Tạp chí Tin học và Điều khiển học, T.21, S.2 (2005), 137–142

VỀ MỘT PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG BỀN VỮNG BỘ LỌC PHI TUYẾN DÙNG MẠNG NƠRON

ĐỒNG SĨ THIÊN CHÂU[1], TRẦN THỊ HOÀNG OANH[2]

[1] *Trường Đại học bán công Tôn Đức Thắng*
[2] *Trường Đại học Công nghiệp Tp. Hồ ChíMinh*

Abstract. In this paper, identification of systems is considered with input and output noises. Identification is very complicated and is absorbed by many researchers. There are many different approachs to identify many different systems such as conventional least square method, self-organizing map to multilayer perceptron (MLP) or radial basis function (RBF). In this paper, we propose a robust adaptive method using RBF neuron network to identify linear and nonlinear systems.

Tóm tắt. Bài báo giải quyết vấn đề nhận dạng hệ thống ở trường hợp có nhiễu đầu vào, đầu ra. Nhận dạng là một vấn đề phức tạp và đang được nhiều nhà khoa học quan tâm. Có nhiều phương pháp nhận dạng cho nhiều đối tượng khác nhau, ví dụ như phương pháp bình phương tối thiểu truyền thống, phương pháp tự tổ chức (SOM- Self-Organizing Map) ứng dụng trong các mạng truyền thẳng hoặc mạng RBF. Trong bài báo này, chúng tôi trình bày phương pháp nhận dạng thích nghi bền vững cho hệ tuyến tính và phi tuyến.

1. GIỚI THIỆU

Nhận dạng hệ thống động là một lĩnh vực nghiên cứu mô hình toán các hệ thống, đặc biệt là hệ phi tuyến, từ các dữ liệu thu thập được theo thời gian bằng cách đo đạc hoặc quan sát. Cấu trúc của các mô hình mô tả hệ thống phi tuyến hay tuyến tính đều có chứa các thông số chưa biết. Các thông số này được xác định sao cho sai số giữa ngõ ra mô hình và ngõ ra thật sự của hệ thống được tối thiểu, có nghĩa là mô hình có thể bám theo đặc tính động của hệ thống. Mô hình sau khi được nhận dạng có thể dùng để phân tích, mô phỏng, dự báo, quan sát, chẩn đoán hệ thống và thiết kế bộ điều khiển cho hệ thống đó ([1]).

Mạng nơron nhân tạo từ lâu đã được ứng dụng thành công trong việc nhận dạng và điều khiển nhiều loại hệ thống động phi tuyến khác nhau như các hệ thống trong ngành hóa học, kinh tế, địa lý, kỹ thuật công nghệ. Thành quả đạt được là một số lớn các công trình nghiên cứu về lý thuyết và thực tiễn cho việc xây dựng và huấn luyện các mạng giám sát truyền thẳng như mạng MPL và mạng RBF ([1, 10]).

Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất phương pháp nhận dạng bền vững cho bộ lọc phi tuyến dùng mạng nơron RBF. Giả sử mô hình mô tả bộ lọc phi tuyến rời rạc theo thời gian được mô tả bằng phương trình sai phân như sau [1]

$$y(n+1) = f[y(n), ..., y(n-n_y+1), u(n), ..., u(n-n_u+1)], \tag{1}$$

trong đó n_y và n_u là các số nguyên. Như đã nêu trong mô hình (1), ngõ ra hệ thống y tại thời điểm $n+1$ sẽ được định nghĩa bằng hàm phi tuyến $f(.)$ của n_y giá trị ngõ ra trong quá khứ và n_u giá trị biến điều khiển trong quá khứ. Trong nhiều trường hợp ta phải xấp xỉ mô hình ngược của hệ thống phi tuyến. Mô hình ngược của hệ thống phi tuyến có dạng như sau [1]:

$$u(n) = f^{-1}[y(n+1), y(n), ..., y(n-n_y+1), u(n-1), ..., u(n-n_u+1)]. \tag{2}$$

Trong nhận dạng hệ thống, ta phải ước lượng hai hàm f và f^{-1} từ các dữ liệu $\{u(n), y(n)\}$, $n = 1, ..., N$ thu thập được.

Phần tiếp theo giới thiệu thuật toán huấn luyện mạng nhận dạng các thông số mô hình của hệ thống tuyến tính và phi tuyến. Phần ba phân tích tính bền vững của phương pháp đã đề xuất trong phần thứ hai. Phần bốn là ứng dụng cụ thể thuật toán trên vào nhận dạng hệ phi tuyến bậc 2. Cuối cùng là kết luận và hướng nghiên cứu tiếp theo.

2. THUẬT TOÁN HUẤN LUYỆN MẠNG NHẬN DẠNG CÁC THÔNG SỐ HỆ THỐNG

Mạng nơron RBF thường được sử dụng để nhận dạng các hệ thống phi tuyến. Phần thứ nhất ký hiệu là $x(n)$ chứa dữ liệu về ngõ vào của hệ thống; phần thứ hai, $z(n)$ là ngõ ra mong muốn của hệ thống. Thông số của nơron thứ i được ký hiệu là $\theta_i(n)$.

Dựa vào các biến được chọn để xây dựng các vectơ $x(n)$, $z(n)$, chúng ta có thể huấn luyện mạng nơron nhận dạng mô hình thuận và ngược của hệ thống. Để xác định mô hình thuận, ta có thể chọn như sau:

$$x(n) = [y(n), ..., y(n-n_y+1), u(n), ..., u(n-n_u+1)], \tag{3}$$

$$z(n) = y(n-1). \tag{4}$$

Nếu nhận dạng mô hình ngược thì:

$$x(n) = [y(n+1), y(n), ..., y(n-n_y+1), u(n-1), ..., u(n-n_u+1)], \tag{5}$$

$$z(n) = u(n). \tag{6}$$

Cập nhật các thông số trên theo luật như sau:

$$\theta(n) = \alpha(n)\Phi(n)[z(n+1) - \Phi^T(n)\theta(n)]. \tag{7}$$

Trong đó:

α là hằng số học.

θ là vectơ thông số của mạng.

$\Phi(i,n) = \exp\Big(-\dfrac{\|x(n)-c_i\|^2}{2\sigma^2(n)}\Big)$ là hàm xuyên tâm dạng Gauss.

$x(n)$ là vectơ ngõ vào của nơron.

$\alpha(n)$, $\sigma(n)$ là các hàm suy giảm theo hàm mũ rất nhanh theo thời gian:

$$\alpha(n) = \alpha_0\Big(\frac{\alpha_T}{\alpha_0}\Big)^{(\frac{n}{T})} \text{ và } \sigma(n) = \sigma_0\Big(\frac{\sigma_T}{\sigma_0}\Big)^{(\frac{n}{T})}. \tag{8}$$

3. PHÂN TÍCH TÍNH BỀN VỮNG THUẬT TOÁN HUẤN LUYỆN MẠNG NƠRON

Trong phần này, chúng tôi phân tích quá trình hội tụ của thuật toán đã nêu. Mục tiêu là xác định sai số ước lượng có thật sự giảm và hội tụ về trạng thái ổn định trong quá trình huấn luyện hay không?

Giả sử hệ thống có dạng như (1) và chuỗi dữ liệu vào ra $\{z(n), u(n)\}, n = 1, ..., N$ thu thập được. Trong trường hợp này, ngõ ra của bộ ước lượng như sau:

$$\hat{y}(n+1) = \Phi^T(n)\hat{\theta}(n). \tag{9}$$

Sai số ước lượng được tính như sau:

$$\varepsilon(n) = ||z(n) - \hat{y}(n)||. \tag{10}$$

Độ hội tụ mạng có thể đánh giá thông qua sai số dự báo bình phương trung bình:

$$\widetilde{J} = E\sum_{i\in A}\varepsilon^2. \tag{11}$$

Trong đó, giả sử rằng giá trị mong đợi được xác định sau một số mẫu $X = \{z\}$ xác định. Ở đây chúng ta sử dụng phương pháp xấp xỉ ngẫu nhiên để tối thiểu hóa $\widetilde{J}$ để tìm giá trị tối ưu θ cho thông số $\hat{\theta}$. Theo phương pháp này, $\widetilde{J}$ được tính theo các giá trị $\{z(n)\}$ và $\{\hat{y}(n)\}$ như sau:

$$\widetilde{J} = \sum_{i=1}^{N}\varepsilon^2(n) = \sum_{i=1}^{N}(z(i) - \hat{y}(i))^2. \tag{12}$$

Mục tiêu là giảm hàm $\widetilde{J}$ tại bước lặp n. Các thông số được cập nhật như sau:

$$\hat{\theta}(n+1) = \hat{\theta}(n) - \frac{1}{2}\alpha(n)\frac{\partial\widetilde{J}(n)}{\partial\hat{\theta}(n)}, \tag{13}$$

trong đó $\alpha(n)$ là vô hướng được xác định theo từng bước và thỏa mãn $\sum\limits_{n=0}^{\infty}\alpha(n) = \infty$ và $\sum\limits_{n=0}^{\infty}\alpha^2(n) < \infty$.

Từ (12), ta có:

$$\frac{\partial\widetilde{J}(n)}{\partial\hat{\theta}(n)} = -2\Phi(n)[z(n+1) - \hat{y}(n+1)]. \tag{14}$$

Luật cập nhật trọng số trong (13) trở thành:

$$\hat{\theta}(n+1) = \hat{\theta}(n) + \alpha(n)\Phi(n)[z(n+1) - \hat{y}(n+1)]. \tag{15}$$

Phương trình (15) tương tự như (7). Do đó, từ giá trị đầu $\theta(0)$, các thông số của hệ sẽ hội tụ về giá trị tối ưu θ.

4. NHẬN DẠNG HỆ THỐNG PHI TUYẾN SISO/MIMO

Ứng dụng xử lý tín hiệu đối với các hệ thống phi tuyến như các ứng dụng khuyếch đại nhiễu nhiều lần, các bộ lọc tuyến tính hoạt động không được tốt. Theo các nghiên cứu trước đây thì trong những trường hợp này nên đưa các bộ lọc phi tuyến vào. Một dạng phổ biến của các bộ lọc phi tuyến là bộ lọc đa thức (polynominal filter). Mối quan hệ giữa ngõ vào/ra được lấy từ chuỗi Volterra cho hệ phi tuyến. Các bộ lọc đa thức bậc hai đã được sử dụng trong nhiều ứng dụng như xử lý ảnh, cân bằng kênh (channel equalization) hoặc loại bỏ tiếng vang (echo cancellation) [2]. Hạn chế của bộ lọc đa thức là chúng đòi hỏi lượng lớn các hệ số để mô phỏng cho quá trình phi tuyến. Vấn đề này có thể sử dụng cấu trúc đa thức đệ quy. Tuy nhiên, các bộ lọc đa thức đệ quy thường là không ổn định. Độ ổn định của bộ lọc phi tuyến đệ quy không những phụ thuộc vào các hệ số mà còn phụ thuộc vào tín hiệu đầu vào.

Cho bộ lọc phi tuyến đa thức bậc 2 cho bởi phương trình vi phân như sau [2]:

$$y(n) = \sum_{i=1}^{N_a} a_i u(n-i) + \sum_{i=1}^{N_d}\sum_{j=1}^{N_d} d_{ij} u(n-i)u(n-j) + \sum_{i=1}^{N_b} b_i y(n-i) + \sum_{i=1}^{N_c}\sum_{j=1}^{N_c} c_{ij} y(n-i)y(n-j), \tag{16}$$

trong đó:

$y(n)$: tín hiệu ngõ ra,

$u(n)$: tín hiệu ngõ vào,

$\{a_i\}_{i=1}^{N_a}, \{b_i\}_{i=1}^{N_b}, \{c_{ij}\}_{i=1,j=1}^{N_c}, \{d_{ij}\}_{i=1,j=1}^{N_d}$: các thông số của hệ thống.

Cải tiến so với [2], tín hiệu đầu vào và đầu ra của hệ thống bị sai lệch nhiễu Gauss được cho bởi:

$$z(n) = y(n) + w(n), \tag{17}$$

$$x(n) = u(n) + r(n).$$

Thay vào (16) ta có:

$$z(n) = \sum_{i=1}^{N_a} a_i x(n-i) + \sum_{i=1}^{N_d}\sum_{j=1}^{N_d} d_{ij} x(n-i)x(n-j) + \sum_{i=1}^{N_b} b_i z(n-i) + \sum_{i=1}^{N_c}\sum_{j=1}^{N_c} c_{ij} z(n-i)z(n-j) + n(n), \tag{18}$$

trong đó:

$$\begin{aligned} n(n) = w(n) &- \sum_{i=1}^{N_a} a_i x(n-i) + \sum_{i=1}^{N_d}\sum_{j=1}^{N_d} d_{ij} r(n-i)r(n-j) - \sum_{i=1}^{N_d}\sum_{j=1}^{N_d} d_{ij} x(n-i)r(n-j) \\ &- \sum_{i=1}^{N_d}\sum_{j=1}^{N_d} d_{ij} x(n-j)r(n-i) - \sum_{i=1}^{N_b} b_i w(n-i) + \sum_{i=1}^{N_c}\sum_{j=1}^{N_c} c_{ij} w(n-i)w(n-j) \\ &- \sum_{i=1}^{N_c}\sum_{j=1}^{N_c} c_{ij} z(n-i)w(n-j) - \sum_{i=1}^{N_c}\sum_{j=1}^{N_c} c_{ij} z(n-j)w(n-i). \end{aligned} \tag{19}$$

Đặt:

$$\theta^T = [a_1 a_2 ... a_{N_a} \vdots b_1 b_2 ... b_{N_b} \vdots c_{11} c_{12} ... c_{1N_c} \vdots ... \vdots c_{N_c 1} c_{N_c 2} ... c_{N_c N_c} \vdots d_{11} d_{12} ... d_{1N_d} \vdots ... \vdots d_{N_d 1} d_{N_d 2} ... d_{N_d N_d}]$$

và gọi là vectơ thông số của hệ thống. Khi đó:

$$z(n+1) = \Phi^T(n)\theta(n) + n(n). \tag{20}$$

Bài toán đặt ra ở đây là chúng ta ước lượng các thông số $\hat{\theta}$ của hệ thống từ các dữ liệu ngõ vào/ngõ ra có nhiễu thu thập được $\{z(n), u(n), n = 1, ..., N\}$. Ngõ ra bộ nhận dạng là:

$$\hat{y}(n+1) = \Phi^T(n)\hat{\theta}(n). \tag{21}$$

Các thông số được ước lượng sao cho thỏa phương trình đánh giá như sau:

$$J_\delta = \min_{\hat{\theta}}\{\delta||\hat{\theta} - \hat{\theta}(0)||^2 + \frac{1}{2}||z(n+1) - \Phi^T(n)\hat{\theta}(n)||_2^2\} \to \hat{\theta}_\delta, \tag{22}$$

trong đó $\delta > 0$ là thông số bé Tixonop đảm bảo tính bền vững cho quá trình huấn luyện. Thông số bé Tixonop δ được chọn thay đổi theo từng bước lặp thỏa mãn: $\underset{n\to\infty}{\delta}(n) \to 0^+$ và $\delta(n)/\delta(n+1) > 1$.

Từ đó ta suy ra luật cập nhật trọng số như sau:

$$e(n+1) = z(n+1) - \Phi^T(n)\hat{\theta}(n) = z(n+1) - \hat{y}(n+1), \tag{23}$$

$$\hat{\theta}(n+1) = \hat{\theta}(n) + \alpha(n)\frac{\Phi(n)}{\delta(n) + \Phi^T(n)\Phi(n)}e(n+1), \tag{24}$$

trong đó, $\alpha(n)$ được chọn theo phương pháp xấp xỉ ngẫu nhiên, $\sum_{n=0}^{+\infty}\alpha(n) = \infty, \sum_{n=0}^{+\infty}\alpha^2(n) < \infty$.

Thông số bé Tixonop có thể được chọn $\delta = \dfrac{\sigma_n^2}{\sigma_z^2}$. Hoặc một cách khác chọn thông số này là đặt $\sigma_{nz} = \dfrac{\sigma_n^2}{\sigma_n^2 + \sigma_z^2}$ và $\delta = \min\{1, \sigma_n^2, \sigma_{nz}\}$, trong đó, σ_n^2, σ_z^2 là hiệp phương sai của nhiễu $n(n)$ và tín hiệu ngõ ra $z(n)$. Khi đó, luật cập nhật thông số như sau:

$$\hat{\theta}(n+1) = \hat{\theta}(n) + \alpha(n)\frac{\Phi(n)}{\dfrac{\sigma_n^2}{\sigma_z^2} + \Phi^T(n)\Phi(n)}e(n+1). \tag{25}$$

5. KẾT LUẬN

Chúng tôi đã đưa ra phương pháp nhận dạng bền vững cho hệ phi tuyến có nhiễu dùng mạng nơron RBF. Để mô tả cho hệ phi tuyến, sử dụng đa thức tuyến tính khó đem lại kết quả tốt nên trong bài báo này chúng tôi đã sử dụng đa thức phi tuyến để mô tả cho hệ phi tuyến. Thuật toán huấn luyện mạng RBF ở đây đã kết hợp thuật toán xấp xỉ ngẫu nhiên để đưa ra thuật toán bền vững nhận dạng hệ phi tuyến cùng với hai cách chọn thông số bé Tinoxop. Trong bài báo tiếp theo, chúng tôi sẽ trình bày kết quả mô phỏng của thuật toán trên và so sánh chất lượng của phương pháp này với các phương pháp nhận dạng khác.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Guilherme A. Barreto, Aluizio F. R. Araujo, Identification and control of dynamical systems using the self-organizing map, *IEEE Trans on Neural Networks* (2004) 1244–1259.

[2] Enzo Mumolo, Alberto Carini, A Stability condition for adaptive recursive second - order polynominal filters,*Signal Processing* **54** (1996) 85–90.

[3] S. Boussakta, A. G. J. Holt, A novel combination of NTTs using MRC, *Signal Processing* **54** (1996) 91–98.

[4] Jeng-Ming Chen, Bor-Sen Chen, "A high - order correlation method for model - order and parameter estimation", Brief paper, Department of Electrical Engineering, National Tsing - Hua University, Hsin Chu, Taiwan, Republic of China, 1993.

[5] Tore Hagglund, Karl Johan Astrom, Supervision of adaptive control algorithms, *Automatica* **36** (2000) 1171–1180.

[6] Wei Xing Zheng, Parametric idenfication of linear systems operating under Feedback control, *IEEE Transaction on Circuits and Systems* **48** (4) (2001) 451–458.

[7] Geogre Othon Glentis, Nicholas Kalouptsidis, A highly modular adaptive lattice algorithm for multichannel least squares filtering, *Signal Processing* **46** (1995) 47–55.

[8] Erik Weyer, M. C. Campi, Non-asumptotic confidence ellipsoids for the least squares estimator, *Automatica* **38** (2002) 1539–1547.

[9] Stefan Werner, Paulo. S. R. Diniz, Set membership affine projection algorithm, *IEEE Trans on Signal Processing Letters* **8** (2001) 231–235.

[10] Biao La, Brian L.Evans, "Channel equalization by feedforward neural networks", Signal Processing Laboratory, The University of Texas, Austin USA, 2001.

Nhận bài ngày 1 - 6 - 2005