

# THIẾT KẾ ĐIỀU KHIỂN DỰ ĐOÁN MÔ HÌNH CHO HỆ THỐNG VÂY GIẢM LẮC TÀU THỦY DỰA TRÊN MẠNG THẦN KINH PHẢN HỒI MODEL PREDICTIVE CONTROL DESIGN FOR SHIP FIN STABILIZER SYSTEM BASED ON RECURRENT NEURAL NETWORK

NGUYỄN QUANG DUY

Khoa Hàng hải, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

Email liên hệ: [nguyenquangduy@vamaru.edu.vn](mailto:nguyenquangduy@vamaru.edu.vn)

## Tóm tắt

Khi tàu thuyền hành trình trên biển, chuyển động lắc ngang sẽ làm giảm đáng kể sự an toàn của tàu và hàng hóa, cũng như sức khỏe của thuyền viên. Với những ưu điểm vượt trội, ngày nay, vây giảm lắc chủ động đã trở thành một thiết bị phổ biến được lắp đặt trên tàu để giảm lắc ngang cho tàu, hiệu quả giảm lắc của vây chủ động phụ thuộc chủ yếu vào bộ điều khiển vây. Trong nghiên cứu này, một bộ điều khiển dự đoán mô hình dựa trên mạng thần kinh phản hồi được đề xuất cho hệ thống ổn định vây tuyến tính của tàu. Điều khiển dự đoán mô hình (Model Predictive Control - MPC) là một phương pháp hiệu quả trong điều khiển quá trình, nó có thể được sử dụng để nâng cao hiệu quả của hệ thống điều khiển. Tuy nhiên, một trong những hạn chế của điều khiển dự đoán mô hình là gánh nặng tính toán lớn khi giải bài toán tối ưu hóa. Để giải quyết vấn đề này, mạng thần kinh phản hồi (Recurrent Neural Network - RNN) được giới thiệu để giải quyết vấn đề lập trình bậc hai (Quadratic Programming - QP) để có thể đạt được hiệu quả cao hơn. Trong nghiên cứu của chúng tôi, phương pháp điều khiển dự đoán mô hình dựa vào mạng thần kinh phản hồi được áp dụng cho hệ thống ổn định vây tuyến tính của tàu để đưa ra được chiến lược điều khiển hiệu quả cho hệ thống này. Cuối cùng, kết quả mô phỏng được đưa ra để khẳng định hiệu quả của bộ điều khiển được thiết kế.

**Từ khóa:** Điều khiển dự đoán mô hình, mạng thần kinh phản hồi, vây ổn định tàu, lập trình bậc hai.

## Abstract

When ships are sailing on the sea, roll motion will greatly reduce the safety of ships and cargo, as well as the health of the crew. Due to advantages of fin stabilizer, nowadays, active fin became a

popular device, which usually installed on ships to reduce roll motion, and the fins roll reduction efficiency depends primarily on the controller. In our work, model predictive control (MPC) method is proposed for ship linear fin stabilizer system based on recurrent neural network. MPC is an effective method in process control, which can be used to improve efficiency of the control system. However, one of the constraints of MPC is the heavy computational burden when solving the optimization problem. To tackle this problem, the recurrent neural network (RNN) is introduced to solve quadratic programming (QP) problem so that a higher convergence can be achieved. In our work, MPC based on RNN is applied to the ship linear fin stabilizer model to derive the control strategy for this system. Finally, a numerical simulation is given to validate effectiveness of the designed algorithm.

**Keywords:** Model Predictive control, recurrent neural network, ship fin stabilizer, quadratic programming.

## 1. Mở đầu

Khi tàu thuyền hành trình trên biển, chuyển động lắc ngang của tàu được tạo ra do sự tác động của các yếu tố bên ngoài như sóng, gió, dòng [1] thường có tác động tiêu cực tới tàu. Chuyển động này sẽ làm giảm hiệu suất khai thác của các tàu, ảnh hưởng tới an toàn của thuyền viên và hàng hóa cũng như hoạt động thường ngày của tàu và thuyền viên. Do đó, làm thế nào để giảm chuyển động lắc ngang của tàu là một nhiệm vụ quan trọng. Để giải quyết vấn đề này, từ nhiều năm trước đây đã có nhiều thiết bị được lắp đặt trên tàu để giảm lắc cho tàu như kết nước giảm lắc, bánh lái giảm lắc, vây giảm lắc bị động... Tuy nhiên, hiệu quả giảm lắc của các thiết bị kể trên là không đủ. Trong những thập kỷ gần đây, vây giảm lắc chủ động được lắp đặt trên tàu để giảm lắc cho tàu và đạt được kết quả cao [2]. Ngày nay, vây giảm lắc chủ động đã

trở thành một thiết bị giảm lắc quan trọng và phổ biến được lắp đặt trên các tàu. Tuy nhiên, hiệu quả giảm lắc của thiết bị này chủ yếu phụ thuộc vào bộ điều khiển, do đó, làm thế nào để thiết kế được bộ điều khiển vây giảm lắc đạt được hiệu quả giảm lắc cao là một nhiệm vụ hết sức quan trọng. Đã có nhiều phương pháp điều khiển được áp dụng để thiết kế bộ điều khiển cho hệ thống vây ổn định tàu. Ví dụ, một bộ điều khiển phi tuyến dựa trên kỹ thuật điều khiển backstepping và các thuật toán định hình độ lợi vòng kín đã được đề xuất cho hệ thống ổn định vây tàu [3]. Trong [4], một bộ điều khiển PID đã được đề xuất cho bộ ổn định vây tàu trong khi tàu quay dựa trên phương pháp tối ưu hóa Monte Carlo.

Trong điều khiển dự đoán, một mô hình thường được sử dụng để dự đoán phản ứng trong tương lai của đối tượng điều khiển tại các thời điểm rời rạc trong phạm vi dự đoán nhất định. Dựa trên phản hồi được dự đoán, một thuật toán tối ưu hóa được sử dụng để tính toán chuỗi tín hiệu điều khiển trong tương lai trong phạm vi điều khiển sao cho sự khác biệt giữa phản hồi dự đoán và tín hiệu mong muốn là nhỏ nhất. Là một thuật toán điều khiển dự đoán được sử dụng phổ biến, điều khiển dự đoán được sử dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực điều khiển và ứng dụng thực tế, chẳng hạn như điều khiển chuyển động tàu, điều khiển robot, điều khiển động cơ,... Ưu điểm của điều khiển dự đoán là nó có thể được sử dụng để đối phó với các tín hiệu điều khiển bị chặn và các điều kiện ràng buộc trong hệ thống, hiệu quả điều khiển cũng có thể được cải thiện thông qua cách tiếp cận này trong thời gian chờ đợi. Tối ưu hóa là một vấn đề quan trọng đối với thiết kế điều khiển dự đoán, tuy nhiên, một số công nghệ tối ưu hóa cổ điển không đủ hiệu quả vì vấn đề tính toán phức tạp hoặc yêu cầu nghiêm ngặt về thời gian tính toán. Do đó, một trong những hạn chế của điều khiển dự đoán là gánh nặng tính toán lớn trong việc giải bài toán tối ưu hóa.

Trong những năm gần đây, việc tối ưu hóa thông qua mạng thần kinh phản hồi được nghiên cứu rộng rãi và đã đạt được nhiều thành tựu đáng kể. Ví dụ, điều khiển dựa trên mạng thần kinh phản hồi của các mạch tương tự đã được nghiên cứu bởi Tank và Hopfield [5]. Ngoài ra, mạng thần kinh phản hồi còn có một số ưu điểm nổi bật và một trong số đó là tính ưu việt trong giải quyết vấn đề lập trình bậc hai. Ví dụ, trong [6] bài toán lập trình bậc hai lồi (SCQP) nghiêm ngặt với các ràng buộc tuyến tính tổng quát đã được giải quyết bằng cách áp dụng mạng thần kinh phản hồi. Và mạng thần kinh phản hồi một lớp

với một hàm chức năng giới hạn cứng không liên tục đã được đề xuất trong [7] để giải quyết vấn đề lập trình bậc hai. Trong [8], một mạng thần kinh phản hồi mới đã được đề xuất để giải bài toán lập trình bậc hai lồi, và thuật toán được trình bày cho thấy những ưu điểm đáng chú ý về kết quả hội tụ và độ phức tạp của cấu trúc.

Trong bài báo này, thuật toán điều khiển dự đoán dựa trên mạng thần kinh phản hồi được đưa ra cho hệ thống ổn định vây tàu. Phương pháp điều khiển dự đoán được áp dụng cho hệ thống vây ổn định tuyến tính của tàu, và mạng thần kinh phản hồi được đưa vào để giải quyết vấn đề tuyến tính bậc hai trong quá trình tối ưu hóa.

Phần còn lại của bài báo được sắp xếp như sau: Mô hình tuyến tính chuyển động lắc của tàu được đưa ra trong phần 2. Phần 3 là giới thiệu về mạng thần kinh phản hồi được áp dụng trong bài. Phần 4 đưa ra thiết kế bộ điều khiển dự đoán cho hệ thống vây giảm lắc tuyến tính của tàu. Các kết quả mô phỏng được đưa ra trong phần 5. Phần 6 là các kết luận của bài báo.

## 2. Mô hình tuyến tính chuyển động lắc của tàu

Khi hành trình trên biển, tàu thuyền thường chịu tác động của nhiều động bên ngoài như sóng, gió, dòng chảy, vv. Khi góc lắc ngang của tàu nhỏ, mô hình ổn định vây tuyến tính của tàu được thiết lập dựa trên lý thuyết Conolly. Mô hình này được sử dụng rộng rãi để điều khiển giảm lắc cho tàu và được mô tả như sau [9]:

$$(M_x + \Delta M_x)\ddot{\varphi} + 2N_u\dot{\varphi} + D_p h_m \varphi = -D_p h_m \alpha_1 - K_c \quad (1)$$

Trong đó:  $M_x$  và  $\Delta M_x$  là mô men quán tính lắc và mô men quán tính lắc tăng thêm của tàu.  $\varphi$  là góc lắc ngang của tàu,  $\dot{\varphi}$  là tốc độ lắc ngang,  $h_m$  là chiều cao khuynh tâm ban đầu của tàu,  $D_p$  biểu thị lượng giãn nước của tàu,  $2N_u$  biểu thị hệ số suy giảm của chuyển động lắc của tàu.  $\alpha_1$  biểu thị hiệu số gây nghiêng của sóng,  $K_c$  biểu thị mô men lực do vây giảm lắc sinh ra tác động vào tàu, có dạng như sau:

$$K_c = 2Ll_f \cos(\alpha) \quad (2)$$

Trong đó:  $L$  là hệ số lực nâng của tàu được gây ra bởi vây giảm lắc,  $l_f$  là cánh tay đòn lực nâng của vây,  $\alpha$  là góc của vây, góc này là góc giữa trục thẳng đứng và đường tâm của vây giảm lắc. Bộ điều khiển sản sinh ra các mô men điều khiển khác nhau bằng cách thay đổi chế độ chuyển động của vây giảm lắc

(thay đổi góc của vây) để đạt được mục đích giảm lắc ngang cho tàu. Công thức (2) biểu thị mối quan hệ giữa góc của vây giảm lắc và mô men giảm lắc được sinh ra.

Công thức (1) được viết lại như sau:

$$\ddot{\varphi} = \frac{1}{(M_x + \Delta M_x)} (-2N_u \dot{\varphi} - D_p h_m \varphi - D_p h_m \alpha_1 - K_c) \quad (3)$$

Biểu thị  $x = [x_1, x_2]^T = [\varphi, \dot{\varphi}]^T$  là các biến trạng thái, do đó (3) được viết lại như sau:

$$\begin{cases} \dot{x}_1 = x_2 \\ \dot{x}_2 = A_1 x_1 + A_2 x_2 + B_1 (D_p h_m \alpha_1 + K_c) \end{cases} \quad (4)$$

Trong đó:  $A_1, A_2, B_1$  là các ma trận hệ số và được tính toán như sau:

$$\begin{aligned} A_1 &= -\frac{D_p h_m}{(M_x + \Delta M_x)}, \quad A_2 = -\frac{2N_u}{(M_x + \Delta M_x)}, \\ B_1 &= -\frac{1}{(M_x + \Delta M_x)} \end{aligned} \quad (5)$$

Công thức (4) được viết lại dưới dạng mô hình không gian trạng thái như sau:

$$\dot{x}(t) = A_k x(t) + B_k u(t) + E_k d(t) \quad (6)$$

Trong đó  $A_k = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ A_1 & A_2 \end{bmatrix} \in R^{2 \times 2}$  là ma trận biến

trạng thái,  $B_k = C_k = \begin{bmatrix} 0 \\ B_1 \end{bmatrix} \in R^{2 \times 1}$  là ma trận đầu

vào. Ngoài ra,  $d$  biểu thị nhiễu hệ thống,  $u$  biểu thị tín hiệu đầu vào của hệ thống, và cũng là mô men điều khiển được sinh ra bởi vây giảm lắc được mô tả trong công thức (2).

### 3. Mạng thần kinh phản hồi

Như chúng ta đã biết, ngày nay việc tối ưu hóa thông qua mạng thần kinh phản hồi được nghiên cứu rộng rãi. Mô hình của mạng thần kinh phản hồi thường có dạng như sau:

$$\varepsilon \frac{dn(t)}{dt} = -n(t) + Wa(t) + b, \quad (7)$$

Với: véc tơ trạng thái  $n(t) \in R^n$ ,  $\varepsilon$  là hằng số dương,  $W$  là ma trận trọng số,  $b$  là véc tơ ngưỡng, và  $a(t) = f(n(t))$  là một hàm số liên tục không suy biến. trong bài báo này, mạng thần kinh Hopfield sẽ được sử dụng để giải quyết vấn đề  $Q_p$  của phương pháp

điều khiển dự báo mô hình, mô hình toán học mạng thần kinh phản hồi được mô tả như sau:

$$\varepsilon \frac{d\Delta U}{dt} = -\Delta U + WF(\Delta U) + b, \quad (8)$$

Trong đó:  $\Delta U \in R^{N_{ch}}$  được sử dụng để biểu thị

véc tơ trạng thái với  $\Delta u_i (i = 1, 2, 3, \dots, N_{ch})$  biểu thị yếu tố thứ  $i^{th}$  của phạm vi điều khiển (Control horizon) ( $N_{ch}$ ).  $\varepsilon$  là một hằng số dương,  $W_j (j = 1, 2, 3, \dots, N_{ch})$  là ma trận trọng số với  $j$  biểu thị hàng thứ  $j^{th}$  của ma trận  $W$ ,  $b_k (k = 1, 2, 3, \dots, N_{ch})$  là véc tơ ngưỡng với  $k$  biểu thị yếu tố thứ  $k^{th}$  của véc tơ  $b$ , và  $F$  là một hàm số liên tục không suy biến. chỉ có một lớp và  $N_{ch}$  nơ ron trong mạng thần kinh Hopfield.

Một trong những đóng góp quan trọng của Hopfield là ứng dụng lý thuyết ổn định Lyapunov vào phân tích ổn định cho mạng thần kinh phản hồi. Do đó, đặc điểm của mạng Hopfield là gì? Câu trả lời là không cần thiết kế luật học, không cần huấn luyện, và không yêu cầu tự học. Do đó, quá trình thiết kế dựa trên hàm Lyapunov sẽ được đưa ra để xác định ma trận trọng số. Và hàm Lyapunov được đưa ra bởi Hopfield sẽ có dạng như sau [10]:

$$V(a) = -\frac{1}{2} a^T W a - b^T a. \quad (9)$$

Và nhiệm vụ thiết kế sẽ là tối thiểu hóa hàm  $V(a)$  bằng cách lựa chọn ma trận trọng số  $W$  và véc tơ ngưỡng  $b$  sao cho phù hợp.

### 4. Thiết kế bộ điều khiển dự đoán mô hình

Mô hình tuyến tính (6) được viết dưới dạng mô hình thời gian rời rạc như sau:

$$\begin{cases} x(t+1) = A_d x(t) + B_d u(t) + E_d d(t) \\ y(t) = C_d x(t) \end{cases} \quad (10)$$

Trong đó:  $x$  là biến trạng thái,  $y = \varphi$  là tín hiệu ra của hệ thống,  $u$  là tín hiệu vào,  $A_d, B_d, C_d$ , và  $E_d$  là các ma trận hằng số của hệ thống sau khi rời rạc hóa. Nhiều hệ thống  $d(t)$  là nhiễu Gaussian. Biểu thị sự khác biệt của nhiễu như sau:

$$\Delta d(t) = d(t) - d(t-1). \quad (11)$$

Lấy hiệu số trên cả hai vế của phương trình thứ nhất trong hệ thống (10) ta được:

$$x(t+1) - x(t) = A_d(x(t) - x(t-1)) + B_d(u(t) - u(t-1)) + E_d(d(t) - d(t-1)). \quad (12)$$

Hiệu số của các biến trạng thái được biểu thị như sau:

$$\Delta x(t+1) = x(t+1) - x(t) \quad (13)$$

$$\Delta x(t) = x(t) - x(t-1). \quad (14)$$

Hiệu số của tín hiệu điều khiển được biểu thị như sau:

$$\Delta u(t) = u(t) - u(t-1). \quad (15)$$

Kết hợp (10), (11), (12), (13), (14), (15), ta có:

$$\Delta x(t+1) = A_d \Delta x(t) + B_d \Delta u(t) + E_d \Delta d(t). \quad (16)$$

Lưu ý rằng:

$$\begin{aligned} y(t+1) - y(t) &= C_d(x(t+1) - x(t)) \\ &= C_d \Delta x(t+1) \\ &= C_d A_d \Delta x(t) + C_d B_d \Delta u(t) + C_d E_d \Delta d(t). \end{aligned} \quad (17)$$

Kết hợp (16) và (17), ta có mô hình sau:

$$\begin{bmatrix} \Delta x(t+1) \\ y(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_d & 0_{1 \times 1}^T \\ C_d A_d & I_{1 \times 1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_d \\ C_d B_d \end{bmatrix} \Delta u(t) + \begin{bmatrix} E_d \\ C_d E_d \end{bmatrix} \Delta d(t) \quad (18)$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} 0_{1 \times 2} & I_{1 \times 1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x(t) \\ y(t) \end{bmatrix}, \quad (19)$$

Xác định:

$$x_n(t) = \begin{bmatrix} \Delta x(t) \\ y(t) \end{bmatrix} \in R^{3 \times 1} \text{ là ma trận biến trạng thái mới}$$

$$A = \begin{bmatrix} A_d & 0_{1 \times 1}^T \\ C_d A_d & I_{1 \times 1} \end{bmatrix} \in R^{3 \times 3} \quad B = \begin{bmatrix} B_d \\ C_d B_d \end{bmatrix} \in R^{3 \times 1}$$

$$C = \begin{bmatrix} 0_{1 \times 2} & I_{1 \times 1} \end{bmatrix} \in R^{1 \times 3} \quad E = \begin{bmatrix} E_d \\ C_d E_d \end{bmatrix} \in R^{3 \times 1}$$

Trong đó:  $0_{1 \times 1}$  là ma trận số không có kích thước  $1 \times 1$ ,  $I_{1 \times 1}$  là ma trận đơn vị với kích thước  $1 \times 1$ , và  $A, B, C$  là các ma trận kết hợp của mô hình. Biểu thị (18) dưới dạng đơn giản như sau:

$$x_n(t+1|\tau) = Ax_n(t) + B\Delta u(t) + E\Delta d(t) \quad (20)$$

$$y(t) = Cx_n(t) \quad (21)$$

Gọi  $N_{ph}$  là phạm vi dự đoán và  $N_{ch}$  là phạm vi điều khiển ( $N_{ch} \leq N_{ph}$ ) thì các biến trạng thái tương lai sẽ được tính toán như bên dưới bằng cách sử dụng điểm đặt của các tham số điều khiển tương lai.

$$\begin{aligned} x_n(t+1|t) &= Ax_n(t) + B\Delta u(t) + E\Delta d(t) \\ x_n(t+2|t) &= Ax_n(t+1|t) + B\Delta u(t+1) + E\Delta d(t+1) \\ &= A(Ax_n(t) + B\Delta u(t) + E\Delta d(t)) + B\Delta u(t+1) \\ &\quad + E\Delta d(t+1) \\ &= A^2 x_n(t) + AB\Delta u(t) + B\Delta u(t+1) + AE\Delta d(t) \\ &\quad + E\Delta d(t+1) \\ &\quad \vdots \\ x_n(t+N_{ph}|t) &= A^{N_{ph}} x_n(t) + A^{N_{ph}-1} B\Delta u(t) \\ &\quad + A^{N_{ph}-2} B\Delta u(t+1) + \dots + A^{N_{ph}-N_{ch}} B\Delta u(t+N_{ch}-1) \\ &\quad + A^{N_{ph}-1} E\Delta d(t) + A^{N_{ph}-2} E\Delta d(t+1) \\ &\quad + \dots + E\Delta d(t+N_{ph}-1). \end{aligned} \quad (22)$$

Giả sử rằng  $\Delta d(\tau)$  là một chuỗi nhiễu trắng có giá trị trung bình dần tới không,  $\Delta d(\tau+i)$  có giá trị trung bình cũng dần tới không, ( $\Delta d(\tau+i)$  là giá trị dự đoán tại thời điểm  $i$  trong tương lai). Các giá trị dự đoán của các biến trạng thái và biến đầu ra được tính toán như giá trị mong đợi, do đó, tác động của nhiễu tới giá trị dự đoán gần như bằng không. Các biến đầu ra được tính toán dựa trên các biến trạng thái dự đoán như dưới đây:

$$\begin{aligned}
 y(t+1|t) &= CAx_n(t) + CB\Delta v(t) \\
 y(t+2|t) &= CA^2x_n(t) + CAB\Delta u(t) + CB\Delta u(t+1) \\
 &\vdots \\
 y(t+N_{ph}|t) &= CA^{N_{ph}}x_n(t) + CA^{N_{ph}-1}B\Delta u(t) \\
 &+ CA^{N_{ph}-2}B\Delta u(t+1) + \dots + CA^{N_{ph}-N_{ch}}B\Delta u(t+N_{ch}-1).
 \end{aligned} \tag{23}$$

Xác định các véc tơ:

$$Y = [y(t+1|t)^T \ y(t+2|t)^T \ \dots \ y(t+N_{ph}|t)^T]^T \tag{24}$$

$$\Delta U = [\Delta u(t)^T \ \Delta u(t+1)^T \ \dots \ \Delta u(t+N_{ch}-1)^T]^T \tag{25}$$

Kết hợp (23), (24) và (25), ta thu được ma trận rút gọn như sau:

$$Y = Fx_n(t) + \Phi\Delta U, \tag{26}$$

Trong đó:

$$F = \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{N_{ph}} \end{bmatrix} \in R^{N_{ph} \times 3} \tag{27}$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} CB & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & \dots & 0 \\ CA^2B & CAB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{N_{ph}-1}B & CA^{N_{ph}-2}B & \dots & CA^{N_{ph}-N_{ch}}B \end{bmatrix} \in R^{N_{ph} \times N_{ch}}. \tag{28}$$

Xem xét vấn đề tối ưu hóa với hàm mục tiêu sau:

$$J = Y^T QY + \Delta U^T R\Delta U, \tag{29}$$

Trong đó  $Q$  và  $R$  là các ma trận trọng số.

Biểu thị (29) như sau:

$$J = (Fx_n(t))^T QFx_n(t) + 2\Delta U^T \Phi^T QFx_n(t) \tag{30}$$

$$+ \Delta U^T (R + \Phi^T Q\Phi)\Delta U,$$

Và xác định:

$$A = (Fx_n(t))^T QFx_n(t). \tag{31}$$

Trong quá trình tối ưu hóa, ma trận  $A$  duy trì không đổi, do đó  $A$  có thể bỏ qua trong vấn đề quadratic programming. Do đó (29) có thể viết lại như sau:

$$\min J = -\frac{1}{2} \Delta U^T W \Delta U - \Delta U f^T, \tag{32}$$

Điều kiện ràng buộc:

$$\Delta U_{\min} \leq \Delta U \leq \Delta U_{\max} \tag{33}$$

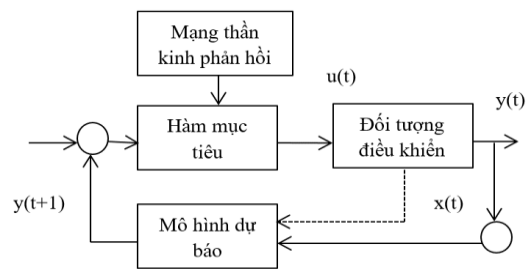
$$U_{\min} \leq U \leq U_{\max} \tag{34}$$

Trong đó:

$$W = -2(R + \Phi^T Q\Phi) \tag{35}$$

$$f = -2\Phi^T QFx_n(t) \tag{36}$$

$$\Delta U = -(R + \Phi^T Q\Phi)^{-1} \Phi^T QFx_n(t). \tag{37}$$



Hình 1. Sơ đồ khối bộ điều khiển dự báo mô hình

## 6. Nghiên cứu mô phỏng

Trong phần này, mô phỏng sẽ được thực hiện với một tàu có các tham số được đưa ra như Bảng 1 [11]. Sử dụng phần mềm mô phỏng Matlab.

Bảng 1. Tham số tàu mô phỏng

Tham số	Giá trị	Đơn vị
Chiều dài tính toán	98	m
Chiều rộng	10,2	m
Mớn nước	3,1	m
Lượng giãn nước của tàu	1458	t
Diện tích vây giảm lắc	5,22	m <sup>2</sup>
Cánh tay đòn lực nâng của vây	3,46	m
Hệ số lực nâng của vây	3,39	N
Góc ngập nước	43	(°)
Chiều cao khuynh tâm ban đầu	1,012	m
Tốc độ thiết kế	18	knots

Trong mô phỏng này, các tham số điều khiển được chọn như sau: Khoảng thời gian được đặt là  $T=0,08s$ . Phạm vi điều khiển  $N_{ch}=4$ , Phạm vi dự đoán  $N_{ph}=10$ , góc của vây được giới hạn là  $|\alpha| \leq 25^\circ$ .

Chỉ có 1 lớp và  $N_{ch}$  nơ ron trong mạng Hopfield. Có  $j(j=1,2,3,\dots,N_{ch})$  hàng trong ma trận trọng số  $W$  và  $k(k=1,2,3,\dots,N_{ch})$  yếu tố trong ma trận ngưỡng  $b$ .

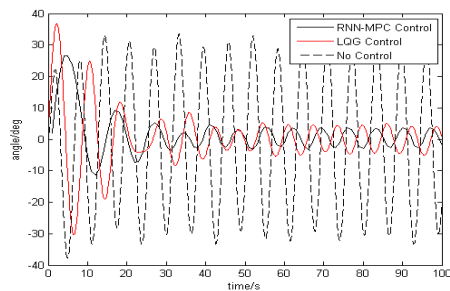
Và  $\Delta u_i (i=1,2,3,\dots,N_{ch})$  biểu thị yếu tố thứ  $i$  của phạm vi điều khiển. Để khẳng định hiệu quả của

phương pháp điều khiển được đưa ra, một bộ điều khiển toàn phương tuyến tính Gaussian cũng được thiết kế với mục đích so sánh. Bộ điều khiển toàn phương tuyến tính Gaussian được thiết kế như sau:

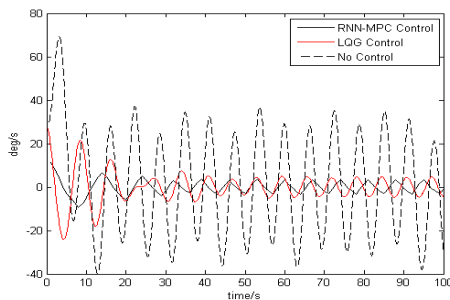
$$u^*(t) = -K\hat{x}(t) \quad (38)$$

Trong đó:  $K$  là độ lợi của tín hiệu phản hồi trạng thái,  $\hat{x}(t)$  là trạng thái dự đoán của hệ thống thông qua bộ lọc Kalman.

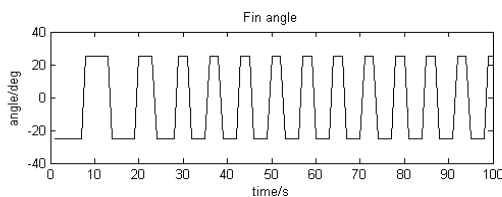
Kết quả mô phỏng được đưa ra như trong Hình 2-4 cho thấy hiệu quả của phương pháp điều khiển được thiết kế.



Hình 2. Góc lắc của tàu



Hình 3. Chu kỳ lắc của tàu



Hình 4. Tín hiệu vào của hệ thống

Từ kết quả mô phỏng ở trên ta có thể thấy rằng: Hình 2 và 3 chỉ ra góc lắc và tốc độ lắc của tàu khi hệ thống có và không có bộ điều khiển, qua đó chúng ta có thể thấy hiệu quả giảm lắc cho tàu của phương pháp đưa ra là tương đối tốt, hệ thống nhanh chóng đạt được trạng thái ổn định, và góc lắc của tàu cũng được giảm xuống giá trị mong muốn. Hình 4 đưa ra tín hiệu điều khiển của hệ thống nằm trong giới hạn cho phép.

## 6. Kết luận

Trong bài báo này, một bộ điều khiển dự báo mô hình dựa vào mạng thần kinh phản hồi được đưa ra cho hệ thống vây giảm lắc của tàu. Với việc áp dụng phương pháp điều khiển dự đoán mô hình giúp cho hệ thống đạt được sự ổn định và mạnh mẽ, ngoài ra việc áp dụng mạng thần kinh phản hồi giúp cho vấn đề lập trình bậc hai được giải quyết giúp giảm bớt khối lượng tính toán trong quá trình tối ưu hóa, giúp hệ thống đạt được hiệu quả giảm lắc như mong đợi. Các kết quả mô phỏng được đưa ra đã khẳng định hiệu quả giảm lắc tốt của phương pháp được đề xuất.

## Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Hàng hải Việt Nam trong đề tài mã số: DT20-21.02.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] T. Perez, *Course keeping and roll stabilisation using rudder and fins*, London, Springer-Verlag, 2005.
- [2] Weiwei Bai, Tieshan Li, *Adaptive backstepping-based nonlinear disturbance observer for fin stabilizer system*, International joint conference on neural networks, Beijing, China, July 6-11, 2014.
- [3] Wang. X and Zhang. X, *Fin stabilizer control based on backstepping and closed-loop gain shaping algorithms*, Journal of Dalian maritime university, pp.89-92, 2008.
- [4] Lihua Liang, Peng Zhao, Songtao Zhang, *Roll reduction control during ship turns using fin stabilizer with PID controller based on Monte Carlo optimization*, IEEE international conference on mechatronics and automation ICMA, pp.749-754, 2018.
- [5] D. W. Tank and J. J. Hopfield, *Simple neural optimization networks: An A/D converter, signal decision circuit, and a linear programming circuit*, IEEE Trans. Circuits Syst, vol. CAS-33, pp.533-541, May 1986.
- [6] Alireza Nazemi, *A neural network model for solving convex quadratic programming problems with some applications*, Engineering Application of Artificial Intelligence 32, pp.54-62, 2014.
- [7] Q. Liu and J. Wang, *A One-Layer Recurrent Neural Network With a Discontinuous Hard-Limiting Activation Function for Quadratic*

- Programming*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 19, No. 4, pp.558-570, 2008.
- [8] X. Hu and B. Zhang, *A New Recurrent Neural Network for Solving Convex Quadratic Programming Problems With an Application to the k-Winners-Take-All Problem*, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.20, No.4, pp.654-664, 2009.
- [9] Songtao Zhang, Peng Zhao, Lihua Liang, *LQR-based ship roll reduction control using fin stabilizer*, IEEE international conference on mechatronics and automation ICMA, pp.1031-1036, 2018.
- [10] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth, *Neural network design*, 2nd edition, pp.843-854.
- [11] Hui Li, Shufang Lu, Chen Guo, *Adaptive fuzzy sliding mode controller design for ship fin stabilizer under rough sea conditions*, International conference on information and automation, Hailar, China, July 2014.

Ngày nhận bài:	17/3/2021
Ngày nhận bản sửa:	06/4/2021
Ngày duyệt đăng:	12/4/2021