Proceedings of the VI Brazilian Conference on Neural Networks - VI Congresso Brasileiro de Redes Neurais
pp. 271–276, June 2–5, 2003 – Centro Universitário da FEI, São Paulo - SP - Brazil

Identificação do Sistema Dinâmico Caótico de Chua Usando uma Rede Neural Polinomial

Fábio Guerra, Leandro dos Santos Coelho
Pontifícia Universidade Católica do Paraná
Grupo Produtrônica, Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas
Laboratório de Automação e Sistemas, LAS/PPGEPS/CCET/PUCPR
Rua Imaculada Conceição, 1155, CEP 80215-901, Curitiba, PR, Brasil
E-mail: guerra@tecpar.br; lscoelho@rla01.pucpr.br

Abstract

In this paper, the Group Method of Data Handling(GMDH)-type neural network for chaotic dynamic systems identification is proposed. The GMDH algorithm can be considered as a structural identification technique or a feedforward polynomial neural network with a growing structure during the training process. This polynomial neural network uses Adalines with nonlinear preprocessors. The training of this neural network is realized by learning rule application of Widrow-Hoff. The neural network implementation is evaluate for identification of Chua chaotic system. An experimental study of nonlinear identification of Chua system shows successful results for the proposed approach.

1. Introdução

Os modelos matemáticos concebidos baseados em algumas abordagens de redes neurais têm recebido atenção recentemente, tanto da comunidade científica quanto dos profissionais que atuam no meio industrial, por tratarem-se de ferramenta de projeto que oferecem soluções promissoras para problemas de identificação de sistemas dinâmicos complexos [1]-[3]. As redes neurais podem aprender através de conjuntos de treinamento utilizando-se de medidas de entrada e saída do sistema dinâmico e, são uma forma de aproximar funções matemáticas.

A rede neural baseada em *Group Method of Data Handling* (*GMDH*) é uma rede polinomial introduzida, em 1968, por A. G. Ivakhnenko, do Glushkov Institute of Cybernetics, Kiev. O pesquisador Ivakhnenko desenvolveu a rede neural *GMDH* visando obter uma ferramenta eficiente para previsão do número de peixes em rios e oceanos. A rede *GMDH* apresentou resultados promissores em seus propósitos originais e em outros problemas de previsão e identificação de sistemas dinâmicos [4]. Entretanto, a rede *GMDH* não era muito conhecida até os dois artigos, do início da década de 1970, do Ivakhnenko [5]-[6].

Este artigo apresenta os fundamentos, análise e projeto da rede neural polinomial *GMDH* aplicada à identificação do comportamento dinâmico não-linear de um circuito de Chua [7]-[11].

As etapas abordadas, neste artigo, para a identificação do comportamento dinâmico do circuito de Chua usando rede *GMDH* incluem as etapas clássicas de um procedimento de identificação de sistemas. As etapas incluem a determinação de: (i) um conjunto de dados de entradas e saídas do processo; (ii) uma classe de modelos candidatos (estrutura do modelo neural); (iii) um critério para verificação da aproximação entre os dados reais e o modelo matemático obtido pelas redes neurais; e (iv) rotinas (de seleção, no caso, da rede neural *GMDH*) e validação dos modelos matemáticos resultantes.

O artigo é organizado da seguinte forma. A descrição do circuito de Chua é apresentada na seção 2. O procedimento de identificação usando uma rede neural polinomial *GMDH* é abordado na seção 3. As simulações e a análise dos resultados obtidos da aplicação da rede neural polinomial são apresentadas e discutidas na seção 4. A conclusão e comentários em relação aos resultados obtidos são apresentados na seção 5.

2. Teoria do caos e o circuito de Chua

Segundo a 2º Lei da Termodinâmica: "Quanto maior a desordem de um sistema, maior a sua entropia". Esta característica, por exemplo, pode ser observada em sistemas dinâmicos biológicos, onde sua estrutura sempre tenta se direcionar contra a entropia, pois os sistemas evoluem em sistemas cada vez mais complexos e organizados e neste caso, pode-se dizer que a morte ocorre quando o grau de entropia chega a um patamar considerável e irreversível.

A área denominada de *teoria do caos* possibilita o estudo de diversos fenômenos pertinentes aos sistemas dinâmicos (qualquer processo que evoluam com o tempo) não-lineares e que apresentam comportamento complexos de serem tratados matematicamente. A teoria do caos estuda os fenômenos aparentemente imprevisíveis, na busca de padrões escondidos e de leis simples que regem os comportamentos complexos. Porém, este estudo só se tornou efetivamente plausível a partir da década de 1960, quando os computadores

começaram a possuir capacidade gráfica e processamento razoáveis, dando aos físicos e matemáticos o poder de descobrir respostas para questões fundamentais da ciência de maneira geral, que antes estavam obscuras.

Muitos dos estudos dos sistemas não-lineares, surgiram a partir da teoria do caos que fornece uma explicação muitas vezes adequada (através de fórmulas e equações), a muitos comportamentos presentes na natureza, tais como: fenômenos naturais (populações, turbulências, movimento de fluidos e formação de nuvens), comportamento complexo em circuitos elétricos, comportamento de bolsa de valores e economia, sistemas não-lineares e variantes no tempo, telecomunicações, controle de processos, comportamento dinâmico dos batimentos cardíacos, entre outros [12]-[14].

A teoria do caos tenta explicar a aparente desordem de uma forma ordenada, estabelecendo que as coisas não são aleatórias, mas apenas complexas. Muitos eventos aparentemente aleatórios podem ser representados por um método computacional simples que, quando bem projetado, produz resultados complexos. Os valores de cada estágio são realimentados no próximo estágio ("*feedback*") e o resultado das iterações, fórmulas e *feedback* resultam num sistema caótico.

O comportamento dos sistemas caóticos pode apresentar grande sensibilidade em relação as condições iniciais a que estão sujeitos. Apesar de, em termos determinísticos, ser uma tarefa difícil descrever o comportamento de um sistema caótico, em termos probabilísticos esta situação pode ser tratada e alguns paradigmas têm sido apresentados na literatura para esta finalidade.

O circuito de Chua [7]-[11] é um dos sistemas utilizados para o estudo de dinâmica não-linear e caos. O circuito de Chua está ilustrado na figura 1 apresentada a seguir. A construção deste circuito pode ser realizada pela composição de uma rede de elementos passivos lineares conectados a um componente ativo não-linear denominado *Diodo de Chua*. Esta concepção de oscilador caótico eletrônico pode ser utilizada como plataforma de testes em diversas áreas relacionadas ao estudo do caos.

As equações que descrevem o circuito de Chua são as seguintes:

$$C_1 \frac{dv_{C_1}}{dt} = \left[\frac{v_{C_2} - v_{C_1}}{R} \right] - i_d(v_1) \qquad (1)$$

$$C_2 \frac{dv_{C_2}}{dt} = \left[\frac{v_{C_1} - v_{C_2}}{R} \right] + i_L \qquad (2)$$

$$L \frac{di_L}{dt} = -v_{C_2} \qquad (3)$$

sendo que v_{ci} é a tensão sobre o capacitor C_i, i_L é a corrente através do indutor e a corrente que passa pelo *diodo de Chua* é:

$$i_d(v_1) = \begin{cases} m_o * v_1 + B_p(m_0 - m_1), quando v_1 < -B_p \\ m_1 * v_1, quando |v_1| \le B_p \\ m_o * v_1 + B_p(m_1 - m_0), quando v_1 > -B_p \end{cases} \qquad (4)$$

As características de corrente-tensão do circuito de Chua estão representadas na figura 1.

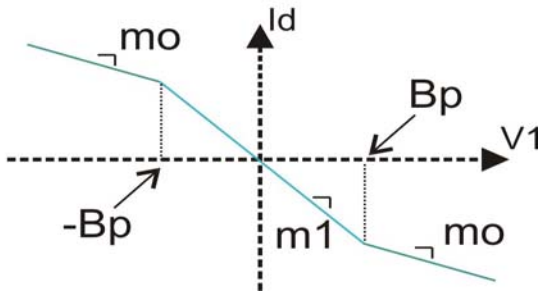

Figura 1: Características de corrente-tensão do circuito de *Chua.*

A concepção do circuito de Chua da figura 2 foi baseada nos estudos de Tôrres & Aguirre [8], [9]. A idéia deste oscilador não é apenas medir valores de tensão sobre o capacitor, mas, sim, observá-lo oscilar caoticamente, conforme ilustrado na figura 2. Na figura 3 é apresentada a aquisição de dados obtida através de um osciloscópio digital da montagem do circuito da figura 2. Um detalhe relevante é que valores diferentes para os componentes do circuito elétrico resultam em atratores com geometria diferente. Nesta aplicação resultou num atrator dupla-volta, conforme ilustrado na figura 4, onde v_{c1} é a tensão no capacitor 1.

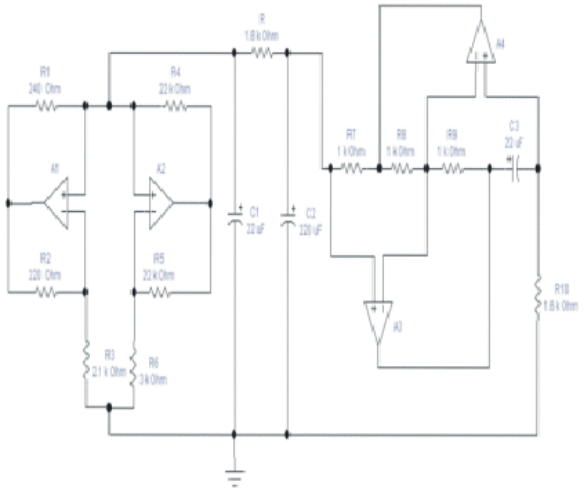

Figura 2: Circuito de *Chua* (oscilador eletrônico caótico).

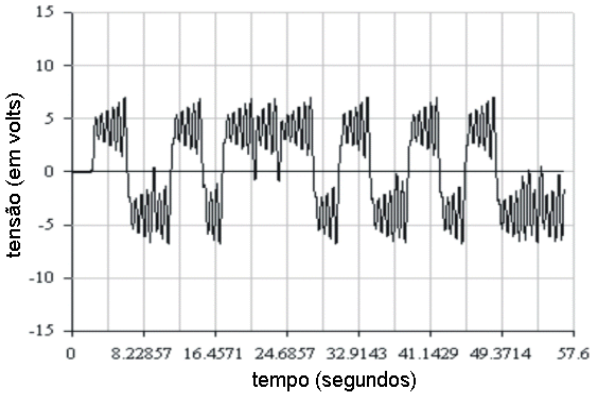

Figura 3: Gráfico da oscilação caótica (obtida experimentalmente).

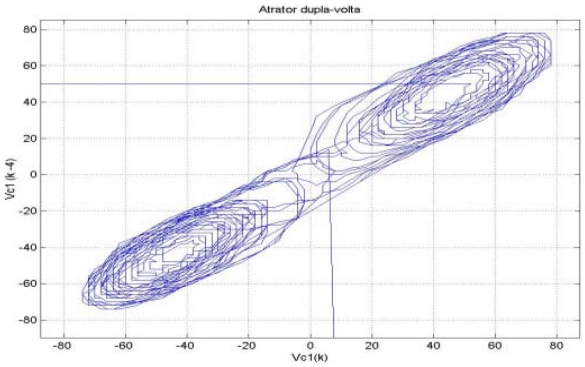

Figura 4: Atrator dupla-volta resultante do circuito de Chua.

3. Identificação de sistema dinâmicos usando redes neurais

A identificação de sistemas possibilita a obtenção de um modelo matemático de um sistema desconhecido, para propósitos de previsão e/ou compreensão do comportamento dinâmico do processo.

Um dos problemas principais da ciência é a previsão ("Dado o passado, como posso prever o futuro?"). A análise de séries temporais e a identificação de sistemas são áreas de pesquisa relevantes em diversos campos do conhecimento, principalmente nas áreas de engenharia e economia. A principal motivação para pesquisas sobre séries temporais é providenciar uma previsão quando o modelo matemático de um fenômeno é complexo, desconhecido ou incompleto.

A concepção de modelos matemáticos para a representação e/ou identificação de sistemas complexos é um procedimento relevante e com aplicação prática. Entretanto, em geral, não é uma tarefa simples a construção de modelos matemáticos adequados para os propósitos de engenharia. Nas últimas décadas diversas concepções de algoritmos para modelagem e identificação de sistemas dinâmicos complexos têm sido propostos na literatura, tais como: métodos freqüênciais, técnicas baseadas em estimativas de modelos Wiener, Hammerstein, bilinear e Volterra, regressão não-linear, *wavelets* e identificação recursiva [15], [16]. Uma abordagem relevante entre tantas outras para representação matemática de sistemas dinâmicos com comportamento caótico é a das redes neurais.

Neste caso, uma série temporal consiste de medidas ou observações de previamente obtidas de um fenômeno que são realizadas seqüencialmente sob um intervalo de tempo. Se estas observações consecutivas são dependentes uma da outra então é possível conseguir-se uma previsão ou identificação do sistema. Neste contexto, utiliza-se uma rede neural polinomial *GMDH* (descrita na próxima seção) para identificação do comportamento dinâmico do circuito de Chua regido pela série temporal apresentada na figura 3.

3.1. Rede neural polinomial *GMDH*

A rede neural polinomial *GMDH* é baseada no princípio de auto-organização heurística, usualmente utilizado para construção de um modelo hierárquico de múltiplos níveis, que pode ser transformado em uma descrição de equação de entrada(s) e saída(s). A rede *GMDH* é apta no tratamento e resolução de problemas complexos de interpolação.

A rede neural *GMDH* tem sido aplicada com sucesso em diversos problemas, tais como: tarefas de identificação [17], modelagem, desenvolvimento de sistemas inteligentes usando sistemas nebulosos [18], previsão de séries temporais e mercado financeiro [19], entre outras.

As *RNs-GMDH* são configuradas durante o treinamento. Os elementos de processamento (*PEs*) nestas *RNs* têm usualmente duas entradas. A saída de cada *PE* é normalmente uma combinação quadrática de suas duas entradas. As funções de ativação dos *PEs* podem ser considerados polinômios de segunda ordem.

Durante o treinamento, o número de camadas de uma *RN-GMDH* aumenta. A cada época uma nova camada é adicionada e um número de *PEs* são criados. Os *PEs* com desempenho inadequado são descartados e os *PEs* que apresentam desempenho adequado são preservados para a construção de novas camadas. Deste modo, o número de *PEs* em uma camada é configurado de forma adaptativa [18], [20].

A técnica empregada na *RN-GMDH* prescreve a divisão dos dados experimentais de entrada e saída em três conjuntos dados. O conjunto utilizado na fase estimação é denominado de conjunto de treinamento. Outro é um conjunto de dados de seleção utilizado para a seleção adequada de *PEs*. O último conjunto é o conjunto de dados utilizados na fase de validação, este empregado como para realização de testes e análise da capacidade de generalização do modelo obtido via *RN-GMDH*.

Em geral, os coeficientes em uma *RN-GMDH* podem ser descritos por polinômios de segunda ordem, conforme mencionado anteriormente. Contudo, os coeficientes dos polinômios em uma *RN-GMDH* são encontrados por regressão linear. A desvantagem de um esquema *GMDH*, baseado em regressão linear, é a de

envolver um grande número de cálculos matriciais de alta dimensão.

A *RN-GMDH* é representada por uma construção de *Adalines* com pré-processadores não-lineares de segundo grau (*N-Adaline*) com pesos que correspondem aos coeficientes polinomiais da *RN-GMDH* original. O número de camadas e de *Adalines* em cada camada é determinado durante o treinamento. Entretanto, o treinamento é realizado pela aplicação da regra de aprendizado Widrow-Hoff [21] através de um procedimento recursivo de otimização. As unidades *Adalines* e um exemplo de *RN-GMDH* baseada em *N-Adalines* são apresentados nas figuras 5 e 6, respectivamente.

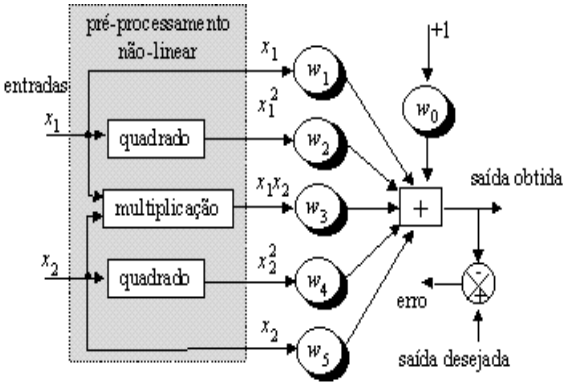

Figura 5: *Adaline* com pré-processamento não-linear.

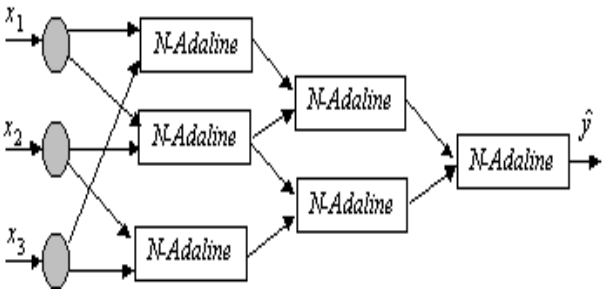

Figura 6: *RN-GMDH* baseada em *N-Adalines*.

A partir da figura 5, pode-se deduzir que a saída, *y*, é dada por :

$$y = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_1^2 + w_3 x_1 x_2 + w_4 x_2^2 + w_5 x_2 \quad (5)$$

onde w_i , i=[0;5] são os pesos da unidade de processamento e x_1 e x_2 são entradas para a unidade. A saída, *y*, é uma combinação linear de pesos e um polinômio de grau dois em termos das variáveis de entrada. Assim, se um número de unidades *N-Adalines* são agrupadas na forma de camadas, uma *RN* polinomial é obtida que pode aproximar mapeamentos complexos de alto grau. Considerando-se $W = [w_0 \ w_1 \ w_2 \ w_3 \ w_4 \ w_5]^T$ e $X = [1 \ x_1 \ x_1^2 \ x_1x_2 \ x_2^2 \ x_2]^T$, a regra delta de Widrow-Hoff para o treinamento de *W* é dada por:

$$W(k+1) = W(k) + \alpha \frac{X(k)}{X^2(k)} \left(y(k) - W^T(k) X(k) \right) \quad (6)$$

onde *y(k)* é a saída desejada no instante *k*, e α é o coeficiente de aprendizado. A aplicação da equação (6) modifica *W* para reduzir a diferença entre a saída desejada e a saída atual da *RN-GMDH*, usualmente projetado com valor no intervalo [0,1; 1,0]. O método utilizado na identificação do sistema tem os seguintes passos [20]:

(i) normalizar os dados e eliminar as componentes *DC* estacionários. Os dados de entrada(s) e/ou saída(s) são processados, antes do treinamento pelas seguintes equações [22]:

$$u(k)_{normalizado} = \frac{u(k) - \overline{u}}{\sigma_u} \quad (7)$$

$$y(k)_{normalizado} = \frac{y(k) - \overline{y}}{\sigma_y} \quad (8)$$

onde *u(k)* e *y(k)*, *k*=1..*N*, são os pares de entrada e saída das *N* amostras coletadas, $\overline{u}$ e $\overline{y}$ são a média de *u(k)* e *y(k)*, *k*=1..*N*, e σ_u e σ_y são o desvio padrão de *u(k)* e *y(k)*, *k*=1..*N*. No caso particular do circuito de Chua analisou-se apenas as saídas *y(k)*;

(ii) escolher as entradas externas para a *RN-GMDH*. No caso, *m* entradas passadas *u(k)*, *u(k-1)*,..., *u(k-m)*, e *n* saídas passadas *y(k-1)*, *y(k-2)*,..., *y(k-n)* são utilizadas;

(iii) separar os dados experimentais em três conjuntos, ou seja, conjunto de treinamento (fase de estimação), de seleção e de testes;

(iv) criar uma camada de *N-Adalines* baseado no número de entradas, onde cada par de entrada produz uma *N-Adaline*;

(v) iniciar os pesos dos *PEs* provisórios *(N-Adalines*) para zero;

(vi) calcular os erros de saída dos *PEs* e modificar seus pesos, baseado na equação do erro médio quadrático (*MSE*):

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{ns} \sum_{j=1}^{N} \left[y_i(k) - \hat{y}_i(k) \right]^2}{N} \quad (9)$$

(vii) introduzir a *RN-GMDH* os dados do conjunto de seleção (fase de seleção);

(viii) o menor *MSE* obtido ao longo de todos os *PEs* durante o processo de seleção são armazenados e utilizados como um critério de parada do treinamento de toda a *RN-GMDH*. Assumindo-se que o menor *MSE* para a camada corrente é menor que o *MSE* armazenado para a camada anterior, um nova camada é gerada, onde o tamanho desta camada é determinado pelo número de *PEs* selecionados. Os procedimentos de seleção e treinamento são repetidos para esta nova camada;

(ix) testar o desempenho da *RN-GMDH* treinada com um conjunto de dados de teste (fase de validação).

4. Resultados de simulação

Os dados utilizados na fase de estimação (estimação dos parâmetros do modelo matemático) são constituídos das amostras 1 a 1000, fase de seleção das amostras 1001 a 1500, enquanto as amostras 1501 a 2000 são utilizados na fase de validação. Na fase de validação, o modelo configurado na fase de estimação e seleção é mantido constante e são efetivados testes para concluir-se sobre o quão genérico é o modelo matemático obtido para o circuito de Chua.

Em relação a fase de estimação (e também a de seleção) para identificação do comportamento do circuito de Chua através da *RN-GMDH* é utilizado um modelo série-paralelo com duas entradas $\{y(k), y(k\text{-}1)\}$ e uma saída $\{y(k+1)\}$. Na fase de validação foi usado um modelo paralelo com duas entradas $\{y(k), \hat{y}(k-1)\}$ e uma saída $\{\hat{y}(k+1)\}$, onde $\hat{y}(k)$ é a saída do processo estimada pela *RN-GMDH*.

Os modelos usados na identificação usando *RN-GMDH* distinguem-se pelo tipo de entrada utilizada. No modelo série-paralelo, as saídas do sistema a ser identificado são utilizadas como entradas para a *RN-GMDH*, enquanto no modelo paralelo, as saídas da *RN-GMDH* são utilizadas como entrada para a própria *RN-GMDH* com os devidos atrasos inseridos [23]-[24].

Os resultados obtidos são apresentados nas figuras 7 e 8. 5. O erro máximo obtido por esta configuração de *RN-GMDH* foi -6,4166, isto é, um erro máximo de 8% (ver figura 8). Nota-se que os resultados da identificação do comportamento dinâmico do circuito de Chua são promissores usando uma *RN-GMDH*. Neste contexto, foram selecionados na fase de seleção 8 *PEs* para a *RN-GMDH* em 150 épocas de treinamento.

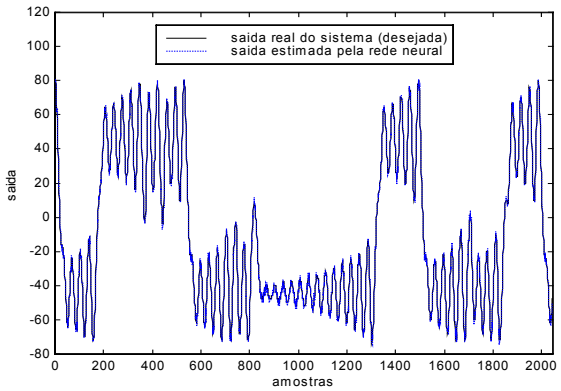

Figura 7: Melhor resultado da identificação do circuito de Chua usando *RN-GMDH*.

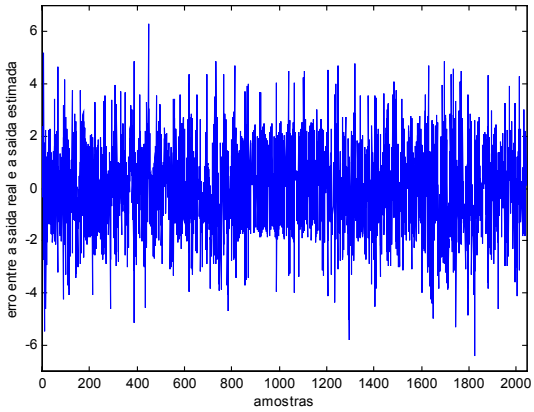

Figura 8: Erro de cada amostra na identificação do circuito de Chua usando *RN-GMDH*.

5. Conclusão

Nos últimos anos, existe um ressurgimento de interesse no desenvolvimento de estratégias de identificação não-linear e previsão de comportamento dinâmico de sistemas caóticos. Este interesse é motivado por diversos fatores, tais como: (i) avanços da teoria de sistemas não-lineares, ocasionando metodologias de projeto aplicáveis a uma extensão de problemas de controle não-linear; (ii) desenvolvimento de métodos de identificação eficazes para o tratamento de modelos não-lineares empíricos; (iii) desenvolvimento continuado das capacidades de *software* e *hardware*, tornando possível a incorporação de modelos não-lineares complexos aos sistemas de controle de sistemas.

O comportamento dos sistemas caóticos pode apresentar grande sensibilidade em relação as condições iniciais a que estão sujeitos. Apesar de, em termos determinísticos, ser uma tarefa difícil descrever o comportamento de um sistema caótico, em termos probabilísticos esta situação pode ser tratada e alguns paradigmas têm sido apresentados na literatura para esta finalidade. O comportamento de um sistema caótico pode ser avaliado através da configuração de metodologias de modelagem e identificação não-lineares. As metodologias que podem ser utilizadas incluem os sistemas nebulosos, algoritmos de mínimos quadrados ortogonal, métodos de otimização não-linear, redes neurais, algoritmos genéticos, entre outras diversas abordagens emergentes.

O estudo de caso deste artigo visou a identificação não-linear e validação do comportamento dinâmico de um circuito de Chua usando uma rede neural *GMDH*. Neste artigo, a *RN-GMDH* baseada em *Adalines* para a identificação do circuito de Chua foi apresentada e a metodologia apresentou resultados com boa precisão quanto a aproximação do comportamento dinâmico do circuito de Chua.

Os resultados preliminares apresentados, neste artigo, mostraram que a *RN-GMDH* pode ser uma ferramenta poderosa para previsão de séries temporais e

para o estudos de sistemas com comportamento complexo ou caótico.

A dinâmica do circuito de Chua é bastante sensível a mudanças nas condições iniciais. No entanto, a *RN-GMDH* demonstrou que pode ser útil para aprender e se adaptar as não-linearidades presentes na dinâmica do circuito de Chua e também demonstrou pelos resultados ser uma metodologia competitiva com outras abordagens de identificação não-linear presentes na literatura. Entretanto, necessita-se de estudos aprofundados em trabalhos futuros quanto aos aspectos de otimização do projeto de *RN-GMDH*. Neste contexto deseja-se utilizar procedimentos de otimização com múltiplos objetivos para obtenção de um melhor compromisso entre a generalização e o aprendizado da *RN-GMDH* visando-se aplicações de identificação multivariável e não-linear, estas comumente presentes no mercado financeiro e em processos químicos.

Referências

[1] S. McLoone, M. D. Brown, G. Irwin and A. A. Lightbody. A hybrid linear/nonlinear training algorithm for feedforward neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 9, no. 4, pp. 669-684, 1998.

[2] Y. Pan, S. W. Sung and J. H. Lee. Data-based construction of feedback-corrected nonlinear prediction model using feedback neural networks. *Control Engineering Practice*, vol. 9, pp. 859-867, 2001.

[3] N. Hovakimyan, H. Lee and A. Calise. On approximate NN realization of an unknown dynamic system from its input-output history, *Proceedings of the American Control Conference*, Philadelphia, Pennsylvania, USA, vol. 2, pp. 919-923, 2000.

[4] M. C. King and G. L. Lebby. Multivariable function interpolation using a GMDH network. *Proceedings of the 24th Southeastern Symposium on System Theory and the 3rd Annual Symposium on Communications, Signal Processing Expert Systems and ASIC VLSI Design*, Greensboro, NC, pages 465-468, 1992.

[5] A. G. Ivankhnenko. Polynomial theory of complex systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 1, no. 4, pp. 364-378, 1971.

[6] A. G. Ivankhnenko. Heuristic self-organization in problems of engineering cybernetics. *Automatica*, vol. 6, pp. 207-219, 1970.

[7] L. A. Aguirre, G. G. Rodrigues and E. M. A. M. Mendes. Nonlinear identification and cluster analysis of chaotic attractors from a real implementation of Chua's circuit. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 7, no. 6, pp. 1411-1423, 1997.

[8] L. A. B. Tôrres and L. A. Aguirre. Extended chaos control method applied to Chua's circuit. *Electronics Letters*, vol. 35, no. 10, pp. 768-770, 1999.

[9] L. A. B. Tôrres and L. A. Aguirre. Inductorless Chua's circuit. *Electronics Letters*, vol. 36, no. 23, pp. 1915-1916, 2000.

[10] K. Thamilmaran, M. Lakshmanan and K. Murali. Rich variety of bifurcations and chaos in a variant of Murali-Lakshmanan Chua circuit. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 10, no. 7, pp. 1781-1785, 2000.

[11] M. Itoh, T. Yang and L. O. Chua. Conditions for impulsive synchronization of chaotic and hyperchaotic systems. *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 11, no. 2, pp. 551-560, 2001.

[12] W. Pei, L. Yang and Z. He. Identification of dynamical noise levels in chaotic systems and application to cardiac dynamics analysis. *International Joint Conference on Neural Networks*, IJCNN, vol. 5, pages 3680-3684, 1999.

[13] J. Schweizer and T. Schimming. Symbolic dynamics for processing chaotic signal, II. communication and coding. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, vol. 48, no. 11, pp. 1283-1295, 2001.

[14] K. –Y. Lian and P. Liu. Synchronization with message embedded for generalized lorenz chaotic circuits and its error analysis. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, vol. 47, no. 9, pp. 1418-1430, 2000.

[15] L. Ljung. *System Identification: Theory for the User*. Prentice-Hall: New York, 1997.

[16] R. Haber and H. Unbehauen. Structure identification of nonlinear dynamic systems — a survey on input/output approaches. *Automatica*, vol. 26, no. 4, pp. 651-677, 1990.

[17] S. O. Gamo, A. Rachid and M. Ouladsine. GMDH method applied to nonlinear identification of a turbocharged diesel engine. *Proceedings of American Control Conference*, Philadelphia, Pennsylvania, USA, pp. 962-963, 1998.

[18] S. A. Dolenko, Y. V. Orlov and I. G. Persiantsev. Practical implementation and use of group method of data handling (gmdh): prospects and problems. *Proceedings of the 2nd International Conference on Adaptive Computing in Engineering Design and Control*, Plymouth, UK, pp. 291-293, 1996.

[19] H. Ichihashi, N. Harada and K. Nagasaka. Selection of the optimum number of hidden layers in neuro-fuzzy GMDH. *Proceedings of FUZZ-IEEE/IFES*, Yokohama, Japan, vol. 3, pp. 1519-1526, 1995.

[20] D. T. Pham and X. Liu. Modelling and prediction using gmdh networks of adalines with nonlinear preprocessors. *International Journal of Systems Science*, vol. 25, no. 11, pp. 1743-1759, 1994.

[21] B. Widrow and M. A. Lehr. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline, and backpropagation. *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, pp. 1415-1442, 1990.

[22] J. J. Duffy and M. A. Franklin. A learning identification algorithm and its application to an environmental system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 2, pp. 226-239, 1975.

[23] K. Narendra and K. Parthasarathy. Identification and control of dynamical systems using neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 1, no. 1, pp. 4-27, 1990.

[24] J. Van Gorp. Nonlinear identification with neural networks and fuzzy logic, *Thesis*, Vrije Universiteit Brussel, Faculteit Toegepaste Wetenschappen, Brussel, Belgium, 2000.