Tạp chí Tin học và Điều khiển học, T. 14, S. 4 (1998) (1–7)

HỆ THỐNG MỜ NƠ RON VỚI HỌC CẤU TRÚC TRÊN CƠ SỞ CỘNG HƯỞNG THÍCH NGHI VÀ ỨNG DỤNG TRONG ĐIỀU KHIỂN "ĐÓN ĐẦU TRƯỚC MỘT BƯỚC"

CHU VĂN HỶ

Abstract. A neural fuzzy system with structure learning based on the adaptive resonance theory can dynamically partion the input-output spaces and find proper fuzzy rules. The back-propagation algorithm is then used for tuning membership functions. A nonlinear one-step-ahead control strategy is applied. Rather than using two nets, here we need only one net. The stability of the tracking system is also analysed.

1. MỞ ĐẦU

Mạng nơron có khả năng học cấu trúc là rất cần thiết không những cho điều khiển các hệ thống phi tuyến với cấu trúc thay đổi, mà còn dùng để lập mô hình của đối tượng trong giai đoạn luyện mạng - cho điều khiển các hệ thống với cấu trúc không đổi. Trong [7, 8] chúng tôi đã nghiên cứu một số mạng đặc biệt loại này - gọi là mạng có cấu trúc thích nghi. Ở đây chúng tôi giới thiệu một hệ thống mờ nơ ron (Lin C. J., Lin C. T., 1994): có thể thực hiện rất mềm dẻo phân chia mờ các không gian đầu vào, đầu ra và tự động thành lập hệ luật - trên cơ sở lí thuyết cộng hưởng thích nghi (Adaptive Resonance Theory) trong quá trình học theo số liệu vào/ra, mà không yêu cầu người sử dụng phải cung cấp thêm những thông tin như: tri thức của chuyên gia vận hành, cấu trúc thô và các giá trị ban đầu cho luyện mạng v.v... [1]. Học cấu trúc theo ART sẽ xử lí từng loạt các nơ ron được sắp xếp theo véc tơ, thay vì tính toán cho từng nơ ron một, nên tốc độ khá nhanh. Thông số được học theo phương pháp gradient. Đây là một phương pháp tối ưu hóa phi tuyến, tính toán tương đối đơn giản, nhưng có một số nhược điểm, như: vấn đề cực tiểu cục bộ....

Chúng tôi nhận thấy rằng: trong một số trường hợp có thể biểu diễn sai số xấp xỉ bằng một hàm tuyến tính đối với véc tơ tâm các tập mờ của đầu ra. Do đó, cho các nơ ron trong lớp 5 có thể áp dụng thuật học theo phương pháp bình phương cực tiểu truy hồi - để đảm bảo ước lượng đạt tối ưu toàn cục. Với những ưu điểm trên, hệ thống mờ nơ ron ART là một công cụ rất thích hợp cho giải bài toán điều khiển thích nghi tổng quát: khi đối tượng phi tuyến có cấu trúc và thông số thay đổi, không biết trước. Trong bài, một số sơ đồ điều khiển sử dụng mạng nơ ron loại này được phân tích. Trong đó chiến lược điều khiển đón đầu trước một bước (One-Step-Ahead Control, Yip P. P. C., Pao Y. H., 1994; Tan Y., Cauwenberghe A. V., 1996) có những đặc điểm đáng chú ý: ta chỉ cần một mạng cho tính đầu ra dự báo $\hat{y}(k+1)$, tín hiệu điều khiển được sinh ra khá đơn giản, không cần lập mô hình ngược của đối tượng, và có thể đảm bảo tính ổn định của hệ thống bám - một vấn đề khá phức tạp cho các hệ thống điều khiển nơ ron và điều khiển mờ, hiện vẫn còn rất ít kết quả [6].

2. HỆ THỐNG MỜ NƠ RON ART

Thực chất là một mạng nơ ron gồm 5 lớp. Có N nơ ron đầu vào, M nơ ron đầu ra. Các hàm thuộc có dạng hình thang. Số nơ ron luật bằng số nơ ron tập mờ (nơ ron định hạn) của các đầu vào, và được nối tương ứng đầy đủ với chúng. Các đầu ra cũng có số nơ ron tập mờ bằng nhau. Để luyện mạng, véc tơ đầu vào $x = [x_1, x_2, \dots x_N]^T$ (và véc tơ đầu ra yêu cầu $z_d = [z_{d_1}, z_{d_2}, \dots z_{d_M}]^T$) cần được chuẩn hóa và chuyển thành dạng mã bù (Complement Coded Form) x' (và z'_d):

$$x' := [\overline{x}_1,\, \overline{x}_1^c,\, \overline{x}_2,\, \overline{x}_2^c, \ldots \overline{x}_N,\, \overline{x}_N^c]^T = [\overline{x}_1,\, 1-\overline{x}_1,\, \overline{x}_2,\, 1-\overline{x}_2,\, \ldots \overline{x}_N,\, 1-\overline{x}_N]^T, \tag{1}$$

trong đó:

$$\overline{x} = [\overline{x}_1,\, \overline{x}_2, \ldots \overline{x}_N]^T = x/\|x\|, \tag{2}$$

$\|\cdot\|$ kí hiệu chuẩn Ơclit.

2.1. Chức năng của các nơ ron trong mỗi lớp

Lớp 1: Gồm N nơ ron ngôn ngữ đầu vào, để truyền tín hiệu vào lớp tiếp theo, được mô tả bằng hàm tích hợp $F(\cdot)$ và hàm hoạt động $a(\cdot)$ như sau:

$$F(\overline{x}_i, \overline{x}_i^c) = (\overline{x}_i, \overline{x}_i^c) = (\overline{x}_1,\, 1-\overline{x}_i),\ \ i = 1, 2, \ldots N \quad \text{và } a = F\,. \tag{3}$$

Lớp 2: Có N nhóm nơ ron tập mờ đầu vào - với số nơ ron bằng nhau. Mỗi nơ ron thực hiện một hàm thuộc dạng hình thang

$$F = \left[1 - G\big({}^{(2)}I_{ij} - {}^{(2)}\nu_{ij},\, \gamma\big) - G\big({}^{(2)}\varsigma_{ij} - {}^{(2)}I_{ij},\, \gamma\big)\right]/N \quad \text{và } a = F\,. \tag{4}$$

Trong đó: ${}^{(2)}I_{ij}$ kí hiệu đầu vào từ nơ ron ngôn ngữ thứ i tới nơ ron tập mờ thứ j, ${}^{(2)}I_{ij} = \overline{x}_i$; ${}^{(2)}\varsigma_{ij}$ và ${}^{(2)}\nu_{ij}$ là hoành độ của đỉnh trái và đỉnh phải của hình thang;

$$G(s,\gamma) = \begin{cases} 1 & \text{nếu } s\gamma > 1 \\ s\gamma & \text{nếu } 0 \le s\gamma \le 1 \\ 0 & \text{nếu } s\gamma < 0 \end{cases} \tag{5}$$

γ là độ dốc của cạnh bên hình thang, biểu diễn mức độ mờ của hàm thuộc.

Lớp 3: Mỗi nơ ron luật trong lớp này có N đầu vào từ tất cả N nơ ron ngôn ngữ đầu vào, để thực hiện phép tính

$$F = \sum_{i=1}^{N} {}^{(3)}I_i \quad \text{và } a = F\,. \tag{6}$$

Lớp 4: Các nơ ron tập mờ đầu ra có 2 kiểu làm việc. Trong kiểu truyền từ dưới lên chúng thực hiện phép OR mờ

$$F = \max\big({}^{(4)}I_1,\, {}^{(4)}I_2, \ldots,\, {}^{(4)}I_p\big) \quad \text{và } a = F\,. \tag{7}$$

Trong kiểu truyền từ trên xuống, cùng với các khâu nối (link) từ các lớp 5 mỗi nơ ron tác động như một hàm thuộc dạng hình thang với các đỉnh ${}^{(5)}\varsigma_{ij}$, ${}^{(5)}\nu_{ij}$ - giống như ở lớp 2.

Lớp 5: Có M cặp nơ ron ngôn ngữ đầu ra thuộc 2 loại, tương ứng cho M đầu ra. Nơ ron loại thứ nhất thực hiện kiểu truyền từ trên xuống, dùng cho luyện mạng theo giá trị yêu cầu ở dạng mã bù:

$$F = (\overline{z}_{di}\,,\, \overline{z}_{di}^c) = (\overline{z}_{di}\,,\, 1-\overline{z}_{di})\,,\ i = 1, 2, \ldots M \quad \text{và } a = F\,. \tag{8}$$

Nơ ron loại thứ hai thực hiện kiểu truyền từ dưới lên, tác động như là bộ giải mờ (rõ hóa):

$$F = \sum_j {}^{(5)}m_{ij}\, {}^{(5)}I_j \quad \text{và } z_i = a = F/\sum_j {}^{(5)}I_j\,,\ i = 1, 2, \ldots M\,. \tag{9}$$

Trong đó: ${}^{(5)}I_j$ là đầu vào của nơ ron ngôn ngữ đầu ra thứ i từ nơ ron tập mờ đầu ra thứ j; ${}^{(5)}m_{ij}$ kí hiệu tâm của tập mờ

$${}^{(5)}m_{ij} = \big({}^{(5)}\varsigma_{ij} + {}^{(5)}\nu_{ij}\big)/2\,. \tag{10}$$

Ta thấy: hàm tích hợp (6) của nơ ron luật (thứ j) chính là mô tả một hàm thuộc N chiều dạng hình thang (4) - gọi là hàm thuộc siêu hộp (Hyperbox) - với các đỉnh

$$\left({}^{(2)}\varsigma_{1j},\, {}^{(2)}\nu_{1j}\right), \ldots \left({}^{(2)}\varsigma_{ij},\, {}^{(2)}\nu_{ij}\right), \ldots \left({}^{(2)}\varsigma_{Nj},\, {}^{(2)}\nu_{Nj}\right).$$

Nên, nếu mạng hiện có T_x nơ ron luật, thì sẽ có T_x hàm thuộc siêu hộp $IH_l, \ldots, IH_j, \ldots, IH_{T_x}$ được định nghĩa trong không gian đầu vào R^N. Tương tự, nếu các đầu ra hiện có T_z tập mờ, ta có T_z hàm thuộc siêu hộp $OH_1, \ldots, OH_j, \ldots, OH_{T_z}$ được định nghĩa trong không gian đầu ra R^M. Theo các khâu nối ở 2 phía của siêu hộp IH đến siêu hộp OH, ta lập được sơ đồ không gian của quá trình suy diễn mờ. Trên sơ đồ có tính định lượng này, ta có thể hiểu dễ dàng quá trình tính toán cũng như quá trình học cấu trúc của hệ thống mờ.

2.2. Học cấu trúc

Học cấu trúc gồm các quá trình tụ hợp mờ (Fuzzy Clustering) đầu vào, tụ hợp mờ đầu ra - thực hiện đồng thời từ 2 phía của mạng, và quá trình thành lập hệ luật.

Quá trình tụ hợp mờ đầu vào:

Ta sử dụng thuật học nhanh ART để tìm các thông số ${}^{(2)}\varsigma_{ij}$, ${}^{(2)}\nu_{ij}$ cho thành lập các siêu hộp IH_j. Nói khác đi, ta thực hiện phép tụ hợp mờ - hay phân chia mờ - không gian đầu vào.

Cho véc tơ đầu vào mã bù x', ta tính các giá trị

$$S_j = |x' \wedge w_j| / (\beta + |w_j|)\,; \quad j = 1, 2, \ldots T_x\,. \tag{11}$$

Trong đó: w_j gọi là véc tơ trọng bù - thành lập từ véc tơ tọa độ các đỉnh của siêu hộp IH_j

$$w_j := \left[\left({}^{(2)}\varsigma_{1j},\, 1 - {}^{(2)}\nu_{1j}\right), \ldots, \left({}^{(2)}\varsigma_{ij},\, 1 - {}^{(2)}\nu_{ij}\right), \ldots, \left({}^{(2)}\varsigma_{Nj},\, 1 - {}^{(2)}\nu_{Nj}\right)\right]^T; \tag{12}$$

$\wedge$ là phép AND mờ: cho a, b là các véc tơ n chiều

$$(a \wedge b)_i := \min(a_i, b_i)\,; \quad i = 1, 2, \ldots n; \tag{13}$$

chuẩn $|\cdot|$ được định nghĩa

$$|a| := \sum_{i=1}^{n} |a_i|; \tag{14}$$

β là hằng số: $\beta \geq 0$.

Ta thấy: S_j biểu diễn mức độ giống nhau giữa véc tơ x' với véc tơ trọng bù w_j, $j = 1, 2, \ldots T_x$. Ta cần tìm w_L giống x' nhất - để có thể coi x thuộc siêu hộp IH_L. Chỉ số L được xác định như sau:

$$S_L = \max(S_1, S_2, \ldots S_{T_x})\,. \tag{15}$$

Sự cộng hưởng (Resonance) xảy ra khi w_L đạt tiêu chuẩn

$$|x' \wedge w_L| / |x'| \geq \rho\,, \tag{16}$$

trong đó $\rho \in [0, 1]$ được chọn một cách thích nghi (giảm dần theo thời gian).

Nếu điều kiện (16) không thỏa mãn, cần chọn chỉ số L mới theo (15) - nhưng nhớ phải loại bỏ S_L đã được thử ra khỏi danh sách $(S_1, S_2, \ldots S_{T_x})$ ở vế phải. Trong trường hợp tất cả các véc tơ w_j không thỏa mãn (16), thì hộp siêu hộp mới - kí hiệu bằng IH_L, ứng với véc tơ trọng bù $w_L \equiv x'$, được thành lập. Và một nơ ron luật mới, cùng với N nơ ron tập mờ đầu vào mới được sinh ra. Theo cách thiết kế mạng: tất cả N nơ ron tập mờ này được nối với nơ ron luật mới.

Quá trình tụ hợp mờ đầu ra:

Tương tự như trên. Mẫu luyện ở đây là véc tơ đầu ra yêu cầu dạng bù z'_d. Ta kí hiệu siêu hộp đầu ra được chọn hoặc mới được thêm vào là OH_K, và véc tơ trọng bù tương ứng là

$$w_K = \left[\left({}^{(5)}\varsigma_{1K},\, 1 - {}^{(5)}\nu_{1K}\right), \ldots, \left({}^{(5)}\varsigma_{iK},\, 1 - {}^{(5)}\nu_{iK}\right), \ldots, \left({}^{(5)}\varsigma_{MK},\, 1 - {}^{(5)}\nu_{MK}\right)\right]^T.$$

Quá trình thành lập hệ luật:

Ta phải xác định đường nối từ siêu hộp đầu vào IH_L đến siêu hộp đầu ra OH_K - để tìm các khâu nối từ nơ ron luật L tới các nơ ron tập mờ đầu ra tương ứng với siêu hộp đầu ra OH_K.

Bước 1: NẾU IH_L là mới được thêm vào, THÌ nối IH_L với OH_K.

Bước 2: KHÁC ĐI: NẾU IH_L không được nối với OH_K từ trước, THÌ loại bỏ chỉ số L, thực hiện quá trình tụ hợp mờ đầu vào để tìm L mới thỏa mãn (15), (16). Trở lại bước 1.

Bước 3: KHÁC ĐI; không cần thay đổi cấu trúc.

Cập nhật các véc tơ trọng bù theo luật học nhanh ART mờ:

$$w_L{}^{(\text{new})} = x' \wedge w_L{}^{(\text{old})}; \quad w_K{}^{(\text{new})} = z_d{}' \wedge w_K{}^{(\text{old})}. \tag{17}$$

2.3. Học thông số

Để đơn giản, ta xét trường hợp mạng có N đầu vào và 1 đầu ra ($M = 1$). Sau khi đã hiệu chỉnh lại cấu trúc, ta cập nhật các thông số của mạng theo phương pháp gradient, để cực tiểu hóa hàm sai số

$$J_1 = e_a^2/2, \tag{18}$$

trong đó e_a là sai số xấp xỉ đầu ra

$$e_a = z_d - z. \tag{19}$$

Lớp 5: Luật cập nhật cho đỉnh trái của hàm thuộc như sau

$${}^{(5)}\varsigma_j(k+1) = {}^{(5)}\varsigma_j(k) - \alpha\, \partial J_1/\partial^{(5)}\varsigma_j(k). \tag{20}$$

Theo (18), (19), (9), (10) ta tính được

$${}^{(5)}\varsigma_j(k+1) = {}^{(5)}\varsigma_j(k) + \alpha(z_d - z)^{(5)}I_j/(2\sum_j {}^{(5)}I_j). \tag{21}$$

Tương tự, cho đỉnh phải của hàm thuộc

$${}^{(5)}\nu_j(k+1) = {}^{(5)}\nu_j(k) + \alpha\,(z_d - z)\,{}^{(5)}I_j = \,/\,(2\sum_j {}^{(5)}I_j). \tag{22}$$

Lớp 4: Ta tính tín hiệu sai số

$${}^{(4)}\delta_j := \partial J_1/\partial^{(4)}a = \partial J_1/\partial^{(5)}I_j = (\partial J_1/\partial^{(5)}a).(\partial^{(5)}a/\partial^{(5)}I_j). \tag{23}$$

Trong đó: theo (18), (19), (9) ta tính

$$\partial J_1/\partial^{(5)}a = \partial J_1/\partial z = -(z_d - z) \tag{24}$$

và theo (9), (10) ta có

$$\partial^{(5)}a/\partial^{(5)}I_j = ({}^{(5)}m_j \sum_j {}^{(5)}I_j - \sum_j {}^{(5)}m_j{}^{(5)}I_j)\,/\,(\sum_j {}^{(5)}I_j)^2. \tag{25}$$

Lớp 3: Từ (7), (23) ta tính tín hiệu sai số ${}^{(3)}\delta_j$. Sau khi chuẩn hóa theo đầu vào lớn nhất ta được

$${}^{(3)}\delta_j := \partial J_1/\partial^{(3)}a = (\partial J_1/\partial^{(4)}a).(\partial^{(4)}a/\partial^{(4)}I_j).({}^{(4)}I_j/{}^{(4)}I_{\max}) = {}^{(4)}\delta_j({}^{(4)}I_j/{}^{(4)}I_{\max}). \tag{26}$$

Lớp 2: Để lập luật cập nhật cho ${}^{(2)}\varsigma_{ij}$, ta tính đạo hàm riêng

$$\partial J_1/\partial^{(2)}\varsigma_{ij} = (\partial J_1/\partial^{(3)}a).(\partial^{(3)}a/\partial^{(2)}a).(\partial^{(2)}a/\partial^{(2)}\varsigma_{ij}). \tag{27}$$

Thừa số thứ nhất ở vế phải chính là ${}^{(3)}\delta_j$. Theo (6) thừa số thứ hai bằng 1. Từ (4), (5) ta có

$$\partial^{(2)}a/\partial^{(2)}\varsigma_{ij}(k) = \begin{cases} -\gamma/N & \text{nếu } 0 \le ({}^{(2)}\varsigma_{ij}(k) - \overline{x}_i)\gamma \le 1 \\ 0 & \text{cho các giá trị khác} \end{cases} \tag{28}$$

Ta có công thức

$${}^{(2)}\varsigma_{ij}(k+1) = {}^{(2)}\varsigma_{ij}(k) - \alpha^{(3)}\delta_j(\partial^{(2)}a/\partial^{(2)}\varsigma_{ij}(k)). \tag{29}$$

Tương tự, luật cập nhật của ${}^{(2)}\nu_{ij}$ là

$${}^{(2)}\nu_{ij}(k+1) = {}^{(2)}\nu_{ij}(k) - \alpha^{(3)}\delta_j(\partial^{(2)}a/\partial^{(2)}\nu_{ij}(k)), \tag{30}$$

trong đó:

$$\partial^{(2)}a/\partial^{(2)}\nu_{ij}(k) = \begin{cases} \gamma/N & \text{nếu } 0 \le (\overline{x}_i - {}^{(2)}\nu_{ij}(k))\gamma \le 1 \\ 0 & \text{cho các giá trị khác} \end{cases} \tag{31}$$

Ghi chú: Chúng tôi nhận thấy rằng, trong trường hợp bất định thông số của đối tượng điều khiển tương đối nhỏ, thì sau khi đã luyện mạng xong ta có thể chỉ cần hiệu chỉnh hàm thuộc của các nơ ron tập mờ đầu ra cũng đủ để mô phỏng sự thay đổi của đối tượng (như ví dụ trong [2]). Lúc đó, thay $z = \hat{y}(k+1)$, $z_d = y(k+1)$ vào (19), (9) ta có: sai số xấp xỉ $e_a(k+1)$ là hàm tuyến tính đối với véc tơ tâm $\theta(k)$ của các tập mờ đầu ra

$$e_a(k+1) = y(k+1) - \hat{y}(k+1) = y(k+1) - \varphi^T(k)\,\theta(k). \tag{32}$$

Trong đó

$$\theta(k) = \left[{}^{(5)}m_1(k),\ {}^{(5)}m_2(k), ...,\ {}^{(5)}m_{T_z}(k)\right]^T, \tag{33}$$

$$\varphi(k) = \left[{}^{(5)}I_1(k),\ {}^{(5)}I_2(k), ...,\ {}^{(5)}I_{T_z}(k)\right]^T. \tag{34}$$

Do đó, có thể sử dụng phương pháp bình phương cực tiểu truy hồi để phép xấp xỉ đạt tối ưu toàn cục.

3. ỨNG DỤNG TRONG ĐIỀU KHIỂN THÍCH NGHI PHI TUYẾN

Ta xét trường hợp khó nhất: khi cấu trúc của đối tượng thay đổi và hoàn toàn không biết:

$$\begin{aligned} y(k+1) &= f(x(k)) = f(x_1(k), ... x_n(k);\ x_{n+1}(k), ... x_N(k)) \\ &= f(y(k-n+1), ... y(k);\ u(k-m+1), ... u(k)). \end{aligned} \tag{35}$$

3.1. Điều khiển sử dụng mô hình ngược của đối tượng

Phương pháp này (Chen V. C., 1989; Nguyen D., Windrow B., 1990; Pao Y. H., Philips S., Sobajc D. J., 1992; Xiaohong C., Feng G., Jixin Q., 1996...) đã trình bày trong [7]. Ta cần 2 hệ thống mờ nơ ron ART: hệ thống S1 để học cấu trúc và thông số của đối tượng ngược $u(k) = \hat{f}^{-1}(x(k), y(k+1))$; hệ thống S2 sẽ sao lại cấu trúc và thông số của S1 và sinh ra điều khiển $u_m(k) = \hat{f}^{-1}(x(k), y_m(k+1))$ - để tác động vào đối tượng. Vấn đề ở đây là: sự tồn tại của phép biến đổi ngược $\hat{f}^{-1}(\cdot)$ và độ phức tạp tính toán cho các hệ thống MIMO.

3.2. Điều khiển đón đầu trước một bước

Ở đây ta chỉ dùng 1 hệ thống mờ nơ ron ART mắc nối tiếp sau bộ điều khiển và song song với đối tượng. Bộ điều khiển lấy tín hiệu không những từ đầu ra yêu cầu $y_m(k+1)$, mà còn từ đầu ra của mạng nơ ron. Nên, mạng nơ ron còn gọi là mạng hồi qui [4]. Có thể mô tả hoạt động của hệ thống như sau. Ở thời điểm bắt đầu quá trình điều khiển, $t = 0$, cấu trúc và thông số của mạng cũng như điều khiển $u(0)$ đã được xác định qua quá trình luyện trước đó. Tại đầu ra của mạng ta có: $z(0) = \hat{y}(1) = \hat{f}(y(-n+1), \ldots y(0); u(-m+1), \ldots u(0))$ - là xấp xỉ đầu ra của hệ thống ở thời điểm cắt mẫu thứ 1. Nên, giá trị $\hat{y}(1)$ này phải đưa vào khâu trễ, giữ chậm lại - để dùng vào cập nhật mạng sau chu kì cắt mẫu T. Còn bây giờ, trong khoảng thời gian $t/T \in (0,\ 1]$, bộ điều khiển cần tạo ra tín hiệu điều khiển $u(t/T)$ sao cho bình phương sai số $e(2)$ dưới đây là nhỏ nhất

$$J_2 = e^2(2) = [y_m(2) - \hat{f}(y(-n+2), \ldots y(0),\ \hat{y}(1);\ u(-m+2), \ldots u(1))]^2.$$

Tại thời điểm cắt mẫu thứ $k = 1$, đầu ra $y(1)$ được đo, và cùng với $\hat{y}(1)$ giữ chậm - chúng được sử dụng cho hiệu chỉnh lại cấu trúc và thông số của mạng. Với các đầu vào mới $y(-n+2), \ldots y(0),\ y(1);\ u(-m+2), \ldots u(1)$, tại đầu ra của mạng đã cập nhật ta có $z(1) = \hat{y}(2)$... Quá trình lặp lại như trên và cứ thế tiếp diễn. Tổng quát, ở chu kỳ cắt mẫu thứ k ta phải tìm luật điều khiển $u(k)$ để cực tiểu hóa hàm sai số

$$J_2 = e^2(k+1) = [y_m(k+1) - \hat{f}(y(k-n+1), \ldots y(k-1),\ \hat{y}(k);\ u(k-m+1), \ldots u(k))]^2. \tag{36}$$

Ta có thể áp dụng phương pháp gradient:

$$\begin{aligned} u(k+1) &= u(k) - \eta\,(\partial J_2/\partial u(k)) \\ &= u(k) + 2\eta\, e(k+1)(\partial \hat{f}(y(k-n+1), \ldots y(k-1),\ \hat{y}(k);\ u(k-m+1), \ldots u(k))/\partial u(k). \end{aligned} \tag{37}$$

Trong đó: hằng số $\eta > 0$. Đạo hàm riêng $\partial \hat{f}(\cdot)/\partial u(k)$ đã được tính theo thuật toán lan truyền ngược trong bước học thông số. Để $u(k+1)$ tới gần giá trị tối ưu chờ đợi, cần phải chia chu kì cắt mẫu T ra nhiều khoảng nhỏ và thực hiện (37) nhiều lần, hoặc tốt nhất ta sử dụng các thiết bị xử lí tín hiệu liên tục.

Ta xét tính ổn định của hệ thống bám. Bởi vì hệ thống mờ là một công cụ xấp xỉ vạn năng, nên bằng cách tăng số tập mờ đầu vào, số luật và số tập mờ đầu ra, ta có thể đạt được sai số xấp xỉ $e_a(k+1)$ nhỏ tùy ý. Sai số $e(k+1)$ ở trên chính là tổng sai số xấp xỉ và sai số bám:

$$\begin{aligned} e(k+1) &= y_m(k+1) - \hat{y}(k+1) \\ &= (y(k+1) - \hat{y}(k+1)) + (y_m(k+1) - y(k+1)) \\ &= e_a(k+1) + e_t(k+1)\,. \end{aligned} \tag{38}$$

Để áp dụng phương pháp Lyapunov, ta xét trường hợp lí tưởng: $e_a(k+1) = 0$, nên $e(k+1) = e_t(k+1)$. Ta chọn hàm Lyapunov

$$V = e_t\,(k+1)^2. \tag{39}$$

Từ đó tính

$$\partial V/\partial t = 2e_t(k+1)\,(\partial e_t(k+1)/\partial u(k))\,(\partial u(k)/\partial t).$$

Có thể lấy gần đúng

$$\Delta V = 2e_t(k+1)\,(\partial e_t(k+1)/\partial u(k))\,\Delta u(k)\,. \tag{40}$$

Thep (37), (36) ta có

$$\Delta u(k) = u(k+1) - u(k) = -2\eta e_t(k+1)\,(\partial e_t(k+1)/\partial u(k)).$$

Thay vào (40), ta nhận được

$$\Delta V = -4\eta e_t^2(k+1)\,(\partial e_t(k+1)/\partial u(k))^2 \leq 0\,.$$

Điều đó chứng tỏ hệ thống bám là ổn định. Ta cũng đi đến kết luận đó nếu khảo sát hàm năng lượng của mạng nơ ron [4].

4. KẾT LUẬN

Trên đây chúng tôi đã mô tả cấu trúc, nguyên lý làm việc và phương pháp học của hệ thống mờ nơ ron ART. Đây là một trong số những công cụ thích hợp nhất để xây dựng bộ dự báo cho các đối tượng phi tuyến có cấu trúc thay đổi. Bộ điều khiển đón đầu trước một bước khá đơn giản, đảm bảo tính ổn định của hệ thống kín. Để tăng độ chính xác, ta có thể xét hàm sai số phức tạp hơn - như trong [5]

$$J_2(u(k)) = e^2(k+1) + \delta[\Delta u(k)]^2. \tag{41}$$

Phương pháp trên cũng dễ dàng áp dụng cho các hệ thống có trễ.

Cuối cùng, chúng tôi thấy rằng: phương pháp sẽ dễ hiểu, tính toán sẽ đơn giản hơn nếu thay cho các véc tơ mã bù x', z_d', w_L, w_K, ta sử dụng các véc tơ x^-, $z_d{}^-$, $w_L{}^-$, $w_K{}^-$:

$$x^- = [x_1, -x_1, x_2, -x_2, \dots x_N, -x_N]^T, \tag{42}$$

$$z_d{}^- = [z_{d1}, -z_{d1}, z_{d2}, -z_{d2}, \dots z_{dM}, -z_{dM}]^T, \tag{43}$$

$$w_L{}^- = [({}^{(2)}\varsigma_{1L}, -{}^{(2)}\nu_{1L}), \dots ({}^{(2)}\varsigma_{iL}, -{}^{(2)}\nu_{iL}), \dots ({}^{(2)}\varsigma_{NL}, -{}^{(2)}\nu_{NL})]^T, \tag{44}$$

$$w_K{}^- = [({}^{(5)}\varsigma_{1K}, -{}^{(5)}\nu_{1K}), \dots ({}^{(5)}\varsigma_{iK}, -{}^{(5)}\nu_{iK}), \dots ({}^{(5)}\varsigma_{MK}, -{}^{(5)}\nu_{MK})]^T. \tag{45}$$

Lưu ý: chuẩn hóa các véc tơ x, z_d là một tùy chọn nhằm tránh sự tăng lên quá đáng số lượng nơ ron tập mờ và nơ ron thật trong một số trường hợp [1].

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Lin C. T., Lee C. S. G., *Neural Fuzzy Systems*, Printice - Hall International, 1996.

[2] Wang L. X., *A Couse in Fuzzy Systems and Control*, Printice - Hall International, 1997.

[3] Cao S. G., Rees N. W., Feng G., Analysis and design for a class of complex control systems, *Automatica* **33**, 6 (1997) 1017-1039.

[4] Yip P. P. C., Pao Y. H., A recurrent neural net approach to one-step-ahead control problems, *IEEE Trans. Syst. Man. Cyber.* **24**, 4 (1994) 678-638.

[5] Tan Y., Cauwenberghe A. V., Nonlinear one-step-ahead control using neural networks: control strategy and stability design, *Automatica* **32**, 12 (1996) 1701-1706.

[6] Polycarpou M., Stable adaptive neutral control scheme for nonlinear systems, *IEEE Trans. Automat. Contr.* **41**, 3 (1996) 447-451.

[7] Chu Văn Hỷ, Điều khiển thích nghi các hệ thống phi tuyến cấu trúc thay đổi sử dụng hệ thống mờ nơ ron, *Tạp chí Tin học và Điều khiển học* **14**, 1 (1998).

[8] Chu Văn Hỷ, Điều khiển thích nghi phi tuyến trên cơ sở mạng nơ ron RBF, *Hội nghị toàn quốc lần thứ 3 về Tự động hóa*, Hà Nội, 9-11/4/1998.

Nhận bài ngày 23 - 1 - 1998

Viện Công nghệ thông tin, Trung tâm KHTN và CNQG.