

ĐIỀU KHIỂN PID MỘT NƠN THÍCH NGHI DỰA TRÊN BỘ NHẬN DẠNG MẠNG NƠN MỜ HỒI QUI ÁP DỤNG CHO HỆ THANH VÀ BÓNG

Nguyễn Chí Ngôn¹ và Đặng Tín²

ABSTRACT

This study aims to develop an adaptive PID controller for unknown nonlinear control system. The PID controller is constructed as a linear neuron that three input weights of neuron work as three parameters K_p , K_i and K_d of the PID controller. Applying an online learning algorithm for this neuron allow self-tuning the PID controller adapting to behaviors of system dynamics. This training algorithm needs Jacobian information, the sensitivity of plant output on the controlled input, to calculate the gradients for updating weights of the single neural PID. Jacobian values are estimated through a recurrent fuzzy neural network non-parametric model identifier. This model identifier is also trained by an online learning algorithm using the Gradient Descent method. Simulation results on the ball and beam system indicates that the system response satisfies the control performance without overshoot, zero error steady-state, and obtaining the rise time within 0.3 ± 0.1 seconds.

Keywords: *Single neural PID, adaptive control, recurrent fuzzy neural networks, online learning*

Title: *Adaptive single neural PID control based on recurrent fuzzy neural network: An application to ball and beam control system*

TÓM TẮT

Nghiên cứu này nhằm mục tiêu xây dựng bộ điều khiển PID thích nghi áp dụng để điều khiển đối tượng phi tuyến chưa biết trước tham số và cấu trúc. Bộ điều khiển PID được tổ chức dưới dạng một nơon tuyến tính mà ở đó ba trọng số kết nối của ba ngõ vào nơon tương ứng là bộ ba thông số K_p, K_i và K_d của bộ điều khiển. Việc áp dụng giải thuật huấn luyện trực tuyến (online) nơon này cho phép tự điều chỉnh thông số bộ điều khiển thích nghi theo sự biến đổi của đặc tính động của đối tượng. Giải thuật huấn luyện bộ điều khiển PID một nơon cần thông tin Jacobian, còn gọi là độ nhạy của đối tượng, để tính toán các giá trị gradient dùng để cập nhật các trọng số kết nối của nơon PID. Thông tin Jacobian này được xác định thông qua một bộ nhận dạng không tham số mô hình đối tượng bằng một mạng nơon mờ hồi qui. Bộ nhận dạng này cũng được huấn luyện trực tuyến bằng phương pháp gradient descent. Kết quả mô phỏng trên hệ thanh và bóng cho thấy đáp ứng của đối tượng thỏa mãn các yêu cầu điều khiển khắc khe, cụ thể là không xuất hiện vọt lố và triệt tiêu được sai số xác lập với thời gian tăng đạt 0.3 ± 0.1 giây.

Từ khóa: *PID, điều khiển thích nghi, mạng nơon mờ hồi qui, học trực tuyến*

1 GIỚI THIỆU

Ngày nay bộ điều khiển PID được ứng dụng rộng rãi trong công nghiệp nhờ tính đơn giản và bền vững của nó (Åström, K. J. and Hägglund, T., 1995). Tuy nhiên

¹ Khoa Công Nghệ, Trường Đại Học Cần Thơ

² Khoa Điện, Trường Cao Đẳng Nghề An Giang

quá trình thiết kế và chỉnh định các thông số của bộ điều khiển đòi hỏi nhiều công sức và kinh nghiệm, đặc biệt khi chưa biết trước các tham số của đối tượng điều khiển (Jones A.H. & P.B.M. Oliveira, 1995). Vì vậy, trong những năm gần đây, các giải thuật tự chỉnh định trực tuyến bộ điều khiển PID đã và đang được quan tâm nghiên cứu (Nguyen Chi Ngon, 2011).

Trong quá trình phát triển các giải thuật thông minh, mạng nơ-ron nhân tạo tỏ ra hiệu quả trong vai trò xấp xỉ hàm phi tuyến nên được ứng dụng thành công trong việc nhận dạng mô hình của đối tượng. Trên cơ sở đó, việc phát triển công cụ nhận dạng không tham số mô hình đối tượng sử dụng mạng nơ-ron mờ hồi qui RFNN (Recurrent Fuzzy Neural Network) cũng được quan tâm. RFNN với thuật huấn luyện trực tuyến đang là một công cụ mạnh được sử dụng để thiết kế các bộ điều khiển thông minh (Lee C.H. and C.C.Teng, 2000; Wei, S., Z.Lujin, Z.Jinhai and M.Siyi, 2009). Ngoài ra, với khả năng tự học trực tuyến mạng nơ-ron hoàn toàn phù hợp trong việc ứng dụng để tự chỉnh các thông số bộ điều khiển PID (Zhang, M., X.Wang & M.Liu, 2005; Cong, S. and Y.Liang, 2009).

Nghiên cứu này lần đầu tiên kết hợp bộ nhận dạng RFNN và bộ điều khiển PID thích nghi một nơ-ron nhằm tạo ra một công cụ hữu ích trong việc thiết kế bộ điều khiển áp dụng cho đối tượng phi tuyến. Mô hình của đối tượng sẽ được nhận dạng bằng một bộ nhận dạng RFNN. Từ đó độ nhạy của đáp ứng của đối tượng đối với tín hiệu điều khiển, còn gọi là thông tin Jacobian, sẽ được ước lượng thông qua bộ nhận dạng RFNN. Thông tin Jacobian là cơ sở để tính toán các gradient của giải thuật cập nhật trực tuyến bộ trọng số của một nơ-ron tuyến tính, cấu hình theo nguyên tắc của một bộ điều khiển PID. Tức là, thông số của bộ điều khiển PID sẽ được điều chỉnh thích nghi trong quá trình điều khiển nhờ giải thuật huấn luyện trực tuyến mạng nơ-ron nhân tạo.

2 PHƯƠNG PHÁP THIẾT KẾ

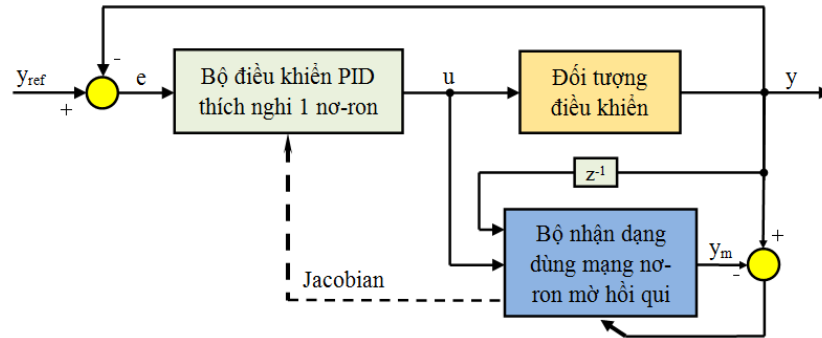
2.1 Sơ đồ điều khiển

Sơ đồ điều khiển vòng kín của hệ thống được xác lập như Hình 1. Trong đó, đối tượng điều khiển là phi tuyến và không biết trước cấu trúc cũng như tham số của nó. Bộ nhận dạng không tham số mô hình đối tượng dùng mạng nơ-ron mờ hồi qui được xây dựng và huấn luyện trực tuyến trong quá trình điều khiển để ước lượng độ nhạy của đối tượng đối với tín hiệu vào, còn gọi là thông tin Jacobian. Dựa trên thông tin Jacobian, bộ điều khiển PID một nơ-ron sẽ được cập nhật trực tuyến 3 giá trị trọng số kết nối, tương ứng là 3 tham số K_p , K_i và K_d của bộ điều khiển. Như vậy, với nguyên tắc này, bộ điều khiển PID sẽ được tự động điều chỉnh thích nghi với sự biến đổi của đối tượng, điều mà các giải pháp điều khiển cổ điển không thể đạt được.

2.2 Đối tượng điều khiển

Để thuận lợi trong quá trình kiểm chứng giải thuật điều khiển, đối tượng điều khiển được chọn là hệ cầu cân bằng với thanh và bóng hoạt động theo nguyên tắc cho trên Hình 2 (The University of Michigan, 1997). Quả bóng được đặt trên một thanh và có thể lăn tự do dọc theo chiều dài của thanh. Cánh tay đòn một đầu được

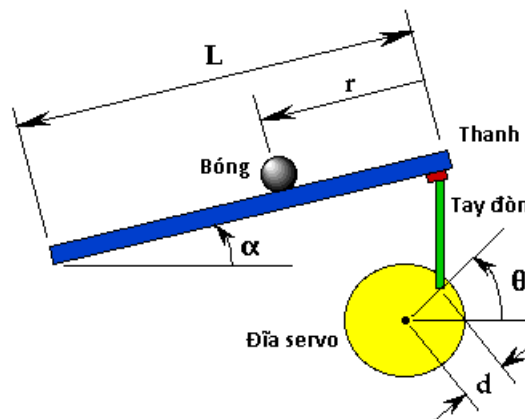
gắn với thanh và đầu kia gắn với một đĩa servo. Khi đĩa servo quay một góc θ , thì tay đòn sẽ nâng hoặc hạ thanh một góc α làm thay đổi vị trí quả bóng. Bộ điều khiển có nhiệm vụ kiểm soát góc quay của đĩa servo để giữ cho quả bóng cân bằng tại vị trí mong muốn.



Hình 1: Sơ đồ điều khiển

Bảng 1: Các thông số của mô hình hệ thanh và bóng

Ký hiệu	Ý nghĩa	Giá trị	Đơn vị
m	Khối lượng quả bóng	0.11	Kg
R	Bán kính quả bóng	0.015	M
d	Chiều dài cánh tay đòn	0.03	M
g	Gia tốc trọng trường	9.8	m/s ²
L	Chiều dài thanh cân bằng	1.0	M
J	Môment quán tính của quả bóng	9.99e-6	kgm ²
r	Vị trí quả bóng (ngõ ra)	-	m
α	Góc quay của thanh	-	radian
θ	Góc quay của động cơ servo (ngõ vào)	-	radian



Hình 2: Đối tượng điều khiển – hệ cầu cân bằng với thanh và bóng

Phương trình động lực của hệ thanh và bóng được mô tả như (1).

$$\left(\frac{J}{R^2} + m\right)\ddot{r} = mg \frac{d}{L}\theta \tag{1}$$

Biến đổi Laplace hai vế (1), ta được hàm truyền của đối tượng như (2):

$$\frac{R(s)}{\Theta(s)} = \frac{mgd}{L\left(\frac{J}{R^2} + m\right)s^2} \tag{2}$$

Với các thông số trong Bảng 1, rời rạc hóa mô hình đối tượng với chu kỳ lấy mẫu $T_s=0,01$ giây ta có hàm truyền rời rạc của đối tượng điều khiển như (3):

$$\frac{R(z)}{\Theta(z)} = 10^{-5} \frac{(105z + 105)}{(z^2 - 2z + 1)} \tag{3}$$

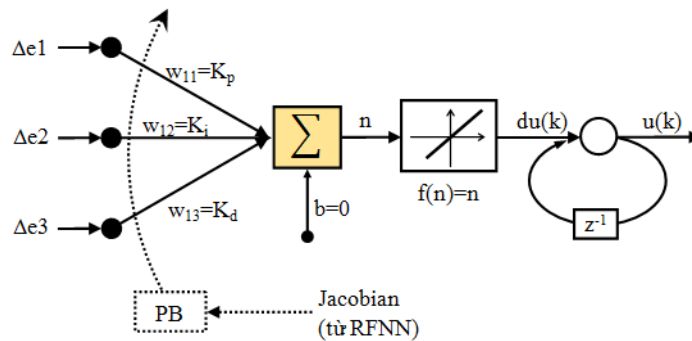
Biểu diễn lại (3) trong miền thời gian, ta có phương trình mô phỏng rời rạc hệ thanh và bóng như (4):

$$r(k) = M[\theta(k-2) + \theta(k-1)] + 2r(k-1) - r(k-2) \tag{4}$$

với $M=0.0000105$ và k là thời điểm lấy mẫu hiện tại.

2.3 Bộ điều khiển PID một nơron

2.3.1 Cấu trúc bộ điều khiển PID một nơron



Hình 3: Cấu trúc bộ điều khiển PID một nơron

Phương trình mô tả bộ điều khiển PID số được thiết lập như (5) (Åström *et al.*, 1995):

$$u(k) = u(k-1) + (K_p \Delta e1 + K_i \Delta e2 + K_d \Delta e3) \tag{5}$$

Với sai biệt giữa tín hiệu tham khảo và đáp ứng hệ thống là

$$e(k) = y_{ref}(k) - y(k) \tag{6}$$

và chu kỳ lấy mẫu T_s , thì 3 ngõ vào của bộ PID số được xác định như (7):

$$\begin{aligned} \Delta e1 &= e(k) - e(k-1) \\ \Delta e2 &= T_s e(k) \\ \Delta e3 &= \frac{1}{T_s} [e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \end{aligned} \tag{7}$$

Cấu trúc bộ điều khiển PID một nơron tuyến tính trên Hình 3 áp dụng trong nghiên cứu này, được biểu diễn như (8):

$$\begin{aligned} n &= (w_{11}\Delta e1 + w_{12}\Delta e2 + w_{13}\Delta e3) \\ du(k) &= f(n) = n \\ u(k) &= u(k-1) + du(k) \end{aligned} \quad (8)$$

Trong đó, $w_{1i} \quad |i=1,2,3$ là các trọng số kết nối của nơron, chính là bộ ba thông số (K_p, K_i, K_d) của bộ điều khiển PID và chúng được cập nhật trực tuyến trong quá trình điều khiển.

2.3.2 Huấn luyện trực tuyến bộ điều khiển PID một nơron

Mục tiêu của quá trình huấn luyện bộ điều khiển PID một nơron là điều chỉnh bộ trọng số $w_{1i} \quad |i=1,2,3$ của mạng để cực tiểu hóa hàm chi phí (9).

$$E(k) = \frac{1}{2} e^2(k) = \frac{1}{2} [y_{ref}(k) - y(k)]^2 \quad (9)$$

Để điều chỉnh bộ trọng số $w_{1i} \quad |i=1,2,3$ phương pháp gradient descent được áp dụng:

$$\begin{aligned} K_p &= w_{11}(k+1) = w_{11}(k) + \Delta w_{11}(k) \\ K_i &= w_{12}(k+1) = w_{12}(k) + \Delta w_{12}(k) \\ K_d &= w_{13}(k+1) = w_{13}(k) + \Delta w_{13}(k) \end{aligned} \quad (10)$$

Trong đó $\Delta w_{1,i}(k) \quad |i=1,2,3$ là các gradient xác định bởi (11), (12) và (13), được kiểm chứng thành công bởi Zhang *et al.* (2005):

$$\Delta w_{11}(k) = \eta^{Kp} \left(-\frac{\partial E(k)}{\partial w_{11}(k)} \right) = -\eta^{Kp} \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial w_{11}(k)} = \eta^{Kp} e(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \Delta e1 \quad (11)$$

$$\Delta w_{12}(k) = \eta^{Ki} \left(-\frac{\partial E(k)}{\partial w_{12}(k)} \right) = -\eta^{Ki} \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial w_{12}(k)} = \eta^{Ki} e(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \Delta e2 \quad (12)$$

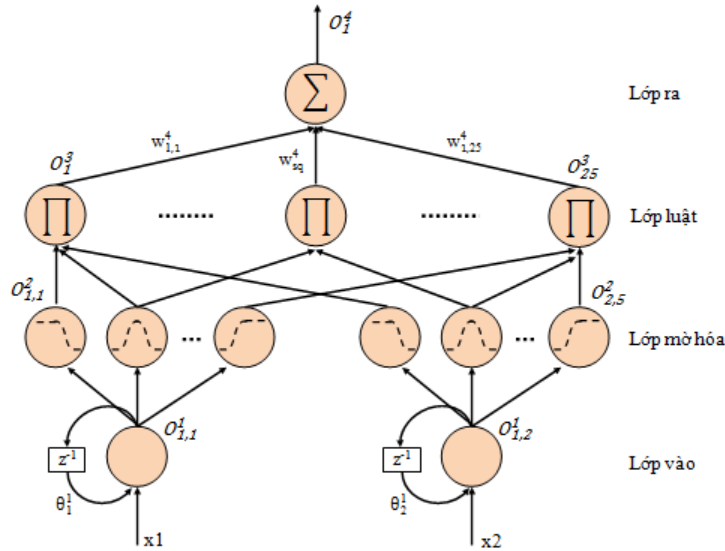
$$\Delta w_{13}(k) = \eta^{Kd} \left(-\frac{\partial E(k)}{\partial w_{13}(k)} \right) = -\eta^{Kd} \frac{\partial E(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial w_{13}(k)} = \eta^{Kd} e(k) \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \Delta e3 \quad (13)$$

với $\eta^k \quad |k=Kp, Ki, Kd$ là các hằng số tốc độ học; $\Delta e1, \Delta e2$ và $\Delta e3$ xác định theo (7); $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$ là độ nhạy của đáp ứng đối với tín hiệu điều khiển, còn gọi là thông tin Jacobian, được xác định thông qua bộ nhận dạng mạng nơron mờ hồi qui RFNN.

2.4 Nhận dạng mô hình đối tượng dùng mạng nơron mờ hồi qui

2.4.1 Cấu trúc bộ nhận dạng

Bộ nhận dạng đối tượng được sử dụng trong nghiên cứu này là một hệ suy diễn mờ được thực hiện bởi một mạng nơron hồi qui nhiều lớp, gọi là RFNN (recurrent fuzzy neural network). Sơ đồ cấu trúc bộ nhận dạng RFNN được cho trên hình 4. Bộ nhận dạng RFNN có 4 lớp, với lớp vào gồm 2 nút, lớp mờ hóa gồm 10 nút, lớp luật mờ gồm 25 nút và lớp ra gồm 1 nút. Gọi O_i^k tương ứng là ngõ ra của nút thứ i thuộc lớp thứ k , ta có thể mô tả cấu trúc bộ nhận dạng RFNN như sau:



Hình 4: Sơ đồ cấu trúc bộ nhận dạng RFNN

Lớp 1 – Lớp vào: Lớp này gồm 2 nút có nhiệm vụ chuyển tải các giá trị ngõ vào đến lớp kế tiếp. Ở đây các kết nối hồi tiếp được thêm vào để tăng khả năng đáp ứng của mạng. Ngõ ra của nút thứ i ở lớp vào được mô tả như (14):

$$O_i^1(k) = x_i^1(k) + \theta_i^1 O_i^1(k-1), \quad i = 1, 2 \tag{14}$$

với θ_i^1 là trọng số kết nối tại thời điểm hiện tại k . Ngõ vào của bộ nhận dạng RFNN tương ứng là tín hiệu điều khiển hiện tại và ngõ ra quá khứ của đáp ứng:

$$\begin{aligned} x_1^1(k) &= u(k) \\ x_2^1(k) &= y(k-1) \end{aligned} \tag{15}$$

Lớp 2 – Lớp mờ hóa: Lớp này gồm (2x5) nút, mỗi nút thể hiện một hàm liên thuộc dạng Gauss với trị trung bình m_{ij} và độ lệch chuẩn σ_{ij} xác định như (16):

$$O_{ij}^2(k) = \exp\left\{-\frac{(O_i^1(k) - m_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^2}\right\}, \quad i = 1, 2; j = 1, 2, \dots, 5 \tag{16}$$

Ở mỗi nút trên lớp mờ hóa có 2 tham số được tự động điều chỉnh trong quá trình huấn luyện trực tuyến bộ nhận dạng RFNN, đó là m_{ij} và σ_{ij} .

Lớp 3 – Lớp luật: Lớp này gồm (5x5) nút. Ngõ ra của nút thứ q trong lớp này được xác định như sau:

$$O_q^3(k) = \prod_i O_{iq_i}^2(k), \quad i = 1, 2, \dots, 5; q_i = 1, 2, \dots, 5 \tag{17}$$

Lớp 4 – Lớp ra: Gồm một nơ-ron tuyến tính với ngõ ra xác định như (18):

$$O_i^4(k) = \sum_j w_{ij}^4 O_j^3(k), \quad i = 1; j = 1, 2, \dots, 25 \tag{18}$$

Trong đó w_{ij}^4 là trọng số kết nối từ lớp luật lên lớp ra. Ngõ ra của lớp này cũng là ngõ ra của bộ nhận dạng RFNN:

$$y_m(k) = O_i^4(k) = \hat{f}[x_1(k), x_2(k)] = \hat{f}[u(k), y(k-1)] \quad (19)$$

2.4.2 Giải thuật huấn luyện trực tuyến bộ nhận dạng

Mục tiêu của giải thuật huấn luyện trực tuyến bộ nhận dạng RFNN là điều chỉnh các bộ trọng số của mạng và các tham số của các hàm liên thuộc trên lớp mờ hóa để đạt giá trị cực tiểu hàm chi phí (20):

$$E(k) = \frac{1}{2} [y(k) - y_m(k)]^2 = \frac{1}{2} [y(k) - O_i^4(k)]^2 \quad (20)$$

Sử dụng thuật học lan truyền ngược (back propagation), bộ trọng số kết nối của RFNN sẽ được điều chỉnh theo nguyên tắc sau:

$$W(k+1) = W(k) + \Delta W(k) = W(k) + \eta \left(-\frac{\partial E(k)}{\partial W} \right) \quad (21)$$

Trong đó, η là hằng số tốc độ học và W là tham số cần điều chỉnh trong quá trình huấn luyện bộ nhận dạng RFNN. Gọi $e(k) = y(k) - y_m(k)$ và $W = [\theta, m, \sigma, w]^T$ là sai số huấn luyện và véc-tơ trọng số kết nối của bộ nhận dạng RFNN, thì gradient của $E(\cdot)$ trong (20) theo W được xác định như sau:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial W} = -e(k) \frac{\partial y_m(k)}{\partial W} = -e(k) \frac{\partial O_i^4(k)}{\partial W} \quad (22)$$

Với nguyên tắc này, trọng số của từng lớp mạng RFNN được cập nhật như sau:

$$w_{ij}^4(k+1) = w_{ij}^4(k) + \eta^w \left(-\frac{\partial E(k)}{\partial w_{ij}^4} \right) = w_{ij}^4(k) + \eta^w e(k) O_i^3 \quad (23)$$

$$m_{ij}(k+1) = m_{ij}(k) + \eta^m \left(-\frac{\partial E(k)}{\partial m_{ij}} \right) = m_{ij}(k) + \eta^m \sum_k e(k) w_{ik}^4 O_k^3 \frac{2[O_{ij}^4(k) - m_{ij}]}{(\sigma_{ij})^2} \quad (24)$$

$$\sigma_{ij}(k+1) = \sigma_{ij}(k) + \eta^\sigma \left(-\frac{\partial E(k)}{\partial \sigma_{ij}} \right) = \sigma_{ij}(k) + \eta^\sigma \sum_k e(k) w_{ik}^4 O_k^3 \frac{2[O_{ij}^4(k) - m_{ij}]^2}{(\sigma_{ij})^3} \quad (25)$$

$$\theta_i^1(k+1) = \theta_i^1(k) + \eta^\theta \left(-\frac{\partial E(k)}{\partial \theta_i^1} \right) = \theta_i^1(k) + \eta^\theta \sum_k e(k) w_{ik}^4 O_k^3 \frac{(-2)[O_{ij}^4(k) - m_{ij}][O_{ij}^4(k-1)]}{(\sigma_{ij})^2} \quad (26)$$

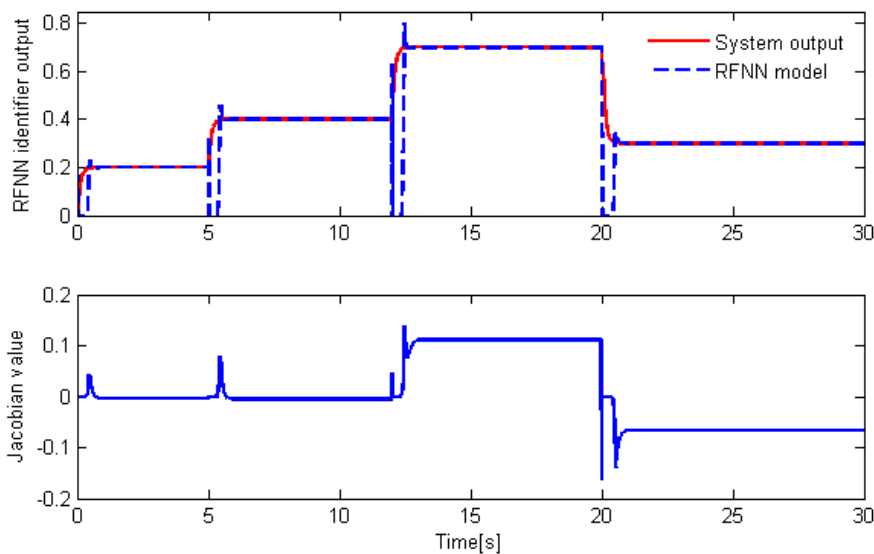
Trong đó η^s | $s=w,m,\sigma,\theta$ là các hằng số tốc độ học tương ứng. Ngoài vai trò ước lượng ngõ ra của mô hình đối tượng $y_m(k)$, bộ nhận dạng RFNN còn phải ước lượng thông tin Jacobian $\frac{\partial y(k)}{\partial u(k)}$ để huấn luyện trực tuyến bộ điều khiển PID. Thông tin Jacobian được xác định như sau (Wei *et al.*, 2009; Lee *et al.*, 2000).

$$\begin{aligned} \frac{\partial y(k)}{\partial u} &= \frac{\partial O_l^4}{\partial u} = \sum_{q=1}^{25} \left\{ \frac{\partial O_l^4}{\partial O_q^3} \cdot \frac{\partial O_q^3}{\partial u} \right\} = \sum_{q=1}^{25} w_{ij}^4 \cdot \left\{ \frac{\partial O_q^3}{\partial u} \right\} \\ &= \sum_q w_{ij}^4 \cdot \left\{ \sum_s \frac{\partial O_q^3}{\partial O_{qs}^2} \cdot \frac{\partial O_{qs}^2}{\partial u} \right\} \\ &= \sum_q w_{ij}^4 \cdot \left\{ \sum_s \frac{\partial O_q^3}{\partial O_{qs}^2} \cdot \frac{(-2)[O_{ij}^l(k) - m_{ij}]}{(\sigma_{ij})^2} \right\} \end{aligned} \tag{27}$$

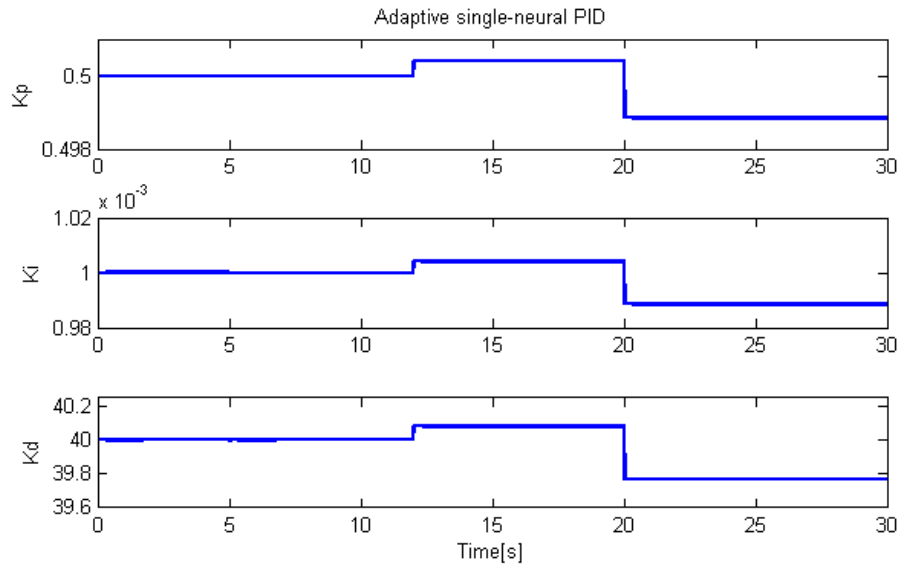
3 KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Kết quả mô phỏng kiểm chứng giải thuật điều khiển đã thiết kế trên mô hình cầu cân bằng với thanh và bóng (4) cho ngõ ra nhận dạng và thông tin Jacoboan trên Hình 5, các thông số của bộ điều khiển PID biến thiên trong quá trình điều khiển trên hình 6 và đáp ứng của hệ thống cho trên hình 7.

Trong mô phỏng này, các hằng số tốc độ học của bộ nhận dạng RFNN được chọn bằng nhau giữa các lớp, tức $\eta^w = \eta^m = \eta^\sigma = \eta^\theta = 0.1$. Hằng số tốc độ học của bộ điều khiển PID một noron được chọn gồm $\eta^{kp} = \eta^{ki} = 0.1$, $\eta^{kd} = 0.2$. Nói chung, các hằng số tốc độ học có ảnh hưởng đến khả năng hội tụ của giải thuật huấn luyện trực tuyến gradient descent. Nếu tốc độ học lớn, thời gian huấn luyện nhanh nhưng khả năng hội tụ không được đảm bảo và ngược lại.

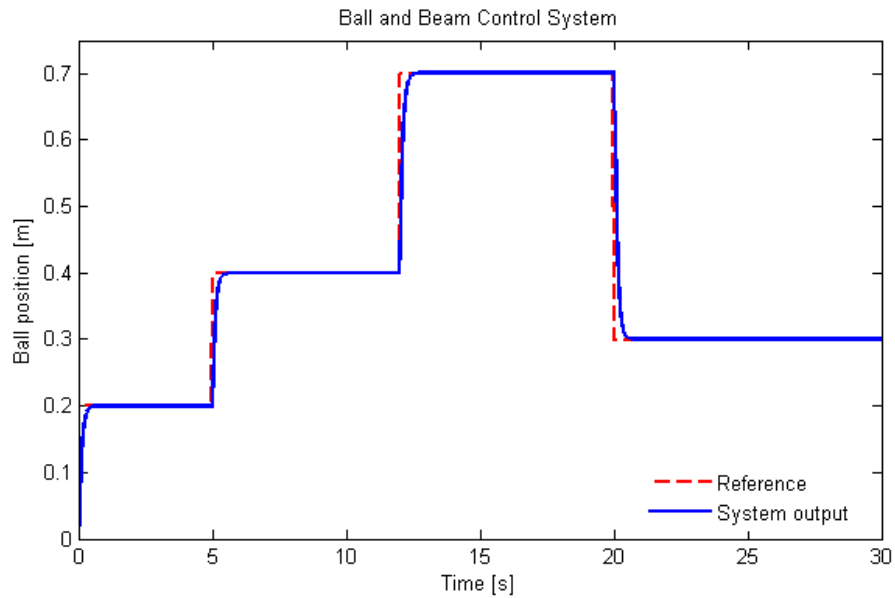


Hình 5: Ngõ ra của mô hình và thông tin Jacobian xác định từ bộ nhận dạng RFNN



Hình 6: Các thông số của bộ điều khiển PID một nơron thay đổi trong quá trình điều khiển

Không như những phương pháp thiết kế và hiệu chỉnh off-line khác, ưu điểm nổi bật của phương pháp này là thiết kế và tự chỉnh bộ điều khiển một cách trực tuyến và không cần quan tâm đến tham số của đối tượng điều khiển. Với phương pháp này, bộ điều khiển PID được chỉnh định thích nghi trong suốt quá trình điều khiển, phù hợp cho các ứng dụng mà ở đó đặc tính động của đối tượng có thay đổi. Kết quả mô phỏng cho thấy đáp ứng của hệ thống dưới tác động của bộ điều khiển đã xây dựng thỏa mãn yêu cầu điều khiển khắc khe, cụ thể là không xuất hiện vọt lố và triệt tiêu được sai số xác lập với thời gian tăng đạt 0.3 ± 0.1 giây (Hình 7).



Hình 7: Đáp ứng và tín hiệu tham khảo của hệ điều khiển thanh và bóng

4 KẾT LUẬN VÀ ĐỀ NGHỊ

Nghiên cứu này đã đề xuất một bộ điều khiển thông minh mà ở đó mô hình của đối tượng được nhận dạng trực tuyến bởi một mạng nơron mờ hồi qui RFNN. Từ bộ nhận dạng RFNN, thông tin Jacobian được tính toán để cung cấp cho giải thuật gradient descent áp dụng để huấn luyện trực tuyến bộ điều khiển PID một nơron. Các tham số của bộ điều khiển PID được tổ chức dưới dạng bộ trọng số của một nơron tuyến tính ba ngõ vào và được điều chỉnh thích nghi trong quá trình điều khiển. Kết quả mô phỏng trên mô hình hệ thanh và bóng cho thấy bộ điều khiển đã đáp ứng được các yêu cầu khắc khe về chất lượng điều khiển hệ thống. Bước phát triển tiếp theo của nghiên cứu này là áp dụng bộ điều khiển đã đề xuất vào các mô hình thật, đồng thời khảo sát tính bền vững của hệ dưới tác động của nhiễu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Åström, K. J. and Hägglund, T., 1995. *PID Controllers – Theory, Design and Tuning*. 2nd Ed., Instrument Society of America, ResearchTriangle Park, North Carolina 27709, USA.
- Cong, S. and Y. Liang, 2009. PID-Like Neural Network Nonlinear Adaptive Control for Uncertain Multivariable Motion Control Systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, Vol. 56, No. 10, pp. 3872-3879.
- Jones A.H. and P.B.M. Oliveira, 1995. Genetic Auto-tuning of PID Controllers. IEEE Conf. Publ. No. 414, 12-14 Sep 1995, pp. 141-145.
- Lee C.H. and C.C. Teng, 2000. Identification and Control of Dynamic Systems using Recurrent Fuzzy Neural Networks. *IEEE Trans. Fuzzy Systems*. Vol.8, No.4, pp.349-366.
- Nguyen Chi Ngon, 2011. Bộ điều khiển PI mờ: Từ thiết kế đến ứng dụng, Tạp chí Khoa học, Đại Học Cần Thơ, Số18a-2011, trang 82-92. ISSN: 1859-2333.
- The University of Michigan, 1997. Example: Modeling the Ball and Beam Experiment, in: *Control Tutorials for MATLAB* website.
<http://www.ece.drexel.edu/ctm/examples/ball/ball.html>.
- Wei, S., Z. Lujin, Z. Jinhai and M. Siyi, 2009. *Adaptive Control Based On Neural Network*. Adaptive Control, Kwanho You (Ed.), ISBN: 978-953-7619-47-3, InTech.
- Zhang, M., X. Wang, M. Liu, 2005. Adaptive PID Control Based on RBF Neural Network Identification. *Proc. 17th IEEE Inter. Conf. on Tools with Artificial Intell.*, ICTAI'05, pp. 681-683.