diferentes de forma dar maior chance de que a busca pelo indivíduo ótimo de geração em geração seja feita com uma boa abrangência. A técnica de inteligência artificial híbrida, composta pelo uso de AGs e Lógica Nebulosa, foi empregada com sucesso no projeto e otimização de um controlador nebuloso, que apesar de ser não linear tem uma arquitetura simples e de fácil implementação prática.

O AG permitiu que se chegasse a uma configuração ótima do controlador nebuloso em um curto período de tempo.

Assim foi alcançado o objetivo estipulado para este trabalho, que foi o de mostrar que a utilização de AGs para otimização de controladores nebulosos é bastante eficiente e resolve o problema de configuração de controladores deste tipo.

REFERÊNCIA BIBLIOGRÁFICA

- Araújo, F.M.U., T. Yoneyama e C.L. Nascimento Jr. (2001). Um Controlador Nebuloso TSK Aplicado em um Sistema para isolamento de Vibrações. *Proc. of the V SBAI*, Canela, Brazil.
- Araújo, F.M.U. e T. Yoneyama (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.
- Araújo, F. M. U. (2002). Controladores Automáticos Inteligentes com Aplicações em Isolamento de Vibrações Mecânicas. Tese de doutorado apresentada no Instituto Tecnológico da Aeronáutica, São José dos Campos, SP.
- Castro, J.L. (1995). Fuzzy logic controllers are universal approximators. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*. 25(4). Pp.629-635.
- Chiu, S. and S. Chand (1994). Adaptive traffic signal control using fuzzy logic. *The Institute of Electrical and Electronics Engineers, Inc.*, New York.
- Driankov, D., H. Hellendoorn and M. Reinfrank (1993). An Introduction to Fuzzy Control. Springer-Verlag.
- Dutta, S. (1993). Fuzzy logic applications: Technological and strategic issues. *IEEE Trans. on Engineering Management*. 40(3). pp.237-254.
- Gildin, E., L. A. Moscato e R. Gonzalez-Lima (1997). Desenvolvimento de um Controlador Adaptativo Para Manipuladores Flexíveis com Incertezas de Cargas. *Anais em CD-ROM do XIV COBEM*. Bauru, São Paulo.
- Guerra, R., S. A. Sandri and M.L.O.S (1997). Controle de altitude autônomo de satélites usando lógica nebulosa. *Anais do SBAI'97*. Vitória, Espírito Santo, pp.337-342.
- Guerra, R. (1998). Projeto e simulação do controle de atitude autônomo de satélites usando lógica nebulosa. Master's Thesis, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – INPE. São José dos Campos. São Paulo.
- Jain, L. C. e R. K. Jain (1997). Advances in Fuzzy Systems – Applications and Theory. *Hybrid Intelligent Engineering Systems*. Vol. 11, World Scientific.
- Jones, D. I., A. R. Owens and R. G. Owen (1996). A Control System for a Microgravity Isolation Mount. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol. 4, nº 4, pp.313-325.
- Karr, C.L. and E. J. Gentry (1993). Fuzzy control of Ph using genetic algorithms. *IEEE Trans. On Fuzzy Systems*. 1(1). pp.46-53.
- Lacerda, H. B. and E. M. Belo (1997). Motion Control of a Biaxial Machine Tool Using a Versatile Cross-Coupling Controller. *Anais em CD-ROM do XIV COBEM*. Bauru, São Paulo.
- Lee, C.C. (1990). Fuzzy logic in control systems: Fuzzy logic controller (part i). *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics*. 20(2). pp.404-418.
- National Instruments (1997). Fuzzy Logic for G Toolkit, *Reference Manual*.
- Oshiro, O. T., O. Trindade Júnior e A. J. V. Porto (1997). Controlador de Máquinas – Ferramentas de Ultraprecisão. *Anais em CD-ROM do XIV COBEM*. Bauru, São Paulo.
- Ruan, D. (1997). Cap. 1 e 11. *Intelligent Hybrid Systems – Fuzzy Logic, Neural Networks and Genetic Algorithms*. Kluwer Academic Publishers.
- Sandri, S.A. (1999). Lógica Nebulosa. *V Escola de Redes Neurais*, São José dos Campos, São Paulo, pp.c073-c090.
- Shaw, I. S. e M. G. Simões (1999). *Controle e Modelagem Fuzzy*. FAPESP, Editora Edgard Blücher LTDA.
- Silva, A. R. e L. C. G. Souza (1997). Interação do Sistema de Controle e a Estrutura Flexível de um Satélite Durante Transferência Orbital. *Anais em CD-ROM do XIV COBEM*. Bauru, São Paulo.
- Slade, A. P., J. R. Hewit, A. Cuschieri and T. Frank (1997). An Integrated Control Structure For Surgical Assist Robotics For Laparoscopy. *Anais em CD-ROM do XIV COBEM*. Bauru, São Paulo.
- Slicker, J. M. and R. N. K. Loh (1996). Design of Robust Vehicle Launch Control System. *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, Vol. 4, Nº. 4, pp.326-335.
- Tsoukalas, L. H. e R. E. Uhrig (1997). *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*. A Wiley-Interscience Publication.
- Zadeh, L.A. (1965). Fuzzy sets. *Fuzzy Sets, Information and control*. 8, pp. 338–353.