



Tạp chí điện tử
Khoa học và Công nghệ Giao thông
Trang website: <https://jstt.vn/index.php/vn>



Article info

Type of article:

Original research paper

DOI:

<https://doi.org/10.58845/jstt.utt.2026.vn.6.5.148-165>

***Corresponding author:**

Email address:

dungdv@ut.edu.vn

Received: 25/05/2026

Received in Revised Form:
16/07/2026

Accepted: 12/08/2026

Enhancing the Accuracy of Wave and Current Measurement Data Based on the Wiener-Kalman Algorithm for Maritime Safety

Truong Duc Quynh¹, Dang Xuan Kien¹, Do Viet Dung^{1*}, Ly Soi^{1,3}, Nguyen Duy Quoc Thai^{1,2}

¹AIT Research Group, Ho Chi Minh City University of Transport, No. 2 Vo Oanh Street, Thanh My Tay Ward, Ho Chi Minh City, Vietnam

²Maritime - Inland Waterway College No.2, No.232 Nguyen Van Huong Street, An Khanh Ward, Ho Chi Minh City, Vietnam

³Binh Duong Economics and Technology University, No.333, Thuan Giao 16 Street, Thuan Giao Ward, Ho Chi Minh City, Vietnam

Abstract: Accurate estimation of wave and current parameters is a prerequisite for ensuring navigational safety and improving operational efficiency during towing ships into port. To address this problem, this study proposes a hybrid filtering framework that integrates the Wiener principle with the Kalman filter. Specifically, the Wiener principle is employed to evaluate the reliability of the local spectrum, which is subsequently used to adaptively update the measurement noise covariance matrix. Meanwhile, the Kalman filter performs recursive state estimation to minimize the estimation error between the model prediction and the measured data in real time. The performance of the proposed framework is evaluated through MATLAB simulations under three scenarios with progressively increasing levels of disturbance complexity. Its effectiveness is assessed by comparing it with adaptive Kalman filters, robust Kalman filters, and the square-root Unscented Kalman filter using the root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE) as performance metrics. The simulation results demonstrate the reliability and practical applicability of the proposed framework for maritime monitoring systems operating in complex hydrodynamic environments, particularly in port areas.

Keywords: Kalman filter, Wiener filter, Real-time monitoring, Noise processing, Hydrological sensor.



Thông tin bài viết

Dạng bài viết:

Bài báo nghiên cứu

DOI:

<https://doi.org/10.58845/jstt.utt.2026.vn.6.5.148-165>

***Tác giả liên hệ:**

Địa chỉ Email:

dungdv@ut.edu.vn

Ngày nộp bài: 25/05/2026

Ngày nộp bài sửa: 16/07/2026

Ngày chấp nhận: 12/08/2026

Nâng cao độ chính xác dữ liệu đo lường sóng và dòng chảy dựa trên thuật toán Wiener-Kalman cho an toàn hàng hải

Trương Đức Quỳnh¹, Đặng Xuân Kiên¹, Đỗ Việt Dũng^{1*}, Lý Sợi^{1,3}, Nguyễn Duy Quốc Thái^{1,2}

¹Nhóm nghiên cứu AIT, Trường Đại học Giao thông vận tải Thành phố Hồ Chí Minh, số 2 đường Võ Oanh, phường Thạnh Mỹ Tây, thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

²Trường Cao đẳng Hàng hải và Đường thủy II, số 232 đường Nguyễn Văn Hưởng, phường An Khánh, thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

³Trường Đại học Kinh tế – Kỹ thuật Bình Dương, số 333 đường Thuận Giao 16, phường Thuận Giao, thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

Tóm tắt: Việc ước lượng chính xác các thông số sóng và dòng chảy là yếu tố tiên quyết nhằm đảm bảo an toàn và nâng cao hiệu quả trong quá trình lai dắt tàu cập cảng. Để giải quyết bài toán này, nghiên cứu đề xuất một cấu trúc lọc lai kết hợp giữa nguyên lý Wiener và bộ lọc Kalman. Cụ thể, nguyên lý Wiener được ứng dụng để đánh giá độ tin cậy của phổ cục bộ, từ đó cập nhật thích nghi ma trận hiệp phương sai nhiễu đo. Đồng thời, thuật toán Kalman thực hiện quá trình ước lượng trạng thái đệ quy nhằm tối ưu hóa sai số giữa dự đoán từ mô hình và dữ liệu đo theo thời gian thực. Chất lượng của giải pháp đề xuất được mô phỏng thử nghiệm trên phần mềm MATLAB thông qua ba kịch bản với mức độ phức tạp của nhiễu động tăng dần. Để đánh giá hiệu quả, giải pháp đề xuất được so sánh với các bộ lọc Kalman thích nghi, Kalman bền vững và Unscented Kalman căn bậc hai dựa trên các chỉ số căn sai số bình phương trung bình (RMSE) và sai số tuyệt đối trung bình (MAE). Kết quả mô phỏng đã khẳng định độ tin cậy và khả năng ứng dụng của giải pháp đề xuất vào các hệ thống quan trắc hàng hải tại những môi trường có đặc tính thủy động lực học phức tạp như khu vực cảng biển.

Từ khóa: Lọc Kalman, Lọc Wiener, Quan trắc thời gian thực, Xử lý nhiễu, Cảm biến thủy văn.

1. Giới thiệu

Sự gia tăng kích thước và tải trọng của tàu biển đặt ra yêu cầu độ bền, chịu tải đối với cơ sở hạ tầng cảng biển. Do đó, để bảo đảm quá trình tàu cập cảng hiệu quả và an toàn, cần có thông tin môi trường giúp người vận hành nhận thức rõ bức tranh tổng thể để thực hiện điều động tàu cập/rời

cảng. Các thông số quan trọng gồm thủy triều, sóng, dòng chảy và thông số khi tàu cập cảng [1]. Trong đó, sóng và dòng chảy ảnh hưởng trực tiếp đến quá trình điều động và cập cảng, đồng thời dự báo nguy cơ mất ổn định khi tàu neo đậu [2]. Việc giám sát các thông số môi trường là cơ sở để đảm bảo an toàn trong hoạt động hàng hải, giúp điều độ cảng và thuyền trưởng đưa ra quyết định chính

xác, giảm thiểu rủi ro và nâng cao hiệu quả khai thác [3], được minh họa như Hình 1. Việc ước lượng luôn là trọng tâm nghiên cứu nhằm bảo đảm tàu hoạt động ổn định [4]. Một số nghiên cứu bằng phương pháp đo tại chỗ được thực hiện thông qua các cảm biến như phao sóng, thiết bị đo sóng âm Doppler, thiết bị đo thủy âm và cảm biến sợi quang. Các phương pháp này có ưu điểm là dễ triển khai và cung cấp chuỗi số liệu liên tục tại một vị trí cố định. Tuy nhiên, dữ liệu thu được chủ yếu phản ánh điều kiện sóng cục bộ và có thể chịu ảnh hưởng bởi đặc tính hình học của thân phao cũng như hệ thống neo [5]. Dữ liệu quan trắc thường bị sai lệch do sai số thiết bị và nhiễu môi trường, gây méo tín hiệu và tăng nền phổ. Các sai số này gây ra bởi nhiễu thiết bị xuất phát từ cảm biến, mạch xử lý, nguồn cấp, ảnh hưởng điện từ. Để đảm bảo ước lượng chính xác, dữ liệu cần được kiểm soát chất lượng bằng các phương pháp lọc nhiễu. Trong

miền thời gian, phương pháp trung bình trượt giúp giảm nhiễu cao tần với chi phí thấp nhưng làm suy giảm biên độ. Phương pháp xấp xỉ đa thức bậc thấp giữ được hình dạng tín hiệu song phụ thuộc thiết lập ban đầu và kém hiệu quả khi nhiễu mạnh [6]. Một hướng khác, theo phương pháp đáp ứng tần số, các bộ lọc thông thấp, lọc thông cao, lọc thông dải và chặn dải hẹp dễ triển khai nhưng phụ thuộc giả thiết phổ tín hiệu và nhiễu. Do đó, các bộ lọc này dễ gây méo pha, suy giảm biên độ khi tín hiệu phi tuyến hoặc liên tục [7]. Trong xử lý số, bộ lọc đáp ứng xung hữu hạn (FIR) ít méo nhưng cần bậc cao dẫn đến tính toán lớn và độ trễ cao, còn bộ lọc đáp ứng xung vô hạn (IIR) đạt suy hao tốt ở bậc thấp nhưng dễ méo pha do hồi tiếp [8]. Nhìn chung, các phương pháp cổ điển này dựa trên tham số cố định, thiếu khả năng thích nghi khi tín hiệu thu được chứa các thành phần không xác định và nhiễu biến đổi theo thời gian [9].



Hình 1. Quá trình tàu cập cảng [10]

Nhiều phương pháp ước lượng hiện đại được nghiên cứu và áp dụng. Bộ lọc Kalman mở rộng (EKF) được phát triển bằng cách tuyến tính hóa mô hình quanh trạng thái ước lượng bằng ma trận Jacobian. Phương pháp này giúp xử lý các tín hiệu phi tuyến, tuy nhiên độ sai số tuyến tính hóa có thể lớn và phụ thuộc vào mô hình ước lượng ban đầu [11]. Bộ lọc Unscented Kalman (UKF) được phát triển nhằm cải tiến EKF thông qua việc

sử dụng các điểm sigma để xấp xỉ trung bình và hiệp phương sai sau biến đổi phi tuyến, qua đó giảm sai số tuyến tính hóa trong các bài toán phi tuyến. Tuy nhiên, UKF vẫn hạn chế khi chi phí tính toán lớn hoặc khi phân bố trạng thái sau ánh xạ phi tuyến không còn xấp xỉ Gaussian [12]. Bộ lọc Unscented Kalman căn bậc hai (SRKF) giúp nâng cao tính ổn định số của UKF bằng cách lan truyền căn bậc hai của ma trận hiệp phương sai, qua đó

hạn chế sai số tính toán tích lũy và giảm nguy cơ ma trận hiệp phương sai mất tính xác định dương. Tuy nhiên, phương pháp này vẫn chủ yếu dựa trên giả thiết nhiễu Gaussian nên hiệu quả có thể suy giảm khi gặp nhiễu phi Gaussian hoặc biến động trạng thái đột ngột [13]. Bên cạnh đó, bộ lọc thích nghi Kalman (AKF) được phát triển dựa trên nguyên lý Q, R tự điều chỉnh theo dữ liệu. Điều này giúp bộ lọc thích nghi tốt với điều kiện môi trường thay đổi, nhưng có thể đánh đổi giảm sự ổn định do phép toán thích nghi phức tạp [14].

Mặt khác, để tăng tính bền vững, bộ lọc Robust Kalman (RKF) được xây dựng nhằm xử lý các trường hợp có bất định mô hình và nhiễu không Gaussian [15]. Trong các trường hợp phi tuyến mạnh giải pháp bộ lọc hạt được sử dụng để xử lý có nhiễu phi Gaussian để xấp xỉ phân bố trạng thái bằng tập hạt và trọng số. Phương pháp này chính xác nhưng dễ suy giảm mẫu [16]. Đối

với hệ kích thước lớn, bộ lọc Ensemble Kalman (EnKF) sử dụng một tập hợp mẫu trạng thái để tính xấp xỉ hiệp phương sai, có hiệu quả tính toán cao hơn, nhưng độ chính xác phụ thuộc vào kích thước của tập hợp mẫu [17]. Việc kết hợp phương pháp lọc Wiener và Kalman đã cho thấy những hiệu quả trong xử lý nhiễu tín hiệu. Trong nghiên cứu của Dietzen và cộng sự, Kalman được dùng để ước lượng đệ quy các bộ lọc khử nhiễu âm, triệt nhiễu giao thoa và giảm nhiễu, trong khi Wiener đóng vai trò hậu xử lý phổ liên hệ với trạng thái hậu nghiệm của Kalman [18]. Bên cạnh đó, Pearly và cộng sự [19] đề xuất bộ lọc Wiener–Kalman thích nghi cho khử nhiễu tín hiệu, trong đó lọc Wiener được dùng để tạo ước lượng nhiễu nhiễu ban đầu dựa trên đặc trưng thống kê của tín hiệu, sau đó lọc Kalman thực hiện ước lượng trạng thái theo thời gian cho thấy đạt SNR cao hơn, RMSE thấp hơn so các phương pháp lọc từng phần.



Hình 2. Vị trí đặt cảm biến

Mặc dù một số nghiên cứu đã kết hợp bộ lọc Wiener và Kalman trong các bài toán lọc nhiễu, làm trơn tín hiệu và ước lượng trạng thái. Tuy nhiên, các nghiên cứu này xem Wiener như một bước tiền xử lý, hoặc chỉ khai thác mối liên hệ lý thuyết với Kalman theo tiêu chuẩn sai số bình phương trung

bình nhỏ nhất. Trong khi đó, các bộ lọc Kalman thích nghi chủ yếu cập nhật hiệp phương sai nhiễu đo dựa trên sai số đổi mới hoặc thống kê phần dư trong miền thời gian, nên có thể bị ảnh hưởng bởi sai số mô hình và biến động thực của trạng thái. Đối với tín hiệu sóng–dòng, nhiễu thường không

dùng và phân bố không đồng đều theo dải tần, nhưng thông tin phổ cục bộ chưa được khai thác trong cập nhật hiệp phương sai nhiễu đo. Do đó, nghiên cứu này đề xuất cấu trúc Wiener–Kalman, trong đó nguyên lý Wiener được dùng để cập nhật hiệp phương sai nhiễu đo qua thông tin phổ cục bộ, giúp điều chỉnh hệ số Kalman theo mức nhiễu phổ tức thời, đồng thời duy trì cấu trúc đệ quy gọn nhẹ cho xử lý thời gian thực. Trong bài báo, chúng tôi đề xuất khung mô hình hóa và xử lý dữ liệu cho hệ cảm biến đo vector dòng chảy (Hình 2) và mực nước, hướng đến ứng dụng quan trắc cảng biển thời gian thực. Các kịch bản mô phỏng được thực hiện trên phần mềm MATLAB nhằm kiểm chứng chất lượng giải pháp đề xuất. Ngoài ra, các kịch bản thử nghiệm được xây dựng trong điều kiện đặc thù tại cảng nhằm đảm bảo khả năng ứng dụng và phát triển đề tài khi triển khai bước tiếp theo của nghiên cứu.

Cấu trúc bài báo được chia thành 5 phần. Phần 1 trình bày tầm quan trọng của quan trắc và xử lý tín hiệu sóng - dòng, tổng quan các nghiên cứu liên quan và xác định mục tiêu nghiên cứu của bài báo. Phần 2 trình bày cơ sở lý thuyết mô hình tín hiệu và đề xuất cấu trúc bộ lọc tích hợp Wiener–Kalman (WKF). Phần 3 mô tả các kịch bản mô phỏng sóng, dòng tại khu vực cảng để đánh giá hiệu quả bộ lọc. Phần 4 phân tích và thảo luận các kết quả mô phỏng thu được. Phần 5 trình bày các kết luận chính của bài báo và đề xuất hướng phát triển tiếp theo.

2. Cơ sở lý thuyết và mô hình hoá

2.1. Mô hình phổ sóng môi trường

Trong các bài toán quan trắc hàng hải, sóng ngẫu nhiên là nguồn chính gây ra dao động mực nước và dao động tàu. Để mô hình hoá, sóng được xem như một quá trình ngẫu nhiên dừng trong khoảng thời gian đủ ngắn, đặc trưng của sóng được mô tả bằng hàm phổ sóng có hướng $S_{\zeta}(\omega, \theta)$ được biểu diễn qua biến tần số và hướng lan truyền. Phổ này được xác định bằng tích của phổ một hướng $S_{\zeta}(\omega)$ phụ thuộc vào tần số (1) và hàm

phân bố hướng $D_{\zeta}(\theta)$ (2) [20]:

$$S_{\zeta}(\omega, \theta) = D_{\zeta}(\theta) \cdot S_{\zeta}(\omega) \quad (1)$$

$$D_{\zeta}(\theta) = \frac{2^{(2s-1)} s! (s-1)!}{\pi (2s-1)!} \cos^{2s}(\theta - \bar{\theta}) \quad (2)$$

$$\text{Với: } |\theta - \bar{\theta}| < \frac{\pi}{2}$$

Trong đó, hàm phân bố hướng $D_{\zeta}(\theta)$ được xác định là hàm cosine mũ $2s$; với s là hệ số phân bố hướng sóng, s lớn thì phổ càng hẹp và năng lượng tập trung hơn xung quanh hướng trung bình $\bar{\theta}$, s nhỏ thì mức độ trải hướng lớn hơn tương ứng với điều kiện biển đa hướng mạnh. Vì năng lượng tổng không đổi nên hàm thỏa mãn:

$$\int_{-\pi}^{\pi} D_{\zeta}(\theta) d\theta = 1 \quad (3)$$

Đối với khu vực cảng, mô hình phổ sóng phù hợp để mô phỏng là phổ JONSWAP được tham số hoá bởi các đại lượng chiều cao sóng H_s , chu kỳ đỉnh phổ T_p và hệ số tăng cường γ . Mô hình phổ 1D này khi kết hợp với hàm phân bố hướng sẽ thu được phổ có hướng vừa đặc trưng theo tần số vừa thể hiện theo hướng truyền. Trường sóng được rời rạc hoá nhằm mục đích mô phỏng và kiểm chứng thuật toán ước lượng nghịch đảo, khi đó phổ sóng được rời rạc hoá theo tần số và hướng, độ cao mặt nước được xác định theo phương trình (4):

$$\zeta(t) = \sum_{j=1}^{n_{\omega}} \sum_{m=1}^{n_{\theta}} \sqrt{2S_{\zeta}(\omega_j, \theta_m) \Delta\omega \Delta\theta} \cos(\omega_j t + \varepsilon_{jm}) \quad (4)$$

Trong đó, n_{ω} và n_{θ} biểu thị số phần tử tần số và số hướng rời rạc; $\Delta\omega$, $\Delta\theta$ và ε_{ij} lần lượt tương ứng với bước tần số, bước hướng và pha ngẫu nhiên. Các tham số sóng đặc trưng được tính qua mô men phổ. Chiều cao sóng được xác định $H_s = 4\sqrt{M_0}$ với mô men bậc 0 được định nghĩa (5):

$$M_0 = \int_0^{\infty} S_{\zeta}(\omega) d\omega \quad (5)$$

Khi các cảm biến được gắn trên các thiết bị nổi như phao hay tàu, phổ thu được là kết quả của sóng tới sau khi được biến đổi thông qua hàm truyền đáp ứng biên độ RAO của tàu hay thiết bị nổi đang khảo sát, được xác định từ phổ sóng theo công thức (6) [21]:

$$S_z(\omega_j, \theta_m) = \text{RAO}^2(\omega_j, \theta_m) S_\zeta(\omega_j, \theta_m) \quad (6)$$

Từ phổ chuyển động, chuỗi thời gian chuyển động được xác định theo (7) bằng cách chồng chập các thành phần điều hoà rời rạc. Việc tích hợp pha ngẫu nhiên φ_{jm} giúp mô hình hóa đúng bản chất ngẫu nhiên của sóng biển, trong khi pha của hàm truyền φ_{jm} phản ánh chính xác độ trễ động học giữa sóng tới và chuyển động của phao.

$$z(t) = \sum_{j=1}^{n_\omega} \sum_{m=1}^{n_\theta} \sqrt{2S_z(\omega_j, \theta_m) \Delta\omega \Delta\theta} \cos(\omega_j t + \varepsilon_{jm} + \varphi_{jm}) \quad (7)$$

2.2. Mô hình tín hiệu đo của cảm biến dòng chảy

Tín hiệu đo từ cảm biến được biểu diễn bởi phương trình trạng thái mô tả sự thay đổi động lực của trạng thái hệ thống và phương trình quan sát mô tả cách thu nhận dữ liệu quan sát từ hệ thống theo (8) và (9) [14].

$$x_k = Ax_{k-1} + Bu_{k-1} + w_{k-1} \quad (8)$$

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (9)$$

trong đó, x_k , u_k , z_k biểu thị trạng thái, tín hiệu điều khiển và tín hiệu quan sát tại thời điểm k ; w_k , v_k tương ứng với nhiễu mô hình và nhiễu quan sát, các đại lượng này đều được giả thiết phân bố Gaussian; A , B , H tương ứng là ma trận chuyển trạng thái, ma trận đầu vào điều khiển và ma trận quan sát. Các nhiễu được giả thiết là nhiễu trắng và thỏa mãn phân bố Gaussian. Hiệp phương sai số nhiễu mô hình và nhiễu đo được xác định theo (10) và (11):

$$Q = E[w_k w_k^T] \quad (10)$$

$$R = E[v_k v_k^T] \quad (11)$$

Để đo tín hiệu dòng chảy tại khu vực cảng, một cảm biến dòng chảy Doppler âm học (ADCP) được lắp đặt tại một phao cố định. Tín hiệu thô thu được từ cảm biến chứa sai số hệ thống và nhiễu môi trường bởi các nhiễu bất thường do điều kiện biển cực trị hay các ngoại lai gây ra, điều này làm sai lệch tín hiệu đo và cần được xử lý. Bên cạnh đó còn có các nhiễu thấp tần do thay đổi mực nước, rung hoặc nhiễu đo từ thiết bị đo. Do đó các giá trị

đo cần được tiền xử lý, hiệu chỉnh trước khi đưa vào ước lượng trạng thái, trong phần tiếp theo bộ lọc Wiener và bộ lọc Kalman nhằm đảm bảo tín hiệu đầu ra có độ trễ thấp nhất, tạo giá trị đầu vào cho các bài toán phân tích, dự báo hoặc tín hiệu tham chiếu.

3. Thuật toán ước lượng nhiễu dựa trên bộ lọc tích hợp Wiener-Kalman

Quy trình xây dựng mô hình được thực hiện theo các bước gồm: xây dựng tín hiệu mô phỏng tham chiếu gồm sóng nền, vận tốc nền, nhiễu Gaussian và các nhiễu cục bộ; xác lập phổ tham chiếu từ tín hiệu lý thuyết; ước lượng phổ cục bộ của tín hiệu đo bằng phương pháp Welch trên các cửa sổ trượt; xác định hệ số tin cậy γ_k từ quan hệ giữa phổ tham chiếu và phổ cục bộ; cập nhật hiệp phương sai nhiễu đo thích nghi R_k ; thực hiện lọc Kalman trong miền thời gian với R_k biến thiên theo thời gian; và cuối cùng đánh giá kết quả theo các tiêu chí RMSE, hệ số tương quan, sai khác phổ và sai khác năng lượng phổ.

3.1. Bộ lọc Kalman

Khi sử dụng bộ lọc Kalman, trạng thái sóng-dòng được ước lượng bằng thuật toán đệ quy dự đoán - cập nhật. Ở bước đầu tiên, phương trình trạng thái được sử dụng để dự đoán trạng thái tiếp theo và hiệp phương sai. Giá trị dự đoán $\hat{x}'_k$ và ma trận hiệp phương sai sai số P'_k giữa giá trị dự đoán và giá trị đo, được xác định theo (12) và (13) [14]:

$$\hat{x}'_k = A\hat{x}_{k-1} + B\hat{u}_{k-1} \quad (12)$$

$$P'_k = AP_{k-1}A^T + Q \quad (13)$$

Sau khi dự đoán, bộ lọc sẽ điều chỉnh trạng thái dựa trên dữ liệu quan sát mới thu được. Trong bước này, tùy thuộc vào giá trị của hệ số Kalman K_k , bộ lọc sẽ quyết định mức độ ảnh hưởng của giá trị dự đoán hay giá trị quan sát trong quá trình cập nhật theo (14):

$$K_k = P'_k H^T (H P'_k H^T + R_k)^{-1} \quad (14)$$

Sau đó, trạng thái ước lượng được cập nhật bằng hiệu giá trị quan sát với giá trị dự đoán thông

qua hệ số K_k (15) và ma trận hiệp phương sai sai số P_k được cập nhật để chuẩn bị cho vòng lặp tiếp theo (16).

$$\hat{x}_k = \hat{x}_k' + K_k (z_k - H\hat{x}_k') \quad (15)$$

$$P_k = (I - K_k H) P_k' \quad (16)$$

3.2. Tích hợp bộ lọc Wiener

Khi sử dụng bộ lọc Kalman trong bài toán ước lượng ngược gặp phải một vấn đề về hiện tượng khuếch đại bất thường nhiều ở vùng tần số cao khi hàm truyền có biên độ nhỏ. Vấn đề này tương tự hiện tượng khuếch đại nhiều trong lọc nghịch đảo của bài toán khôi phục ảnh khi hàm truyền D rất nhỏ, phép nghịch đảo $1/D$ sẽ làm nhiễu trở nên khuếch đại đột biến và việc sử dụng bộ lọc Wiener giúp khắc phục hạn chế này. Phương trình quan sát cho bài toán trong hệ tần số không gian được xác định [22]:

$$G(u, v) = F(u, v)D(u, v) + N(u, v) \quad (17)$$

trong đó, G là dữ liệu quan sát, F là dữ liệu gốc, D là hàm làm mờ, N là nhiễu cảm biến. Bộ lọc nghịch đảo dùng $1/D$ để khôi phục F nhưng từ (17) cho thấy tại giá trị D nhỏ nhiều sẽ khuếch đại lớn, vì vậy bộ lọc Wiener (18) được dùng thay thế cho bộ lọc nghịch đảo $1/D$ và được xác định bằng công thức:

$$W(u, v) = \frac{D(u, v)^*}{|D(u, v)|^2 + \frac{S_n(u, v)}{S_f(u, v)}} \quad (18)$$

Trong đó S_n và S_f lần lượt là phổ của công suất nhiễu và của tín hiệu lý tưởng. Khi tích hợp bộ lọc Wiener vào bộ lọc Kalman thông qua hiệu chỉnh hàm truyền TF và được thay thế bằng một hàm truyền hiệu chỉnh theo công thức (19) để triệt tiêu hiện tượng khuếch đại nhiễu quá mức. Điều này giúp hạn chế hiện tượng ước lượng quá mức ở phổ và biên độ ở miền tần số cao. Trong đó, hệ số C được lựa chọn để đảm bảo cân bằng giữa giảm nhiễu và bảo toàn năng lượng tín hiệu.

$$TF_{\text{modified}} = \frac{(|TF|^2 + C)}{TF^*} \quad (19)$$

3.3. Bộ lọc tích hợp Wiener–Kalman

Trong bộ lọc Wiener, giá trị ước lượng được dựa vào mối liên hệ giữa phổ có ích và phổ nhiễu.

Trong khi đó, bộ lọc Kalman dựa vào hiệp phương sai nhiễu đo để điều chỉnh hệ số K_k . Vì vậy, một bộ lọc tích hợp Wiener–Kalman được đề xuất bằng cách cập nhật hiệp phương sai nhiễu đo theo cơ chế lọc Wiener nhằm kết hợp ưu điểm của hai bộ lọc này. Tại thời điểm k , mật độ phổ công suất cục bộ $S_{z,k}(\omega)$ được ước lượng từ chuỗi dữ liệu đo trong cửa sổ trượt z_k^{win} bằng phương pháp Welch [23], như biểu diễn trong (20), trong đó ω là biến tần số và k biểu thị thời điểm cập nhật phổ. Sau đó, phổ nhiễu $S_{n,k}$ được xác định từ phổ công suất ước lượng này và phổ tham chiếu.

$$S_{z,k}(\omega) = \text{PSD}_{\text{Welch}}\{z_k^{\text{win}}\}(\omega) \quad (20)$$

$$S_{n,k} = \max(S_{z,k}(\omega) - S_{\text{ref}}(\omega), 0) \quad (21)$$

Hệ số tin cậy $\gamma_k(\omega)$ theo cơ chế Wiener được xác định theo (22), sau đó được quy đổi về giá trị vô hướng $\bar{\gamma}_k$ bằng phép tính trung bình có trọng số (23), với trọng số là phổ tham chiếu $S_{\text{ref}}(\omega)$:

$$\gamma_k(\omega) = \frac{S_{\text{ref}}(\omega)}{S_{\text{ref}}(\omega) + S_{n,k}(\omega) + \epsilon} \quad (22)$$

$$\bar{\gamma}_k = \frac{\sum_{i=1}^{N_\omega} S_{\text{ref}}(\omega_i) \gamma_k(\omega_i)}{\sum_{i=1}^{N_\omega} S_{\text{ref}}(\omega_i)} \quad (23)$$

với N_ω là số điểm tần số rời rạc. Hệ số tin cậy được làm trơn nhằm giảm dao động tại các thời điểm liên tiếp khi tính mật độ phổ công suất cục bộ trên cửa sổ trượt. Sau đó phổ được làm trơn (24) được sử dụng để cập nhật hiệp phương sai nhiễu đo bằng phương trình (25):

$$\bar{\gamma}_{k,s} = \alpha_\gamma \bar{\gamma}_{k-1,s} + (1 - \alpha_\gamma) \bar{\gamma}_k \quad (24)$$

$$\hat{R}_k = R_0 \left(\frac{1 - \bar{\gamma}_{k,s} + \epsilon}{\bar{\gamma}_{k,s} + \epsilon} \right)^\beta \quad (25)$$

với β , α_γ , R_0 tương ứng là hệ số điều chỉnh độ nhạy, hệ số làm trơn của hệ số tin cậy và hiệp phương sai nhiễu đo ban đầu. Hiệp phương sai nhiễu đo (26) được làm trơn bằng hệ số làm trơn hiệp phương sai nhiễu đo α_R .

$$R_k = \alpha_R R_{k-1} + (1 - \alpha_R) \hat{R}_k \quad (26)$$

Giải pháp xây dựng hệ thống xử lý tín hiệu được đề xuất theo Thuật toán 1.

Tín hiệu được thu từ cảm biến gắn trên phao

nổi, sau đó truyền về bộ xử lý trung tâm nơi giải pháp được nhúng vào gồm thuật toán lọc Wiener và Kalman trong môi trường MATLAB. Kết quả đầu

ra là các đồ thị thể hiện tín hiệu đã được hiệu chỉnh, cho thấy khả năng giảm nhiễu và duy trì tính liên tục của phương pháp.

Thuật toán 1. Ước lượng trạng thái bằng bộ lọc tích hợp Wiener-Kalman

Đầu vào: $z_k, A, H, Q, S_{ref}, L_w, R_0, \bar{y}_{k-1,s}, \alpha_y, \alpha_R, \beta, \varepsilon$

Đầu ra: RMSE, MAE, Corr, $\hat{\eta}(t)$, $\hat{u}(t)$, $\hat{s}(\omega)$

1	Khởi tạo tín hiệu tiền xử lý và phổ tham chiếu $S_{ref}, \hat{x}_0, P_0, R_0, \bar{y}_{0,s}$
2	For ($k=1$ đến N) do
3	Dự báo $\hat{x}_k, P_k \leftarrow (12), (13)$
4	Ước lượng PSD theo Welch $\leftarrow (20)$
5	Ước lượng phổ nhiễu $\leftarrow (21)$
6	Tính hệ số tin cậy $\leftarrow (23)$
7	Làm trơn hệ số tin cậy $\leftarrow (24)$
8	Cập nhật hiệp phương sai nhiễu đo $\leftarrow (25)$
9	Tính hệ số Kalman $\leftarrow (14)$
10	Cập nhật trạng thái $\leftarrow (15)$
11	Cập nhật hiệp phương sai $\leftarrow (16)$
12	End for
13	Ước lượng chuỗi độ cao, vận tốc, phổ
14	Đánh giá RMSE, MAE, hệ số tương quan
15	End

4. Mô phỏng và thảo luận

4.1. Thiết lập thông số mô phỏng

Để mô phỏng trạng thái sóng, chúng tôi sử dụng phổ JONSWAP nhằm đánh giá hiệu quả của bộ lọc tích hợp trong ước lượng các đặc trưng sóng. Với dòng chảy, một mô hình vận tốc được xây dựng để tái tạo phổ thực tại khu vực luồng cảng Cái Mép - Thị Vải. Các phổ này được dùng để kiểm chứng dưới nhiều kịch bản khác nhau. Giả thiết sai số cảm biến đã được xử lý, nhiễu môi trường được mô phỏng bằng cách cộng thêm nhiễu Gaussian trắng. Trong trường hợp có tàu hoạt động, có sự bổ sung thêm nhiễu cục bộ ngắn hạn và Gaussian để phản ánh tác động trong khoảng thời gian nhất định.

Ba kịch bản được thiết lập để thực hiện mô phỏng: (i) môi trường yên tĩnh; (ii) nhiều tàu hoạt động liên tục, tín hiệu chồng lấn và nhiễu lặp lại; (iii) mô hình vận tốc dòng chảy luồng gần thực tế để đánh giá hiệu quả bộ lọc. Các tham số phổ sóng thiết lập mô phỏng được xác định theo Bảng 1.

Trong đó, các tham số Q, R_0 được lựa chọn trên cơ sở kết hợp giữa đặc trưng vật lý của tín hiệu, mức nhiễu đo và quá trình hiệu chỉnh các kịch bản mô phỏng. Các tham số được thực hiện hiệu chỉnh theo phương pháp thử-sai nhằm đạt được sự cân bằng giữa khả năng bám tín hiệu, mức độ làm trơn và độ ổn định ước lượng.

Trong các kịch bản thử nghiệm giá trị của tham số Q từ 10^{-5} đến 10^{-3} cho kênh độ cao và 10^{-4} đến 10^{-2} cho kênh vận tốc; giá trị $R_0=0.32-0.35\sigma_\eta^2$ cho độ cao và $R_0=0.35-0.38\sigma_u^2$ cho vận tốc. Mỗi kịch bản được lặp lại 50 lần với pha và nhiễu ngẫu nhiên khác nhau, trong khi các thông số mô hình và bộ lọc được giữ cố định. Kết quả các tiêu chí được tổng hợp dưới dạng giá trị trung bình $\pm$ độ lệch chuẩn.

4.2. Kết quả và thảo luận

4.2.1 Kịch bản một

Trong kịch bản một (C1), vận tốc có thêm một thành phần dòng nền yếu được mô tả như vận tốc trung bình nhỏ và biến thiên chậm theo thời gian.

Các tham số và kết quả cho mô phỏng kích bản 1 được mô tả chi tiết trong Bảng 2 và các Hình 3a, 3b, và 3c.

Kết quả từ 50 lần mô phỏng Monte Carlo cho thấy chu kỳ đỉnh phổ do WKF ước lượng đạt

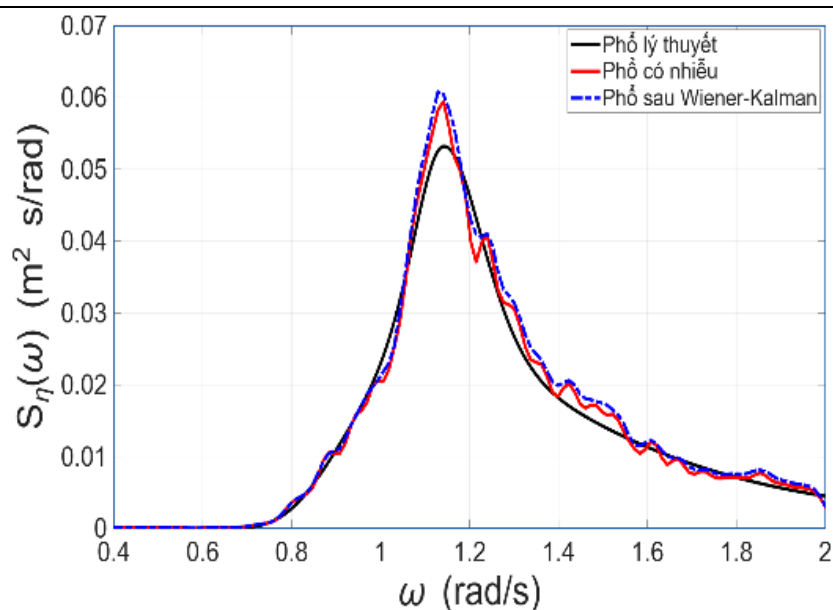
$T_p = 5.48 \pm 0.11$ s gần trùng với giá trị từ tín hiệu thật và xấp xỉ giá trị lý thuyết, được mô tả như Hình 3a. Điều này chứng tỏ bộ lọc không gây dịch chuyển đáng kể thành phần tần số chủ đạo của phổ sóng.

Bảng 1. Các tham số thiết lập mô phỏng phổ sóng

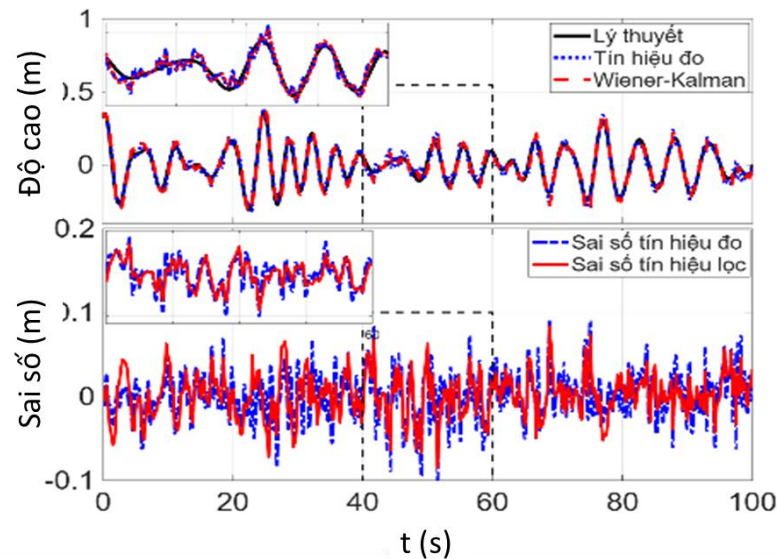
Thông số	Giá trị
Chiều cao sóng	$H_s=0.6$ m
Chu kỳ đỉnh phổ	$T_p=5.5$ s
Hệ số nhọn phổ	$\gamma=2.2$
Miền tần số	$0.2-2.5$ rad.s ⁻¹
Độ sâu nước	$h = 8$ m
Số điểm rời rạc	$N_\omega=256$
Cửa sổ Welch	$L = 1024$
Số biến đổi Fourier (FFT)	$n_{fft}=2048$

Bảng 2. Thông số mô phỏng kích bản một

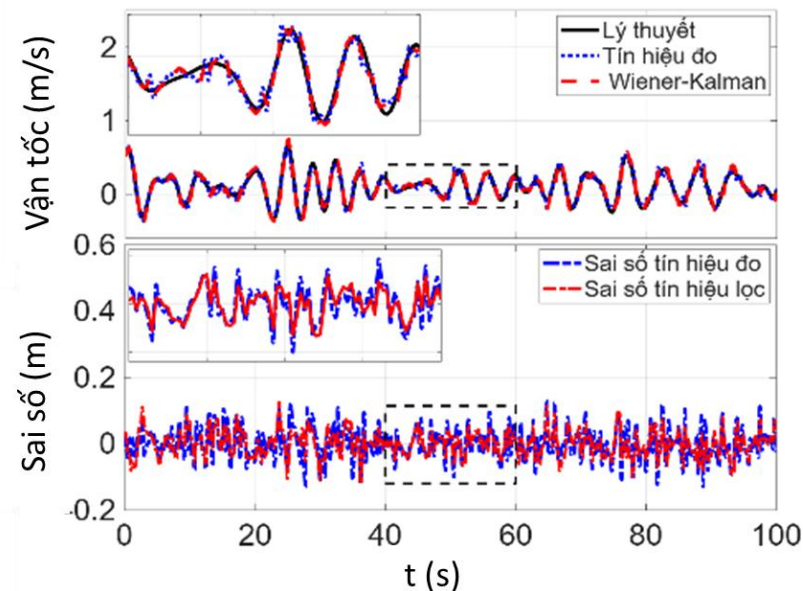
Mô tả	Giá trị
Nhiều Gaussian	$\sigma_\eta=0.03$
Nhiều vận tốc	$\sigma_u=0.05$
Dòng nền	$U_0=0.1$
Biên độ dòng nền	$A_c=0.03$
Thời gian mô phỏng	$T=1800$ s
Hệ số làm trơn R	$\alpha_R=0.98$
Hệ số làm trơn γ	$\alpha_\gamma=0.97$
Độ nhảy	$\beta=0.65$



Hình 3. Kết quả kích bản một – (a): So sánh phổ



Hình 3. Kết quả kích bản 1 – (b): So sánh độ cao mặt nước



Hình 3. Kết quả kích bản 1 – (c): So sánh vận tốc

Ngoài ra, chuỗi độ cao (Hình 3(b)) và vận tốc (Hình 3(c)) thu được bám tốt với chuỗi lý thuyết, mặc dù một số điểm vẫn còn dao động xung quanh tham chiếu. Tuy nhiên, chiều cao sóng $H_s = 0.66 \pm 0.01$ m cao hơn giá trị lý thuyết 0.60 m, cho thấy bộ lọc vẫn còn lưu trữ một phần năng lượng phổ dư tại các dải tần vùng phổ chính. Trong miền thời gian, WKF cho kết quả tốt nhất trong nhóm các phương pháp được kiểm chứng. Cụ thể, RMSE đạt 2.71 ± 0.03 cm, MAE đạt 2.16 ± 0.02 cm và đồng thời hệ số tương quan đạt $\text{Corr} = 0.99 \pm 0.03$.

Kết quả này cho thấy WKF không chỉ làm

giảm sai số biên độ mà còn bảo toàn tốt pha và cấu trúc dao động của tín hiệu sóng. Các phương pháp SRKF, AKF và RKF đều cho kết quả kém hơn WKF. Mặc dù SRKF vẫn duy trì tương quan tương đối cao bằng 0.97 ± 0.06 , nhưng RMSE tăng lên 4.22 ± 0.04 . So sánh với các nghiên cứu trước đây, WKF cũng cho sai số nhỏ hơn đáng kể. Cụ thể, phương pháp đồng hoá dữ liệu bằng bộ lọc Kalman (KF-DA) trong dự báo sóng cục bộ cho kết quả RMSE bằng 33.00 cm.

Đối với phương pháp kết hợp phân tích phổ đơn trị và bộ lọc Kalman mở rộng (SSA-EKF) về ước lượng trạng thái biển từ video có giá trị RMSE

bằng 19.00 cm, trong khi EnKF trong ước lượng sự tiến triển không gian của sóng một hướng có giá trị này là 11.33 cm. Qua đó, cho thấy phương

pháp đề xuất đạt mức sai số thấp và tương quan cao trong môi trường mô phỏng có kiểm soát, chi tiết theo Bảng 3.

Bảng 3. Bảng tổng hợp kết quả kịch bản một

Phương pháp	RMSE η/Hs (cm)	MAE η/Hs (cm)	Corr η/Hs
WKF	2.71 ± 0.03	2.16 ± 0.02	0.99 ± 0.03
SRKF	4.22 ± 0.04	3.37 ± 0.04	0.97 ± 0.06
RKF	18.54 ± 0.25	12.06 ± 0.29	0.31 ± 2.01
AKF	7.50 ± 0.06	5.91 ± 0.08	0.90 ± 0.17
KF-DA [24]	33.00	22.00	0.96
SSA-EKF [25]	19.00	15.00	NA
EnKF [26]	11.33	8.89	0.93

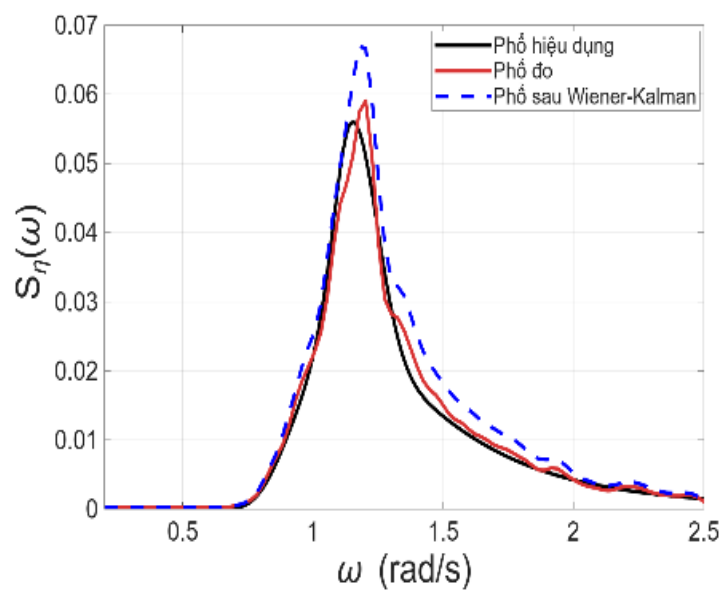
4.2.2. Kịch bản hai

Kịch bản hai (C2) mô phỏng điều kiện có mật độ tàu thuyền cao. Trong trường hợp này, tín hiệu đo ngoài sóng nền còn thêm các thành phần vệt sóng liên tiếp, dòng cục bộ biến thiên lặp lại và nhiều cục bộ xuất hiện nhiều lần theo thời gian. Số tàu vào cảng được giả định là bốn. Mỗi tàu tạo ra thành phần vệt sóng được mô tả bằng một phổ hẹp dạng Gaussian tập trung quanh tần số đặc trưng.

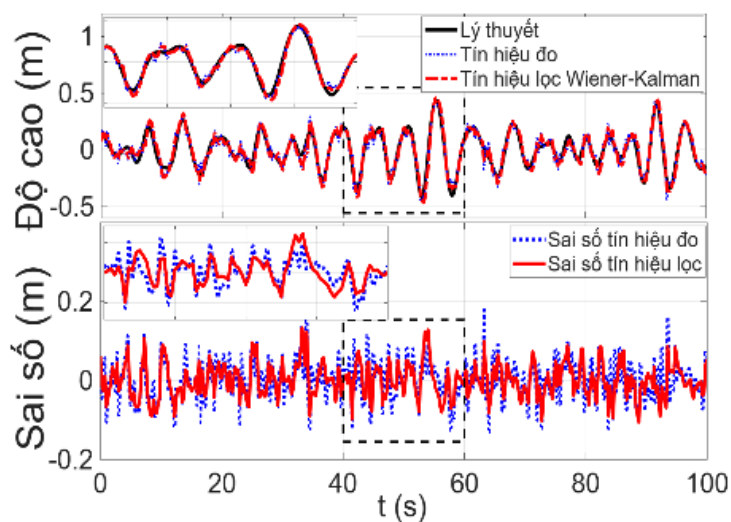
Do vệt sóng chỉ xuất hiện trong một khoảng thời gian hữu hạn, tín hiệu trong miền thời gian được nhân với hàm bao Gaussian, ứng với thời điểm các tàu lần lượt đi qua trước cảm biến. Dòng cục bộ được mô tả bằng biên độ và chu kỳ đặc trưng, trong khi nhiều ngắn hạn được bổ sung để phản ánh điều kiện thực tế của môi trường cảng biển. Các thông số thiết lập mô phỏng cho kịch bản hai được mô tả trong Bảng 4.

Bảng 4. Tham số mô phỏng kịch bản 2

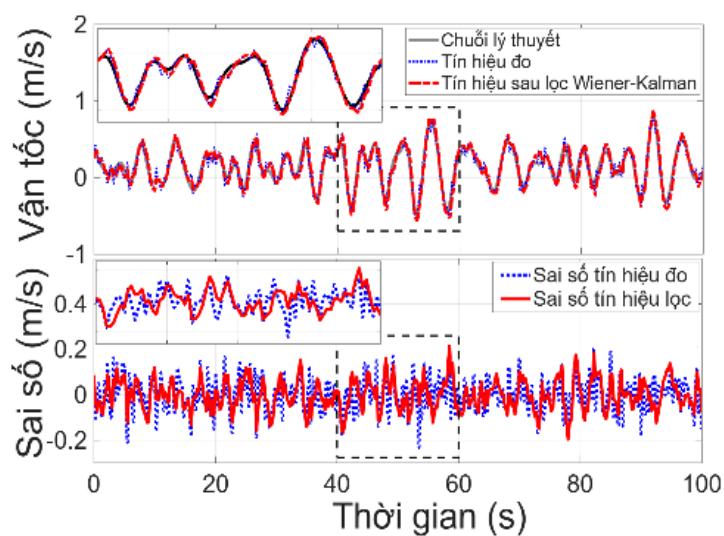
Mô tả	Giá trị
Số tàu giả thiết	4 tàu
Thời gian mô phỏng	$T_{sim}=1800s$
Biên độ vệt sóng	$A_{w,m}=0.18E_{\eta}$
Tần số góc trung tâm	$\omega_{w,m}=1.2 \text{ rad/s}$
Độ rộng băng hẹp	$\delta_{w,m}=0.08 \text{ rad/s}$
Thời điểm đo	[300, 600, 900, 1200] s
Thời gian vệt sóng	$T_{w,m}=90 \text{ s}$
Biên độ dòng cục bộ	$D = 0.3 \text{ m/s}$
Nhiều cục bộ độ cao	$a_{\eta,m}=0.03 \text{ m}$
Nhiều cục bộ vận tốc	$a_{u,m}=0.5 \text{ m/s}$
Nhiều Gaussian độ cao	$\sigma_{\eta}=0.05 \text{ m}$
Nhiều Gaussian vận tốc	$\sigma_u=0.08 \text{ m/s}$
Độ rộng nhiều cục bộ	$T_n=18s$
Hệ số làm trơn R	$\alpha_R=0.96$
Hệ số làm trơn y	$\alpha_y=0.91$
Hệ số độ nhảy	$\beta=0.38$



Hình 4. Kết quả kích bản 2 – (a): So sánh phổ



Hình 4. Kết quả kích bản 2 – (b): So sánh độ cao mặt nước



Hình 4. Kết quả kích bản 2 – (c): So sánh vận tốc

Kết quả cho thấy trọng số của các vệt sóng tăng dần từ tàu thứ nhất đến tàu thứ tư, với các giá trị lần lượt là 0.073852, 0.091577, 0.104955, và 0.113945. Điều này phản ánh sự khác biệt trong mức đóng góp năng lượng sóng của từng tàu và mô tả thực tế hiện tượng chồng lấn vệt sóng. Về đặc trưng phổ, T_p ước lượng bằng 5.43 ± 0.15 s, gần trùng với giá trị từ tín hiệu thật, chứng tỏ WKF bảo toàn tốt tần số chủ đạo của tín hiệu (Hình 4(a)). Tuy nhiên, H_s ước lượng 0.69 ± 0.01 m cao hơn giá trị hiệu dụng 0.62 m, đồng thời sai khác năng lượng phổ là 24.79 ± 3.76 %. Điều này cho thấy bộ lọc vẫn còn bảo lưu một phần năng lượng dư quanh các dải tần chịu ảnh hưởng của vệt tàu. Trong miền thời gian, WKF vẫn đạt hiệu quả tốt nhất trong nhóm các phương pháp được kiểm chứng. Cụ thể, WKF cho RMSE bằng

4.34 ± 0.05 cm, MAE bằng 3.46 ± 0.04 cm và hệ số tương quan 0.970 ± 0.001 . Điều này cho thấy WKF có khả năng xử lý tốt tín hiệu trong điều kiện động lực học phức tạp hơn, đồng thời bảo toàn tốt xu thế biến thiên và cấu trúc dao động của tín hiệu tham chiếu. So với WKF, các phương pháp còn lại cho thấy hạn chế khi mức độ biến động của tín hiệu tăng lên. Mặc dù SRKF cải thiện phần nào khả năng thích nghi, nhưng RMSE vẫn ở mức 5.92 ± 0.08 cm, cao hơn đáng kể so với WKF.

So sánh với các nghiên cứu khác, kết quả của WKF cũng cho thấy sai số thấp hơn trong cả tiêu chí RMSE và MAE so với các phương pháp KF–DA, SSA–EKF, EnKF và bộ lọc Kalman hiệu chỉnh tập hợp (EAKF) để đồng hóa dữ liệu chiều cao sóng trong nghiên cứu của Sun và cộng sự, [27] chi tiết theo Bảng 5.

Bảng 5. Bảng tổng hợp kết quả kịch bản 2

Phương pháp	RMSE η/H_s (cm)	MAE η/H_s (cm)	Corr η/H_s
WKF	4.34 ± 0.05	3.46 ± 0.04	0.970 ± 0.001
SRKF	5.92 ± 0.08	4.72 ± 0.07	0.947 ± 0.002
RKF	15.51 ± 0.56	10.03 ± 0.37	0.574 ± 0.023
AKF	8.71 ± 0.17	6.84 ± 0.15	0.869 ± 0.002
KF–DA [24]	33.00	22.00	0.96
SSA–EKF [25]	23.00	19.00	NA
EnKF [26]	25.33	18.60	0.82
EAKF [27]	32.00	23.00	0.92

Nhìn chung, trong điều kiện phức tạp hơn với nhiều nhiễu động từ tàu thuyền, WKF vẫn duy trì khả năng giảm sai số và hạn chế dao động bất thường của chuỗi ước lượng độ cao (Hình 4(b)) cũng như vận tốc (Hình 4(c)), song mức độ tương quan với dữ liệu lý thuyết có phần suy giảm. Điều này cho thấy trong môi trường đo có tính động cao, WKF vẫn thể hiện ưu thế nhờ khả năng cập nhật thích nghi hiệp phương sai nhiều đo theo độ tin cậy phổ cục bộ để giảm ảnh hưởng của các phép đo kém tin cậy và giảm sai số ước lượng trạng thái.

4.2.3. Kịch bản ba

Kịch bản 3 (C3) chúng tôi xây dựng mô phỏng phổ dòng của luồng tại cảng Cái Mép - Thị

Vải, thuộc địa phận Thành phố Hồ Chí Minh. Để xây dựng được phổ gần với thực tế, phổ dòng chảy được giả thiết chịu tác động của các thành phần khác nhau bao gồm: các thành phần bán nhật triều, các thành phần nhật triều, các thành phần bội triều. Ngoài ra, các thành phần điều hoà thấp tần mô tả xu thế nền mang tính thực nghiệm được bổ sung nhằm thu được phổ phù hợp với thực tế quan trắc. Phổ dòng thu được là tổng hợp của các thành phần điều hoà, mô tả như Hình 5a. Phổ này được dùng mô phỏng dòng chảy luồng theo điều kiện thủy văn và kiểm tra hiệu quả của bộ lọc khi ước lượng vận tốc dòng chảy. Các tham số thiết lập mô phỏng được mô tả như Bảng 6.

Bảng 6. Thông số mô phỏng kịch bản 3

Mô tả	Giá trị
Thời gian mô phỏng	$T_{\text{sim}}=10$ ngày
Bước thời gian mô phỏng	$\Delta t=600$ s
Vận tốc nền trung bình	$v_0=0.85$ m/s
Nhiều đo dòng	$\sigma_u=0.08$ m/s
Độ dài cửa sổ Welch	$L=2048$
Số điểm FFT	$n_{\text{fft}}=4096$
Hệ số làm trơn R	$\alpha_R=0.994$
Hệ số làm trơn γ	$\alpha_\gamma=0.991$
Hệ số điều chỉnh độ nhảy	$\beta=0.46$

Hình 5(b) cho thấy hiệu quả của phương pháp lọc Wiener-Kalman thông qua hai biểu đồ vận tốc và sai số trong khoảng thời gian 250 giờ. Tín hiệu sau lọc Wiener-Kalman đã giảm sai số so với dữ liệu đo, biên độ sai số tín hiệu đạt giá trị nhỏ và ổn định hơn so với sai số tín hiệu đo thô.

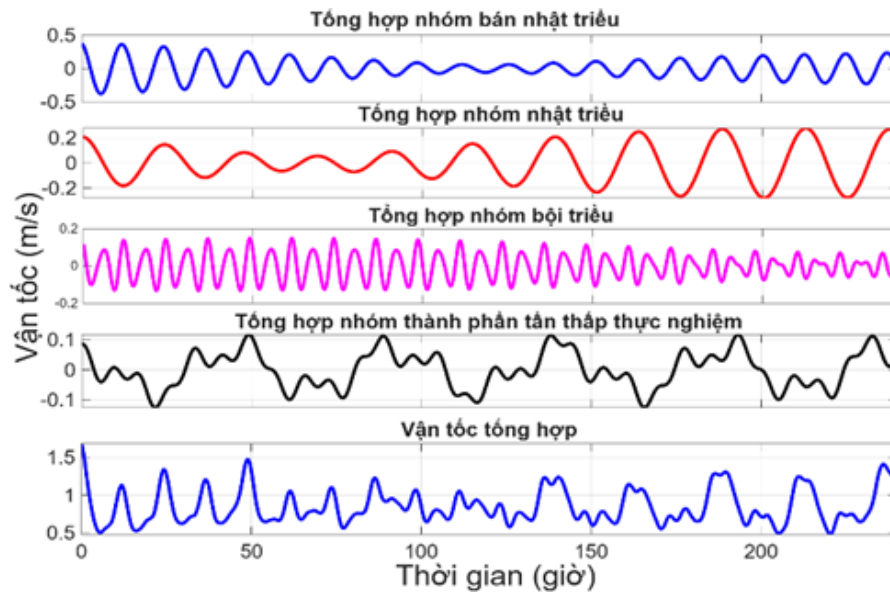
Kết quả ở Bảng 7 cho thấy WKF đạt hiệu quả tốt nhất trong nhóm các phương pháp so sánh, với RMSE bằng 5.83 ± 0.55 cm/s, MAE đạt 4.72 ± 0.50 cm/s và hệ số tương quan là 0.970 ± 0.004 . Giá trị này cho thấy WKF có khả năng giảm sai số vận tốc tốt, đồng thời vẫn duy trì được mức tương quan cao với tín hiệu tham chiếu. So với WKF, SRKF cho kết quả gần tương đương, điều này cho thấy cả hai phương pháp đều phù hợp với tín hiệu dòng triều biến thiên chậm. Trong khi đó, RKF và AKF có sai số lớn hơn, lần lượt đạt MAE tương ứng là 5.21 ± 0.55 cm/s và 6.49 ± 1.23 cm/s. So sánh với các nghiên cứu

khác trước đây cho thấy WKF cho sai số thấp hơn đáng kể. Cụ thể, EnKF để đồng bộ dòng chảy bề mặt từ dữ liệu vệ tinh có RMSE bằng 19.00 cm/s, phương pháp mạng nơ-ron bộ nhớ dài-ngắn hạn (LSTM) trong dự báo vận tốc dòng chảy cho giá trị RMSE bằng 12.50 cm/s.

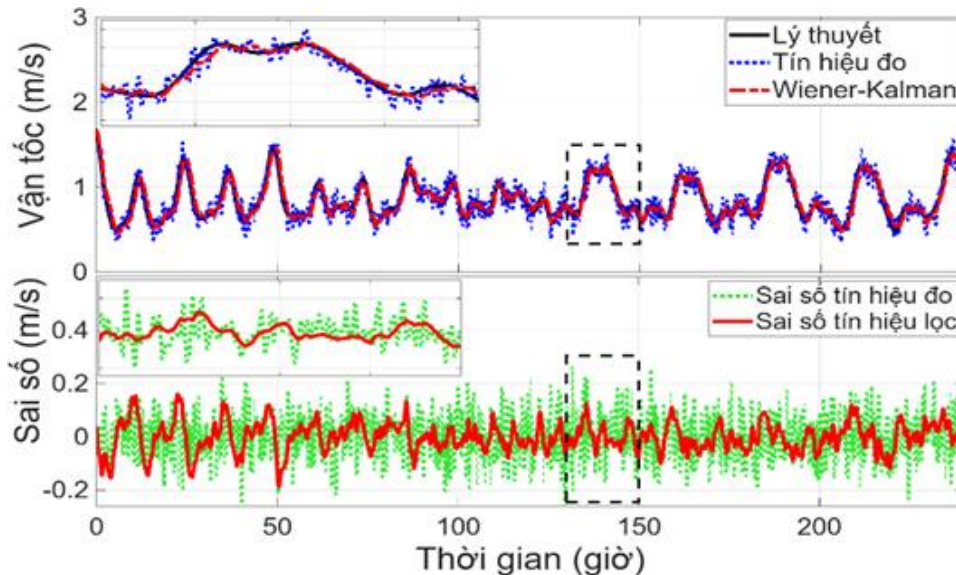
Ngoài ra, giải pháp SAR để ước lượng vận tốc dòng chảy bề mặt biển cho RMSE là 18.00 cm/s, Sun và cộng sự [31] sử dụng mạng học sâu truy xuất dòng chảy bề mặt biển (OSNet) cho RMSE đạt 19.00 cm/s. Ngoài ra, sai khác phổ theo tổng năng lượng giảm từ 18.14 ± 6.51 % xuống 9.81 ± 2.74 %, phản ánh khả năng bảo toàn tốt hơn năng lượng tổng thể của tín hiệu vận tốc. Tuy nhiên, sai khác phổ tương đối tăng từ 4.48 ± 2.02 % lên 7.35 ± 2.53 %, cho thấy bộ lọc vẫn còn làm suy giảm một phần phổ cục bộ do cơ chế làm trơn mạnh trong quá trình cập nhật độ tin cậy phổ và hiệp phương sai nhiễu đo.

Bảng 7. Bảng tổng hợp kết quả kịch bản 3

Phương pháp	RMSE V (cm/s)	MAE V (cm/s)	Corr V
WKF	5.83 ± 0.55	4.72 ± 0.50	0.970 ± 0.004
SRKF	5.85 ± 0.64	4.80 ± 0.52	0.968 ± 0.004
RKF	6.52 ± 0.67	5.21 ± 0.55	0.962 ± 0.004
AKF	8.18 ± 1.56	6.49 ± 1.23	0.941 ± 0.012
EnKF [28]	19.00	NA	NA
LSTM [29]	12.50	9.90	NA
SAR [30]	18.00	16.00	0.960
OSNet [31]	19.00	15.00	NA



Hình 5. Kết quả mô phỏng kịch bản 3 – (a): Phổ dòng lưu được tái tạo



Hình 5. Kết quả mô phỏng kịch bản 3 – (b): So sánh chuỗi vận tốc

5. Kết luận

Qua mô phỏng trên MATLAB với ba kịch bản, nghiên cứu đã chứng minh hiệu quả của bộ lọc tích hợp Wiener–Kalman trong điều kiện môi trường cảng khác nhau. Ở kịch bản nền yên (C1), bộ lọc tái tạo chính xác chuỗi mực nước và vận tốc bề mặt, phổ ước lượng gần khớp lý thuyết. Trong kịch bản nhiều tàu hoạt động (C2), bộ lọc vẫn duy trì phổ sóng nền và vận tốc bề mặt đáng tin cậy dù xuất hiện nhiễu cục bộ liên tục. Đối với kịch bản dòng chảy gần thực tế (C3), bộ lọc cho thấy khả năng làm suy giảm đáng kể thành phần nhiễu đo,

đồng thời bảo toàn xu thế biến thiên động lực và tái tạo ổn định chuỗi vận tốc dòng chảy theo thời gian. Các kết quả cho thấy bộ lọc tích hợp không chỉ hiệu quả trong ước lượng phổ sóng, mực nước và vận tốc, mà còn hoạt động ổn định trên tín hiệu thời gian thực, có thể triển khai trên hệ thống nhúng tại cảng. Tuy nhiên, nghiên cứu mới dừng ở dữ liệu mô phỏng, chưa kiểm chứng trên dữ liệu thực tế; các thành phần tần thấp chưa được liên hệ rõ với cơ chế vật lý; bộ lọc mới áp dụng cho phổ một hướng. Do đó, hướng nghiên cứu tiếp theo cần mở rộng cho phổ đa hướng và kiểm chứng

trên dữ liệu đo thực tế để đánh giá tính khả thi và độ ổn định trong môi trường vận hành.

Lời cảm ơn

Công trình này được tài trợ toàn bộ bởi “Nhiệm vụ thực hiện đề tài nghiên cứu khoa học cấp Bộ thuộc Bộ Xây dựng, Việt Nam”, mã số [RD76-26] do Trường Đại học Giao thông vận tải thành phố Hồ Chí Minh thực hiện.

Tuyên bố về việc sử dụng AI tạo sinh

Trong quá trình chuẩn bị bài báo này, các tác giả đã sử dụng ChatGPT (OpenAI) nhằm cải thiện khả năng đọc hiểu các tài liệu tham khảo bằng Tiếng Anh. Sau khi sử dụng công cụ này, các tác giả đã rà soát đảm bảo sự chính xác của các nội dung được đề cập trong các tài liệu tham khảo, đồng thời chịu hoàn toàn trách nhiệm về nội dung của bài báo được công bố.

Tài liệu tham khảo

- [1]. X.K. Dang, V.D. Do, N.T. Nguyen, S. Ly. (2025). Integrating model predictive control with deep learning for sway reduction in ship-to-shore crane operations. *EAI Endorsed Transactions on Transportation Systems and Ocean Engineering*, 1(1). <https://doi.org/10.4108/tsoe.10838>
- [2]. R. Costas, A. Figuero, E. Peña, J. Sande, P. Rosa-Santos. (2022). Integrated approach to assess resonance between basin eigenmodes and moored ship motions with wavelet transform analysis and proposal of operational thresholds. *Ocean Engineering*, 247, 110678. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.110678>
- [3]. E. Romano-Moreno, G. Diaz-Hernandez, A. Tomás, J.L. Lara. (2023). Multivariate assessment of port operability and downtime based on the wave-induced response of moored ships at berths. *Ocean Engineering*, 283, 115053. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2023.115053>
- [4]. T.A. Pham, X.-K. Dang, Ž. Koboević, V.-D. Do, T.D.A. Pham. (2024). Maritime data mining for marine safety based on deep learning: southern Vietnam case study. *NAŠE MORE: znanstveni časopis za more i pomorstvo*, 71(1), 21–29. <https://doi.org/10.17818/NM/2024/1.4>
- [5]. D. Peláez-Zapata, V. Pakrashi, F. Dias. (2025). Ocean wave measurements for marine renewable energy applications. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 219, 115828. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2025.115828>
- [6]. L. Komsta. (2009). A comparative study on several algorithms for denoising of thin layer densitograms. *Analytica Chimica Acta*, 641(1–2), 52–58. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2009.03.042>
- [7]. A. Widmann, E. Schröger, B. Maess. (2015). Digital filter design for electrophysiological data – a practical approach. *Journal of Neuroscience Methods*, 250, 34–46. <https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2014.08.002>
- [8]. E. Bedoyan, J.W. Reddy, A. Kalmykov, T. Cohen-Karni, M. Chamanzar. (2023). Adaptive frequency-domain filtering for neural signal preprocessing. *NeuroImage*, 284, 120429. <https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2023.120429>
- [9]. V.K. Odugu, J.R.B. H.B. Gade, A.R. Uppala. (2024). Higher order and optimized symmetric 2D FIR filter design and hardware architecture implementation using CSD-CSE. *Computers and Electrical Engineering*, 119, 109564. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2024.109564>
- [10]. L.V. Thúc. (2025). Nghiên cứu, đánh giá an toàn và khả năng tiếp nhận tàu container trọng tải đến 250.000 DWT của cảng biển khu vực Cái Mép TP.HCM. *Tạp chí điện tử Xây dựng*. <https://tapchixaydung.vn/nguyen-cuu-danh-gia-an-toan-va-kha-nang-tiep-nhan-tau-container-trong-tai-den-250000-dwt-cua-cang-bien-khu-vuc-cai-mep-tphcm-20201224000032708.html> (truy cập ngày 22/08/2026).
- [11]. W. Wu, J. Liu, J. Zhang, J. Guo, J. Hu, F. Zhang, C. Wang. (2025). Deterministic learning based extended Kalman filter for nonlinear dynamics modeling. *Journal of the Franklin Institute*, 362(18), 108175.

- <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2025.108175>
- [12]. N. Uzzaman, H. Bai. (2025). Unscented Kalman filter and smoother for quadcopter wind estimation with a Gaussian process drag model. *IFAC-PapersOnLine*, 59(30), 994–999. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2025.12.369>
- [13]. H. Xie, J. Lin, Z. Huang, R. Kuang, Y. Hao. (2025). State of charge estimation of Li-ion batteries based on strong tracking adaptive square root unscented Kalman filter with generalized maximum correntropy criterion. *Journal of Energy Storage*, 101, 115401. <https://doi.org/10.1016/j.est.2025.115401>
- [14]. S. Jiang, Y. Chen, Q. Liu. (2023). Advancements in buoy wave data processing through the application of the Sage–Husa adaptive Kalman filtering algorithm. *Sensors*, 23(16), 7298. <https://doi.org/10.3390/s23167298>
- [15]. Y. Chen, W. Li, Y. Du. (2024). A novel robust adaptive Kalman filter with application to urban vehicle integrated navigation systems. *Measurement*, 236, 114844. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114844>
- [16]. A. Taghvaei, P.G. Mehta. (2023). A survey of feedback particle filter and related controlled interacting particle systems (CIPS). *Annual Reviews in Control*, 55, 356–378. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2023.03.006>
- [17]. Z. Zhang, L. Hou, Q. Sun, M. Sheng, F. Zhang, T. Jiang, X. Bian, J. Luo. (2026). Ensemble Kalman filter-driven adaptive modeling for real-time fracturing pressure forecasting. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 172, 114318. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2026.114318>
- [18]. T. Dietzen, S. Doclo, M. Moonen, T. van Waterschoot. (2020). Integrated sidelobe cancellation and linear prediction Kalman filter for joint multi-microphone speech dereverberation, interfering speech cancellation, and noise reduction. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 28, 740–754. <https://doi.org/10.1109/TASLP.2020.2966869>
- [19]. B. Pearly, S. Ohmshankar, R. Ayeswarya, P. Vanithamani, S. Arunamary, G. Sudhagar. (2025). A comparative analysis of denoising PCG signals using adaptive Wiener-Kalman filtering. In *Recent Trends in VLSI and Semiconductor Packaging*, pp. 494–503. <https://doi.org/10.1201/9781003616399-64>
- [20]. H. Kim, J. Park, C. Jin, M. Kim, D. Lee. (2023). Real-time inverse estimation of multi-directional random waves from vessel-motion sensors using Kalman filter. *Ocean Engineering*, 280, 114501. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2023.114501>
- [21]. H. Kim, H. Kang, M.-H. Kim. (2019). Real-time inverse estimation of ocean wave spectra from vessel-motion sensors using adaptive Kalman filter. *Applied Sciences*, 9(14), 2797. <https://doi.org/10.3390/app9142797>
- [22]. N. Wiener. (1949). *Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series: With Engineering Applications*. MIT Press. Cambridge, MA, USA.
- [23]. P. Welch. (1967). The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 15(2), 70–73. <https://doi.org/10.1109/TAU.1967.1161901>
- [24]. M. Gonçalves, C.G. Soares. (2022). Local assimilation of wave model predictions for weather routing systems. *Ocean Engineering*, 266, 113126. <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.113126>
- [25]. A. Loizou, J. Christmas. (2022). Sea state from ocean video with singular spectrum analysis and extended Kalman filter. *Signal, Image and Video Processing*, 16, 1497–1504. <https://doi.org/10.1007/s11760-021-02103-0>
- [26]. Z. Zhang, T. Tang, Y. Li. (2024). Spatial estimation of unidirectional wave evolution based on ensemble data assimilation. *European Journal of Mechanics – B/Fluids*,

- 106, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.euromechflu.2024.02.006>
- [27]. M. Sun, J. Du, Y. Yang, X. Yin. (2021). Evaluation of assimilation in the MASNUM wave model based on Jason-3 and CFOSAT. *Remote Sensing*, 13(19), 3833. <https://doi.org/10.3390/rs13193833>
- [28]. J.-S. Choi, B.-J. Choi, K. Kwon, G.-H. Seo. (2024). Assimilation of surface geostrophic currents in the East Sea using the ensemble Kalman filter. *Ocean Science Journal*, 59, 57. <https://doi.org/10.1007/s12601-024-00174-x>
- [29]. B. Feng, P. Qian, Y. Si, X. Liu, H. Yang, H. Wen, D. Zhang. (2020). Comparative investigations of tidal current velocity prediction considering effect of multi-layer current velocity. *Energies*, 13(23), 6417. <https://doi.org/10.3390/en13236417>
- [30]. S. Fan, B. Zhang, V. Kudryavtsev. (2025). Comprehensive assessment of ocean surface current retrievals using SAR Doppler shift and drifting buoy observations. *Remote Sensing*, 17(12), 2007. <https://doi.org/10.3390/rs17122007>
- [31]. K. Sun, J. Liang, X.-M. Li, J. Pan. (2025). Retrieval of ocean surface currents by synergistic Sentinel-1 and SWOT data using deep learning. *Remote Sensing*, 17(13), 2133. <https://doi.org/10.3390/rs17132133>