

TỐI ƯU HÓA HỆ MỜ-NORON TRONG ĐIỀU KHIỂN ROBOT

Phan Bùi Khôi*, Nguyễn Văn Toàn

Viện Cơ khí, Đại học Bách khoa Hà Nội (HUST), Số 1 Đại Cồ Việt, Hai Bà Trưng, Hà Nội

*Email: khoi.phanbui@hust.edu.vn

Đến Tòa soạn: 13/2/2014; Chấp nhận đăng: 26/3/2014

TÓM TẮT

Cùng với sự phát triển mạnh mẽ của khọc học và kĩ thuật; hệ mờ và mạng noron ngày càng được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực. Dựa trên logic của con người, với ưu điểm đơn giản và xử lí chính xác những thông tin không chắc chắn; hệ mờ và mạng noron nhân tạo đã đem lại nhiều hiệu quả đáng kể trong lĩnh vực điều khiển và tự động hóa. Tối ưu hệ điều khiển mờ noron là bài toán quan trọng và cần thiết để nâng cao hiệu quả điều khiển, tạo tiền đề cho việc giải quyết những bài toán kĩ thuật với độ chính xác cao, nhất là những bài toán không thể hoặc khó mô hình hóa. Bài báo này trình bày ứng dụng của logic mờ và đại số gia tử vào điều khiển mờ, kết hợp mạng noron nhân tạo và hệ điều khiển mờ xây dựng trên lí thuyết đại số gia tử, kết hợp giữa giải thuật di truyền và giải thuật lan truyền ngược để nâng cao độ chính xác của bộ trọng số trong mạng noron nhân tạo.

Từ khóa: tối ưu hóa, hệ mờ-noron, đại số gia tử, giải thuật di truyền.

1. GIỚI THIỆU

Logic mờ và mạng noron nhân tạo đã được nhiều tác giả nghiên cứu và ứng dụng trong lĩnh vực điều khiển và tự động hóa. Có rất nhiều công trình và bài báo nghiên cứu về điều khiển mờ, đại số gia tử, mạng noron nhân tạo, cũng như hệ mờ noron dựa trên logic mờ cổ điển. Trước tiên, ta thấy logic mờ phù hợp với logic của con người [1] nhưng nó không thể làm rõ được giá trị ngữ nghĩa của các biến ngôn ngữ [2], hơn thế nữa ta phải xây dựng khối luật hợp thành trong logic mờ, điều này gây nên sai số trong quá trình điều khiển. Lí thuyết đại số gia tử ra đời để khắc phục nhược điểm của logic mờ [2], tăng tính đơn giản trong quá trình xây dựng hệ điều khiển. Bên cạnh đó, một số tác giả đã kết hợp mạng noron nhân tạo với logic mờ và cũng đã đạt được những kết quả khả quan trong việc xây dựng hệ điều khiển. Tuy nhiên, sự kết hợp chúng vẫn còn phức tạp và dễ gây sai số trong quá trình xấp xỉ. Để khắc phục điều đó, bài báo này sẽ đề cập đến việc kết hợp mạng noron nhân tạo với hệ mờ xây dựng trên đại số gia tử; ta sẽ dùng mạng noron nhân tạo để xấp xỉ giá trị ngữ nghĩa các biến ngôn ngữ đầu ra khi đầu vào là giá trị ngữ nghĩa các biến ngôn ngữ đầu vào của hệ mờ thông qua quá trình luyện mạng. Như vậy, mạng noron chỉ đóng vai trò xấp xỉ đa thức nên ta sẽ dùng mạng noron truyền thẳng. Thêm vào đó, bài báo cũng nêu việc kết hợp giữa giải thuật di truyền và giải thuật lan truyền ngược để dễ dàng thu được bộ trọng số tối ưu của mạng noron, giúp việc xấp xỉ tăng độ chính xác. Ta sẽ

dùng giải thuật lan truyền ngược để tìm ra những bộ trọng số đạt hoặc gần đạt tới cực tiểu địa phương của hàm giá, sau đó dùng những bộ trọng số đó làm quần thể gốc của giải thuật di truyền để giúp chúng vượt qua cực tiểu địa phương, hướng tới giá trị cực tiểu toàn cục, cuối cùng ta lấy bộ trọng số thu được từ giải thuật di truyền làm bộ trọng số ban đầu cho giải thuật lan truyền ngược, ta sẽ đạt được bộ trọng số có độ chính xác rất cao mà cách làm rất đơn giản. Tất cả các bộ điều khiển được xây dựng bằng M-File của MATLAB, sau đó dùng Simulink mô phỏng kiểm tra kết quả, không dùng bộ điều khiển có sẵn trong Simulink.

2. TỐI ƯU HÓA HỆ MỜ NORON

2.1. Logic mờ.

Tập mờ F xác định trên tập kinh điển X là một tập mà mỗi phần tử của nó là một cặp các giá trị $(x, \mu_F(x))$, trong đó: $\mu_F: X \rightarrow [0, 1]$. [3].

Ta cần chú ý tới các thông số đặc trưng cho tập mờ. Các phép toán trong tập mờ, các dạng hàm thuộc hàm, biến ngôn ngữ, luật hợp thành và giải mờ.

Một hệ luật hợp thành được mô tả bằng n mệnh đề: [3].

R_i : Nếu ... thì ... hoặc

R_n : Nếu ... thì ... (Với $i=1 \dots n-1$)

Gọi B_i và μ_i là tập mờ và hàm thuộc của luật hợp thành R_i , khi đó tập mờ R của luật hợp thành: $R = B_1 \cup B_2 \cup \dots \cup B_n$ [3].

2.2. Đại số gia tử

Với mỗi biến ngôn ngữ X , gọi $X = \text{Dom}(X)$ là tập các giá trị ngôn ngữ của biến X . Miền giá trị X được xem như một ĐSGT $\mathcal{AX} = (X, G, H, \leq)$ trong đó G là tập các phần tử sinh, H là tập các gia tử còn " $\leq$ " là quan hệ cảm sinh ngữ nghĩa trên X [2].

Ta cần chú ý tới độ đo tính mờ và hàm định lượng ngữ nghĩa:

Độ đo tính mờ: Kí hiệu $fm(\tau)$ là độ đo tính mờ của phần tử τ , $\tau \in X$ và chúng ta cũng giả sử rằng độ đo tính mờ của mỗi phần tử luôn thuộc đoạn $[0, 1]$. Một số tính chất trực giác của $fm(\tau)$: [4]

(1) $fm(\tau) = 0$, nếu τ là giá trị rõ.

(2) Nếu h là một gia tử và τ là giá trị mờ thì $h\tau$ đặc trưng hơn τ , vì vậy ta có

$$fm(h\tau) < fm(\tau) \text{ và } fm(h\tau) = \mu(h)fm(\tau), \text{ với } \forall \tau \in X.$$

(3) Nếu $c+$, $c-$ là hai phần tử sinh trong X thì:

$$fm(c+) + fm(c-) = 1.$$

Hàm định lượng ngữ nghĩa: Cho fm là hàm độ đo tính mờ trên tập X . Hàm định lượng ngữ nghĩa $v: X \rightarrow [0, 1]$, kết hợp với hàm fm , được xác định như sau: [2]

(1) $(W) = \theta = fm(c^-)$, $\square(c^-) = \theta - \alpha$, $fm(c^-) = \beta \cdot fm(c^-)$, $\square(c^+) = \theta + \alpha \cdot fm(c^+)$.

(2) $\square(h_j x) = \square(x) + \text{Sign}(h_j x) \cdot \left\{ \sum_{i=\text{Sign}(0)}^1 fm(h_i x) - \omega(h_j x) fm(h_j x) \right\}$.

trong đó: $\omega(h_jx) = \frac{1}{2}[1 + \text{Sign}(h_jx) \cdot \text{Sign}(h_0h_jx) \cdot (\beta - \alpha)]$, và $j \in \{j: -q \leq j \leq p \text{ và } j \neq 0\} = [-q \dots p]$.
 $\sum_{i=-q}^{-1} \mu(h_i) = \alpha$ và $\sum_{i=1}^p \mu(h_i) = \beta$, với $\alpha, \beta > 0$ và $\alpha + \beta = 1$.

Trong logic mờ, hệ luật được thể hiện dưới dạng bảng FAMs m chiều, ta sẽ dùng các công thức định lượng ngữ nghĩa trên để đưa bảng FAMs về bảng giá trị ngữ nghĩa SAMS.

2.3. Kết hợp mạng nơron và hệ mờ đại số gia tử

Các công trình dựa trên định lý của Kolmogorov dự kiến rằng toàn bộ các ánh xạ liên tục từ $[0,1]^p$ đến $[0,1]^n$ đều có thể được xấp xỉ bằng một mạng perceptron ba lớp, có lớp vào gồm p nơron, lớp ra gồm n nơron và lớp ẩn gồm $(2p+1)$ nơron. Giá trị đầu vào của mạng nơron là ngữ nghĩa của các biến ngôn ngữ nên giá trị nằm trong khoảng $(0,1)$, nên ta sẽ dùng hàm chuyển là hàm sigmoid, vì hàm sigmoid xử lý tốt với các giá trị đầu vào nằm trong khoảng $(-1,1)$.

$$g(f) = \frac{1}{1+e^{-\lambda}}$$

Ta dùng giải thuật lan truyền ngược sai số:

Bước 1: Chọn hằng số học $\eta > 0$, hằng số quán tính α , sai số cho phép $E_{\max}$, khởi tạo bộ trọng số ban đầu và gán $E = 0$, $k = 1$.

Bước 2: Huấn luyện mạng.

Với mẫu học thứ k: tại lớp vào ($q = 1$), với mọi i ta có: ${}^qy_i = {}^1y_i = x_i^k$.

Lan truyền tín hiệu từ lớp vào tới lớp ra: ${}^qy_i = g({}^qnet_i) = g(\sum_j {}^qw_{ij} \cdot {}^{q-1}y_j)$.

Bước 3: Xác định tín hiệu lỗi tại lớp ra:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (d_i^k - {}^qy_i)^2 + E \text{ và } {}^q\delta_i = (d_i^k - {}^qy_i) \cdot g'({}^qnet_i).$$

Bước 4: Lan truyền ngược sai số.

$$\Delta {}^qw_{ij} = \eta \cdot \delta_i \cdot {}^{q-1}y_j \text{ và } {}^qw_{ij} = {}^qw_{ij} + \Delta {}^qw_{ij}.$$

$${}^{q-1}\delta_i = g'({}^{q-1}net_i) \cdot \sum_j {}^qw_{ij} \cdot {}^q\delta_j \text{ với } j = q, q-1, \dots, 2.$$

Bước 5: Kiểm tra điều kiện lặp.

Nếu $k < p$ thì $k = k+1$ và quay lại bước 2. Ngược lại, nhảy tới bước 6.

Bước 6: Kiểm tra lỗi.

Nếu $E < E_{\max}$ thì kết thúc quá trình học và đưa ra bộ trọng số.

Ngược lại, gán $E = 0$, $k = 1$ và nhảy tới bước 2.

Lưu ý: Ta nên chọn bộ trọng số khởi tạo w_{ij} nằm giới hạn $[-3/\sqrt{k_i}, 3/\sqrt{k_i}]$.

Trong đó: k_i là tổng số liên kết từ nơron j tới nơron i [5].

Ta cũng nên dùng hằng số học thích nghi và thêm vào thành phần quán tính để nâng cao độ chính xác và tăng khả năng hội tụ khi học [6].

2.4. Kết hợp giải thuật di truyền và giải thuật lan truyền ngược sai số

Giải thuật lan truyền ngược sai số rất dễ cho ta một kết quả rơi vào cực tiểu địa phương của hàm giá, nhưng nếu vượt qua được cực tiểu địa phương thì giải thuật này dễ dàng đưa đến giá trị

cực tiểu toàn cục. Tuy nhiên, để làm được điều đó ta phải mất rất nhiều thời gian vào công việc chọn bộ trọng số khởi tạo, hằng số quán tính [7]. Ngược lại, ta có giải thuật di truyền với ưu điểm làm việc trên một quần thể nên dễ dàng giúp ta vượt qua khỏi cực tiểu địa phương để tiến tới cực tiểu toàn cục [8]; nhưng do khối lượng tính toán khá lớn nên hội tụ rất chậm [9]. Ta sẽ kết hợp hai giải thuật này với nhau để thu được bộ trọng số có độ chính xác cao và đơn giản. Phần giới thiệu tác giả đã nêu nên ý tưởng kết hợp hai giải thuật này, và giải thuật lan truyền ngược sai số đã được nêu trên, tiếp theo ta sẽ đề cập đến giải thuật lan di truyền. Giải thuật di truyền gồm các toán tử chính : tái sinh, lai ghép, đột biến và chọn lọc.

Cấu trúc giải thuật di truyền tổng quát

Bước 1: Tại $t = 0$ ta khởi tạo quần thể gốc $P(t)$ và chọn sai số cho phép $E_{\max}$.

Bước 2: Xác định hàm mục tiêu và tính độ thích nghi cho các cá thể trong quần thể $P(t)$.

Bước 3: Tạo các cá thể mới bằng các toán tử tái sinh, lai ghép và đột biến trên quần thể gốc $P(t)$.

Bước 4: Xác định hàm mục tiêu cho các cá thể con và đưa tất cả cá thể bố mẹ và cá thể con vào quần thể mới $P'(t)$.

Bước 5: Kiểm tra điều kiện.

Nếu thỏa mãn điều kiện thì dừng lặp và đưa ra cá thể tốt nhất.

Ngược lại, ta quay về bước 3.

3.ÁP DỤNG CÁC PHƯƠNG PHÁP ĐIỀU KHIỂN VÀO MÔ HÌNH ROBOT

Để thuận tiện cho hướng nghiên cứu tiếp theo, trong bài báo này tác giả sẽ nêu bài toán cơ cho hệ robot tác hợp gồm robot hàn 6 bậc tự do (6 khớp quay) và robot tác hợp 4 bậc tự do (2 khớp quay và 2 khớp tịnh tiến), hình 1. Sau đó áp dụng các phương pháp điều khiển được nêu trên cho robot tác hợp 4 bậc tự do để kiểm nghiệm tính đúng đắn, tín hiệu đặt của các bộ điều khiển là vị trí, vận tốc, gia tốc các khâu robot tác hợp 4 bậc tự do, lấy từ bài toán cơ của mô hình hệ robot tác hợp trên.

➤ Robot hàn: Gồm 6 biến khớp:

- Biến khớp thứ nhất: quay quanh z_0 góc q_1 .
- Biến khớp thứ hai: quay quanh z_1 góc q_2 .
- Biến khớp thứ ba: quay quanh z_2 góc q_3 .
- Biến khớp thứ tư: quay quanh z_3 góc q_4 .
- Biến khớp thứ năm: quay quanh z_4 góc q_5 .
- Biến khớp thứ sáu: quay quanh z_5 góc q_6 .

➤ Robot tác hợp: Gồm 4 biến khớp:

- Biến khớp thứ nhất: tịnh tiến dọc theo z_0 một đoạn q_7 .
- Biến khớp thứ hai: tịnh tiến dọc theo z_1 một đoạn q_8 .
- Biến khớp thứ ba: quay quanh z_2 một góc q_9 .
- Biến khớp thứ tư: quay quanh z_3 một góc q_{10} .

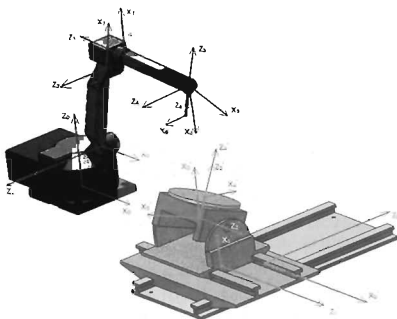
Đặt $q = [q_1, q_2, \dots, q_{10}]^T$

Bài toán cơ đặt ra đó là cho trước quỹ đạo mong muốn của đường hàn, từ đó ta sẽ tìm ra các biến khớp của robot hàn và robot tác hợp để đầu hàn có thể thực hiện được đường hàn trong hệ tọa độ bàn máy.

Tọa độ và hướng của đầu hàn trong hệ tọa độ bàn máy: $x = [x_1, x_2, \dots, x_6]^T$.

Với : x_1, x_2, x_3 : hướng của đầu hàn trong hệ tọa độ bàn máy.

x_4, x_5, x_6 : vị trí của đầu hàn trong hệ tọa độ bàn máy.



Hình 1. Mô hình hệ robot tác hợp và các hệ trục tọa độ đặt trên các khâu

Hệ robot tác hợp ta đang xét được xem như hệ robot dư dẫn động, xác định được 6 phương trình liên kết trong khi có 10 biến khớp cần tìm. Ta dùng phương pháp tam diện thuận trùng theo để xác định 6 phương trình liên kết trong hệ robot tác hợp, thêm vào đó là bài toán tối ưu chuẩn vector vận tốc suy rộng và chuẩn vector gia tốc suy rộng. Sau khi giải được bài toán cơ của hệ robot tác hợp, ta sẽ dùng những kết quả đó để áp dụng vào những bộ điều khiển đã được nêu trên. Như đã nói, ta sẽ dùng những kết quả của bài toán cơ để áp dụng điều khiển robot tác hợp 4 bậc tự do. Sau khi kiểm nghiệm được tính đúng đắn của những phương pháp điều khiển trên, tác giả sẽ tiếp tục áp dụng bài toán điều khiển cho hệ robot tác hợp trên.

Với bài toán động học của hệ robot tác hợp trên ta có mối quan hệ sau:

$$\dot{x} = f(q) \quad (3.1)$$

trong đó $x \in \mathbb{R}^6$ và $q \in \mathbb{R}^{10}$

Đạo hàm hai vế của (3.1) ta được:

$$\dot{x} = J(q) \cdot \dot{q} \quad (3.2)$$

$$\text{trong đó } J(q) = \frac{\partial f(q)}{\partial q} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial q_1} & \frac{\partial f_1}{\partial q_{10}} \\ \vdots & \vdots \\ \frac{\partial f_6}{\partial q_1} & \frac{\partial f_6}{\partial q_{10}} \end{bmatrix}$$

$$\ddot{x} = J(q) \cdot \ddot{q} + \dot{J}(q) \cdot \dot{q} \quad (3.3)$$

Dùng phương pháp tam diện trùng theo ta có mối liên hệ giữa robot hàn và robot tác hợp:

$${}^0T_h = {}^0T_b \cdot {}^bT_b \Rightarrow {}^bT_b = ({}^0T_b)^{-1} \cdot {}^0T_h \quad (3.4)$$

Đặt

$$B = ({}^0T_b)^{-1} \cdot {}^0T_h \Rightarrow {}^bT_b = B \quad (3.5)$$

trong đó: 0T_h : Ma trận Denavit Hartenberg của đầu hàn so với hệ trục tọa độ cố định $x_0y_0z_0$.

0T_b : Ma trận DH của bàn máy so với hệ trục tọa độ cố định $x_0y_0z_0$.

bT_h : Ma trận DH của đầu hàn so với hệ trục tọa độ bàn máy.

Thay các thông số được chọn như dưới vào (3.5) ta sẽ thu được mối quan hệ (3.1):

Thông số DH giữa hệ tọa độ phôi và đầu hàn:

$$a = 0; d = 0; \alpha = 0; \theta = 0,2\pi + \frac{\pi}{30}.$$

Thông số DH giữa hệ tọa độ phôi và bàn máy:

$$A = 0,01; d = 0,05 + 0,01 \cos(t); \alpha = \frac{\pi}{30}; \theta = 0, 2\pi + \frac{\pi}{15}.$$

${}^bT_b[1,1] = B[1,1]$, ${}^bT_h[1,3] = B[1,3]$, ${}^bT_h[3,3] = B[3,3]$. (3 phương trình về hướng).

${}^bT_b[1,4] = B[1,4]$, ${}^bT_h[2,4] = B[2,4]$, ${}^bT_h[3,4] = B[3,4]$. (3 phương trình về vị trí).

Ta đã có 6 phương trình với 10 ẩn số, để tìm được lời giải cho bài toán động học ngược ta sẽ dùng phương pháp nhân từ Lagrange để xử lý ma trận tựa nghịch đảo của ma trận Jacobian, bên cạnh đó đưa vào điều kiện tối ưu chuẩn của vector vận tốc suy rộng và gia tốc suy rộng. Tác giả cũng đưa hàm khoảng cách vào khi tối ưu chuẩn của vector vận tốc và gia tốc suy rộng để kết quả các biến khớp tìm được tránh va vào giới hạn làm việc. Áp dụng phương pháp hiệu chỉnh gia lượng vector tọa độ suy rộng tìm ra lời giải cho bài toán.

3.1. Bài toán tối ưu chuẩn của vector vận tốc suy rộng

Giải (3.2) tìm $\dot{q}$ từ $\dot{x}$ với điều kiện làm cực tiểu hàm:

$$g = \frac{1}{2} (\dot{q} - z)^T \cdot W \cdot (\dot{q} - z) + \lambda^T \cdot (\dot{x} - J \cdot \dot{q}).$$

Chọn $W = I_{10}$ (ma trận đơn vị) ta thu được nghiệm có chuẩn nhỏ nhất:

$$\dot{q} = J^+ \cdot \dot{x} + (I_{10} - J^+ \cdot J) \cdot z.$$

trong đó: $z \in \mathbb{R}^{10}$ được chọn $z = \alpha * \frac{\partial \phi(q)}{\partial q}$. Với hàm khoảng cách được chọn để vị trí các khâu tránh va vào giới hạn khớp:

$$\phi(q) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{10} c_i \left(\frac{q_i - \bar{q}_i}{q_{im} - q_{im}} \right)^2$$

trong đó: c_i : các trọng số dương.

q_{im}, q_{im} : giới hạn lớn nhất và nhỏ nhất của biến khớp thứ i .

$\bar{q}_i$: giá trị giữa của khoảng làm việc.

3.2. Bài toán tối ưu chuẩn của vector gia tốc suy rộng.

Giải (3.3) tìm $\ddot{q}$ từ $\ddot{x}$ với điều kiện làm cực tiểu hàm:

$$g = \frac{1}{2} (\ddot{q} - z_0)^T \cdot W \cdot (\ddot{q} - z_0) + \lambda^T \cdot (\ddot{x} - J \cdot \ddot{q} - \dot{J}(q) \cdot \dot{q}).$$

Thực hiện các bước biến đổi toán ta thu được kết quả:

$$\ddot{q} = J^+ \cdot (\ddot{x} - \dot{J} \cdot \dot{q}) + (I_n - J^+ \cdot J) \cdot z_0.$$

trong đó: z_0 cũng được chọn để tránh va vào các giới hạn khớp khi robot hoạt động và được xác định $z_0 = \alpha * \frac{\partial \phi(q)}{\partial q}$, với: $\phi(q) = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{10} c_i \left(\frac{q_i - \bar{q}_i}{q_{im} - q_{im}} \right)^2 - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{10} c_i \left(\frac{\dot{q}_i}{q_{im} - q_{im}} \right)^2$.

3.3. Phương pháp hiệu chỉnh gia lượng vector tọa độ suy rộng

Ta xác định vị trí của khâu thao tác tại các thời điểm làm việc t_k . Chia thời gian làm việc T ra N khoảng $\Rightarrow$ bước thời gian $h = \frac{T}{N}$. Vậy

$$t_{k+1} = t_k + h.$$

Dùng khai triển Taylor ta có $q(t_{k+1}) = q(t_k) + \dot{q}(t_k).h + \frac{1}{2}\ddot{q}(t_k).h^2$ (Bỏ qua các vô cùng bé bậc > 2).

Trong đó: $\dot{q}(t_k) = J^*.\dot{x}(t_k) + [I_n - J^*.J].z$

$\ddot{q}(t_k) = J^*.(\ddot{x}(t_k) - \dot{J}.\dot{q}_k) + (I_n - J^*.J).z_0 = J^*.\ddot{x}(t_k) - J^*.\dot{J}.(J^*.\dot{x}(t_k) + [I_n - J^*.J].z) + (I_n - J^*.J).z_0$
 Vậy:

$$q_{k+1} = q_k + J^*(q_k).\dot{x}(t_k).h + [I_n - J^*(q_k).J(q_k)].z_k.h + \frac{1}{2}[J^*(q_k).\ddot{x}(t_k) - J^*(q_k).\dot{J}(q_k).(J^*(q_k).\dot{x}(t_k) + [I_n - J^*(q_k).J(q_k)].z_k) + (I_n - J^*(q_k).J(q_k)).z_{0k}].h^2.$$

trong đó $k = 0..N-1$. (*)

Tuy nhiên giá trị $\bar{q}$ thu được trong phương trình (*) còn khá thô. Có thể không còn thỏa mãn phương trình $x = f(q)$; vì vậy ta hiệu chỉnh để đạt được q cách $\bar{q}$ khoảng ngắn nhất và thỏa mãn $x = f(q)$. Khi đó bài toán trở thành tìm q thỏa mãn $x = f(q)$ và làm cực tiểu hàm:

$$g = \frac{1}{2}(q - \bar{q})^T.W.(q - \bar{q}) = \frac{1}{2}(\Delta q)^T.W.(\Delta q).$$

Ta nhận được: $\Delta q_k = [J(\bar{q}_k)]^*.[x_k - f(\bar{q}_k)]$.

Mục đích của việc cực tiểu hàm mục tiêu trên đó là ta đi tìm được nghiệm thoả mãn $x = f(q)$ với q nằm trong đa tạp các giá trị của $\bar{q}$ và cách $\bar{q}$ khoảng ngắn nhất.

Phương pháp hiệu chỉnh gia lượng vector tọa độ suy rộng

*) Hiệu chỉnh gia lượng vector tọa độ suy rộng tại thời điểm t_k :

Bước 1: Xác định giá trị gần đúng của tọa độ suy rộng tại thời điểm t_k :

$$\bar{q}_k = q_{k-1} + J^*(q_{k-1}).\dot{x}_{k-1}.h + [I_{10} - J^*(q_{k-1}).J(q_{k-1})].z_{k-1}.h + \frac{1}{2}[J^*(q_{k-1}).\ddot{x}_{k-1} - J^*(q_{k-1}).\dot{J}(q_{k-1}).(J^*(q_{k-1}).\dot{x}_{k-1} + [I_{10} - J^*(q_{k-1}).J(q_{k-1})].z_{k-1}) + (I_{10} - J^*(q_{k-1}).J(q_{k-1})).z_{k-1}].h^2.$$

Bước 2: Hiệu chỉnh gia lượng để thu được giá trị gần đúng tốt hơn: $q_k = \bar{q}_k + \Delta q_k$.

$$\Delta q_k = [J(\bar{q}_k)]^*.[x_k - f(\bar{q}_k)].$$

Bước 3: Ta lấy $\bar{q}_k = \bar{q}_k + \Delta q_k$ và so sánh:

Nếu $\|\Delta q_k\| < \varepsilon$ thì ta lấy $q_k = \bar{q}_k$.

Nếu $\|\Delta q_k\| > \varepsilon$ thì ta tiếp tục lấy $\bar{q}_k = \bar{q}_k + \Delta q_k$ và lặp lại bước 2 cho đến khi $\|\Delta q_k\| < \varepsilon$ thì lấy $q_k = \bar{q}_k$ và dừng việc tính q_k .

Bước 4: Từ giá trị q_k đã tìm được sau khi hiệu chỉnh ta áp dụng vào các công thức đã thiết lập để tính vận tốc và gia tốc.

Bước 5: Kết thúc tính toán bài toán động học ngược.

*) Hiệu chỉnh gia lượng vector tọa độ suy rộng tại t_0 ta làm tương tự như trên nhưng bỏ qua bước 1 do $\bar{q}_0$ được xác định theo thực tiễn.

Trong bài báo tác giả dùng $\varepsilon = 10^{-6}$. Thực hiện giải số trong khoảng thời gian $T = 9(s)$. Bước thời gian là $h = \Delta t = 0,005$.

Thông số của hệ robot tác hợp dùng trong bài toán tối ưu chuẩn vector vận tốc và gia tốc
Hằng số $\alpha = 1$; các trọng số dương c_i được chọn tùy ý.

Robot hàn

Không gian làm việc của các biến khớp:

$$\begin{array}{lll} q_1 = \pm 170^\circ & q_2 = -155^\circ \div 100^\circ & q_3 = -170^\circ \div 260^\circ \\ q_4 = \pm 180^\circ & q_5 = -50^\circ \div 230^\circ & q_6 = \pm 360^\circ \end{array}$$

Vận tốc lớn nhất của các khâu:

$$\begin{array}{lll} dq_1 = 3,40 \text{ (rad/s)} & dq_2 = 3,32 \text{ (rad/s)} & dq_3 = 3,14 \text{ (rad/s)} \\ dq_4 = 6,98 \text{ (rad/s)} & dq_5 = 6,98 \text{ (rad/s)} & dq_6 = 10,5 \text{ (rad/s)} \end{array}$$

Robot tác hợp

Không gian làm việc của các biến khớp:

$$q_7 = 0 \div 0,6 \text{ (m)} \quad q_8 = 0 \div 0,4 \text{ (m)} \quad q_9 = \pm 60^\circ \quad q_{10} = \pm 180^\circ$$

Vận tốc lớn nhất của các khâu:

$$dq_7 = 0,3 \text{ (m/s)} \quad dq_8 = 0,4 \text{ (m/s)} \quad dq_9 = 3,5 \text{ (rad/s)} \quad dq_{10} = 5,2 \text{ (rad/s)}$$

Bài toán cơ được thực hiện trên MAPLE. Sau đó vị trí, vận tốc và gia tốc các khâu của robot tác hợp tại từng thời điểm được xuất ra file text để làm tín hiệu đầu vào trong SIMULINK.

Thông số và dạng luật được áp dụng trong các bộ điều khiển trên

➤ Bộ điều khiển Mờ

Chọn luật hợp thành Max-Min, phương pháp giải mờ trọng tâm, hàm liên thuộc dạng tam giác.

Đầu vào gồm sai lệch vị trí e và sai lệch vận tốc de . Đầu ra là lượng điều chỉnh momen và lực đặt vào các khớp u .

Miền giá trị vật lý của đầu vào ra:

$e = [e_1, e_2, e_3, e_4]$. Với e_1, e_2, e_3, e_4 lần lượt là sai số vị trí của các khớp.

$de = [de_1, de_2, de_3, de_4]$. Với de_1, de_2, de_3, de_4 lần lượt là sai số vận tốc của các khớp.

$u = [u_1, u_2, u_3, u_4]$. Với u_1, u_2, u_3, u_4 lần lượt là lượng điều chỉnh momen và lực vào các khớp.

Giá trị cụ thể:

$$\begin{array}{llll} e_1 = [-5, 5] \text{ (mm)} & e_2 = [-5, 5] \text{ (mm)} & e_3 = [-1, 1] \text{ (độ)} & e_4 = [-1, 1] \text{ (độ)} \\ de_1 = [-5, 5] \text{ (mm/s)} & de_2 = [-5, 5] \text{ (mm/s)} & de_3 = [-1, 1] \text{ (độ/s)} & de_4 = [-1, 1] \text{ (độ/s)} \\ u_1 = [-120, 120] \text{ (N)} & u_2 = [-400, 400] \text{ (N)} & u_3 = [-10, 10] \text{ (N.m)} & u_4 = [-0,4, 0,4] \text{ (N.m)} \end{array}$$

Ta chia mỗi đầu vào ra thành 5 giá trị ngôn ngữ, bảng 1 biểu diễn hệ luật mờ:

$$\text{AL: âm lớn} \quad \text{AN: âm nhỏ} \quad \text{Z: zero} \quad \text{DN: dương nhỏ} \quad \text{DL: dương lớn}$$

Bảng 1. Bảng FAM biểu diễn hệ luật mờ (GTNN: giá trị ngôn ngữ).

GTNN	AL	AN	Z	DN	DL
AL	DL	DL	DL	DN	Z
AN	DL	DN	DN	Z	AN
Z	DL	DN	Z	AN	AL
DN	DN	Z	AN	AN	AL
DL	Z	AN	AL	AL	AL

➤ Bộ điều khiển mờ đại số gia tử

Đầu vào ra và dạng luật được chọn như trên, bên cạnh đó các tham số gia tử được chọn như sau:

$G = \{0, S, W, B, 1\}$ với $S = \text{Small}$; $B = \text{Big}$.
 $H = \{H^-, H^+\}$ Với $H^- = L$; $H^+ = V \Rightarrow q=1, p=1$. Với $L = \text{Little}$; $V = \text{Very}$.
 $fm(S) = \theta = 0,5$. $\mu(L) = \mu(V) = 0,5$. $\Rightarrow \alpha = \beta = 0,5$ và $fm(B) = 1 - fm(S) = 0,5$.

Các giá trị ngôn ngữ đầu vào ra trong logic mờ được chuyển sang giá trị ngôn ngữ trong đại số gia tử như sau:

$AL \Rightarrow VS$.
 $AN \Rightarrow LS$.
 $Z \Rightarrow W$.
 $DN \Rightarrow LB$.
 $DL \Rightarrow VB$.

Từ những thông số trên, dùng hàm định lượng ngữ nghĩa để chuyển bảng FAM sang bảng SAM (Bảng 2; GTNN: Giá trị ngữ nghĩa).

Bảng 2. Bảng SAM.

GTNN	$v(VS)=0,125$	$v(LS)=0,375$	$v(W)=0,5$	$v(LB)=0,625$	$v(VB)=0,875$
$v(VS)=0,125$	0,875	0,875	0,875	0,625	0,5
$v(LS)=0,375$	0,875	0,625	0,625	0,5	0,375
$v(W)=0,5$	0,875	0,625	0,5	0,375	0,125
$v(LB)=0,625$	0,625	0,5	0,375	0,375	0,125
$v(VB)=0,875$	0,5	0,375	0,125	0,125	0,125

Lưu ý: Để không bỏ sót bất kì trường hợp nào trong quá trình xấp xỉ, nếu đầu vào có giá trị vật lí nằm bên trái miền giá trị vật lí của giá trị ngôn ngữ AL thì giá trị ngữ nghĩa của nó được lấy là $v(0) = 0$. Nếu giá trị vật lí của nó nằm bên phải miền giá trị vật lí của giá trị ngôn ngữ DL thì giá trị ngữ nghĩa của nó được lấy là $v(1) = 1$.

> Kết hợp mạng nơron và hệ mờ đại số gia tử

Chọn các thông số như trên, riêng hàm liên thuộc ta chọn hàm sigmoid như đã nói. Dùng mạng nơron truyền thẳng 5 lớp và giải thuật lan truyền ngược sai số; hằng số học thích nghi với giá trị khởi tạo là $n = 0,6$ và cứ sau $k = 99$ vòng lặp liên tiếp mà hàm giá giảm hoặc tăng liên tục thì hằng số học sẽ thay đổi 0,005. Hằng số quán tính được chọn là:

$$\text{anpha1} = 0,005; \text{anpha2} = 0,01; \text{anpha3} = 0,006; \text{anpha4} = 0,007;$$

Với những thông số trên và bộ trọng số khởi tạo, ta thu được bộ trọng số với sai số $E = 0,0002$.

> Kết hợp giải thuật di truyền và giải thuật lan truyền ngược để tối ưu bộ trọng số trong mạng nơron mờ ĐSGT

Hàm giá được chọn:

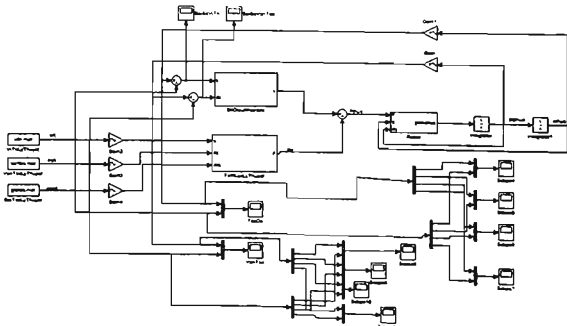
$$E = \frac{1}{2} (y1 - d1)^2$$

trong đó: $y1$ là đầu ra thực; $d1$ là đầu ra mong muốn.

Dùng phương pháp mã hóa trọng số, tái sinh bằng cách quay bánh xe Roulette, đột biến BIASED.

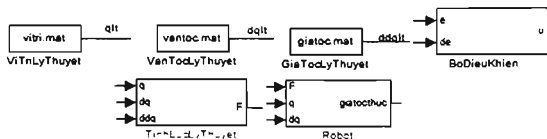
Bộ trọng số thu được với sai số $E = 0,00005$. Cách thực hiện đơn giản hơn, thêm nữa là ta không phải tốn nhiều thời gian cho việc chọn hằng số quán tính và hằng số học mà lại thu được bộ trọng số có sai số tốt hơn rất nhiều khi chỉ dùng giải thuật lan truyền ngược sai số.

Mô hình SIMULINK



Hình 2. Mô hình Simulink.

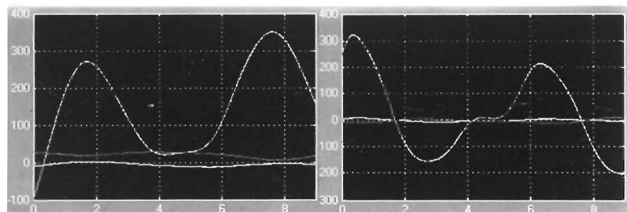
Các khối chính trong mô hình SIMULINK



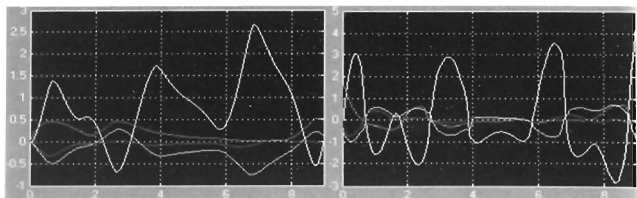
Trong đó: **vitri.mat**, **vantoc.mat**, **giatoc.mat** là vị trí, vận tốc, gia tốc tính toán nhận được từ Maple sau đó xuất ra file text, dùng From File đưa vào Simulink làm tín hiệu đặt. **BoDieuKien** là khối chứa bộ điều khiển, **TinhLucLyThuyet** là khối tính toán lực và momen li thuyết với đầu vào là vị trí, vận tốc, gia tốc thu được từ chương trình Maple, **Robot** là mô hình robot, tất cả được viết trong M-File, sau đó dùng Matlab Function đưa vào Simulink.

Kết quả mô phỏng

➤ **Bộ điều khiển mờ cổ điển:** Các hình 3, 4 biểu diễn kết quả mô phỏng ứng với bộ điều khiển mờ cổ điển.

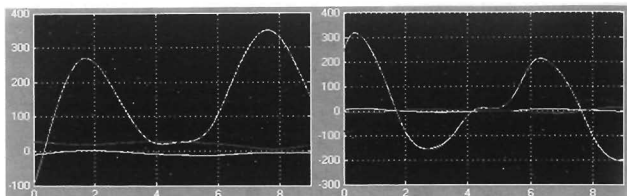


Hình 3. Đồ thị tọa độ, vận tốc mô phỏng và tọa độ, vận tốc tính toán của 4 khâu.

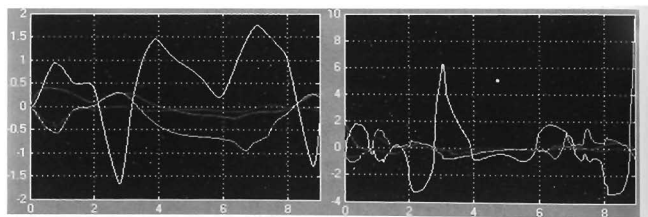


Hình 4. Đồ thị sai số vị trí và sai số vận tốc của 4 khâu.

➤ **Bộ điều khiển Mờ ĐSGT:** Các hình 5, 6 biểu diễn kết quả mô phỏng ứng với bộ điều khiển mờ kết hợp đại số gia từ.

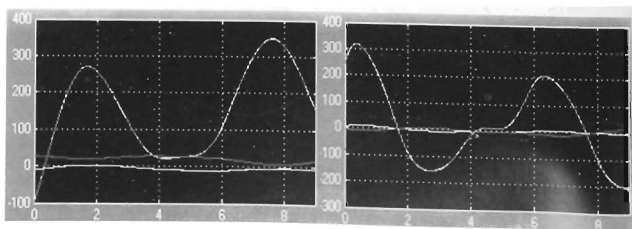


Hình 5. Đồ thị tọa độ, vận tốc mô phỏng và tọa độ vận tốc tính toán của 4 khâu.

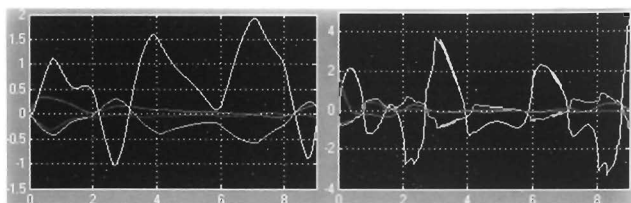


Hình 6. Đồ thị sai số vị trí và sai số vận tốc của 4 khâu.

➤ **Bộ Điều khiển Noron-Mờ ĐSGT:** Các hình 7, 8 biểu diễn kết quả mô phỏng ứng với bộ điều khiển kết hợp Noron-Mờ-Đại số gia từ.

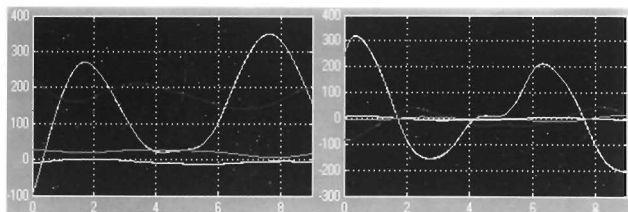


Hình 7. Đồ thị tọa độ, vận tốc mô phỏng và tọa độ, vận tốc tính toán của 4 khâu.

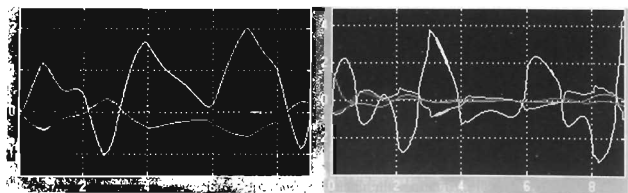


Hình 8 Đồ thị sai số vị trí và sai số vận tốc của 4 khâu.

➤ Bộ điều khiển Noron-Mờ ĐSGT có kết hợp giải thuật di truyền và giải thuật lan truyền ngược được biểu diễn trên các hình 9, 10



Hình 9 Đồ thị tọa độ; vận tốc mô phỏng và tọa độ vận tốc tính toán của 4 khâu.



Hình 10. Đồ thị sai số vị trí và sai số vận tốc của 4 khâu.

4. KẾT LUẬN

Những kết quả trên cho thấy bộ điều khiển dựa trên logic mờ và bộ điều khiển dựa trên đại số gia tử cho kết quả tương tự nhau, bộ điều khiển noron-mờ ĐSGT cho kết quả tốt hơn và bộ điều khiển noron-mờ ĐSGT có sự kết hợp giữa giải thuật di truyền và giải thuật lan truyền ngược sai số cho kết quả tốt nhất. Trong nội dung, bài báo cần so sánh các phương pháp với nhau nên tác giả chỉ dùng biến ngôn ngữ có mức phân hoạch đúng bằng 2 ($k = 2$) khi áp dụng đại số gia tử. Nếu sử dụng với mức phân hoạch $k \leq 2$ thì chắc chắn kết quả của phương pháp có liên quan đến ĐSGT còn chính xác hơn nữa. Tuy vậy, những kết quả mô phỏng cho thấy những bộ điều khiển làm việc khá chính xác, đường tọa độ và vận tốc mô phỏng gần như trùng khớp với đường tọa độ và vận tốc tính toán. Hướng nghiên cứu tiếp theo tác giả sẽ áp dụng các phương pháp điều khiển trên vào hệ robot tác hợp.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Mamdani E. H. - Twenty Years of Fuzzy Control: Experiences Gained and Lessons Learnt, IEEE Intl.Conf. on Fuzzy Systems, 1993, pp. 339-344.
2. Nguyen Cat Ho, Huynh Van Nam - An algebraic approach to linguistic hedges in Zadeh's fuzzy logic, Fuzzy Sets and System 129 (2002) 229-254.
3. Keung-Chi Ng, Bruce Abramson - Uncertainty Management in Expert Systems, University of Southern California.
4. Nguyen Cat Ho and Wechler W. - Hedge algebras: An algebraic approach to structure of sets of linguistic truth values, Fuzzy Sets and Systems 35 (1990) 281-293.
5. Wessels L., Barnard E. - Avoiding False Local Minima by Proper Initialization of Connections, IEEE Trans. on Neural Networks, 1992.
6. Hertz J., Krogh A., Palmer R. G. - Introduction to the Theory of Neural Computation, NewYork : Addison-Wesley, 1991.
7. Ruey-Jing Lian, Chung-Neng Huang, " Self- Organizing Fuzzy Radial Basis Function, Neural-Network Controller For Robotic Motion Control", ICIC International 2012 ISN 1349-4198.
8. Goldberg D. E. - Genetic Algorithm in Search, Optimization and Machine Learning, Addison Wesley, Reading, MA, 1898.
9. Frank Saunders, John Rieffel, Jason Rife - A Method of Accelerating Convergence for Genetic Algorithms Evolving Morphological and Parameters for a Biomimetic Robot, Proceedings of the 4th International Conference on Autonomous Robots and Agents, Feb 10-12-2009, Wellington, New Zealand.

ABSTRACT

OPTIMIZING NEURAL FUZZY SYSTEM FOR ROBOT CONTROL

Phan Bui Khôi*, Nguyễn Văn Toàn

School of Mechanical Engineering, HUST, No. 1, Dai Co Viet, Hai Ba Trung, Hanoi

*Email: khoi.phanbui@hust.edu.vn

Along with the strong development of science and technology, fuzzy system and artificial neural network are increasingly widely applied in multiple field. Base on human logic, with advantages that is simple and it process exactly uncertain information; fuzzy system and artificial neural network have brought many considerable efficient in field of control and automation. Optimizing neural fuzzy system is important and necessary to improve control efficiency, creating fundamental factors to resolve technical problems with high accurate, especially problems that we can not modeling or difficult. This science article perform applications of fuzzy logic and fuzzy algebra for fuzzy control, incorporating artificial neural network and fuzzy algebra control, combining genetic algorithm and error back propagation algorithm to improve accurateness of the weights of artificial neural network.

Keywords: optimizing, Neural Fuzzy System, Fuzzy Algebra, Genetic Algorithm (GA).