

Nghiên cứu thiết kế bộ điều khiển tối ưu hệ thống định vị động tàu thủy có tính đến yếu tố ngoại cảnh

■ TS. NGUYỄN QUANG DUY; THS. LÊ QUANG VINH

Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

TÓM TẮT: Trong lĩnh vực khoa học công nghệ hàng hải, định vị động (DP) luôn là một chủ đề "nóng" và mang tính thời sự do tầm quan trọng của nó đối với việc phát triển kinh tế biển, khai thác tài nguyên biển và được sử dụng rộng rãi trong các thiết bị khai thác ngoài khơi, tàu nghiên cứu, tàu cung cấp... Vậy làm thế nào để nghiên cứu thiết kế được một bộ điều khiển hệ thống định vị tàu thuyền đạt hiệu quả cao luôn là một chủ đề thu hút sự quan tâm đặc biệt của các nhà nghiên cứu. Trong bài báo này, bộ điều khiển tối ưu hệ thống định vị động tàu thủy có tính đến yếu tố ngoại cảnh được nghiên cứu cho hệ thống định vị động tàu thuyền trong điều kiện mô hình hệ thống không xác định nhằm tối ưu năng lượng và giảm hao mòn hệ thống. Một mạng nơ-ron thần kinh mô hình được thiết lập để xác định mô hình hệ thống định vị động, sau đó một sơ đồ điều khiển tối ưu được phát triển, dữ liệu hiện tại và lưu trữ của hệ thống được sử dụng để huấn luyện mạng thần kinh phê bình và mạng chấp hành. Hệ thống điều khiển tối ưu giúp duy trì tàu thuyền tại vị trí và hướng mong muốn. Kết quả mô phỏng dựa trên phần mềm Matlab được đưa ra để khẳng định hiệu quả của hệ thống điều khiển.

TỪ KHÓA: Định vị động tàu thuyền, điều khiển tối ưu, sóng ngẫu nhiên.

ABSTRACT: In the field of marine science and technology, dynamic positioning (DP) is always a hot and topical topic in the field of marine science and technology. Offshore equipment, research vessels, supply ships, and so forth... So the question of how to investigate and create a controller for a highly efficient navigation system is always a concern. A topic that has piqued the interest of researchers In this research, the optimal controller of the ship dynamic navigation system for the ship dynamic positioning system in the situation of an unknown system model is examined in order to optimize the energy. and lessen system wear. The dynamic positioning system model is determined using a model neural network, followed by the development of an optimal control scheme and the utilization of the system's current and stored data for training. Develop executive and crucial neural networks. The best control system aids

in keeping the vessel in the appropriate location and direction. To validate the efficiency of the control system, simulation results based on Matlab software are provided.

KEYWORDS: Ship dynamic positioning, optimal control, random wave.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Với sự phát triển nhanh chóng của nền kinh tế thế giới, vấn đề thiếu hụt năng lượng và tài nguyên ngày càng trở nên nghiêm trọng hơn. Tài nguyên biển có thể trở thành mục tiêu quan trọng cho sự cạnh tranh giữa các quốc gia trên thế giới. Tuy nhiên, sẽ là rất khó để khai thác và tận dụng nguồn tài nguyên biển trong môi trường phức tạp và đa dạng mà không có công nghệ và thiết bị tiên tiến. Do đó, kỹ thuật định vị truyền thống như neo, buộc dây không thể đáp ứng yêu cầu định vị ở những vùng biển sâu và xa. Tuy nhiên, khó khăn này có thể được giải quyết bằng công nghệ định vị động (Dynamic Positioning-DP) [1-3]. Hệ thống DP của tàu có thể giúp duy trì vị trí của nó với sự hoạt động của bộ đẩy riêng biệt để chống lại những xáo trộn bên ngoài tác động vào hệ thống chẳng hạn như sóng, gió và dòng chảy mà không có sự hỗ trợ của hệ thống neo. Với lợi thế là định vị chính xác, tính di động cao và không bị giới hạn bởi độ sâu đáy biển, Hệ thống DP đã trở thành một công nghệ không thể thiếu để khai thác tài nguyên biển và được sử dụng rộng rãi trong các thiết bị khai thác ngoài khơi, tàu nghiên cứu, tàu cung cấp...

Hiện nay đã có nhiều phương pháp điều khiển đã được áp dụng để điều khiển hệ thống DP như điều khiển PID, điều khiển logic mờ, điều khiển mạng nơ-ron thích ứng [4, 5]... Tuy nhiên, hầu hết các hệ thống DP cần duy trì trạng thái định vị trong một thời gian dài và thực hiện các hoạt động liên quan với mức tiêu thụ nhiên liệu lớn, chịu ảnh hưởng nhiều của điều kiện ngoại cảnh. Vì vậy, thiết kế hệ thống điều khiển DP tối ưu giúp mang lại hiệu quả hoạt động cao cho hệ thống DP là một nhiệm vụ vô cùng cấp

thiết mà các phương pháp kể trên vẫn chưa đáp ứng được.

Có thể thấy rằng, việc tối ưu điều khiển là rất quan trọng để giải quyết vấn đề tiêu hao nhiên liệu và hao mòn thiết bị của hệ thống DP. Do đó, bài báo này chủ yếu nghiên cứu điều khiển tối ưu hệ thống định vị động tàu thủy dựa trên phương pháp điều khiển động lực học thích nghi có tính đến yếu tố ngoại cảnh tác động vào hệ thống. Hệ thống DP khó có được mô hình động lực học do ảnh hưởng của độ sâu của nước, tải trọng của tàu, sự thay đổi của tốc độ và tính không xác định của các lực thủy động học phức tạp. Để khắc phục vấn đề này, một mạng nơ-ron mô hình được sử dụng để xác định mô hình động chưa biết của hệ thống DP. Mạng thần kinh phê bình (Critic Neural Network) và mạng thần kinh chấp hành (Action Neural Network) được áp dụng để tính gần đúng hàm mục tiêu và luật điều khiển tối ưu của hệ thống. Sau đó, trọng số của mạng thần kinh phê bình và mạng thần kinh chấp hành được cập nhật bằng cách sử dụng dữ liệu lưu trữ và dữ liệu hiện tại của hệ thống ngay tại thời điểm tính. Một thuật toán đồng bộ tối ưu trực tuyến được đề xuất trong bài báo này, điều này có thể tránh tính toán lặp đi lặp lại khi hệ thống DP thay đổi giúp tiết kiệm một lượng lớn thời gian chạy đảm bảo hiệu suất thời gian thực của sơ đồ điều khiển và giải quyết các vấn đề về tiết kiệm năng lượng, giảm phát thải và giảm hao phí thiết bị và giúp duy trì hệ thống ở trạng thái mong muốn. Bên cạnh đó, yếu tố ngoại cảnh tác động lên hệ thống cũng được tính đến giúp tăng độ chính xác và tăng tính thực tế đối với nghiên cứu này.

Bố cục bài báo được trình bày như sau: Mô hình hệ thống được xây dựng trong phần 2. Thiết kế điều khiển được đưa ra trong phần 3. Phần 4 là thiết kế mô phỏng. Cuối cùng, phần 5 là các kết luận của bài báo.

2. MÔ HÌNH TOÁN HỌC HỆ THỐNG ĐỊNH VỊ ĐỘNG TÀU THUYỀN

2.1. Mô hình toán học hệ thống DP

Mô hình toán học hệ định vị động tàu thuyền có thể được mô tả trong hệ tọa độ trái đất và hệ tọa độ tàu. Do thông thường các tàu thuyền sử dụng hệ thống định vị động thường làm việc ở tốc độ thấp, do đó mô hình toán học hệ định vị động tàu thuyền có thể được mô tả như dưới đây [6]:

$$\dot{\gamma} = K(\xi)\alpha \quad (1)$$

$$Z\dot{\alpha} + D\alpha + d = u \quad (2)$$

Trong (1):

$\gamma = [x, y, \xi]^T$ - Biểu thị vector vị trí trong hệ tọa độ trái đất, với x, y biểu thị vị trí tàu và $\xi = [0, 2\pi]$ biểu thị hướng tàu;
 $\alpha = [\tau, v, r]^T$ - Biểu thị vector chuyển động theo các hướng trong hệ tọa độ tàu, với t, v, r lần lượt là chuyển động tiến lùi, chuyển động quay và chuyển động ngang;

$K(\xi)$ - Ma trận chuyển đổi giữa hệ tọa độ cố định trái đất với hệ tọa độ tàu. Ma trận này được xác định như sau:

$$K(\xi) = \begin{bmatrix} \cos(\xi) & -\sin(\xi) & 0 \\ \sin(\xi) & \cos(\xi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

Trong (2):

Z - Ma trận quán tính đối xứng xác định dương, bao gồm các mô-men và các lực;

D - Ma trận hệ số;

$u = [u_1, u_2, u_3]^T$ - Biểu thị vector điều khiển hệ thống với u_1, u_2, u_3 lần lượt là các vector điều khiển tịnh tiến, điều khiển quay và điều khiển ngang;

$u = Bu$, với B là ma trận điều khiển biểu thị tác dụng của bánh lái và chân vịt tàu.

$u = [u_{11}, u_{12}, u_{13}]^T$ - Biểu thị tín hiệu đầu vào của vector điều khiển;

d - Biểu thị nhiễu ngoài tác dụng vào hệ thống. Trong phạm vi nghiên cứu của bài báo này, nhiễu ngoài được xem xét là mô hình sóng ngẫu nhiên tác động vào hệ thống.

Xác định h là khoảng thời gian thực nghiệm, mô hình thời gian rời rạc hệ định vị động tàu thuyền tại thời điểm thứ k có thể được xác định như sau:

$$\gamma(k+1) = \gamma(k) + h(K(\xi(k))\alpha(k)) \quad (3)$$

$$\alpha(k+1) = \alpha(k) + hZ^{-1}(Au_1(k) - D\alpha(k) + d(k)) \quad (4)$$

Để thuận lợi hơn cho việc thiết kế điều khiển hệ thống, mô hình thời gian rời rạc hệ thống định vị động tàu thuyền có thể được chuyển đổi về mô hình phi tuyến tính liên tục như sau:

$$\dot{x}(k+1) = F(x(k)) + Gu_1(k) \quad (5)$$

Với: $x(k) = [\gamma(k)^T, \alpha(k)^T]^T$

2.2. Điều khiển tối ưu định vị động tàu thuyền

Với mô hình hệ thống định vị động tàu thuyền được xác định như (5), theo lý thuyết điều khiển tối ưu dựa trên phương pháp điều khiển động lực học thích nghi, hàm mục tiêu của hệ thống được xác định như sau:

$$\begin{aligned} J(k) &= \sum_{i=k}^{\infty} [Q(e(k)) + u_i(k)^T Ru_i(k)] \\ &= Q(e(k)) + u_i(k)^T Ru_i(k) + J(k+1) \\ &= l(e(k), u_i(k)) + J(k+1) \end{aligned} \quad (6)$$

Với: $Q(e(k)) = e(k)^T Qe(k)$ - Biểu thị sai số giữa giá trị thực tế với giá trị mong đợi của đối tượng điều khiển.

$$Q(e(k)) = e(k)^T Qe(k) \quad (7)$$

Với: $Q \in R^{6 \times 6}$ - Ma trận xác định vị trí.

Mục tiêu của thiết kế điều khiển trong bài báo này là thiết kế luật điều khiển $u_i(k)$ để tối thiểu hóa hàm mục tiêu (6) với mọi giá trị $e(k)$. Hàm mục tiêu tối ưu của hệ thống định vị động tàu thuyền được xây dựng dựa theo lý thuyết tối ưu hóa Hamilton-Jacobi-Belman như sau:

$$J^*(k) = \min_{u_i(k)} (l(e(k), u_i(k)) + J^*(k+1)) \quad (8)$$

Luật điều khiển tối ưu có thể đạt được bằng cách xác định $\partial J^*(k) / \partial u_i(k) = 0$ và được miêu tả như sau:

$$u_i^*(k) = \frac{1}{2} R^{-1} G^T \frac{\partial J^*(k+1)}{\partial e(k+1)} \quad (9)$$

Mục tiêu điều khiển của bài báo này là thiết kế một luật điều khiển tối ưu cho hệ thống định vị động tàu thuyền chưa xác định. Luật điều khiển tối ưu này có thể đảm bảo vị trí thực của tàu thuyền có thể tiệm cận các giá trị mong đợi, đồng thời đảm bảo đồng nhất các tín hiệu trong hệ thống vòng kín.

3. THIẾT KẾ ĐIỀU KHIỂN TỐI ƯU DỰA TRÊN PHƯƠNG PHÁP ĐIỀU KHIỂN ĐỘNG LỰC HỌC THÍCH NGHI

3.1. Thiết lập mạng thần kinh mô hình cho hệ thống định vị động tàu thuyền chưa xác định

Luật điều khiển tối ưu $u_1^*(k)$ trong (9) phụ thuộc vào G và $e(k+1)$, đây là những yếu tố bất định. Để giải quyết vấn đề này, một mạng thần kinh mô hình được thiết lập để tiếp cận hệ thống định vị động tàu thuyền chưa xác định. Hệ thống (5) với cấu trúc mạng thần kinh được đưa ra như sau:

$$x(k+1) = W_n^T(k)P_n(\bar{n}_n(k)) + \eta_n(k) \quad (10)$$

Trong đó: $W_n \in R^{l_n \times 6}$ - Vector trọng số từ lớp ẩn tới lớp ra của mạng; l_n - Số nơ-ron lớp ẩn; $P_n(\cdot)$ - Hàm chức năng của mạng mô hình; $n_n(k) = [x^T(k) u_1^T(k)]^T$ - Tín hiệu đầu vào của mạng; $\bar{n}_n(k) = Y_n^T n_n(k)$ với $Y_n \in R^{9 \times l_n}$ - Vector trọng số từ ngõ vào tới lớp ẩn; $n_n(k)$ - Giới hạn sai số tiếp cận thỏa mãn $\|n_n(k)\| \leq n_N(k)$ với giới hạn hằng số trên $n_N(k)$ và $\eta_n^T(k)n_n(k) \leq \delta_n \bar{x}^T(k)\bar{x}(k)$ với δ_n - Giới hạn hằng số trên δ_N . Ngoài ra, hàm chức năng $P_n(\cdot)$ và gradien của nó là xác định giới hạn, có nghĩa là nó thỏa mãn và $\|P_n(\cdot)\| \leq P_N(\cdot)$ và $\|P_n'(\cdot)\| \leq P_N'(\cdot)$ cho giới hạn hằng số trên $P_N(\cdot)$ và $P_N'(\cdot)$. Trong quá trình tiếp cận mô hình hệ thống, W_n được cập nhật điều chỉnh trong khi Y_n được giữ cố định không thay đổi. Thay $\hat{W}_n^T \in R^{l_n \times 6}$ vào (15), ta có:

$$\hat{x}(k+1) = \hat{W}_n^T(k)P_n(\bar{n}_n(k)) \quad (11)$$

Với $\hat{x}(k) = x(k) - \hat{x}(k)$ là vector trạng thái dự đoán của hệ thống và $\hat{W}_n = W_n - \hat{W}_n$ là vector trọng số dự đoán với sai số dự đoán $\hat{x}(k)$ và $\hat{W}_n(k)$ tương ứng. Sai số hiệu dụng được đưa ra như sau: $E_n(k+1) = \hat{x}^T(k+1)x(k+1)/2$. Luật cập nhật trọng số được xây dựng để làm cho sai số hiệu dụng của hệ thống $E_n(k+1)$ đạt giá trị nhỏ nhất là:

$$\begin{aligned} \hat{W}_n(k+1) &= \hat{W}_n(k) + \lambda \hat{W}_n(k) \\ &= \hat{W}_n(k) - \tau_n \left[\frac{\partial E_n(k+1)}{\partial \hat{W}_n(k)} \right] \\ &= \hat{W}_n(k) - \tau_n P_n(\bar{n}_n(k)) \hat{x}^T(k+1) \end{aligned} \quad (12)$$

Với $\tau_n > 0$ là biên độ học.

Sau quá trình tiếp cận bằng hệ thống nơ-ron thần kinh mô hình, hệ thống định vị động tàu thuyền được xác định như sau:

$$\hat{x}(k+1) = \hat{W}_n^T(k)P_n(\bar{n}_n(k)) = \hat{F}(x(k)) + \hat{G}u_1(k) \quad (13)$$

Trong đó: $\hat{F}(x(k))$ và \hat{G} - Các giá trị dự đoán của $F(x(k))$ và G tương ứng. Dựa vào quy tắc đạo hàm chuỗi, ma trận tiếp cận \hat{G} được xác định như sau:

$$\hat{G} = \frac{\partial \hat{x}(k+1)}{\partial u_1(k)} = \frac{\partial \hat{W}_n^T P_n(\bar{n}_n(k))}{\partial u_1(k)} = \hat{W}_n^T \left(\frac{\partial P_n(\bar{n}_n(k))}{\partial \bar{n}_n(k)} \right) \left(\frac{\partial \bar{n}_n(k)}{\partial u_1(k)} \right) = \hat{W}_n^T P_n'(\bar{n}_n(k)) Y_n^T N_n \quad (14)$$

Với $N_n = \partial n_n(k) / \partial u_1(k)$ là ma trận hằng số. Thay (14) và (13) vào (9), luật điều khiển tối ưu của hệ thống dự đoán định vị động tàu thuyền được xác định như sau:

$$\begin{aligned} \hat{u}_1^*(k) &= -\frac{1}{2} R^{-1} \hat{G}^T \frac{\partial J^*(k+1)}{\partial e(k+1)} \\ &= -\frac{1}{2} R^{-1} (\hat{W}_n^T P_n'(\bar{n}_n(k)) Y_n^T N_n)^T \frac{\partial J^*(k+1)}{\partial e(k+1)} \end{aligned} \quad (15)$$

3.2. Thiết lập mạng thần kinh phê bình

Trong phần này, một mạng thần kinh phê bình được thiết kế để tiếp cận hàm mục tiêu, hàm mục tiêu tiếp cận đó được xác định như sau:

$$J^*(k) = W_c^T(k)P_c(\bar{n}_c(k)) + \eta_c(k) \quad (16)$$

Trong đó: $W_c \in R^{l_c \times 1}$ - vector trọng số; l_c - nơ-ron lớp ẩn;

$P_c(\cdot)$ - Hàm chức năng; $\bar{n}_c(k) = Y_c^T x(k)$ - Tín hiệu đầu vào với $Y_c \in R^{n_c \times 6}$ là ma trận trọng số; $n_c(t)$ - Giới hạn sai số tiếp cận. Trong quá trình tiếp cận, W_c được điều chỉnh trong khi Y_c không thay đổi. Thay ma trận trọng số dự tính $\hat{W}_c \in R^{l_c \times 1}$ vào (16), hàm mục tiêu dự tính được biểu thị như sau:

$$\hat{J}(x(k)) = \hat{W}_c^T(k)P_c(\bar{n}_c(k)) \quad (17)$$

Trong đó, hàm chức năng thỏa mãn và $\|P_c(\cdot)\| = 0$ với $\|x\| = 0$ để đảm bảo $\hat{J}(0) = 0$ được xác định. Theo cơ sở của mô hình học (13) và công thức (6), hàm thặng dư của hàm chức năng dự đoán được biểu thị như sau:

$$\begin{aligned} \hat{J}(k) &= \hat{J}(k+1) - \hat{J}(k) + p(x(k), u_1(k)) \\ &= \hat{W}_c^T(k) \Delta P_c(\hat{n}_c(k)) + p(x(k), u_1(k)) \end{aligned} \quad (18)$$

Trong đó: $\Delta P_c(\hat{n}_c(k)) = P_c(\hat{n}_c(k+1)) - P_c(\hat{n}_c(k))$ và $\hat{n}_c(k+1) = Y_c^T \hat{x}_c(k+1)$.

Dựa vào lý thuyết điều khiển động lực học thích nghi được đưa ra trong Xiao et al. [14] và Dierks et al. [15], dữ liệu hệ thống định vị động tàu thuyền được sử dụng để cập nhật hệ thống và dữ liệu trạng thái của hệ thống $\Delta P_c(\hat{n}_c(k))$ được ghi lại như sau:

$$\Psi(k) = [\Delta P_c(\hat{n}_c(k)) \Delta P_c(\hat{n}_c(k-1)) \dots \Delta P_c(\hat{n}_c(k-j))] \quad (19)$$

Và hàm tiện ích $p(x(k), u_1(k))$ được ghi lại như sau:

$$\begin{aligned} \Pi(k) &= [p(x(k), u_1(k)) \quad p(x(k-1), u_1(k-1)) \\ &\quad \dots \quad p(x(k-j), u_1(k-j))] \end{aligned} \quad (20)$$

Trong đó: $0 < j < k$. Do đó, luật cập nhật được thiết kế như sau:

$$\begin{aligned} \hat{W}_c(k+1) &= \hat{W}_c(k) + \Delta \hat{W}_c(k) \\ &= \hat{W}_c(k) - \tau_c \frac{\Psi(k) [\hat{W}_c^T(k)\Psi(k) + \Pi(k)]^T}{\|\Psi(k)\Psi^T(k) + I\|} \end{aligned} \quad (21)$$

Trong đó: τ_c - Biên độ luật học có giá trị biến thiên trong khoảng $0 < \tau_c < 1$ và I là ma trận đơn vị, $\hat{E}(k) = \hat{W}_c^T(k)\Psi(k) + \Pi(k)$ là ma trận sai số phụ trợ.

3.3. Thiết lập mạng thần kinh chấp hành

Mạng thần kinh chấp hành được thiết kế để tiếp cận luật điều khiển tối ưu của hệ thống, luật điều khiển tối ưu này được thiết kế như sau:

$$u_1^*(k) = W_o^T(k)P_o(\bar{n}_o(k)) + \eta_o(k) \quad (22)$$

Trong đó: $W_o \in R^{l_o \times 3}$ - Vector trọng số từ ngõ vào tới lớp ẩn; l_o - nơ-ron lớp ẩn; $P_o(\cdot)$ - Hàm chức năng của mạng nơ-ron; $\bar{n}_o(k) = Y_o^T x(k)$ - Tín hiệu đầu vào với $Y_o \in R^{6 \times 3}$ là vector trọng số từ lớp ẩn tới ngõ ra; $n_o(k)$ - Giới hạn sai số tiếp cận. Trong quá trình tiếp cận W_o được điều chỉnh trong khi Y_o là hằng số. Do W_o không xác định, trọng số dự đoán \hat{W}_o được sử dụng để tiếp cận luật điều khiển tối ưu (22) và luật điều khiển tối ưu này được viết lại như sau:

$$\hat{u}_1(k) = \hat{W}_o^T(k)P_o(\bar{n}_o(k)) \quad (23)$$

Theo phân tích của Xiao et al. [7] và Dierks et al. [8], sự khác biệt giữa (23) và (9) là sai số của mạng chấp hành và được xác định như sau:

$$\begin{aligned} \tilde{u}_1(k) &= \hat{W}_o^T(k)P_o(\bar{n}_o(k)) + \frac{1}{2} R^{-1} H^T \frac{\partial J^*(k+1)}{\partial x(k+1)} \\ &\quad - \hat{W}_o^T(k)P_o(\bar{n}_o(k)) + \frac{1}{2} R^{-1} H^T \left(\frac{\partial P_o(\bar{n}_o(k+1))}{\partial x(k+1)} \right)^T \hat{W}_o(k) \end{aligned} \quad (24)$$

Xác định sự sai khác giữa (23) và (15) với $J^*(k)$ được đưa ra trong (19) và kết hợp với (14), sai số mạng thần kinh chấp hành được đưa ra như sau:

$$\tilde{u}_1(k) = \hat{W}_o^T(k)P_o(\bar{n}_o(k)) + \frac{1}{2} R^{-1} H^T \left(\frac{\partial P_o(\bar{n}_o(k+1))}{\partial \hat{x}(k+1)} \right)^T \hat{W}_c(k) \quad (25)$$

$$= \hat{W}_a^T(k) P_a(\bar{n}_a(k)) + \frac{1}{2} R^{-1} \left(\frac{\partial P_a(\bar{n}_a(k+1))}{\partial \hat{x}(k+1)} \hat{W}_a^T P_a(\bar{n}_a(k)) Y \right)$$

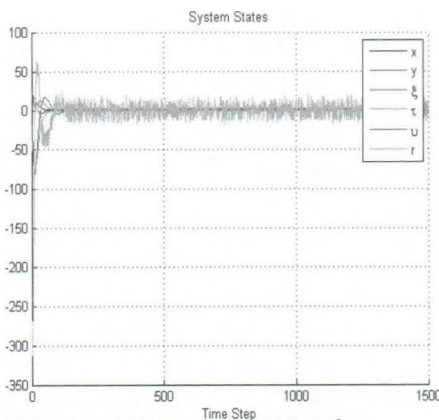
Luật học được thiết kế như sau:

$$\begin{aligned} \hat{W}_a(k+1) &= \hat{W}_a(k) + \Delta \hat{W}_a(k) \\ &= \hat{W}_a(k) - \tau_a \frac{P_a(\bar{n}_a(k)) \hat{u}_i(k)^T}{P_a^T(\bar{n}_a(k)) P_a(\bar{n}_a(k)) + 1} \end{aligned} \quad (26)$$

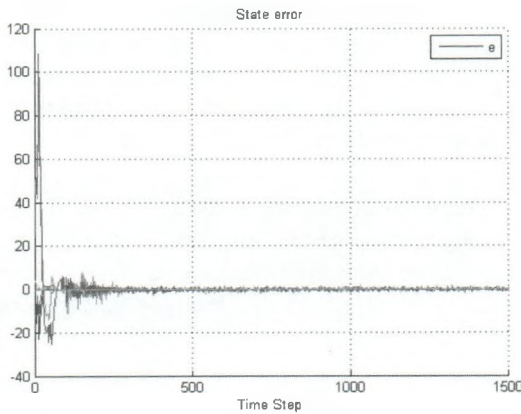
Trong đó: τ_a - Biên độ luật học có giá trị biến thiên trong khoảng $0 < \tau_a < 0,3$.

4. NGHIÊN CỨU MÔ PHỎNG

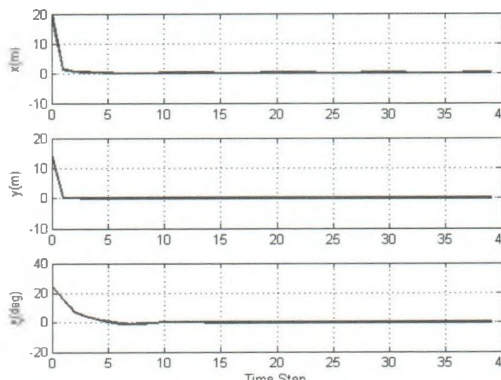
Trong phần này, mô phỏng hệ thống sẽ được thực hiện dựa trên phần mềm mô phỏng Matlab với một tàu thực nghiệm có chiều dài 77 m và trọng tải là 6.500 tấn.



Hình 4.1: Mô hình trạng thái hệ thống



Hình 4.3: Sai số mô hình hệ thống



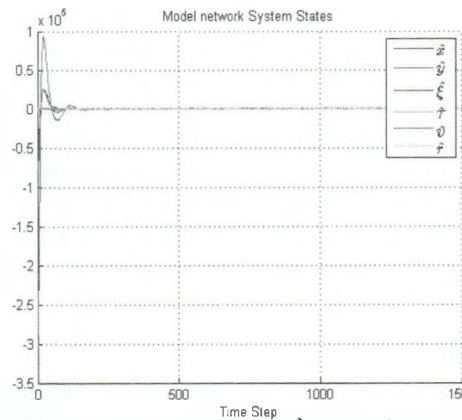
Hình 4.5: Thay đổi vị trí và hướng tàu

Các ma trận hệ số được chọn như sau:

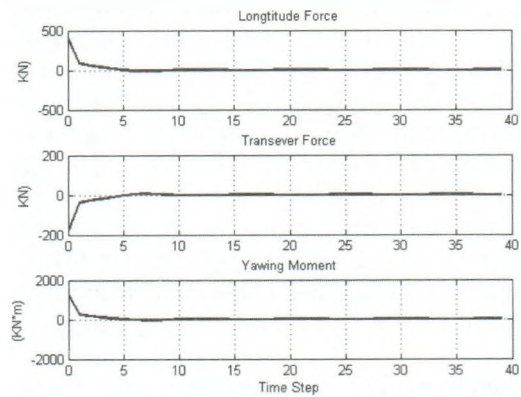
$$Z = \begin{bmatrix} 1.2 & 0 & 0 \\ 0 & 1.9 & -0.08 \\ 0 & -0.08 & 0.13 \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} 0.04 & 0 & 0 \\ 0 & 0.18 & -0.02 \\ 0 & -0.11 & 0.06 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0.013 & 0 & 0 \\ 0 & 0.012 & 0.01 \\ 0 & -0.01 & 0.003 \end{bmatrix}$$

Trong quá trình huấn luyện mạng mô hình, nơ-ron $I_n = 10$, các ma trận trọng số được chọn ngẫu nhiên với biên độ luật học được chọn $\tau_n = 0.1$.

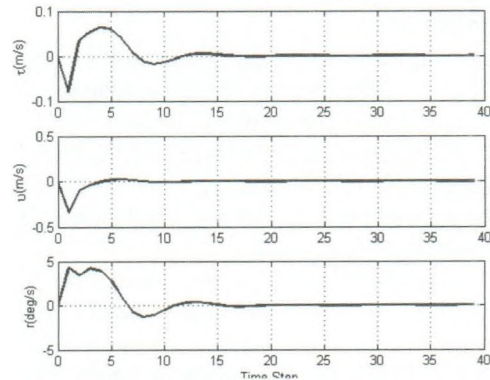
Với mạng thần kinh chấp hành và mạng phê bình, số nơ-ron được chọn lần lượt như sau $I_a = 20$, và $I_c = 20$, các ma trận trọng số được chọn ngẫu nhiên với biên độ luật học được chọn lần lượt là $\tau_a = 0,2$ và $\tau_c = 0,8$. Nhiễu ngoài tác động vào hệ thống được xác định là nhiễu sóng biến ngẫu nhiên được xây dựng theo mô hình sóng ngẫu nhiên theo lý thuyết của Goda và được thêm vào thành phần cố định như sau: $d = 0,25\sin(0,8t)$.



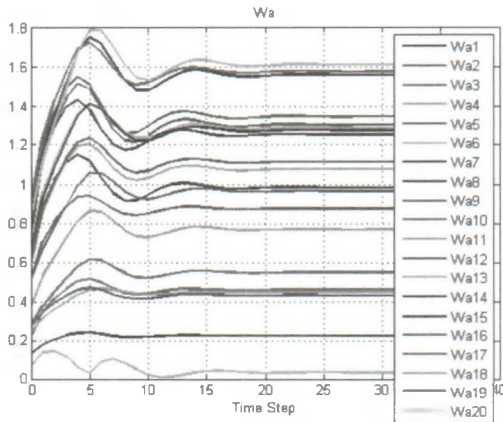
Hình 4.2: Mô hình học mạng thần kinh mô hình



Hình 4.4: Tín hiệu đầu vào hệ thống



Hình 4.6: Tốc độ thay đổi trạng thái tàu



Hình 4.7: Cập nhật trọng số lớp ẩn tới ngõ ra

Từ Hình 4.2 chúng ta có thể thấy trạng thái dự đoán của hệ thống có được thông qua mạng thần kinh mô hình đã hội tụ và được huấn luyện tương đối tốt so với trạng thái hệ thống thực tế được đưa ra trong Hình 4.1. Hình 4.5 và Hình 4.6 cho thấy, luật điều khiển được thiết kế có thể đưa vào duy trì hệ thống ở trạng thái mong muốn sau khoảng thời gian tương đối ngắn. Hình 4.4 là tín hiệu điều khiển đầu vào của hệ thống. Hình 4.7 và Hình 4.8 là trọng số của mạng thần kinh chấp hành và mạng thần kinh phê bình, quá trình hội tụ cho thấy hệ thống được tiếp cận tốt.

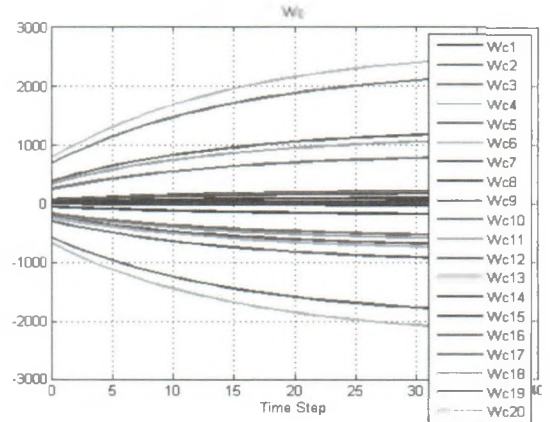
5. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, một luật điều khiển tối ưu được thiết kế cho hệ thống định vị động tàu thuyền có tính đến yếu tố ngoại cảnh dựa trên phương pháp điều khiển động lực học thích nghi. Một mạng thần kinh mô hình được thiết kế để tiếp cận mô hình bất định của hệ thống định vị động, tiếp theo là mạng thần kinh phê bình được thiết kế để tiếp cận hàm tối ưu của hệ thống. Sau cùng, mạng thần kinh chấp hành được thiết kế để đạt được luật điều khiển tối ưu của hệ thống. Ngoài ra, trong bài báo này, nhiễu ngoài là mô hình sóng ngẫu nhiên cũng được đưa vào trong quá trình mô phỏng, giúp cho kết quả mô phỏng gần với thực tế hơn. Hiệu quả của phương pháp điều khiển được khẳng định thông qua kết quả mô phỏng được đưa ra trong bài báo.

Lời cảm ơn: Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Hàng hải Việt Nam trong Đề tài mã số DT21-22.07.

Tài liệu tham khảo

[1]. Benetazzo F, Ippoliti G, Longhi S, Raspa P (2015), *Advanced control for fault-tolerant dynamic positioning of an offshore supply vessel*, Ocean Eng 106:472-484.
 [2]. Chen T (2018), *An innovative fuzzy and artificial neural network approach for forecasting yield under an uncertain learning environment*, J Ambient Intell Humaniz Comput 9(4):1013-1025.
 [3]. Dierks T, Jagannathan S, Jagannathan (2012), *Online optimal control of affine nonlinear discrete-time systems with unknown internal dynamics by using time-based policy update*, IEEE Trans Neural Netw Learn Syst



Hình 4.8: Cập nhật trọng số ngõ vào tới lớp ẩn

23(7), 1118-1129.

[4]. Wang D, Liu D (2018), *Learning and guaranteed cost control with event-based adaptive critic implementation*, IEEE Trans Neural Netw Learn Syst 99, 1-11.

[5]. Wang D, He H, Liu D (2017), *Adaptive critic nonlinear robust control: a survey*, IEEE Trans Cybern 47(10), 3429-3451.

[6]. Fossen TI (2002), *Marine control systems: guidance, navigation and control of ships, rigs and underwater vehicles*, Marine Cybernetics AS, Trondheim.

[7]. Geyang Xiao, Huaguang Zhang, Yanhong Luo (2015), *Online optimal control of unknown discrete-time nonlinear systems by using time-based adaptive dynamic programming*, Neurocomputing, vol.165, pp.163-170.

[8]. Dierks T., Jagannathan S., Jagannathan (2012), *Online optimal control of affine nonlinear discrete-time systems with unknown internal dynamics by using time-based policy update*, IEEE Trans Neural Network Learn Syst vol.23, no.7, pp.1118-1129.

Ngày nhận bài: 26/4/2022
Ngày chấp nhận đăng: 28/5/2022
Người phản biện: TS. Nguyễn Thái Dương
TS. Nguyễn Văn Trường