

MỘT PHƯƠNG PHÁP ĐIỀU KHIỂN CHO HỆ PHI TUYẾN DỰA TRÊN CƠ SỞ ĐÁNH GIÁ THÀNH PHẦN BẤT ĐỊNH BẰNG MẠNG NEURAL RBF

Đặng Ngọc Trung*, Lê Thị Huyền Linh

Trường Đại học Kỹ thuật Công nghiệp - ĐH Thái Nguyên

TÓM TẮT

Bài báo giới thiệu phương pháp điều khiển đối tượng phi tuyến với động học bất định và chịu ảnh hưởng của nhiễu bên ngoài tác động như: con lắc ngược, cánh tay Robot, cơ cấu nâng hạ... dựa theo phương pháp điều khiển Backstepping kết hợp thuật toán đánh giá thành phần bất định sử dụng mạng neural RBF, đảm bảo cho hệ thống ổn định, giữ cân bằng hay bám chính xác quỹ đạo cho trước... Nội dung bài báo với cách xây dựng thuật toán và cấu trúc điều khiển thông qua chứng minh tính ổn định theo tiêu chuẩn Lyapunov, kết hợp với các kết quả mô phỏng minh họa cho đối tượng là con lắc ngược trên phần mềm Matlab Simulink đã cho thấy được tính ưu việt của phương pháp đề xuất.

Từ khóa: Điều khiển backstepping; Mạng neural RBF; Điều khiển bám; Ổn định ISS; Hệ con lắc ngược

MỞ ĐẦU

Hầu hết các đối tượng điều khiển như: cơ cấu nâng hạ, cánh tay Robot... trong các dây chuyền sản xuất nói chung và hệ con lắc ngược nói riêng đều là các đối tượng phi tuyến bất định chịu ảnh hưởng của nhiễu tải và môi trường bên ngoài. Vì vậy các bộ điều khiển kinh điển trước đây sẽ không thể đáp ứng và phù hợp với yêu cầu kỹ thuật, như bộ điều khiển PID được sử dụng trong [1,2] để điều khiển các đối tượng phức tạp như trên gặp rất nhiều khó khăn, và hầu như không đáp ứng được yêu cầu về tính ổn định cũng như chất lượng của hệ thống. Một số giải pháp điều khiển phi tuyến hiện đại ra đời nhằm nâng cao chất lượng điều khiển của các hệ như: trong điều khiển Robot, các thuật toán điều khiển thích nghi để điều khiển Robot tuy có thể nâng cao chất lượng, bù trừ được phần nào ảnh hưởng sự biến thiên của các thông số động học đối tượng, song thường chịu gánh nặng về khối lượng tính toán, cản trở việc thực hiện chúng ở chế độ thời gian thực [3, 4]. Điều khiển trượt – PID cho Robot được đề xuất trong các công trình [5, 6], tuy nhiên luật PID ở đây được áp dụng chỉ để hình thành mặt trượt và không trực tiếp tạo ra tín hiệu điều khiển. Vì thế, tuy được gọi là điều khiển trượt – PID, nhưng không có sự kết hợp rõ nét

ưu điểm của luật điều khiển PID với điều khiển trượt, hơn nữa còn chưa quan tâm đến hiện tượng rung (chattering) gây ra. Một thuật toán điều khiển thích nghi Backstepping cho Robot 2 bậc tự do trong [10] đề xuất đã phần nào cho thấy chất lượng và tính ổn định của hệ được đảm bảo, tuy nhiên chưa xét đến ảnh hưởng của nhiễu tác động bên ngoài hay yếu tố bất định của hệ. Trong điều khiển hệ con lắc ngược, một số thuật toán PID tối ưu sử dụng phương pháp tính dùng giải thuật GA [7], bộ điều khiển mờ kết hợp mạng neural [8], luật điều khiển phối hợp giữa PID và tối ưu LQR [9]... để điều khiển cơ cấu con lắc ngược, tuy nhiên các thuật toán đều xây dựng trên phương trình động học đối tượng đã được tuyến tính hóa, do vậy sẽ không thực sự thỏa đáng cho các đối tượng thực tế là phi tuyến bất định với các tham số thay đổi như trên. Qua các nhận xét ở trên cho ta thấy việc tổng hợp một bộ điều khiển đáp ứng được các yêu cầu của đối tượng phi tuyến bất định là điều cấp thiết. Dưới đây đề xuất phương pháp tổng hợp hệ điều khiển thích nghi dựa trên luật điều khiển Backstepping kết hợp mạng neural RBF đảm bảo cho các hệ thống điều khiển bám quỹ đạo, hệ thống giữ cân bằng... nói chung và điều khiển hệ con lắc ngược nói riêng ổn định bền vững với các ảnh hưởng của yếu tố bất định gây nên.

* Tel: 0982 252710, Email: trungcsktd@gmail.com

ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong bài báo này, tập trung vào việc xây dựng thuật toán điều khiển cho lớp đối tượng phi tuyến có phương trình động học dạng:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = f(x,t) + g(x,t)u \end{cases} \quad (1)$$

Trong đó: $f(x,t)$ và $g(x,t)$ được xem là các thành phần nhiễu và yếu tố bất định trong hệ, với $g(x,t) \neq 0$.

Đặt: $e_1 = x_1 - x_{1d}$, với x_{1d} là tín hiệu đặt mong muốn, e_1 là sai lệch của hệ. Mục tiêu đặt ra là thiết kế bộ điều khiển sao cho $e_1 \rightarrow 0; \dot{e}_1 \rightarrow 0$.

XÂY DỰNG THUẬT TOÁN ĐIỀU KHIỂN BACKSTEPPING CHO ĐỐI TƯỢNG PHI TUYẾN BẤT ĐỊNH CHỊU ẢNH HƯỞNG CỦA NHIỀU TÁC ĐỘNG

Xuất phát từ phương trình động học của đối tượng (1) ta có:

$$\dot{e}_1 = \dot{x}_1 - \dot{x}_{1d} = x_2 - \dot{x}_{1d} \quad (2)$$

Nhận thấy, để $e_1 \rightarrow 0$ thì theo tiêu chuẩn ổn định của Lyapunov ta chọn phiếm hàm có dạng:

$$V_1 = \frac{1}{2} e_1^2 \quad (3)$$

Suy ra: $\dot{V}_1 = e_1 \dot{e}_1 = e_1 (x_2 - \dot{x}_{1d})$

Để dàng nhận thấy khi lựa chọn giá trị:

$$x_2 - \dot{x}_{1d} = -k_1 e_1; \quad k_1 > 0 \quad (4)$$

thì $\dot{V}_1 = e_1 (x_2 - \dot{x}_{1d}) = -k_1 e_1^2 < 0$

Lúc này biến x_2 đóng vai trò như một đầu vào “ảo” của hệ. Ta lựa chọn: $x_{2d} = \dot{x}_{1d} - k_1 e_1$ khi đó ta có sai lệch $e_2 = x_2 - x_{2d}$, kết hợp với (1) ta được:

$$\dot{e}_2 = \dot{x}_2 - \dot{x}_{2d} = f(x,t) + g(x,t)u - \dot{x}_{2d}$$

Bài toán đặt ra lúc này cần tìm điều kiện để đảm bảo cho cả $e_1 \rightarrow 0$ và $e_2 \rightarrow 0$, do đó ta lựa chọn hàm Lyapunov có dạng:

$$V_2 = V_1 + \frac{1}{2} e_2^2 = \frac{1}{2} e_1^2 + e_2^2$$

Suy ra: $\dot{V}_2 = e_1(x_2 - \dot{x}_{1d}) + e_2 \dot{e}_2$
 $= e_1(x_{2d} + e_2 - \dot{x}_{1d}) + e_2 \dot{e}_2$
 $= -k_1 e_1^2 + e_1 e_2 + e_2 (f(x,t) + g(x,t)u - \dot{x}_{2d})$
 $= -k_1 e_1^2 + e_2 (e_1 + f(x,t) + g(x,t)u - \dot{x}_{2d})$

Cũng tương tự như trên, để $\dot{V}_2 < 0$ ta lựa chọn:

$$e_1 + f(x,t) + g(x,t)u - \dot{x}_{2d} = -k_2 e_2; \quad k_2 > 0 \quad (5)$$

Khi đó: $\dot{V}_2 = -k_1 e_1^2 - k_2 e_2^2 < 0$

Từ (5), ta có luật điều khiển cho hệ theo phương pháp Backstepping như sau:

$$u = \frac{1}{g(x,t)} (-k_2 e_2 + \dot{x}_{2d} - e_1 - f(x,t)) \quad (6)$$

Như vậy, có thể thấy rằng tín hiệu điều khiển u của hệ sẽ xác định khi các hàm $f(x,t)$ và $g(x,t)$ được xác định. Vì thế nhiệm vụ tiếp theo cần phải tìm cách ước lượng các thành phần này. Dưới đây đề xuất sử dụng mạng neural RBF để xấp xỉ các hàm $f(x,t)$ và $g(x,t)$. Khi các hàm bất định này được đánh giá và cập nhật liên tục thì luật điều khiển (6) sẽ thể hiện được tính thích nghi của nó.

THUẬT TOÁN ƯỚC LƯỢNG CÁC THÀNH PHẦN NHIỄU VÀ YẾU TỐ BẤT ĐỊNH SỬ DỤNG MẠNG NEURAL RBF

Gọi các hàm \hat{f} và \hat{g} là các hàm đánh giá của $f(x,t)$ và $g(x,t)$ được ước lượng bởi hai mạng neural RBF:

$$\begin{cases} \hat{f}(\cdot) = \mathbf{W}_f^{*T} \boldsymbol{\Psi}_f + \varepsilon_f^* \\ \hat{g}(\cdot) = \mathbf{W}_g^{*T} \boldsymbol{\Psi}_g + \varepsilon_g^* \end{cases} \quad (7)$$

Trong đó: \mathbf{W}_i^* và $\boldsymbol{\Psi}_i$ ($i=f, g$) là các trọng số “lý tưởng” và các hàm cơ sở (Gaussian Function) tương ứng của hai mạng neural RBF; ε_i ($i=f, g$) là các sai số xấp xỉ “lý tưởng” của mạng $|\varepsilon_f| \leq \varepsilon_1; |\varepsilon_g| \leq \varepsilon_2$.

$$\Psi_i = \exp\left(\frac{\|\mathbf{x} - c_{ij}\|^2}{2b_j^2}\right)$$

Với $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2]^T$ là các đầu vào của mạng RBF và đầu ra của mạng RBF sẽ là:

$$\begin{cases} \hat{f} = \hat{\mathbf{W}}_f^T \Psi_f \\ \hat{g} = \hat{\mathbf{W}}_g^T \Psi_g \end{cases} \quad (8)$$

Trong đó: $\hat{\mathbf{W}}_i$ là trọng số đánh giá, được hiệu chỉnh trong quá trình huấn luyện mạng. Sai lệch của trọng số đánh giá so với trọng số lý tưởng sẽ là: $\tilde{\mathbf{W}}_i = \mathbf{W}_i^* - \hat{\mathbf{W}}_i$

Khi đó tín hiệu điều khiển của hệ (1) có thể được viết như sau:

$$u = \frac{1}{\hat{g}} (-k_2 e_2 + \dot{x}_{2d} - e_1 - \hat{f})$$

và $\dot{V}_2 = -k_1 e_1^2 - k_2 e_2^2 + e_2 (f - \hat{f}) + e_2 (g - \hat{g}) u$

Chọn hàm Lyapunov có dạng:

$$V = V_2 + \frac{1}{2\lambda_1} \tilde{\mathbf{W}}_f^T \tilde{\mathbf{W}}_f + \frac{1}{2\lambda_2} \tilde{\mathbf{W}}_g^T \tilde{\mathbf{W}}_g$$

Lấy đạo hàm của V ta được:

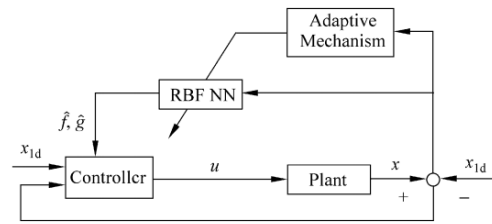
$$\begin{aligned} \dot{V} &= \dot{V}_2 + \frac{1}{\lambda_1} \tilde{\mathbf{W}}_f^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_f + \frac{1}{\lambda_2} \tilde{\mathbf{W}}_g^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_g \\ &= -k_1 e_1^2 - k_2 e_2^2 + e_2 (f - \hat{f}) + e_2 (g - \hat{g}) u \\ &\quad + \frac{1}{\lambda_1} \tilde{\mathbf{W}}_f^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_f + \frac{1}{\lambda_2} \tilde{\mathbf{W}}_g^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_g \\ &= -k_1 e_1^2 - k_2 e_2^2 + e_2 \tilde{\mathbf{W}}_f^T \Psi_f + \varepsilon_f^* + e_2 \tilde{\mathbf{W}}_g^T \Psi_g + \varepsilon_g^* u \\ &\quad - \frac{1}{\lambda_1} \tilde{\mathbf{W}}_f^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_f - \frac{1}{\lambda_2} \tilde{\mathbf{W}}_g^T \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_g \\ &= -k_1 e_1^2 - k_2 e_2^2 + \tilde{\mathbf{W}}_f^T \left(e_2 \Psi_f - \frac{1}{\lambda_1} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_f \right) \\ &\quad + \tilde{\mathbf{W}}_g^T \left(e_2 \Psi_g u - \frac{1}{\lambda_2} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_g \right) + e_2 (\varepsilon_f^* + \varepsilon_g^* u) \end{aligned}$$

Nhận thấy để $\dot{V} \leq 0$ thì luật cập nhật hàm trọng cho các mạng neural sẽ là:

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_f &= \lambda_1 e_2 \Psi_f \\ \dot{\tilde{\mathbf{W}}}_g &= \lambda_2 e_2 \Psi_g u \end{aligned} \quad (9)$$

Như vậy với luật cập nhật trong số cho các mạng neural (9) đảm bảo cho hệ thống (1) luôn ổn định thực tế ISS với ảnh hưởng của nhiễu và các yếu tố bất định phụ thuộc thành phần $e_2 \ \varepsilon_f^* + \varepsilon_g^* u$. Nếu sai số đánh giá của mạng neural càng nhỏ thì bán kính vùng hấp dẫn xung quanh gốc tọa độ sẽ bé

Từ phương trình (6) và (9) ta có sơ đồ cấu trúc điều khiển đối tượng phi tuyến bất định chịu ảnh hưởng của nhiễu như hình H1.



Hình 1. Sơ đồ cấu trúc điều khiển

ỨNG DỤNG THUẬT TOÁN CHO ĐỐI TƯỢNG PHI TUYẾN BẤT ĐỊNH CHỊU ẢNH HƯỞNG CỦA NHIỄU

Đối tượng áp dụng

Để chứng minh khả năng ưu việt của thuật toán đề xuất, bài báo tập trung xét đối tượng là hệ con lắc ngược có phương trình động học như sau:

$$\begin{aligned} \dot{x}_1 &= x_2 \\ \dot{x}_2 &= \frac{g \sin x_1 - m l \dot{x}_1^2 \cos x_1 \sin x_1 / (m_c + m)}{l(4/3 - m \cos^2 x_1 / (m_c + m))} + \frac{\cos x_1 / (m_c + m)}{l(4/3 - m \cos^2 x_1 / (m_c + m))} u \end{aligned}$$

Trong đó:

x_1 : là góc quay của con lắc ngược

\dot{x}_1 : là vận tốc góc của con lắc ngược

\ddot{x}_1 : là gia tốc góc của con lắc ngược

$g = 9.8m / s^2$: là gia tốc trọng trường

$m_c = 1kg$: là khối lượng của quả lắc

$m = 0.1kg$: là khối lượng thanh lắc

$l = 0.5m$: là chiều dài của một nửa thanh lắc

u : là tín hiệu điều khiển động cơ quay thanh lắc

Mô phỏng thuật toán trên phần mềm Matlab simulink

➤ **Thông số mô phỏng**

Lựa chọn các tham số cho bộ điều khiển :

$$k_1 = k_2 = 35$$

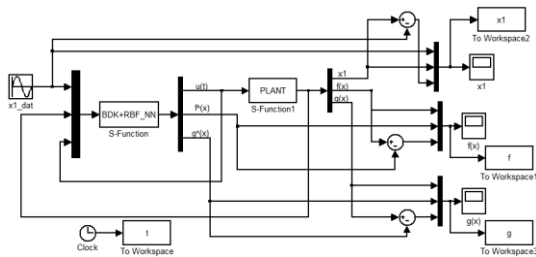
Hai mạng neural được chọn các tham số số:

+ Cấu trúc mỗi mạng neural RBF lựa chọn là mạng 1 lớp ẩn; với số đầu vào mạng là 2 gồm (e_2 hoặc e_2 và u); số neural lớp ẩn là 5 và có một đầu ra (\hat{f} hoặc \hat{g}).

$$c_{ij} = [-0.5 \quad -0.25 \quad 0 \quad 0.25 \quad 0.5];$$

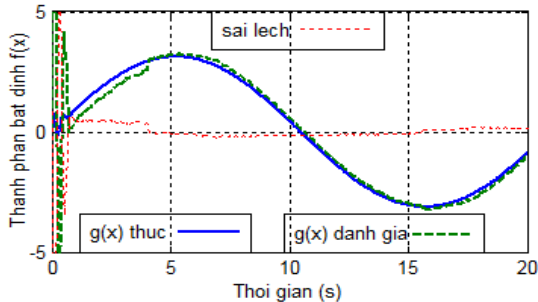
$$b_j = 15; w_i(0) = 0.1; \lambda_1 = 25; \lambda_2 = 5.5$$

$$\text{Quy đạo đặt: } x_{1d} = 0.3\sin(0.8t)$$

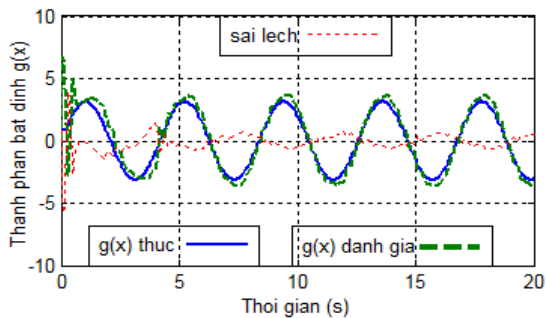


Hình 2. Sơ đồ cấu trúc điều khiển mô phỏng trên Matlab simulink

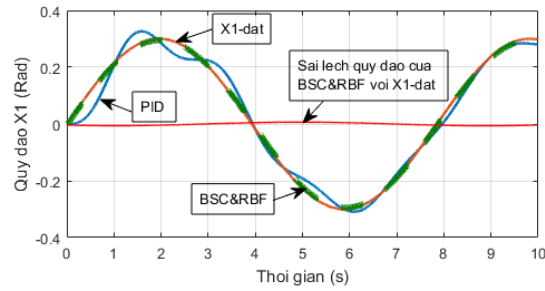
➤ **Kết quả mô phỏng trên Matlab simulink**



Hình 3. Đánh giá thành phần bất định $f(x)$



Hình 4. Đánh giá thành phần bất định $g(x)$



Hình 5. So sánh quỹ đạo chuyển động của con lắc ngược x_1 giữa bộ điều khiển BSC&RBF với PID

KẾT LUẬN

Qua kết quả đánh giá các thành phần bất định $f(x)$ và $g(x)$ của đối tượng con lắc ngược như hình H3 và H4 cho ta thấy được tính đúng đắn của thuật toán ước lượng sử dụng mạng neural RBF. Kết quả đánh giá thành phần bất định này sẽ được cập nhật liên tục làm cơ sở để tổng hợp tín hiệu điều khiển cho bộ điều khiển phối hợp giữa Backstepping với RBF (gọi tắt là bộ điều khiển BSC&RBF) cho hệ con lắc ngược giúp cho cấu trúc điều khiển mang tính thích nghi với các sự bất định tồn tại trên hệ. Đồng thời qua kết quả mô phỏng hình H5 cho thấy quỹ đạo chuyển động của con lắc ngược bám chính xác theo quỹ đạo đặt hơn hẳn so với việc sử dụng bộ điều khiển PID kinh điển, điều này càng khẳng định được tính ưu việt của thuật toán nhận dạng và luật điều khiển đề xuất.

LỜI CẢM ƠN

Kết quả nghiên cứu của bài báo được thực hiện bởi kinh phí do trường Đại học Kỹ thuật Công nghiệp cấp cho đề tài KH&CN: **Một phương pháp điều khiển cho hệ phi tuyến sử dụng bộ điều khiển Sliding mode kết hợp với mạng Neural RBF**, mã số đề tài: **T2017-B06**.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. M. W. Spong and M. Vidyasaga (1989), *Robot Dynamics and Control*, Wiley, New York.
2. B. L. Chang, H. N. Khuan and M. J. Er (2004), *Real – time implimentation of a dynamic fuzzy neural networks controller for a seara*, Journal of The Institution of Engineer, Singapore, Vol. 44, Issue 3.

3. M. J. Er and M. Gao (2003), *Robust adaptive control of Robot Manipulators using Generalized fuzzy Neural Networks*, IEEE trans. On Industrial Electronics, Vol. 50, No. 3, pp. 620 – 628.
4. S. S. Ge, T. H. Lee and C. J. Harris (1998), *Adaptive Neural network control of Robotic Manipulators*, Singapore World Scientific.
5. S. E. Shafiei and M. Ataci (2004), *Sliding Mode PID controller design for Robot manipulators by using fuzzy tuning approach*, Proc. of the 27th Chinese Control Conference, Kunming, China, pp. 170 – 174.
6. S. E. Shafiei and M. R. Soltanpour (2011), *Neural network Sliding – Mode – PID controller design for electrically driven Robot manipulators*, International Journal of Innovative Computing, Information and Control, Vol. 7, No. 2.
7. MahbubehMoghaddas, Mohamad RezaDastranj, Nemat Changizi, and Narges Khoori (8/2012), *Design of Optimal PID Controller for Inverted Pendulum Using Genetic Algorithm*, International Journal of Innovation, Management and Technology, Vol. 3, No. 4.
8. S-Ichihorikawa and M. Yamaguchi, Takeshi (10/1995) *Fuzzy Control for Inverted Pendulum Using Fuzzy Neural Networks*.
9. Akhil Jose, Clint Augustine, Shinu Mohanan Malola, Keerthi Chacko (2015) *Performance Study of PID Controller and LQR Technique for Inverted Pendulum*, World Journal of Engineering and Technology, No.3, 76-81.
10. Nazila Nikdel and Mohammad Ali Badamchizadeh (5/2017), *Adaptive Backstepping Control for a 2-DOF Robot Manipulator: A State Augmentation Approach*, International Journal of Materials, Mechanics and Manufacturing, Vol. 5, No. 2.

SUMMARY

A CONTROL METHOD FOR NONLINEAR SYSTEM BASED ON UNCERTAINTY ESTIMATION USING NEURAL RBF NETWORK

Dang Ngoc Trung^{*}, Le Thi Huyen Linh

University of Technology - TNU

This paper introduces a control method for nonlinear objects with uncertain dynamics and external disturbances such as: inverted pendulums, arm of robot, lifting system... applying the Backstepping control method combining with the algorithm of uncertainty estimation using the neural RBF network that ensures the stability of system, balance keeping, or tracking the desired trajectory... The major contents of this study including establishing mathematical algorithm and designing control system by proving the stability based on Lyapunov standard as well as simulation results for the inverted pendulum employing Matlab/Simulink show the superiority of the proposed control method.

Keywords: *Backstepping control; RBF Neural Network; Tracking control; ISS Stability; Inverted pendulum.*

Ngày nhận bài: 22/3/2018; Ngày phản biện: 09/4/2018; Ngày duyệt đăng: 31/5/2018

^{*} Tel: 0982 252710, Email: trungcsktd@gmail.com