

ĐIỀU KHIỂN THÍCH NGHI CÁC HỆ THỐNG PHI TUYẾN CẤU TRÚC THAY ĐỔI SỬ DỤNG HỆ THỐNG MỜ NƠ RON.

CHU VĂN HỖ

Abstract. In this paper, we present a method of nonlinear variable structure system control using neural fuzzy systems. An inverse model adaptive control scheme is chosen. A neural fuzzy system with on-line supervised structure and parameter learning (adapted from C.T. Lin, C.S.G. Lee) is analysed.

I. ĐẶT VẤN ĐỀ

Yêu cầu quan trọng hàng đầu ở đây là: mô hình phải có khả năng thay đổi cấu trúc phù hợp với đối tượng. Trong điều khiển tuyến tính, ta có thể giải quyết nhờ cơ cấu đánh giá và thay đổi bậc của mô hình, phương pháp điều khiển đa mô hình, hoặc trên cơ sở lý thuyết điều khiển bền vững (các hệ thống chứa bất định cấu trúc và thông số)... Cho các hệ thống phi tuyến, tính toán khó khăn hơn rất nhiều, do có các hàm bậc cao phức tạp, như hàm lượng giác, hàm siêu việt...; nhất là khi chế độ làm việc của hệ thống thay đổi gián đoạn, ví dụ: sự chuyển pha trong quá trình truyền nhiệt, thay đổi đặc tính dòng chảy của chất lỏng hoặc chất khí khi tốc độ vượt quá giá trị giới hạn v.v... Vấn đề đặt ra là phải xây dựng được một mô hình tổng quát biểu diễn được tất cả các dạng phi tuyến của hệ thống. Đây là một yêu cầu khó có thể thực hiện bằng các phương tiện và phương pháp truyền thống, nhất là cho tính toán theo thời gian thực.

Mạng nơ ron nhân tạo và hệ thống mờ nơ ron - là những công cụ mới giúp ta thực hiện được điều đó. Người ta đã chứng minh rằng [1,2,3,4]: một số mạng nơ ron và hệ thống mờ là những công cụ xấp xỉ vạn năng - có khả năng xấp xỉ các hàm phi tuyến dạng bất kỳ, với độ chính xác tùy ý. Từ những linh kiện - gọi là "thông minh" này, theo một số phương pháp ta tổng hợp thành một mạng nơ ron có thể thay đổi cấu trúc và thông số để mô tả đúng quan hệ vào/ra của đối tượng phi tuyến biến đổi theo thời gian. Thực chất, hệ thống mờ nơ ron là một mạng nơ ron đặc biệt - làm việc theo nguyên lý của hệ thống mờ, gồm 5 lớp, số nơ ron của lớp vào và lớp ra bằng số đại lượng vào và ra. Nhận dạng cấu trúc ở đây chỉ còn là tìm số nơ ron của 3 lớp bên trong. Cho trường hợp sử dụng mạng nơ ron thông thường, ta phải đồng thời xác định số lớp và số nơ ron của mỗi lớp. Công việc khó khăn hơn còn do ta chưa có một phương pháp tìm kiếm chính xác, mà chủ yếu dựa vào kết quả thực nghiệm. Nên, trong bài này chúng tôi giới thiệu một phương pháp điều khiển thích nghi sử dụng hệ thống mờ nơ ron [1]. Ta đã biết một số phương pháp học cấu trúc và thông số thích hợp cho tính toán on-line. Để đơn giản, ở đây chúng tôi sử dụng phương pháp của Lin và Lee (1992, 1995). Nhờ mạng nơ ron và hệ thống mờ, ta đã có thể xét trường hợp hệ thống phi tuyến tổng quát nhất $y(k+1) = f(x(k), u(k))$ - trong khi các phương pháp truyền thống chỉ giải được một số dạng phi tuyến nhất định [6]. Phương pháp mô hình ngược của đối tượng đã được sử dụng.

II. SƠ ĐỒ ĐIỀU KHIỂN

Xét hệ thống phi tuyến một đầu vào một đầu ra

$$y(k+1) = f(x(k), u(k)) \quad (1)$$

Trong đó: $u(k)$ là điều khiển; $y(k)$ là đầu ra, $f(.)$ là hàm phi tuyến không biết, có cấu trúc và thông số biến đổi theo thời gian; $x(k)$ kí hiệu vectơ hồi qui:

$$\begin{aligned} x(k) &= [x_1(k), \dots, x_n(k); x_{n+1}(k), \dots, x_{n+m}(k)]^T \\ &= [y(k-n+1), \dots, y(k); u(k-m+1), \dots, u(k-1)]^T; \quad m \leq n \quad (2) \end{aligned}$$

ĐIỀU KHIỂN THÍCH NGHI CÁC HỆ THỐNG PHI TUYẾN..

Cần tìm điều khiển thích nghi $u(k)$, để đầu ra của hệ thống $y(k+1)$ bám sát đầu ra của mô hình $y_m(k+1)$. Phương pháp điều khiển sử dụng mô hình ngược đã được trình bày trong [7]. Cho các quá trình công nghệ, có thể giả thiết: tồn tại một hàm đơn trị giữa $u(k)$ và $x(k)$, $y(k+1)$:

$$u(k) = f^{-1}(x(k), y(k+1)) \quad (3)$$

Do đó, nhờ bộ điều khiển - là hệ thống mờ nơ ron S_2 ta tìm được điều khiển $u_m(k)$ theo điều kiện bám $y(k+1) = y_m(k+1)$:

$$S_2 \dots u_m(k) = f^{-1}(x(k), y_m(k+1)) \quad (4)$$

Trong chu kì cắt mẫu thứ $k+1$ tiếp theo, ta đo đầu ra $y(k+1)$, và nhờ hệ thống mờ nơ ron S_1 tìm được điều khiển $u(k)$ theo các giá trị thực của hệ thống:

$$S_1 \dots u(k) = f^{-1}(x(k), y(k+1)) \quad (5)$$

Từ đó xác định sai số

$$e(k) = u_m(k) - u(k) \quad (6)$$

Ta định nghĩa hàm sai số

$$J = e^2(k)/2 \quad (7)$$

Quá trình học sẽ thay đổi cấu trúc và thông số của hệ thống mờ S_1 sao cho cực tiểu hoá hàm J . Bộ điều khiển S_2 sao lại cấu trúc và thông số mới của S_1 , và từ các đầu vào $x(k+1)$, $y_m(k+2)$ sinh ra điều khiển $u_m(k+1)$ - tác động vào đối tượng...

III. HỆ THỐNG MỜ NƠ RON VỚI HỌC ON-LINE CẤU TRÚC VÀ THÔNG SỐ

Do Lin và Lee đề xuất năm 1992, 1995 [1], hệ thống có khả năng thay đổi thích nghi các thông số và một phần cấu trúc.

III.1. Chức năng của các nơ ron trong mỗi lớp

Mỗi nơ ron có 2 chức năng, được mô tả bằng hàm tích hợp $F(\cdot)$ (hay còn gọi là hàm tổng trong), và hàm hoạt động $a(\cdot)$. Ta kí hiệu $(e)_i$ là đầu vào nơ ron thứ i của lớp thứ l .

Lớp 1: Có N nơ ron ngôn ngữ đầu vào (input linguistic node), đơn thuần để truyền giá trị cho lớp tiếp theo. Ta có

$$F = {}^{(1)}I_i = x_i, \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad \text{và } a = F \quad (8)$$

Lớp 2: Gồm N nhóm các nơ ron định hạn đầu vào (input term node), mỗi nhóm có T_i nơ ron. Trong trường hợp sử dụng nơ ron đơn để thực hiện hàm thuộc dạng hình chuông, ta có:

$$F = -(e^2)_i - m_{ij})^2 / \sigma_{ij}^2; \quad \text{và } a = e^f \quad (9)$$

Trong đó: m_{ij} và σ_{ij} là tâm (giá trị trung bình) và chiều rộng (phương sai); T_i là cỡ phân chia mờ (số định hạn/số tập mờ) của biến ngôn ngữ đầu vào x_i .

Lớp 3: các nơ ron luật (rule node) thực hiện phép AND mờ

$$F = \min({}^{(3)}I_1, {}^{(3)}I_2, \dots, {}^{(3)}I_p); \quad \text{và } a = F \quad (10)$$

Lớp 4: các nơ ron định hạn đầu ra có 2 kiểu làm việc. Trong kiểu truyền từ dưới lên, thực hiện phép OR mờ

$$F = \sum_i {}^{(4)}I_i; \quad \text{và } a = \min(1, F) \quad (11)$$

Trong kiểu truyền từ trên xuống, giống như ở lớp 2, chúng thực hiện các hàm thuộc cho biến ngôn ngữ đầu ra.

Lớp 5: có 2 loại nơ ron ngôn ngữ đầu ra. Loại thứ nhất thực hiện kiểu làm việc từ trên xuống, để luyện mạng theo giá trị yêu cầu z_m của đầu ra:

$$F = z_m; \text{ và } a = F \quad (12)$$

Loại thứ hai thực hiện kiểu truyền từ dưới lên, có chức năng như bộ rõ hóa:

$$F = \sum_i (m_i \sigma_i); \text{ và } z = a = F / \sum_i (\sigma_i^{(5)} I_i) \quad (13)$$

Cho các hệ thống mờ ở trên, ta có: các biến ngôn ngữ đầu vào $x_i = x_i(k), i = 1, 2, \dots, N-1; x_N = y_m(k+1)$ cho hệ thống S_2 , và $x_N = y(k+1)$ cho hệ thống S_1 ; biến ngôn ngữ đầu ra: $z = u_m(k)$ cho S_2 , và $z = u(k), z_m = u_m(k)$ cho S_1 . Hệ thống mờ S_2 chỉ làm việc theo kiểu truyền từ dưới lên.

III.2. Học cấu trúc và thông số

Cấu trúc thô và giá trị bắt đầu $m(0), \sigma(0)$ của các hàm thuộc đã được chuyên gia chọn, chẳng hạn theo kết quả nhận dạng off-line. Sử dụng thuật học lan truyền ngược ta cập nhật thông số $m(k), \sigma(k)$ của các nơ ron định hạn. Đối với lớp 4, trên cơ sở phân tích số đo giống nhau (similarity measure) giữa hàm thuộc mới $(m_{i,new}, \sigma_{i,new})$ cho nơ ron thứ i và các hàm thuộc của các nơ ron hiện có - mà có thể thêm vào một nơ ron, nghĩa là thêm 1 tập mờ nhằm chia nhỏ hơn nữa không gian của đầu ra. Căn cứ vào ngưỡng lực (strength threshold), các đầu vào của lớp 4 - tức là phần hệ quả của các nơ ron luật lớp 3 - được sắp xếp lại cho chính xác hơn. Cuối cùng, thực hiện phép kết hợp các luật ta có thể giảm số các nơ ron luật, và nhận được mô hình "tốt nhất" của đối tượng điều khiển ở chu kỳ cắt mẫu thứ $k + 1$. Quá trình học thực hiện như sau.

Lớp 5: Để cực tiểu hóa hàm sai số đầu ra

$$J = (z_m - z)^2 / 2 \quad (14)$$

các giá trị mới của hàm thuộc cho nơ ron thứ i của lớp 4 được tính:

$$m_{i,new} = m_i(k) + \Delta m_i(k) \quad (15)$$

$$\sigma_{i,new} = \sigma_i(k) + \Delta \sigma_i(k) \quad (16)$$

Trong đó: $\Delta m_i(k) = -\alpha \partial J / \partial m_i \quad (17)$

$$\Delta \sigma_i(k) = -\alpha \partial J / \partial \sigma_i \quad (18)$$

Từ (14), (13) ta tính các đạo hàm riêng

$$\partial J / \partial m_i = -(z_m - z) \sigma_i^{(5)} I_i / \sum_i \sigma_i^{(5)} I_i \quad (19)$$

$$\partial J / \partial \sigma_i = -(z_m - z) [m_i \sigma_i^{(5)} I_i / \sum_i (\sigma_i^{(5)} I_i) - (\sum_i m_i \sigma_i^{(5)} I_i) (\sigma_i^{(5)} I_i) / (\sum_i (\sigma_i^{(5)} I_i))^2] \quad (20)$$

Theo số đo giống nhau của hai tập mờ $E(\dots)$, ta tìm nơ ron có hàm thuộc - kí hiệu bằng $(m_{i,closest}, \sigma_{i,closest})$ - giống $(m_{i,new}, \sigma_{i,new})$ nhất:

$$\begin{aligned} \text{degree}(i, k) &= E[\mu(m_{i,new}, \sigma_{i,new}), \mu(m_{i,closest}, \sigma_{i,closest})] \\ &= \max E[\mu(m_{i,new}, \sigma_{i,new}), \mu(m_i, \sigma_i)] \quad (21) \end{aligned}$$

Cho hai tập mờ A, B với các hàm thuộc $\mu_{A,B}(x) = \exp[-(x - m_{A,B})^2 / \sigma_{A,B}^2]$ ta có công thức gần đúng:

$$E[A, B] = |A \cap B| / |A \cup B| / (\sigma_A \sqrt{\pi} + \sigma_B \sqrt{\pi} - |A \cap B|) \quad (22)$$

$$\begin{aligned} \text{Trong đó: } |A \cap B| &= h^2 [m_B - m_A + \sqrt{\pi}(\sigma_A + \sigma_B)] / (2\sqrt{\pi}(\sigma_A + \sigma_B)) \\ &+ h^2 [m_B - m_A + \sqrt{\pi}(\sigma_A - \sigma_B)] / (2\sqrt{\pi}(\sigma_B - \sigma_A)) \\ &+ [m_B - m_A + \sqrt{\pi}(\sigma_A - \sigma_B)] / (2\sqrt{\pi}(\sigma_A - \sigma_B)) \end{aligned} \quad (23)$$

ở đây ta kí hiệu: $h[x] = \max[0, x]$. Có thể xây ra các trường hợp sau:

a) $\text{dergree}(i,k) < (k)$:

$\alpha(k)$ là một số đơn điệu tăng - gọi là tiêu chuẩn giống nhau. Ta cần thêm vào lớp 4 một nơ ron mới với hàm thuộc $\mu(m_{i-\text{closest}}, \sigma_{i-\text{closest}})$. Sau đó, những đầu vào từ lớp 3 đến nơ ron thứ i đang xét - có giá trị lớn hơn hoặc bằng ngưỡng lực $(3)a \geq \beta$ sẽ được chuyển thành đầu vào của nơ ron mới.

b) $\text{dergree}(i,k) < \alpha(k)$:

Nếu $\mu(m_{i-\text{closest}}, \sigma_{i-\text{closest}}) \neq \mu(m_i, \sigma_i)$ thì các đầu vào cho nơ ron giống nhất này được chọn như trên. Trong trường hợp chính nơ ron đang xét là giống nhất, ta lấy các giá trị mới

$$m_i(k+1) = m_{i-\text{new}} \quad (24)$$

$$\sigma_i(k+1) = \sigma_{i-\text{new}} \quad (25)$$

Các đầu vào được giữ nguyên.

Sau khi các đầu vào của lớp 4 - tức là phần hệ quả của các nơ ron luật lớp 3 đã được ấn định, ta thực hiện kết hợp một nhóm các nơ ron luật thành một nơ ron duy nhất theo các tiêu chuẩn sau:

1. Chúng có cùng hệ quả
2. Có chung một số tiền đề
3. Hợp của các tiền đề khác bao gồm toàn bộ tập định hạn của một số biến ngôn ngữ đầu vào.

Ta thấy, ở đây học cấu trúc và học thông số được thực hiện đồng thời, thích hợp cho nhận dạng on-line.

Lớp 4: Theo thuật toán lan truyền ngược, ta tính đạo hàm riêng $(4)\delta_i$ của hàm sai số J theo đầu ra của các lớp nơ ron lớp 4, lớp 3 - cần thiết cho cập nhật các nơ ron lớp 2.

$$(4)\delta_i = \partial J / \partial^{(4)}a_i = \partial J / \partial^{(5)}I_i = (\partial J / \partial^{(5)}a) \cdot (\partial^{(5)}a / \partial^{(5)}I_i) \quad (26)$$

Trong đó, từ (13) ta tính

$$\partial^{(5)}a / \partial^{(5)}I_i = [m_i \sigma_i (\sum \sigma_i^{(5)} I_i) - (\sum m_i \sigma_i^{(5)} I_i) \sigma_i] / (\sum \sigma_i^{(5)} I_i)^2 \quad (27)$$

Bởi vì $(5)a = z$, nên

$$\partial^{(5)}a / \partial^{(5)}I_i = \partial J / \partial z = -(z_m - z) \quad (28)$$

Lớp 3: Theo (11), ta có:

$$(3)\delta_i = \partial J / \partial^{(3)}a_i = \partial J / \partial^{(4)}I_i \cdot (\partial^{(4)}I_i / \partial^{(4)}I_i) = (4)\delta_i \quad (29)$$

Lớp 2: Ta có luật cập nhật các hàm thuộc như sau

$$m_{ij}(k+1) = m_{ij}(k) - \alpha \partial J / \partial m_{ij} \quad (30)$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) - \alpha \partial J / \partial \sigma_{ij} \quad (31)$$

Ta lần lượt tính

$$\partial J / \partial m_{ij} = (\partial J / \partial^{(2)} a_i) \cdot (\partial^{(2)} a_i / \partial m_{ij}) = {}^{(2)}\delta_i (\partial^{(2)} a_i / \partial m_{ij}) \quad (32)$$

Theo (9), ta nhận được

$$\partial^{(2)} a_i / \partial m_{ij} = 2e^{F_i} ({}^{(2)}I_i - m_{ij}) / \sigma_{ij}^2 \quad (33)$$

Cho trường hợp nơ ron chỉ có một đầu ra, ta có

$$\partial J / \partial^{(2)} a_i = (\partial J / \partial^{(3)} I_i) = (\partial J / \partial^{(3)} a_i) \cdot (\partial^{(3)} a_i / \partial^{(2)} I_i) = {}^{(3)}\delta_i (\partial^{(3)} a_i / \partial^{(2)} I_i) \quad (34)$$

Từ (10) ta thấy: $\delta^{(3)} a_i / \partial^{(3)} I_i = 1$ nếu ${}^{(3)}I_i$ là nhỏ nhất trong các đầu vào của nơ ron luật thứ i lớp 3. Nên, trong trường hợp nơ ron lớp 2 có nhiều đầu ra, ta nhận được

$${}^{(2)}\delta_i = \partial J / \partial^{(2)} a_i = \sum q_s \quad (35)$$

$${}^{(3)}\delta_s \dots \text{ nếu } {}^{(2)}a_i \text{ là đầu vào nhỏ nhất của nơ ron luật thứ } s \quad (36)$$

Trong đó: $q_s =$

0... cho các trường hợp khác

Thay vào (30), ta có kết quả

$$m_{ij}(k+1) = m_{ij}(k) - 2\alpha {}^{(2)}\delta_i e^{F_i} ({}^{(2)}I_i - m_{ij}) / \sigma_{ij}^2 \quad (37)$$

Tương tự, ta tìm được luật cập nhật cho σ_{ij}

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) - 2\alpha {}^{(2)}\delta_i e^{F_i} ({}^{(2)}I_i - m_{ij})^2 / \sigma_{ij}^3 \quad (38)$$

IV. KẾT LUẬN

Trên đây ta đã chỉ ra khả năng sử dụng hệ thống mờ nơ ron cho giải quyết bài toán điều khiển thích nghi các hệ thống phi tuyến có cấu trúc thay đổi. Để đơn giản, ở đây ta chỉ xét sự thay đổi phân chia mờ của không gian đầu ra và hệ luật. Chúng tôi thấy: phương pháp của Lin và Lee hoàn toàn có thể áp dụng nhằm thay đổi cả phân chia mờ của các không gian đầu vào. Một hệ thống mờ khác - với học cấu trúc trên cơ sở lý thuyết cộng hưởng thích nghi mờ - được Lin đưa ra năm 1994. Để xây dựng các phương pháp học cấu trúc, người ta cũng sử dụng những kỹ thuật mới lạ, như các thuật di truyền, lập trình tiến hóa...

Công trình này được thực hiện trong khuôn khổ nghiên cứu của đề tài cấp nhà nước KHCN-04-09, thuộc chương trình Tự động hóa.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Lin C.T., Lee C.S.G: *Neural Fuzzy Systems*, Printice-Hall International 1996.
2. Wang K.J., Sbarbavo D., Zbikowski R., Gawthrop P.J.: *Neural networks for control systems*, *Automatica*, Vol. 28, No. 6, 1002, pp. 1083-1112.
3. Narendra K. S., Parthasara I.: *Identification and control of dynamical systems using neural networks*, *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 1, No. 1, 1990, pp.4-26.
5. Karakasoglu A., Sundareshan M.K.: *A recurrent neural network - based adaptive variable structure model-following control of robotic manipulators*, *Automatica*, Vol. 31, No. 10, 1995, ppo.1495-1507
6. Krstic M., Kanellakopoulos L., Kokotovic P.: *Nonlinear and Adaptive Control Design*, John Wiley, New York, 1995.
7. Chu Văn Hy: *Mạng nơ ron truyền thẳng cho điều khiển thích nghi các hệ thống phi tuyến, trong Tuyển tập các công trình nghiên cứu : Một số phương pháp điều khiển hiện đại , phân viện Tự động hoá, Viện Công nghệ Thông tin, 1997*