# Ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo để nâng cao độ chính xác xác định các tham số vị trí, tốc độ cho thiết bị mang

Hoàng Văn Long[1], Trần Đức Thuận[1], Nguyễn Quang Vịnh[1], Nguyễn Đức Ánh[2*]

[1]Viện Khoa học và Công nghệ quân sự, 17 Hoàng Sâm, Cầu Giấy, Hà Nội, Việt Nam;
[2]Đại học phòng cháy chữa cháy, 243 Khuất Duy Tiến, Thanh Xuân, Hà Nội, Việt Nam.
[*]Email: Anhpchp@gmail.com
*Nhận bài: 24/12/2023; Hoàn thiện: 10/3/2024;Chấp nhận đăng: 14/3/2024; Xuất bản: 01/4/2024.*
**DOI:** https://doi.org/10.54939/1859-1043.j.mst.CAPITI.2024.182-188

## TÓM TẮT

*Bài báo trình bày phương pháp ứng dụng bộ lọc Kalman phi tuyến mở rộng nhằm kết hợp các thông tin đo được từ con quay tốc độ góc với từ kế và gia tốc kế và thông tin định vị vệ tinh để ước lượng các tham số Rodrig-Haminton, vị trí và tốc độ của phương tiện mang. Ngoài ra, bài báo còn trình bày phương pháp để nâng cao hiệu suất của hệ thống định vị toàn cầu tích hợp và hệ thống dẫn đường quán tính (GPS/INS) trong thời gian ngừng hoạt động của GPS, một thuật toán kết hợp mới được đề xuất để cung cấp thông tin vị trí và tốc độ ảo nhằm hỗ trợ hệ thống định vị tích hợp, đó là ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo ANN để cải thiện độ chính xác khi mất GPS. Bài báo tập trung vào cải thiện độ chính xác vị trí và tốc độ của tàu mang khi mất GPS ở thời điểm phóng thiết bị bay. Vấn đề này còn mới ở Việt Nam, và còn ít được công bố. Nhóm tác giả đề xuất giải pháp đặt con quay vi cơ đo tốc độ góc, gia tốc kế đo gia tốc biểu kiến và từ kế trên thiết bị mang kết hợp các thuật toán để giải quyết bài toán vừa nêu trên.*

**Từ khóa:** Hệ thống tích hợp GPS/INS; Trí tuệ nhân tạo; Mất GPS.

## 1. MỞ ĐẦU

Hệ thống định vị toàn cầu và hệ thống dẫn đường quán tính là hai hệ thống định vị được sử dụng phổ biến. Giải pháp GPS tương đối ổn định và có thể duy trì chức năng dẫn đường trong thời gian dài. Tuy nhiên, nó bị ảnh hưởng bởi hiệu ứng đa đường và tín hiệu của nó có thể dễ dàng bị chặn hoặc mất trong một số môi trường nhất định [1]. Mặt khác, INS là một hệ thống tự trị có thể cung cấp các phép đo trong thời gian ngắn với tần số cập nhật cao nhưng sai số đo của nó có thể tích lũy theo thời gian do hiệu ứng trôi [2]. Để tận dụng điểm mạnh của hai hệ thống và bù đắp những nhược điểm riêng của chúng, việc tích hợp GPS và INS đã được đề xuất và triển khai rộng rãi cho các ứng dụng trên xe cộ. Trong các hệ thống tích hợp này, Bộ lọc Kalman (KF) là một trong những phương pháp kết hợp phổ biến nhất trong những năm gần đây vì tính khả thi và phù hợp của nó [3]. Tuy nhiên, trong thời gian GPS ngừng hoạt động, hệ thống tích hợp buộc phải chuyển sang chế độ INS thuần túy, trong đó độ chính xác định vị giảm đi đáng kể.

Để thực hiện chức năng dẫn đường liên tục với độ chính xác cao ngay cả khi GPS ngừng hoạt động, khi không thể thu được tín hiệu GPS, một số giải pháp đã được cung cấp. Một hệ thống dẫn đường thông minh ứng dụng cho phương tiện tự hành dưới nước AUV (Autonomous underwater vehicle) đã được đề xuất bởi Loebis và các cộng sự [4]. Một bộ lọc Kalman đơn giản (SKF) và EKF được đề xuất để xử lý dữ liệu từ INS và tích hợp với dữ liệu GPS. Trong bài báo này kỹ thuật logic mờ thích nghi được ứng dụng cho cả EKF và SKF. Kết quả cho thấy đã cải thiện được các ước lượng của từng bộ lọc riêng lẻ và nâng cao độ chính xác tổng thể của hệ thống tích hợp INS/GPS. Sharaf R. and Noureldin đã sử dụng mạng no-ron nhân tạo (ANN) cho dữ liệu tổng hợp từ INS và GPS [5]. Mặc dù có thể cải thiện được độ chính xác của hệ, nhưng do tính phức tạp kết hợp với kiến trúc mạng nhiều lớp và các thuật toán đào tạo trực tiếp đã hạn chế khả năng thực hiện thời gian thực của kỹ thuật này.

Một giải pháp khác cho vấn đề ngừng hoạt động của GPS là sử dụng mô-đun thông minh nhân tạo (AI) để tăng cường GPS/INS truyền thống. Khi có tín hiệu GPS, mô-đun AI tích hợp

trong hệ thống sẽ được đào tạo để lập bản đồ động lực học của xe với các lỗi về vận tốc hoặc vị trí INS tương ứng. Sau đó, mô-đun AI đã được đào tạo sẽ sửa các phép đo INS trong thời gian GPS ngừng hoạt động. Các nhà nghiên cứu khác nhau đã áp dụng các phương pháp tiếp cận AI khác nhau sử dụng các đầu vào và đầu ra khác nhau. Noureldin và nhóm của ông lần đầu tiên sử dụng vị trí INS làm đầu vào và sử dụng sự khác biệt giữa vị trí INS và vị trí GPS làm đầu ra [6]. Sau đó, các phép đo gia tốc kế và con quay hồi chuyển, cũng như thông tin về tư thế được thêm vào làm đầu vào bổ sung để đạt được hiệu suất tốt hơn [7]. Mạng nơ-ron nhân tạo, mạng nơ-ron chức năng cơ sở bán kính và hệ thống suy luận mờ nơ-ron mờ thích ứng đều đã được nghiên cứu để cung cấp khả năng bù lỗi có độ chính xác cao [8]. Ahmed E. MahdiORCID và cộng sự [9] đã đưa ra một hệ thống suy luận mờ thần kinh thích ứng dựa trên máy học (ML-based-ANFIS) được đề xuất để thúc đẩy hiệu suất của IMU cấp thấp. [10] trình bày một phương pháp mới được hỗ trợ bởi AI cho hệ thống định vị INS/GNSS tích hợp có độ chính xác cao. Sự gia tăng vị trí trong thời gian ngừng hoạt động của GNSS được dự đoán bởi đơn vị tái phát kiểm soát mạng thần kinh tích chập (CNN-GRU). Trong quá trình này, CNN được sử dụng để trích xuất nhanh các đặc điểm chuỗi đa chiều và GRU được sử dụng để mô hình hóa chuỗi thời gian. Ngoài ra, một chiến lược huấn luyện thời gian thực mới được đề xuất cho các tình huống ứng dụng thực tế, trong đó, thời gian ngừng hoạt động của GNSS và thông tin trạng thái chuyển động của phương tiện được tính đến trong chiến lược huấn luyện. Kết quả kiểm tra đường thực tế xác minh rằng thuật toán đề xuất có ưu điểm là độ chính xác dự đoán cao và hiệu quả huấn luyện cao. [11] kiến trúc mạng học sâu có tên là mạng thần kinh GPS/INS (GI-NN) được đề xuất trong bài báo này để hỗ trợ INS. GI-NN kết hợp mạng nơ-ron tích chập và mạng nơ-ron đơn vị hồi quy có kiểm soát để trích xuất các đặc điểm không gian từ tín hiệu đơn vị đo quán tính (IMU) và theo dõi các đặc điểm thời gian của chúng. Mối quan hệ giữa hướng, gia tốc, tốc độ góc và mức tăng vị trí GPS được mô hình hóa, trong khi dữ liệu IMU hiện tại và trước đó được GI-NN sử dụng để ước tính động lực học của xe. Mô phỏng số, kiểm tra thực tế và kiểm tra dữ liệu công khai được thực hiện để đánh giá tính hiệu quả của thuật toán đề xuất. Tất cả các bài báo nêu trên chưa có bài nào áp dụng mạng nơ ron cho phương tiện mang là tàu được trang bị thiết bị dẫn đường quán tính có đế.

Với mục tiêu cung cấp hiệu suất tốt cho chức năng dẫn đường khi mất GPS, một hệ thống tích hợp INS/GPS dựa trên AI mới được đề xuất để khắc phục những thiếu sót của các phương pháp trước đó đã thảo luận ở trên. Khi có tín hiệu GPS, vận tốc, vị trí và thông tin gia tốc của INS sẽ được thu thập và huấn luyện để nghiên cứu mối quan hệ của chúng với thông tin về vị trí, tốc độ GPS (đây chính là bộ dữ liệu huấn luyện). Khi GPS không khả dụng, thông tin đã huấn luyện sẽ được sử dụng để ước tính vị trí và tốc độ GPS ảo nhằm điều chỉnh kết quả dẫn đường. Dữ liệu mô phỏng được sử dụng để đánh giá thuật toán đề xuất.

## 2. MÔ HÌNH LÝ THUYẾT VÀ PHƯƠNG PHÁP

### 2.1. Ứng dụng bộ lọc Kalman phi tuyến và thuật toán xác định tham số dẫn đường cho tàu mang có trang bị thiết bị dẫn đường quán tính có đế của vật thể chuyển động

Bộ lọc Kalman là một công cụ toán học giúp cho việc đánh giá véc tơ trạng thái hệ động học trên cơ sở thông tin quan sát véc tơ tín hiệu đầu ra. Giả sử quá trình chuyển động của phương tiện được mô tả bởi hệ phương trình động học rời rạc sau:

$$\begin{aligned} X_k &= F_{k-1}(X_{k-1}) + G_{k-1}(X_{k-1})\omega_{k-1} \\ Z_k &= h(X_k) + v_k \end{aligned} \tag{1}$$

Trong đó: $X_k, X_{k-1}$ là trạng thái của véc tơ trạng thái X (véc tơ n chiều) ở bước thứ *k* và bước thứ *k-1;* $Z_k$ là giá trị của véc tơ đầu ra (véc tơ *m* chiều, thường $m \leq n$); $\omega_k$, $v_k$ là véc tơ nhiễu động lực và nhiễu đo có dạng nhiễu trắng với kỳ vọng toán học bằng 0: $\omega_k \sim N(0, Q_k); v_k \sim N(0, R_k)$; $F_{k-1}$ là véc tơ hàm số $F$ ở bước thứ *k-1*:

$$F = (f_1, f_2, \ldots f_n)^T \quad (2)$$

Trong đó: $f_1, f_2, \ldots f_n$ là các hàm phi tuyến với biến số là véc tơ X; $h_k$ là véc tơ hàm số h ở bước thứ *k*:

$$h = (h_1, h_2, \ldots, h_m)^T \quad (3)$$

Ma trận hiệp phương sai của véc tơ sai số đánh giá trạng thái véc tơ X như sau:

$$P_k = \varepsilon([X_k - \hat{X}_k][X_k - \hat{X}_k]^T$$

Trong đó, $\varepsilon$ là kỳ vọng toán học.

Thủ tục của thuật toán đánh giá trạng thái X trên cơ sở véc tơ quan sát (đo được) Z theo Kalman như sau [12]:

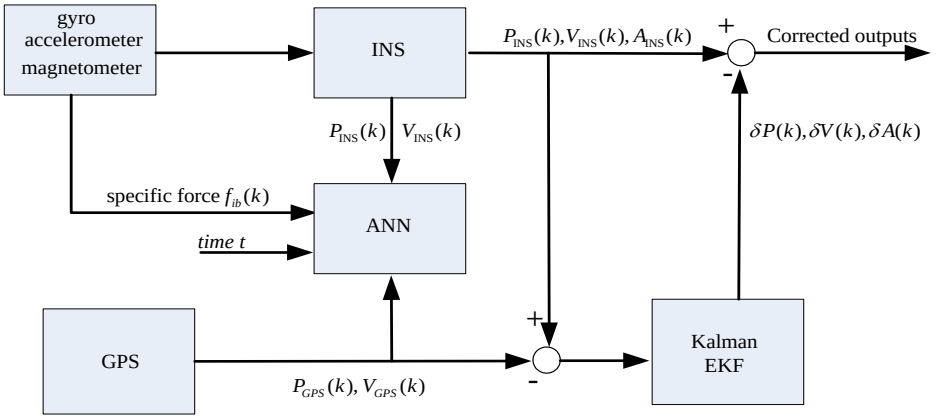
$$\begin{gathered}\hat{X}_k(-) = F_{k-1}(\hat{X}_{k-1}(+)),\ \Phi_{k-1} = \partial F_{k-1} / \partial X\Big|_{X=\hat{X}_{k-1}(+)},\ \hat{Z}_k = h_k(\hat{X}_k(-)),\ H_k = \partial h_k / \partial X\Big|_{X=\hat{X}_k(-)} \\ P_k(-) = \Phi_{k-1} P_{k-1}(+)\Phi_{k-1}^T + G_{k-1} Q_{k-1} G_{k-1}^T,\ K_k = P_k(-)H_k^T(H_k P_k(-)H_k^T + R_k)^{-1} \\ \hat{X}_k(+) = \hat{X}_k(-) + K_k(Z_k - \hat{Z}_k),\ P_k(+) = (I - K_k H_k)P_k(-)\end{gathered} \quad (4)$$

với I là ma trận đơn vị. Để tiến hành lọc Kalman cần xây dựng được hàm $F(X)$ mô tả mô hình động học của phương tiện chuyển động, xây dựng hàm $h(X)$ mô tả quan hệ giữa véc tơ trạng thái và các đại lượng của các phương tiện đo, xác định đặc trưng thống kê của nhiễu động học và nhiễu phương tiện đo, tức là xác định 2 ma trận $Q, R$ .

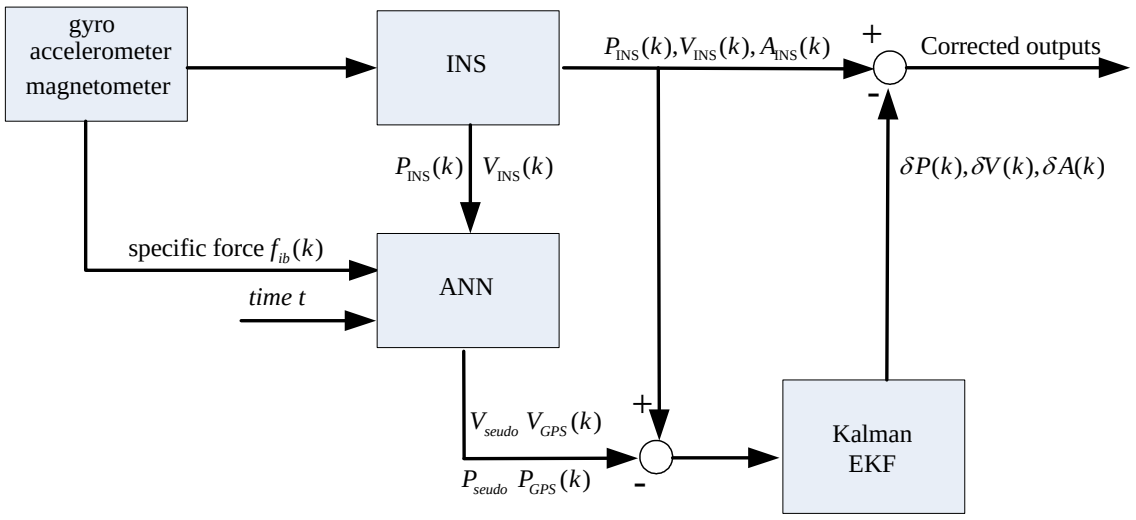
Tham khảo tài liệu [13], [14] và bổ sung thêm các biến trạng thái về vị trí, tốc độ của GPS ta có đầy đủ 16 hàm $(f_1, f_2, \ldots f_{16})$ của véc tơ hàm $F_{k-1}^m(X_{k-1}^m)$. Và 9 hàm quan sát:

Khi đó, ta tìm được ma trận đo $H = [\partial h_i / \partial x_j]$, $H = [\mathrm{h_{ij}}]$, i=1,2,...,9; j=1,2,...,16. và ma trận chuyển đổi trạng thái $\Phi = [\partial f_i^m / \partial x_j^m] = [\phi_{ij}], (i = 1,2,\ldots,16;\ j = 1,2,\ldots,16)$. Tương tự ta tìm được ma trận G, $G = [\mathrm{g}_{ij}]$, i=1÷16; j=1÷6. Nếu các con quay vi cơ và các gia tốc kế không tương quan lẫn nhau thì ma trận Q là ma trận đường chéo, là phương sai của các con quay vi cơ và gia tốc kế. Còn ma trận R vẫn là ma trận với kích thước (9x9) với đường chéo là các phương sai của 3 từ kế và phương sai của 3 kênh đo tọa độ, 3 kênh đo tốc độ của GPS. Như vậy, có đầy đủ điều kiện để thực hiện thuật toán lọc Kalman. Vấn đề khi tàu mang thiết bị bay đi vào khu vực mất tín hiệu GPS hoặc tín hiệu GPS yếu thì bài toán sử dụng mạng nơ ron nhân tạo để cải thiện độ chính xác các tham số vị trí và tốc độ được đề xuất.

### 2.2. Miêu tả mô hình thuật toán dùng mạng ANN khi mất GPS




***Hình 1.*** *Cấu hình quá trình huấn luyện.*




***Hình 2.*** *Cấu hình quá trình dự đoán.*

### 2.3. Thuật toán huấn luyện và tinh chỉnh mạng

*2.3.1. Lan truyền ngược (Backpropagation)*

Lan truyền ngược là một phương pháp quan trọng để huấn luyện mạng neuron nhân tạo. Nó dựa trên nguyên tắc của giảm đạo hàm để điều chỉnh trọng số của mạng sao cho sai số giữa đầu ra thực tế và dự đoán là nhỏ nhất. Ở đây, nhóm tác giả dùng mạng nơ ron truyền thẳng đa lớp sử dụng thuật toán lan truyền ngược [15] để tính toán và cập nhật trọng số, lỗi được lan truyền ngược từ lớp đầu ra về các lớp trước.

*2.3.2. Quá trình tinh chỉnh tham số*

Để đạt được hiệu suất tốt nhất, cần phải thực hiện quá trình tinh chỉnh tham số (hyperparameter tuning). Điều này bao gồm việc điều chỉnh tốc độ học (learning rate), số lượng lớp và nơ ron trong mạng, và các tham số khác để đảm bảo rằng mô hình hội tụ nhanh chóng và đạt được độ chính xác mong muốn.

Cấu trúc mạng nơ ron nhóm tác giả sử dụng gồm 1 lớp đầu vào, 1 lớp ẩn với 15 nơ ron và 1 lớp đầu ra; Số lượng epochs huấn luyện là 50; Tốc độ học ban đầu là 0.001; luật huấn luyện mạng neural sử dụng là Levenberg-Marquardt backpropagation; hàm kích hoạt của lớp ẩn là 'sigmoid' và của lớp ra là 'purelin'; thời gian huấn luyện mạng 23s; dữ liệu huấn luyện mạng: đầu vào mạng là thông tin về vị trí, tốc độ của INS, gia tốc từ gia tốc kế, biến thời gian t . Đầu ra của mạng là thông tin về vị trí, tốc độ của hệ thống định vị vệ tinh GPS. Khi mất GPS thì đầu ra của mạng ANN đã được huấn luyện tốt chính là thông tin GPS ảo. Như vậy, như đã trình bày ở trên, khi có mạng GPS thì thông tin từ đầu ra GPS gồm có 6 biến trạng thái $x_{11}(\mathrm{k}), x_{12}(\mathrm{k}), x_{13}(\mathrm{k}), x_{14}(\mathrm{k}), x_{15}(\mathrm{k}), x_{16}(\mathrm{k})$ chính là hàm đích của mạng.

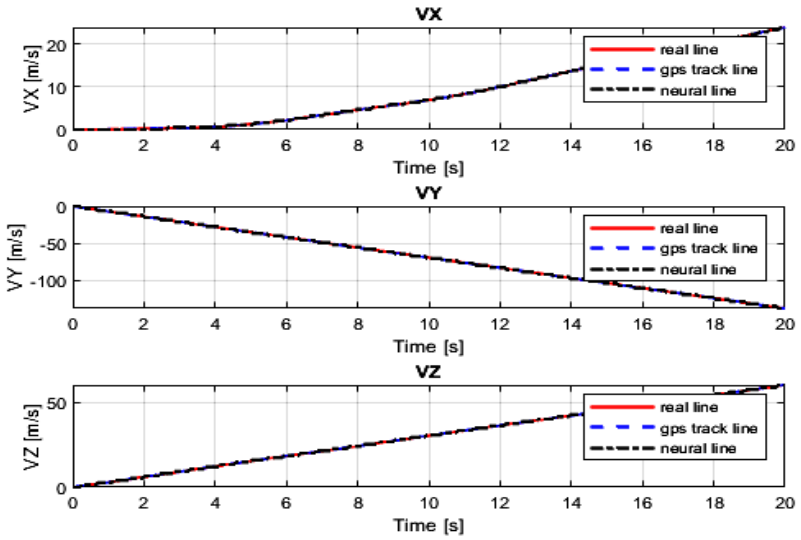
## 3. MÔ PHỎNG VÀ THẢO LUẬN

Hình 3 là đồ thị tham số tốc độ giả định và ước lượng. Trong đó: $VX, VY, VZ$ lần lượt là tốc độ của tàu mang theo 3 trục tọa độ; $x, y, z$ là vị trí của tàu mang theo 3 trục tọa độ. Quá trình mô phỏng kiểm nghiệm trong Matlab và giả sử tàu mang chạy với tốc độ và gia tốc tương ứng là:

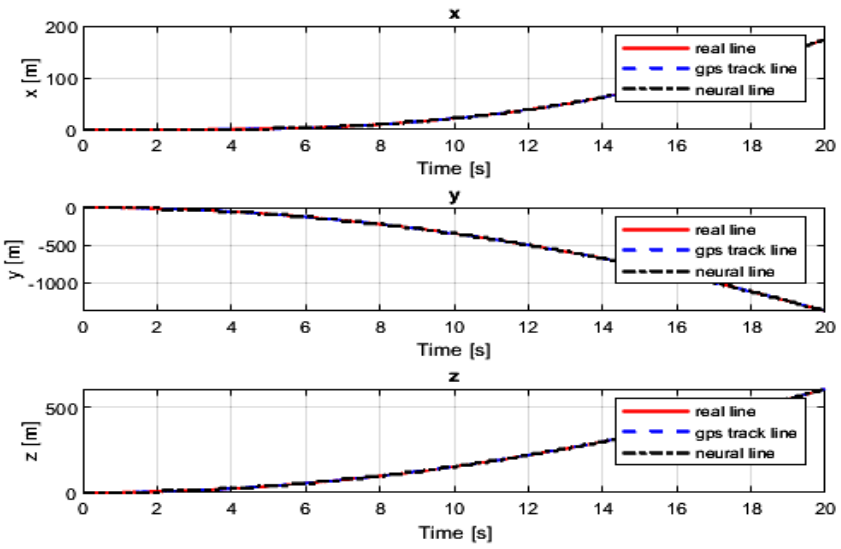
$$\omega_x = 0.05\sin(1*\mathrm{N}*\Delta\mathrm{t}); \omega_y = 0.05\sin(1*\mathrm{N}*\Delta\mathrm{t}); \omega_z = 0.12\sin(1*\mathrm{N}*\Delta\mathrm{t})$$
$$\mathrm{A_x} = 0.2*\mathrm{g}*\sin(0.1*\mathrm{N}*\Delta\mathrm{t}); \mathrm{A_y} = 0.3*\mathrm{g}; \mathrm{A_z} = 0.3*\mathrm{g} \quad (5)$$

Mô hình sai số của con quay đo tốc độ góc và gia tốc kế là:

wx(N)= $\omega_x$ +0.02+normrnd(0.0,0.02); AX(N)= $A_x$ +0.02+normrnd(0.0,0.03)
wy(N)= $\omega_y$ + 0.02+normrnd(0.0,0.02); AY(N)= $A_y$ +0.02+normrnd(0.0,0.03) (6)
wz(N)= $\omega_z$ + 0.02+normrnd(0.0,0.02); AZ(N)= $A_z$ +0.02+normrnd(0.0,0.03)




***Hình 3.*** *Đồ thị tham số tốc độ VX,VY,VZ giả định và ước lượng.*




***Hình 4.*** *Đồ thị tham số vị trí x, y, z giả định và ước lượng.*

Với bước tính $\Delta t = 0.001\,s$ trong khoảng thời gian 20 s. Trong thời gian 10 s có GPS và sau 10 s mất GPS. Trên hình 3 và hình 4 là kết quả mô phỏng quá trình lọc Kalman mở rộng theo thuật toán nêu ở trên. Đường nét đỏ là đồ thị giá trị lý thuyết, đường nét đứt màu xanh là kết quả lọc Kalman đồng thời đây chính là dữ liệu mẫu khi có tín hiệu GPS, đường nét đứt màu đen là kết quả dùng mạng nơ ron nhân tạo để cải thiện độ chính xác khi mất tín hiệu GPS. Qua đồ thị cho thấy, kết quả lọc Kalman gần trùng với đường lý thuyết và khi mất GPS thì vị trí và tốc độ của tàu mang bám theo dữ liệu mẫu, chứng tỏ tính đúng đắn của thuật toán.

Sau khi huấn luyện mạng cần kiểm tra và đánh giá mô hình: sai số huấn luyện của mạng là 2.5386e-06, sai số huấn luyện của mạng nơ-ron được tính bằng trung bình bình phương sai số (Mean Squared Error - MSE). Công thức tính MSE:

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_i - X_i)^2$$

Trong đó: $X_i$ là giá trị thực tế của đầu ra i; $X$ là giá trị dự đoán của mạng cho đầu ra i; n là số lượng mẫu dữ liệu.

Đánh giá về định lượng độ chính xác khi áp dụng: Qua mô phỏng trên Matlab thấy sai số định lượng về tốc độ theo 3 trục X, Y, Z lần lượt là 4.7837e-06; 4.5202e-06; 4.5002e-06. Sai số định lượng về vị trí theo 3 trục X, Y, Z lần lượt là 2.7684e-06; 1.3309e-06; 3.6105e-06.

## 4. KẾT LUẬN

Trên cơ sở sử dụng thông tin đo được từ các con quay vi cơ đo tốc độ góc, các từ kế và các gia tốc kế đặt trên phương tiện chuyển động (phương tiện mang), thông tin GPS và ứng dụng bộ lọc Kalman phi tuyến mở rộng cho phép thiết lập thuật toán xác định các tham số Rodrig-Haminton. Từ đó là cơ sở để xác định các tham số định hướng của thiết bị mang. Ngoài ra, tác giả còn trình bày thuật toán ứng dụng mạng nơ ron nhân tạo ANN để cải thiện độ chính xác, xác định các tham số vị trí, tốc độ cho tàu mang khi mất thông tin định vị vệ tinh GPS. Kết quả mô phỏng đã chứng minh tính đúng đắn của thuật toán. So với các thuật toán truyền thống, kết quả cho thấy phương pháp được đề xuất có thể cung cấp các giải pháp dẫn đường chính xác và đáng tin cậy hơn trong môi trường bị mất tín hiệu GPS.

## TÀI LIỆU THAM KHẢO


[1]. Bo, Fu, Liu Li, Bao Jiuhong. *"GPS/INS/speed log integrated navigation system based on MAKF and priori velocity information."* Information and Automation (ICIA), IEEE International Conference on. IEEE, (2013).

[2]. Grewal, Mohinder S., Lawrence R. Weill, and Angus P. Andrews. *"Global positioning systems, inertial navigation, and integration"*. John Wiley & Sons, (2007).

[3]. Enkhtur, Munkhzul, Seong Yun Cho, and Kyong-Ho Kim. *"Modified Unscented Kalman Filter for a Multirate INS/GPS Integrated Navigation System."* ETRI Journal 35.5: 943-946, (2013).

[4]. Loebis D., Sutton R., Chudley J., Naeem W, *"Adaptive tuning of a Kalman filter via fuzzy logic for an intelligent AUV navigation system",* Control engineering practice, 12(12), pp.1531-1539, (2004).

[5]. Sharaf R. and Noureldin A, *"Sensor integration for satellite-based vehicular navigation using neural networks",* IEEE transactions on neural networks, 18(2), pp.589-594, (2007).

[6]. R. Sharaf, A. Noureldin, A. Osman, and N. El-Sheimy, *''Online INS/GPS integration with a radial basis function neural network,''* IEEE Aerosp. Electron. Syst. Mag., vol. 20, no. 3, pp. 8–14, (2005).

[7]. Abdel-Hamid, Walid, Aboelmagd Noureldin, Naser El-Sheimy. *"Adaptive fuzzy prediction of low-cost inertial-based positioning errors."* Fuzzy Systems, IEEE Transactions on 15.3: 519-529, (2007).

[8]. Noureldin, Aboelmagd, Ahmed Osman, Naser El-Sheimy. *"A neuro-wavelet method for multi-sensor system integration for vehicular navigation."* Measurement science and technology 15.2: 404, (2004).

[9]. Ahmed E. MahdiORCID, Ahmed AzouzORCID, Ahmed E. AbdallaORCID and Ashraf Abosekeen. *"A Machine Learning Approach for an Improved Inertial Navigation System Solution"* Sensors, 22(4), 1687, (2022). https://doi.org/10.3390/s22041687

[10]. Zhao, S.; Zhou, Y.; Huang, T. *"A Novel Method for AI-Assisted INS/GNSS Navigation System Based on CNN-GRU and CKF during GNSS Outage"*. Remote Sens. 14, 4494, (2022).

[11]. Liu, Y.; Luo, Q.; Zhou, Y. *"Deep Learning-Enabled Fusion to Bridge GPS Outages for INS/GPS Integrated Navigation"*. IEEE Sens. J. 22, 8974–8985, (2022).

[12]. M. S. Grewal, A. P. Andrews, "*Kalman Filtering Theory and Practice*", Prentice Hall, (1993).

[13]. Trần Đức Thuận, Trương Duy Trung, Nguyễn Quang Vịnh, Nguyễn Sĩ Long, Trần Xuân Kiên, Bùi Hồng Huế, Nguyễn Văn Diên, **"***Xây dựng thuật toán xác định tham số định hướng cho phương tiện chuyển động trên cơ sở kết hợp con quay tốc độ góc với từ kế và gia tốc kế".* Tạp chí Nghiên cứu Khoa học và Công nghệ quân sự, (25), tr 7-16, (2013).

[14]. Hoàng Văn Long, Trần Đức Thuận, Nguyễn Quang Vịnh, "*Ứng dụng bộ lọc Kalman phi tuyến kết hợp con quay đo tốc độ góc với gia tốc kế và từ kế xác định tham số định hướng cho thiết bị mang ở*

*thời điểm phóng thiết bị bay*", Tạp chí Nghiên cứu Khoa học và Công nghệ quân sự, Vol.90, (2023).
[15]. Simon Haykin. *"Neural Networks and Learning Machines"*. Pearson Education, Inc., Upper Saddle River, New Jersey 07458, (2008).

## ABSTRACT

### Enhancing the accuracy of position and speed parameter determination for carrying devices through artificial neural networks

*This paper presents a method of applying an extended nonlinear Kalman filter to combine measured information from angular rate gyroscopes with magnetometers and accelerometers and satellite positioning information to estimate Rodrig - Hamilton parameters, position and speed of the carrier. In addition, the article also presents a method to improve the performance of the integrated global positioning system and inertial navigation system (GPS/INS) during GPS downtime, a new combined algorithm is proposed to provide virtual position and speed information to support an integrated positioning system, which is the application of ANN artificial neural network to improve accuracy when GPS is lost. The article focuses on improving the position accuracy and speed of carrier ships when GPS is lost. This issue is still new in Vietnam, and little has been published. The authors propose a solution to place a micromechanical gyroscope to measure angular speed, an accelerometer to measure apparent acceleration, and a magnetometer on the device to combine algorithms to solve the problem just mentioned above.*

**Keywords:** GPS/INS integrated system; Artificial intelligence; GPS outages.