Tạp chí Khoa học Đại học Cần Thơ
Số chuyên đề: Công nghệ chiến lược - Động lực phát triển Đồng bằng sông Cửu Long (SDMD)
ISSN 1859-2333 | e-ISSN 2815-5599

DOI:10.22144/ctujos.2026.250

PHÂN TÍCH DỮ LIỆU VÀ DỰ BÁO SẢN LƯỢNG THỦY SẢN ĐỒNG BẰNG SÔNG CỬU LONG ĐẾN NĂM 2045

Nguyễn Thị Ngọc Thứ* và Lê Thị Thanh Hiếu
Trường Đại học Kỹ thuật – Công nghệ Cần Thơ, Việt Nam
**Tác giả liên hệ (Corresponding author): ntnthu@ctuet.edu.vn*

Thông tin chung (Article Information)

Nhận bài (Received): 09/08/2026
Sửa bài (Revised): 31/08/2026
Duyệt đăng (Accepted): 08/11/2026

Title: *Data analysis and forecasting of fisheries production in the Mekong Delta to 2045*

Author(s): *Nguyen Thi Ngoc Thu* and Le Thi Thanh Hieu*

Affiliation(s): *Can Tho University of Technology, Viet Nam*

TÓM TẮT

Nghiên cứu được thực hiện nhằm phân tích xu hướng và dự báo sản lượng thủy sản của Đồng bằng sông Cửu Long (ĐBSCL) đến năm 2045, sử dụng chuỗi số liệu giai đoạn 1995–2024. Trong nghiên cứu, ba nhóm phương pháp gồm mô hình xu thế, san bằng số mũ và mô hình kết hợp đã được so sánh; độ chính xác được đánh giá bằng MAE, MAPE, RMSE và Theil's U. Kết quả cho thấy mô hình kết hợp có hiệu quả vượt trội, trong đó mô hình xu thế bậc hai–Holt đạt kết quả tốt nhất với MAE = 66.973 tấn, MAPE = 3,038%, RMSE = 85.034 tấn và Theil's U = 0,467. Theo mô hình này, sản lượng thủy sản ĐBSCL được dự báo tăng từ khoảng 5.678.340 tấn năm 2025 lên 10.340.414 tấn năm 2045. Kết quả khẳng định việc kết hợp mô hình xu thế bậc hai–Holt góp phần nâng cao độ chính xác dự báo, cung cấp cơ sở định lượng cho hoạch định sản xuất và quản lý nguồn cung thủy sản vùng.

Từ khóa: *Dự báo, mô hình kết hợp, mô hình xu thế, san bằng số mũ, sản lượng thủy sản*

ABSTRACT

This study aims to analyze trends and forecast fisheries production in the Mekong Delta through 2045 using annual data for the period 1995–2024. Three groups of forecasting methods—trend models, exponential smoothing, and hybrid models—are compared, with forecasting accuracy evaluated using MAE, MAPE, RMSE, and Theil's U. The results show that the hybrid approach outperforms the individual models, with the quadratic trend–Holt model achieving the best performance, with an MAE of 66.973 tons, a MAPE of 3.038%, an RMSE of 85.034 tons, and a Theil's U of 0.467. Under the selected model, fisheries production in the Mekong Delta is projected to increase from approximately 5,678,340 tons in 2025 to 10,340,414 tons in 2045. The findings confirm that the hybrid trend–Holt model improves forecasting accuracy and provides a quantitative basis for production planning and fisheries supply management in the region.

Keywords: *Exponential smoothing, fisheries production, forecasting, hybrid model, trend model*

1. GIỚI THIỆU

Trong bối cảnh cách mạng công nghiệp 4.0, việc ứng dụng công nghệ và khai thác dữ liệu ngày càng có ý nghĩa quan trọng trong nâng cao hiệu quả ngành thủy sản (Ntsama et al., 2018; Puszkarski & Śniadach, 2022). Tuy nhiên, việc sản xuất thủy sản chịu tác động của biến đổi khí hậu, điều kiện tự nhiên, dịch bệnh và biến động thị trường, trong đó các cú sốc về cung–cầu như COVID-19 có thể ảnh hưởng đáng kể đến sản xuất và chuỗi cung ứng (Food and Agriculture Organization of the United Nations [FAO], 2023; Khan et al., 2023); đồng thời, nguồn lợi, hoạt động khai thác và năng lực cạnh tranh chịu tác động của điều kiện khai thác và thị trường (Arnenda et al., 2021; Hartanto et al., 2021). Những yếu tố này làm gia tăng tính bất định của sản lượng và đặt ra yêu cầu về phân tích dữ liệu và dự báo nhằm hỗ trợ lập kế hoạch sản xuất, quản lý nguồn cung và hoạch định chính sách (Guajardo et al., 2010; Somers et al., 2014). Tại Việt Nam, Đồng bằng sông Cửu Long (ĐBSCL) là vùng sản xuất thủy sản chủ lực. Theo Cục Thống kê (NSO, 2026), sản lượng thủy sản của ĐBSCL tăng từ 819.222 tấn năm 1995 lên 5.473.848 tấn năm 2024, trong khi sản lượng cả nước tăng từ 1.584.361 tấn lên 9.656.327 tấn; sản lượng của vùng chiếm khoảng 52–57% tổng sản lượng thủy sản cả nước trong giai đoạn nghiên cứu. Điều này khẳng định vai trò chủ lực của ĐBSCL và cho thấy sự cần thiết của việc phân tích, dự báo sản lượng thủy sản nhằm cung cấp cơ sở định lượng cho hoạch định sản xuất, quản lý nguồn cung và phát triển ngành thủy sản theo hướng ổn định, bền vững.

Về cơ sở lý thuyết và phương pháp luận, các công trình của Makridakis et al. (1998), Hyndman and Athanasopoulos (2021) và Petropoulos et al. (2022) cung cấp nền tảng quan trọng cho việc ứng dụng các phương pháp dự báo chuỗi thời gian. Trong lĩnh vực thủy sản, các mô hình ARIMA và Box–Jenkins đã được sử dụng trong nhiều nghiên cứu để dự báo sản lượng thủy sản tại Bangladesh, Ấn Độ và Pakistan (Haque et al., 2005; Tsitsika et al., 2007; Raman et al., 2017; Mehmood et al., 2020; Boruah et al., 2020; Yadav et al., 2020; Voumik, 2021; Siddique et al., 2024). Bên cạnh đó, các phương pháp san bằng số mũ cũng được áp dụng trong dự báo sản lượng thủy sản và các đối tượng liên quan (Supriatin & Rohman, 2020; Navalina et al., 2020; Irfanullah et al., 2022; Lisnawati et al., 2022; Sari et al., 2024), trong khi Rahmadani et al. (2024) tiếp cận dự báo sản lượng cá nuôi bằng các phương pháp hồi quy. Nhìn chung, kết quả các nghiên cứu cho thấy hiệu quả dự báo phụ thuộc vào đặc điểm của từng chuỗi dữ liệu và cần được đánh giá thông qua các tiêu chí sai số phù hợp.

Tại Việt Nam, các nghiên cứu dự báo sản lượng thủy sản chủ yếu tập trung vào từng sản phẩm hoặc đối tượng cụ thể, như sản lượng cá tra xuất khẩu, giá tôm sú và sản lượng bột cá (Hồng và ctv., 2017; Ngọc và ctv., 2018; Tuyên, 2023). Ở cấp địa phương và khu vực khai thác, Kurnia et al. (2020) và Salmarika et al. (2022) lần lượt dự báo khả năng cung ứng và sản lượng cá khai thác tại các cảng cá. Ngoài ra, kết quả một số nghiên cứu trong lĩnh vực nông nghiệp như Abbasi et al. (2015) và Akolo (2019) cũng cho thấy khả năng ứng dụng linh hoạt các mô hình chuỗi thời gian trong dự báo các chuỗi dữ liệu có xu hướng và biến động. Tuy nhiên, các nghiên cứu phân tích và dự báo tổng thể sản lượng thủy sản ở quy mô vùng tại Việt Nam, đặc biệt là ĐBSCL–vùng sản xuất thủy sản chủ lực của cả nước vẫn còn hạn chế. Đặc biệt, việc so sánh đồng thời các mô hình xu thế, san bằng số mũ và mô hình kết hợp giữa xu thế dài hạn với biến động ngắn hạn trong dự báo sản lượng thủy sản vùng chưa được quan tâm đầy đủ. Do đó, nghiên cứu này được thực hiện với mục đích hướng đến thu hẹp khoảng trống trên bằng cách xây dựng và so sánh các mô hình dự báo chuỗi thời gian, đồng thời phát triển mô hình kết hợp xu thế–san bằng số mũ, nhằm tận dụng ưu điểm của từng phương pháp và nâng cao khả năng dự báo sản lượng thủy sản ĐBSCL đến năm 2045. Cách tiếp cận này góp phần bổ sung bằng chứng thực nghiệm về khả năng ứng dụng mô hình kết hợp trong dự báo sản lượng thủy sản ở quy mô vùng, đồng thời cung cấp cơ sở định lượng hỗ trợ hoạch định sản xuất, quản lý nguồn cung và phát triển ngành thủy sản ĐBSCL theo hướng bền vững.

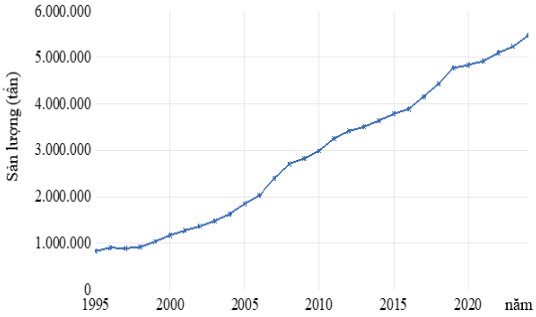
2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Phương pháp thu thập số liệu

Trong nghiên cứu này, chuỗi số liệu sản lượng thủy sản của ĐBSCL giai đoạn 1995–2024 đã được sử dụng, dữ liệu này được thu thập từ Cục Thống kê. Dữ liệu phản ánh tổng sản lượng thủy sản của các địa phương trong vùng, bao gồm sản lượng nuôi trồng và khai thác, với 30 quan sát theo năm. Chuỗi dữ liệu được sử dụng để phân tích xu hướng dài hạn và xây dựng các mô hình dự báo sản lượng thủy sản đến năm 2045.

Kết quả phân tích cho thấy sản lượng thủy sản ĐBSCL có xu hướng tăng rõ rệt trong toàn bộ giai đoạn nghiên cứu, mặc dù tốc độ tăng có sự khác biệt giữa các giai đoạn. Cụ thể, sản lượng tăng từ 819. 222 tấn năm 1995 lên 2.987.411 tấn năm 2010, đạt

3.884.030 tấn năm 2016 và tiếp tục tăng lên 4.779.269 tấn năm 2019. Sau giai đoạn 2020–2021, sản lượng thủy sản ĐBSCL tiếp tục phục hồi và tăng trưởng, đạt 5.473.848 tấn vào năm 2024. Như vậy, trong gần 30 năm, sản lượng thủy sản ĐBSCL đã tăng hơn 6,6 lần, cho thấy sự phát triển mạnh mẽ của ngành thủy sản trong vùng. Xu hướng tăng dài hạn này là cơ sở quan trọng để lựa chọn, xây dựng và đánh giá các mô hình dự báo, trình bày tại Hình 1.



Hình 1. Sản lượng thủy sản ĐBSCL giai đoạn 1995 - 2024

(Nguồn: Cục Thống kê, 2026)

2.2. Phương pháp phân tích số liệu

2.2.1. Phương pháp phân tích xu thế

Về cơ sở lý thuyết, Makridakis et al. (1998), Hyndman and Athanasopoulos (2021) và Petropoulos et al. (2022) cung cấp nền tảng quan trọng về phương pháp luận dự báo chuỗi thời gian, từ các phương pháp thống kê truyền thống đến các kỹ thuật hiện đại. Kết quả các nghiên cứu thực nghiệm của Tratar and Strmčnik (2016), Tirkeş et al. (2017) và Şahinli (2020) cho thấy việc kết hợp và so sánh các phương pháp như Holt–Winters, ARIMA, phân tích xu thế, phân rã chuỗi thời gian và hồi quy có thể hỗ trợ lựa chọn mô hình phù hợp với đặc điểm của từng chuỗi dữ liệu. Trong nghiên cứu dự báo sản lượng thủy sản, phân tích xu thế được sử dụng nhằm xác định và mô hình hóa hướng vận động dài hạn của sản lượng theo thời gian, qua đó làm cơ sở cho dự báo các giá trị trong tương lai (Tirkeş et al., 2017). Dựa trên cách tiếp cận được đề xuất bởi Boken (2000), Rimi et al. (2009), Abbasi et al. (2015), Thứ và ctv. (2025), mô hình xu thế tuyến tính và mô hình xu thế bậc hai đã được xem xét trong nghiên cứu để phản ánh các dạng biến động khác nhau của sản lượng thủy sản. Trong đó, mô hình xu thế tuyến tính phù hợp với trường hợp sản lượng có xu hướng tăng hoặc giảm tương đối ổn định theo thời gian, trong khi mô hình xu thế bậc hai cho phép phản ánh sự thay đổi về tốc độ tăng trưởng hoặc suy giảm của sản lượng thông qua thành phần thời gian bình phương. Việc sử dụng đồng thời hai dạng mô hình giúp đánh giá khả năng mô tả xu hướng dài hạn của chuỗi sản lượng thủy sản và lựa chọn dạng xu thế phù hợp hơn với đặc điểm thực tế của dữ liệu. Các mô hình được biểu diễn lần lượt như sau:

Mô hình xu thế tuyến tính (Linear Trend – LT)

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 T + u_t \qquad (1)$$

Mô hình xu thế bậc hai (Quadratic Trend – QT)

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 T + \beta_2 T^2 + u_t \qquad (2)$$

Trong đó: Y_t là giá trị của biến nghiên cứu (sản lượng thủy sản) tại thời điểm t và tính bằng tấn, β_0 là hằng số, β_1 phản ánh xu hướng tăng hoặc giảm tuyến tính của sản lượng và β_2 phản ánh sự thay đổi về tốc độ tăng trưởng của sản lượng theo thời gian, T là biến thời gian (năm) và u_t là sai số ngẫu nhiên.

2.2.2. Phương pháp san bằng số mũ

San bằng số mũ (Exponential Smoothing) được sử dụng rộng rãi trong dự báo sản lượng thủy sản nhờ khả năng làm trơn biến động của chuỗi dữ liệu và dự báo dựa trên thông tin lịch sử; trong đó, các quan sát gần thời điểm dự báo thường được gán trọng số cao hơn các quan sát xa hơn trong quá khứ (Makridakis et al., 1998; Hyndman & Athanasopoulos, 2021). Trong các nghiên cứu thực nghiệm, phương pháp này đã được áp dụng để dự báo sản lượng thủy sản tại các địa phương và đối tượng khác nhau (Navalina et al., 2020; Supriatin & Rohman, 2020; Irfanullah et al., 2022; Lisnawati et al., 2022). Bên cạnh đó, kết quả các nghiên cứu cũng cho thấy san bằng mũ có thể được xem xét cùng với các mô hình chuỗi thời gian khác trong quá trình lựa chọn phương pháp dự báo phù hợp (Tratar & Strmčnik, 2016; Akolo, 2019). Trong nghiên cứu này, các tham số và thành phần của mô hình được lựa chọn phù hợp với đặc điểm của chuỗi dữ liệu, bao gồm mức độ (level), xu thế (trend) được ước lượng và tối ưu hóa trên EViews nhằm lựa chọn cấu hình có sai số dự báo thấp. Hiệu quả mô hình được đánh giá thông qua các chỉ tiêu MSE, RMSE, MAE và MAPE, qua đó làm cơ sở lựa chọn mô hình phù hợp để dự báo sản lượng thủy sản trong các giai đoạn tiếp theo (Petropoulos et al., 2022).

Mô hình san bằng số mũ đơn (Simple Exponential Smoothing–SES)

Mô hình SES sử dụng một tham số san bằng duy nhất gắn với thành phần mức độ (level) của chuỗi thời gian, được thể hiện như sau:

$$F_{t+1} = F_t + \alpha(Y_t - F_t) \qquad (3)$$

Trong đó: F_{t+1} là giá trị dự báo tại thời điểm t+1, F_t là giá trị dự báo tại thời điểm t, Y_t là giá trị quan sát thực tế tại thời điểm t, và α là tham số san bằng.

Giá trị dự báo ban đầu được xác định theo:

$$F_1 = Y_1$$

Do SES giả định chuỗi thời gian không có xu thế và không có yếu tố mùa vụ nên giá trị dự báo cho m kỳ tiếp theo được xác định bởi:

$$F_{t+m} = F_t$$

Trong đó, m là số kỳ dự báo trước thời điểm cần dự báo.

Mô hình san bằng số mũ Holt

Holt phù hợp với chuỗi thời gian có xu thế nhưng không có mùa vụ rõ rệt. Khác với SES, mô hình Holt bổ sung thành phần xu thế (trend) và sử dụng hai tham số san bằng: α cho mức độ (level) và β cho xu thế. Trong nghiên cứu, mô hình Holt được sử dụng để phản ánh đồng thời mức độ và xu hướng biến động của sản lượng thủy sản theo thời gian:

$$L_t = \alpha Y_t + (1-\alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (4)$$

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1} \quad (5)$$

$$F_{t+m} = L_t + mb_t \quad (6)$$

Trong đó: Y_t là giá trị quan sát thực tế tại thời điểm t, L_t là mức độ ước lượng của chuỗi, b_t là xu thế tại thời điểm t, α và β lần lượt là các tham số san bằng của mức độ và xu thế, m là số kỳ dự báo trước. Giá trị khởi tạo có thể được xác định với $L_1 = Y_1$ và $b_1 = Y_2 - Y_1$. Trong quá trình ước lượng, các giá trị khởi tạo của mức độ và xu thế có thể được tối ưu hóa đồng thời nhằm nâng cao độ chính xác dự báo.

Hệ số tự tương quan (AC) tại độ trễ k được xác định theo công thức:

$$AC_k = \frac{\sum_{t=k+1}^{n}(Y_t-\bar{Y})(Y_{t-k}-\bar{Y})}{\sum_{t=1}^{n}(Y_t-\bar{Y})^2} \quad (7)$$

Trong đó: Y_t là giá trị quan sát tại thời điểm t, $\bar{Y}$ là giá trị trung bình của chuỗi, n là số quan sát và k là độ trễ.

Hệ số tự tương quan riêng phần (PAC) tại độ trễ k được xác định thông qua mô hình tự hồi quy bậc k:

$$Y_t = c + \phi_{k1}Y_{t-1} + \cdots + \phi_{kk}Y_{t-k} + \varepsilon_t \quad (8)$$

Trong đó: $PAC_k = \phi_{kk}$, tức là hệ số của biến Y_{t-k}, phản ánh mối quan hệ trực tiếp giữa Y_t và Y_{t-k} sau khi loại bỏ ảnh hưởng của các độ trễ trung gian.

2.2.3. Mô hình kết hợp

Mô hình xu thế có khả năng phản ánh xu hướng tăng hoặc giảm phi tuyến của sản lượng thủy sản theo thời gian, trong khi mô hình san bằng mũ có ưu điểm trong việc cập nhật và dự báo các biến động ngắn hạn của chuỗi dữ liệu. Do đó, việc kết hợp hai phương pháp được kỳ vọng tận dụng ưu điểm của từng mô hình, qua đó nâng cao khả năng mô hình hóa và cải thiện độ chính xác dự báo so với việc sử dụng riêng lẻ từng mô hình. Cách tiếp cận này phù hợp với với xu hướng nghiên cứu hiện nay trong lĩnh vực dự báo, khi các mô hình kết hợp ngày càng được xem là giải pháp hiệu quả đối với các chuỗi dữ liệu có cấu trúc phức tạp và biến động mạnh (Song & Li, 2008; Athanasopoulos et al., 2011; Song et al., 2019).

Mô hình kết hợp được thực hiện qua ba bước chính. Đầu tiên, mô hình xu thế được sử dụng để mô tả xu hướng dài hạn của chuỗi và ước lượng thành phần xu thế $\hat{Y}_t$. Phần dư của mô hình được xác định theo công thức:

$$e_t = Y_t - \hat{Y}_t \quad (9)$$

Trong đó, Y_t là giá trị quan sát thực tế tại thời điểm t, còn $\hat{Y}_t$ là giá trị ước lượng từ mô hình xu thế. Phần dư e_t phản ánh các biến động ngắn hạn chưa được giải thích bởi thành phần xu thế. Tiếp theo, phương pháp san bằng số mũ được áp dụng cho chuỗi phần dư nhằm mô hình hóa và dự báo các biến động còn lại. Cuối cùng, giá trị dự báo của mô hình kết hợp được xác định bằng tổng giữa dự báo từ mô hình xu thế và dự báo phần dư từ mô hình san bằng mũ:

$$\hat{Y}_{t+h}^{Hybrid} = \hat{Y}_{t+h}^{Trend} + \hat{e}_{t+h}^{ES} \quad (10)$$

Trong đó: $\hat{Y}_{t+h}^{Hybrid}$ là giá trị dự báo từ mô hình kết hợp, $\hat{Y}_{t+h}^{Trend}$ là giá trị dự báo từ mô hình xu thế và $\hat{e}_{t+h}^{ES}$ là giá trị dự báo phần dư.

2.2.4. Các chỉ tiêu đo lường độ chính xác dự báo

Để đánh giá độ chính xác của dự báo và xác định mô hình tối ưu, nghiên cứu sử dụng bốn chỉ tiêu phổ biến gồm sai số tuyệt đối trung bình (MAE), sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE), căn bậc hai sai số bình phương trung bình (RMSE) và hệ số không ngang bằng Theil's U. Giá trị MAE, MAPE và RMSE càng thấp cho thấy hiệu quả dự báo của mô hình càng tốt (Makridakis et al., 1998; Hoài và

ctv., 2013; Tratar & Strmčnik, 2016; Akolo, 2019; Hyndman & Athanasopoulos, 2021; Rahmadani et al., 2024). Mô hình có kết quả tổng thể tốt nhất được lựa chọn để dự báo sản lượng thủy sản ĐBSCL giai đoạn 2025–2045.

$$MAPE = \frac{\sum|(Y_t - \hat{Y}_t)/Y_t|}{n} \quad (11)$$

$$MAE = \frac{\sum|Y_t - \hat{Y}_t|}{n} \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(Y_t - \hat{Y}_t)^2}{n}} \quad (13)$$

$$U = \frac{\sqrt{\sum(Y_t - \hat{Y}_t)^2}}{\sqrt{\sum(Y_t - Y_{t-1})^2}} \quad (14)$$

Trong đó: Y_t là giá trị thực tế, Y_{t-1} là giá trị thực tế tại thời điểm trước, $\hat{Y}_t$ giá trị dự báo tại thời điểm t và n là số quan sát.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Ước lượng mô hình xu thế

Để đánh giá xu hướng biến động của sản lượng thủy sản tại ĐBSCL trong giai đoạn 1995–2024, việc ước lượng các mô hình xu thế tuyến tính và xu thế bậc hai đã được tiến hành. Kết quả ước lượng các mô hình được trình bày tại Bảng 1.

Bảng 1. Kết quả ước lượng các mô hình xu thế

Biến	Mô hình xu thế tuyến tính (LT)	Mô hình xu thế bậc hai (QT)
Hằng số (C)	186.030*** (66.569)	411.284*** (89.971)
Xu thế thời gian (T)	174.208*** (3.749)	131.972*** (13.378)
Bình phương xu thế (T^2)		1.362*** 418,761
R-squared	0,987	0,991
Adjusted R-squared	0,986	0,990
F-statistic	2.158	1.453
Prob (F-statistic)	0,000	0,000
Durbin–Watson statistic	0,282	0,349

*Ghi chú: Sai số chuẩn được trình bày trong ngoặc đơn; *** khác biệt có ý nghĩa thống kê ở mức 1%.*

Bảng 1 trình bày kết quả ước lượng mô hình xu thế tuyến tính và mô hình bậc hai. Kết quả ước lượng cho thấy cả hai mô hình đều có ý nghĩa thống kê tổng thể với Prob (F-statistic) = 0,000. Hệ số xu thế T của cả hai mô hình đều dương và có ý nghĩa thống kê ở mức 1%, cho thấy sản lượng thủy sản có xu hướng gia tăng theo thời gian. Đối với mô hình xu thế bậc hai, hệ số T^2 dương và có ý nghĩa thống kê ở mức 1%, hàm ý rằng xu hướng tăng của sản lượng có tính phi tuyến và tốc độ tăng có xu hướng gia tăng theo thời gian. Về mức độ phù hợp, mô hình xu thế bậc hai có R^2 = 0,991 và Adjusted R^2 = 0,990, cao hơn tương ứng so với 0,987 và 0,986 của mô hình xu thế tuyến tính. Kết quả này cho thấy mô hình xu thế bậc hai có khả năng mô tả biến động của sản lượng trong mẫu tốt hơn mô hình tuyến tính. Tuy nhiên, việc lựa chọn mô hình dự báo không nên chỉ dựa trên mức độ phù hợp trong mẫu mà cần tiếp tục đánh giá các giả định của mô hình thông qua các kiểm định chẩn đoán phần dư.

Bảng 2. Kết quả kiểm định chẩn đoán các mô hình xu thế

Mô hình	Breusch–Godfrey LM (p-value)	Jarque–Bera (p-value)	White (p-value)
Xu thế tuyến tính (LT)	0,000	0,545	0,0026
Xu thế bậc hai (QT)	0,000	0,478	0,1212

Kết quả kiểm định chẩn đoán tại Bảng 2 cho thấy cả hai mô hình đều tồn tại hiện tượng tự tương quan phần dư (Breusch–Godfrey LM, p-value = 0,000 < 0,05). Kiểm định Jarque–Bera lần lượt đạt 0,545 và 0,478 (> 0,05), cho thấy chưa có bằng chứng bác bỏ giả thuyết phần dư có phân phối chuẩn. Kiểm định White cho thấy mô hình xu thế tuyến tính có hiện tượng phương sai thay đổi (p-value = 0,0026 < 0,05), trong khi mô hình xu thế bậc hai chưa có bằng chứng về phương sai thay đổi (p-value = 0,1212 > 0,05). Như vậy, mô hình xu thế bậc hai có kết quả chẩn đoán tốt hơn và có R^2 = 0,991, cao hơn mô hình xu thế tuyến tính (R^2 = 0,987); do đó, mô hình xu thế bậc hai phù hợp hơn để mô tả xu hướng dài hạn của sản lượng thủy sản. Kết quả nghiên cứu cho thấy

sản lượng thủy sản ĐBSCL có xu hướng gia tăng trong dài hạn. Xu hướng này tương đồng với Yadav et al. (2020) và Boruah et al. (2020), khi các nghiên cứu tại Ấn Độ đều ghi nhận sản lượng thủy sản có xu hướng tăng và được dự báo tiếp tục tăng trong tương lai. Tại Indonesia, Irfanullah et al. (2022) cũng ghi nhận xu hướng tăng của sản lượng thủy sản trong giai đoạn nghiên cứu. Ở Việt Nam, Hồng và ctv. (2017) cho thấy sản lượng cá tra xuất khẩu có xu hướng gia tăng trong giai đoạn dự báo. Nhìn chung, kết quả nghiên cứu phù hợp với xu hướng gia tăng sản lượng thủy sản được ghi nhận tại Việt Nam và một số quốc gia châu Á, đồng thời cho thấy mô hình xu thế bậc hai có ưu thế hơn trong việc phản ánh xu hướng biến động dài hạn của sản lượng thủy sản.

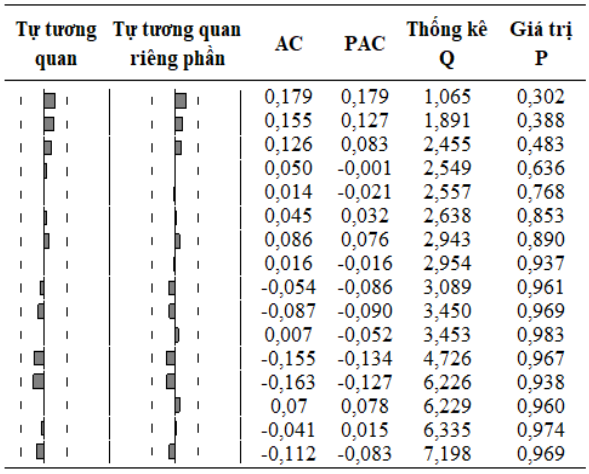
3.2. Ước lượng mô hình san bằng số mũ

Kết quả ước lượng mô hình SES và Holt được thể hiện trong Bảng 3. Qua đó, kết quả cho thấy mô hình san bằng số mũ Holt có khả năng dự báo tốt hơn mô hình SES. Cụ thể, hệ số san bằng α của SES đạt 0,999, trong khi mô hình Holt có α = 1,000 và hệ số xu thế β = 0,240, cho thấy mô hình Holt có khả năng cập nhật đồng thời mức độ và xu hướng biến động của chuỗi dữ liệu theo thời gian. Xét các chỉ tiêu sai số, mô hình Holt có RMSE = 90.432 và RSS = $2{,}45 \times 10^{11}$, thấp hơn đáng kể so với RMSE = 225.148 và RSS = $15{,}2 \times 10^{11}$ của SES. Kết quả này cho thấy việc bổ sung thành phần xu thế trong mô hình Holt giúp cải thiện đáng kể mức độ phù hợp và khả năng dự báo so với mô hình SES.

Bảng 3. Kết quả ước lượng các mô hình san bằng số mũ

Mô hình	Hệ số san mũ α	Hệ số xu thế β	RMSE	RSS
SES	0,999	-	225.148	$15{,}2 \times 10^{11}$
Holt	1,000	0,240	90.432	$2{,}45 \times 10^{11}$

Ghi chú: α là hệ số san bằng mức độ; β là hệ số san bằng xu thế. Mô hình SES không bao gồm thành phần xu thế nên không có hệ số β.



Hình 2. Đồ thị ACF và PACF của mô hình SES và Holt

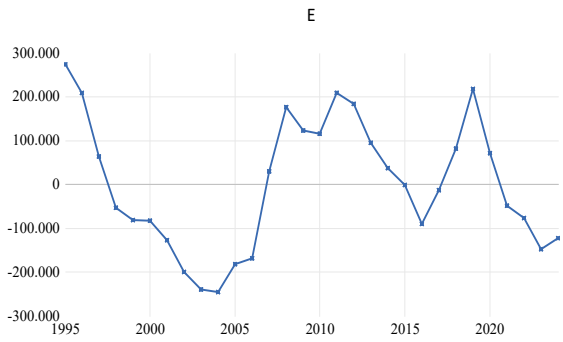
Kết quả phân tích ACF và PACF của mô hình SES và Holt được trình bày ở Hình 2 cho thấy các hệ số tự tương quan và tự tương quan riêng phần của hai chuỗi đều giảm nhanh và không xuất hiện các hệ số có ý nghĩa thống kê. Đồng thời, việc kiểm định Ljung–Box cho thấy giá trị xác suất tại các độ trễ đều lớn hơn 0,05; do đó, không đủ bằng chứng bác bỏ giả thuyết không có tự tương quan. Kết quả này cho thấy chuỗi phần dư không tồn tại hiện tượng tự tương quan có ý nghĩa thống kê, cấu trúc phụ thuộc theo thời gian đã được mô hình hóa tương đối phù hợp.

3.3. Ước lượng mô hình kết hợp

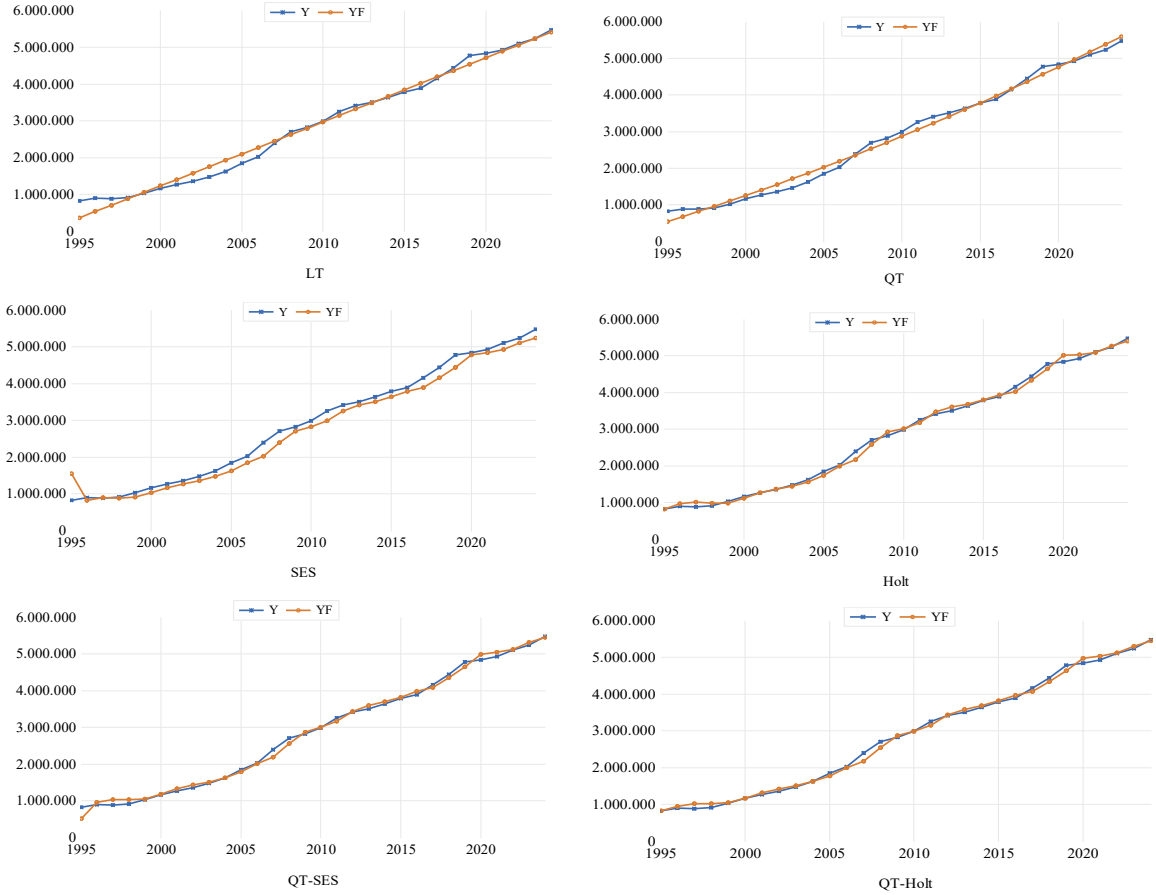
Từ kết quả ước lượng mô hình xu thế bậc hai ở mục 3.1, phần dư của mô hình xu thế bậc hai được xác định và trình bày trong Hình 3. Chuỗi phần dư này tiếp tục được sử dụng để xây dựng mô hình kết hợp nhằm nắm bắt các thành phần biến động chưa được giải thích bởi mô hình xu thế.

Bảng 4 trình bày kết quả ước lượng các mô hình san bằng số mũ áp dụng cho chuỗi phần dư của mô

hình xu thế bậc hai. Kết quả cho thấy mô hình Holt có hệ số san bằng α =1,000 và hệ số san bằng xu thế β = 0,000. Kết quả này cho thấy thành phần xu thế không được cập nhật trong quá trình dự báo chuỗi phần dư, phù hợp với đặc điểm chuỗi phần dư sau khi đã loại bỏ xu thế bậc hai. Đồng thời, giá trị α bằng 1 cho thấy mô hình Holt ưu tiên cập nhật mạnh mức độ hiện tại của chuỗi phần dư. So với mô hình SES, mô hình Holt đạt RMSE thấp hơn (85.034 so với 102.852), đồng thời RSS cũng thấp hơn (2,17 × 10^{11} so với 3,17 × 10^{11}), cho thấy mô hình Holt có khả năng mô tả và dự báo biến động của phần dư tốt hơn trong mẫu nghiên cứu.



Hình 3. Chuỗi (E) phần dư mô hình xu thế bậc hai



Hình 4. Giá trị thực tế và ước lượng theo các mô hình dự báo giai đoạn 1995–2024

Ghi chú: Y là giá trị thực tế (đơn vị là tấn), YF là giá trị ước lượng (đơn vị là tấn).

Bảng 4. Kết quả ước lượng mô hình san bằng số mũ từ phần dư của mô hình xu thế bậc hai

Mô hình	Hệ số san mũ α	Hệ số xu thế β	RMSE	RSS
SES	0,999		102.852	$3,17x10^{11}$
Holt	1,000	0,000	85.034	$2,17x10^{11}$

Bảng 5. Đánh giá độ chính xác các mô hình dự báo

Mô hình	MAE (tấn)	MAPE (%)	RMSE (tấn)	Theil's U
LT	126.200	8,346	171.740	1,470
QT	125.604	6,976	145.561	1,088
SES	179.895	9,057	225.148	1,238
Holt	80.624	4,645	99.305	0,546
QT–SES	79.927	4,490	102.852	0,565
QT–Holt	66.973	3,038	85.034	0,467

Độ chính xác của các mô hình được trình bày trong Bảng 5. Kết quả cho thấy mô hình xu thế bậc hai–Holt (QT–Holt) đạt độ chính xác cao nhất với MAPE = 3,038%, MAE = 66.973 tấn, RMSE = 85.034 tấn và Theil's U = 0,467. Mô hình Holt đứng thứ hai (MAPE = 4,645%), trong khi mô hình SES có sai số cao nhất (MAPE = 9,057%). Mô hình xu thế bậc hai cũng cho kết quả tốt hơn xu thế tuyến tính (MAPE lần lượt 6,976% và 8,346%). Kết quả này cho thấy mô hình kết hợp có ưu thế hơn các mô hình đơn lẻ trong việc mô tả chuỗi sản lượng có xu hướng tăng dài hạn và biến động ngắn hạn. Kết quả so sánh giá trị thực tế và ước lượng của các mô hình dự báo được trình bày tại Hình 4 cho thấy các đường ước lượng của mô hình kết hợp bám sát giá trị thực tế hơn so với các mô hình xu thế và san bằng số mũ riêng lẻ. Điều này củng cố kết quả đánh giá định lượng và cho thấy việc kết hợp xu thế bậc hai để phản ánh biến động dài hạn, với Holt để cập nhật biến động còn lại của chuỗi giúp nâng cao độ chính xác dự báo. Do đó, mô hình QT–Holt được lựa chọn để dự báo sản lượng thủy sản ĐBSCL giai đoạn 2025–2045.

3.4. Thảo luận

Kết quả dự báo sản lượng thủy sản ĐBSCL trong giai đoạn 2025–2045 bằng mô hình QT–Holt được trình bày tại Bảng 6 cho thấy sản lượng thủy sản ĐBSCL có xu hướng tăng liên tục trong giai đoạn 2025–2045. Sản lượng dự báo tăng từ 5.678.340 tấn năm 2025 lên 6.741.677 tấn năm 2030, 7.873.135 tấn năm 2035, tăng lên 9.072.714 tấn năm 2040 và đạt 10.340.414 tấn vào năm 2045, tương ứng mức tăng khoảng 82,1% so với năm 2025. Kết quả cho thấy quy mô sản xuất thủy sản của vùng có khả năng tiếp tục mở rộng trong dài hạn, qua đó yêu cầu được đặt ra là việc tăng cường quản lý nguồn cung, nâng cao năng lực sản xuất và thích ứng với các yếu tố bất định nhằm bảo đảm phát triển bền vững.

Bảng 6. Dự báo sản lượng thủy sản ĐBSCL giai đoạn 2025–2045

Năm	Sản lượng dự báo (tấn)	Năm	Sản lượng dự báo (tấn)	Năm	Sản lượng dự báo (tấn)
2025	5.678.340	2032	7.186.085	2039	8.827.348
2026	5.885.558	2033	7.412.377	2040	9.072.714
2027	6.095.500	2034	7.641.393	2041	9.320.804
2028	6.308.168	2035	7.873.135	2042	9.571.620
2029	6.523.560	2036	8.107.601	2043	9.825.160
2030	6.741.677	2037	8.344.792	2044	10.081.425
2031	6.962.519	2038	8.584.708	2045	10.340.414

Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình QT–Holt đạt hiệu quả dự báo tốt nhất với MAPE = 3,038%, đồng thời có sai số thấp nhất ở cả bốn chỉ tiêu đánh giá. Kết quả này cho thấy mô hình QT–Holt có khả năng mô tả tốt hơn đặc điểm của chuỗi sản lượng thủy sản ĐBSCL, trong đó vừa tồn tại xu hướng tăng dài hạn, vừa có sự thay đổi về tốc độ tăng trưởng và biến động ngắn hạn. So với các mô hình đơn lẻ, mô hình Holt đạt hiệu quả cao thứ hai với MAPE = 4,645%, cho thấy thành phần xu thế đóng vai trò quan trọng trong biến động của sản lượng thủy sản. Kết quả phù hợp với Makridakis et al. (1998) và Hyndman and Athanasopoulos (2021) khi cho rằng việc lựa chọn mô hình dự báo cần dựa trên đặc điểm cấu trúc của chuỗi dữ liệu. Trong trường hợp chuỗi có xu hướng tăng dài hạn, Holt có ưu thế hơn SES do có khả năng cập nhật đồng thời mức độ và xu thế của chuỗi.

Mô hình QT–SES đạt MAPE = 4,490%, tốt hơn các mô hình LT, QT và SES riêng lẻ nhưng vẫn kém QT–Holt. Kết quả này cho thấy việc kết hợp thành phần xu thế với phương pháp Holt có khả năng thích ứng tốt hơn so với việc sử dụng SES để xử lý phần biến động còn lại. Kết quả cũng bổ sung cho các nghiên cứu về ứng dụng phương pháp san bằng mũ trong dự báo sản lượng thủy sản như Navalina et al. (2020), Supriatin and Rohman (2020), Irfanullah et al. (2022), Lisnawati et al. (2022) và Sari et al. (2024), qua đó cho thấy hiệu

quả của các phương pháp san bằng mũ phụ thuộc vào đặc điểm của chuỗi dữ liệu.

Đối với nhóm mô hình xu thế, QT đạt kết quả tốt hơn LT với MAPE lần lượt là 6,976% và 8,346%. Điều này cho thấy xu hướng gia tăng sản lượng thủy sản ĐBSCL có thể không hoàn toàn tuyến tính mà có sự thay đổi về tốc độ tăng trưởng theo thời gian. Kết quả tương đồng với các nghiên cứu của Boken (2000), Rimi et al. (2009), Abbasi et al. (2015), Thứ và ctv. (2025), trong đó phân tích xu thế được sử dụng để nhận diện động thái dài hạn của các chuỗi dữ liệu kinh tế–nông nghiệp. Tuy nhiên, QT vẫn có sai số cao hơn Holt và các mô hình kết hợp, cho thấy mô hình xu thế đơn lẻ chưa phản ánh đầy đủ các biến động của sản lượng thủy sản. Riêng SES có hiệu quả thấp nhất với MAPE = 9,057%, cho thấy phương pháp chỉ cập nhật thành phần mức độ chưa phù hợp với chuỗi có xu hướng tăng rõ rệt.

Nhìn chung, QT–Holt là mô hình phù hợp nhất trong các mô hình được xem xét. Kết quả này phù hợp với Tratar and Strmčnik (2016), Tirkeş et al. (2017), Şahinli (2020) và Stephen et al. (2022) về sự cần thiết của việc so sánh nhiều mô hình trước khi lựa chọn mô hình dự báo phù hợp. Xu hướng gia tăng sản lượng cũng tương đồng với kết quả của Hồng et al. (2017) tại Việt Nam, Yadav et al. (2020) và Boruah et al. (2020) tại Ấn Độ và Irfanullah et al. (2022) tại Indonesia. Theo mô hình QT–Holt, sản lượng thủy sản ĐBSCL được dự báo tăng từ 5.678.340 tấn năm 2025 lên 10.340.414 tấn năm 2045. Kết quả này phù hợp với định hướng phát triển ngành thủy sản theo hướng hiện đại, hiệu quả và bền vững. Theo Quyết định 339/QĐ-TTg (Thủ tướng Chính phủ, 2021), ngành thủy sản Việt Nam được định hướng phát triển hiện đại, hiệu quả, bền vững và có năng lực cạnh tranh cao; đồng thời, Quyết định 287/QĐ-TTg (Thủ tướng Chính phủ, 2022) cũng đã định hướng ĐBSCL phát triển theo hướng tăng trưởng xanh, bền vững và chủ động thích ứng với biến đổi khí hậu. Do đó, việc tăng trưởng sản lượng trong dài hạn cần gắn với bảo vệ nguồn lợi, ứng dụng khoa học–công nghệ và phát triển thủy sản theo hướng hiện đại, hiệu quả và bền vững.

4. KẾT LUẬN VÀ KHUYẾN NGHỊ

Trong nghiên cứu này, việc phân tích và dự báo sản lượng thủy sản ĐBSCL đã được thực hiện dựa trên cơ sở chuỗi dữ liệu giai đoạn 1995–2024; đồng thời, các mô hình LT, QT, SES, Holt và mô hình kết hợp cũng đã được so sánh. Kết quả cho thấy sản lượng thủy sản có xu hướng tăng trong dài hạn và mô hình kết hợp QT–Holt cho hiệu quả dự báo tốt nhất, với MAPE đạt 3,038%, qua đó cho thấy ưu thế của việc kết hợp khả năng mô tả xu hướng dài hạn và biến động ngắn hạn. Kết quả dự báo giai đoạn 2025–2045, sản lượng thủy sản ĐBSCL tiếp tục tăng, cung cấp cơ sở định lượng cho hoạch định sản xuất, quản lý nguồn cung và phát triển ngành theo hướng bền vững. Trong các nghiên cứu tiếp theo, mô hình dự báo cần được xây dựng riêng cho từng nhóm sản lượng, kết hợp ARIMA/SARIMA với các mô hình lai; đồng thời, các yếu tố ngoại sinh cũng cần được bổ sung để nâng cao độ chính xác và giá trị ứng dụng của dự báo.

Trên cơ sở kết quả phân tích và dự báo, các khuyến nghị đã được đưa ra nhằm tăng cường ứng dụng các mô hình dự báo trong công tác lập kế hoạch và quản lý sản xuất thủy sản tại ĐBSCL. Cơ quan quản lý cần thường xuyên cập nhật dữ liệu và định kỳ đánh giá lại độ chính xác của các mô hình để kịp thời điều chỉnh dự báo khi xuất hiện những biến động bất thường. Bên cạnh đó, mô hình kết hợp QT–Holt nên được ưu tiên sử dụng như một công cụ tham khảo trong dự báo trung và dài hạn; đồng thời, mô hình này cần được so sánh với các mô hình khác khi điều kiện dữ liệu thay đổi. Bên cạnh đó, kết quả dự báo cần được cập nhật định kỳ và xây dựng theo nhiều kịch bản nhằm hỗ trợ chủ động lập kế hoạch sản xuất, cân đối nguồn cung, phân bổ nguồn lực và điều chỉnh chính sách phát triển thủy sản. Trong dài hạn, hệ thống dự báo cần được phát triển theo hướng tích hợp thêm các yếu tố có khả năng tác động đến sản lượng thủy sản như biến đổi khí hậu, nhiệt độ, độ mặn, dịch bệnh, giá thủy sản và nhu cầu thị trường, qua đó nâng cao độ tin cậy và khả năng ứng dụng của kết quả dự báo trong thực tiễn.

LỜI CẢM TẠ

Nhóm tác giả trân trọng cảm ơn Cục Thống kê đã cung cấp số liệu phục vụ nghiên cứu và Trường Đại học Kỹ thuật – Công nghệ Cần Thơ đã hỗ trợ, tạo điều kiện thuận lợi trong quá trình thực hiện nghiên cứu.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

Abbasi, S. S., Tahir, A., Raza, I., Abid, S., & Khan, M. N. (2015). Trend analysis and forecasting of wheat and rice prices in Pakistan. *Pakistan Journal of Agricultural Research*, *28*(3), 310–317. https://psa.pastic.gov.pk/SearchArticleView.aspx?S_id=601&articledetailId=125033

Akolo, I. R. (2019). Perbandingan exponential smoothing Holt-Winters dan ARIMA pada peramalan produksi padi di Provinsi Gorontalo. *Jurnal Technopreneur*, *7*(1), 20–26. https://doi.org/10.30869/jtech.v7i1.314

Arnenda, G. L., Setyadji, B., & Fahmi, Z. (2021). Laju tangkap, sebaran daerah penangkapan dan potensi stok sumber daya ikan tuna cakalang tongkol (TCT) di Sumatera Utara. *Jurnal Kelautan dan Perikanan Terapan*, *4*(1), 47–57. https://doi.org/10.15578/jkpt.v4i1.9740

Athanasopoulos, G., Hyndman, R. J., Song, H., & Wu, D. C. (2011). The tourism forecasting competition. *International Journal of Forecasting*, *27*(3), 822–844. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2010.04.009

Boken, V. K. (2000). Forecasting spring wheat yield using time series analysis: A case study for the Canadian Prairies. *Agronomy Journal*, *92*(6), 1047–1053. https://doi.org/10.2134/agronj2000.9261047x

Boruah, B. B., Roy, P., Dutta, A., & Hazarika, B. B. (2020). Forecasting marine and total fish production in India using ARIMA model. *Indian Journal of Economics and Business*, *19*(2), 161–174. http://www.ashwinanokha.com/IJEB.php

Cục Thống kê. (2026). *Sản lượng thủy sản phân theo địa phương*. https://www.nso.gov.vn/px-web-2/?pxid=V0663&theme=N%C3%B4ng%2C+l%C3%A2m+nghi%E1%BB%87p+v%C3%A0+th%E1%BB%A7y+s%E1%BA%A3n

FAO. (2023). *Globefish highlights: International markets for fisheries and aquaculture products – Second issue 2023, with January–December 2022 statistics*. Food and Agriculture Organization of the United Nations.

Guajardo, J. A., Weber, R., & Miranda, J. (2010). A model updating strategy for predicting time series with seasonal patterns. *Applied Soft Computing*, *10*(1), 276–283. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2009.07.005

Haque, M. E., Hossain, M. I., & Rahman, K. M. M. (2005). Forecasting fish production in Bangladesh using ARIMA model. *Journal of Bangladesh Agricultural University*, *3*, 381–392. https://doi.org/10.22004/ag.econ.276514

Hartanto, T. R., Suharno, & Burhanuddin. (2021). Daya saing ekspor ikan tuna cakalang tongkol Indonesia di pasar Amerika Serikat. *Jurnal Pengolahan Hasil Perikanan Indonesia*, *24*(2), 227–235. https://doi.org/10.17844/jphpi.v24i2.36075

Hoài, N. T., Bình, P. T., & Duy, N. K. (2013). *Dự báo và phân tích dữ liệu trong kinh tế và tài chính.* Nhà xuất bản Tài chính Hà Nội.

Hồng, T. T. K., Lam, L. T. D., & Đức, N. M. (2017). Dự báo sản lượng cá tra xuất khẩu của Việt Nam vào thị trường Hoa Kỳ. *Tạp chí Khoa học Đại học Văn Hiến*, *5*(5), 89-95. https://doi.org/10.58810/vhujs.5.5.2017.5521

Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3rd ed.). OTexts.

Irfanullah, A., Sumanik, C., & Makatita, R. (2022). Peramalan jumlah produksi perikanan di Kabupaten Buru Selatan menggunakan metode pemulusan eksponensial. *Pattimura Proceeding: Conference of Science and Technology, 2*(1), 411–418. https://doi.org/10.30598/PattimuraSci.2021.KNMXX.411-418

Khan, M. A., Hossain, M. E., Rahman, M. T., & Dey, M. M. (2023). COVID-19's effects and adaptation strategies in fisheries and aquaculture sector: An empirical evidence from Bangladesh. *Aquaculture*, *562*, 738822. https://doi.org/10.1016/j.aquaculture.2022.738822

Kurnia, K., Mustaruddin, M., & Lubis, E. (2020). Proyeksi produksi ikan hasil tangkapan di Pelabuhan Perikanan Samudera Kutaraja Provinsi Aceh. *Jurnal Teknologi Perikanan dan Kelautan*, *10*(1), 69–77. https://doi.org/10.24319/jtpk.10.69-77

Lisnawati, N., Syafwan, H., & Nehe, N. (2022). Penerapan metode single exponential smoothing (SES) dalam peramalan jumlah ikan. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, *4*(2), 829–838. https://doi.org/10.47065/bits.v4i2.2132

Makridakis, S., Wheelwright, S. C., & Hyndman, R. J. (1998). *Forecasting: Methods and applications* (3rd ed.). Wiley.

Mehmood, Q., Sial, M. H., Sharif, S., Hussain, A., Riaz, M., & Shaheen, N. (2020). Forecasting the fisheries production in Pakistan for the year 2017–2026, using Box-Jenkins methodology. *Pakistan Journal of Agricultural Research*, *33*(1), 140–145. https://doi.org/10.17582/journal.pjar/2020/33.1.140.145

Navalina, I. L. P., Riwajanti, N. I., Sulistyono, S., & Djajanto, L. (2020). Forecasting produksi

perikanan laut yang dijual di TPI (ton) dengan metode single exponential smoothing. *Media Mahardhika*, *18*(2), 206–214. https://doi.org/10.29062/mahardika.v18i2.149

Ngọc, L. N. B., Thông, L. Q., & Hòa, T. A. (2018). Mô hình dự báo giá tôm sú xuất khẩu Việt Nam. *Tạp chí Khoa học Đại học Cần Thơ*, *54*(6*)*, 188–195. https://doi.org/10.22144/ctu.jvn.2018.111

Ntsama, I. S. B., Tambe, B. A., Takadong, J. J. T., Nama, G. M., & Kansci, G. (2018). Characteristics of fish farming practices and agrochemicals usage therein in four regions of Cameroon. *Egyptian Journal of Aquatic Research*, *44*(2), 145–153. https://doi.org/10.1016/j.ejar.2018.06.006

Petropoulos, F., Apiletti, D., Assimakopoulos, V., Babai, M. Z., Barrow, D. K., Taieb, S. B., Bergmeir, C., Bessa, R. J., Bijak, J., & Boylan, J. E. (2022). Forecasting: Theory and practice. *International Journal of Forecasting*, *38*(3), 705–871. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.01.001

Puszkarski, J., & Śniadach, O. (2022). Instruments to implement sustainable aquaculture in the European Union. *Marine Policy*, *144*, 105215. https://doi.org/10.1016/j.marpol.2022.105215

Rahmadani, A. A., Syaifudin, Y. W., Fatmawati, T., Saputra, P. Y., & Wakhidah, R. (2024). Data-driven predictions of fish production: Applying regression methods in aquaculture. *International Journal of Frontier Technology and Engineering*, *2*(2), 65–78. https://doi.org/10.33795/ijfte.v2i2.6174

Raman, R. K., Sathianandan, T. V., Sharma, A. P., & Mohanty, B. P. (2017). Modelling and forecasting marine fish production in Odisha. *National Academy of Sciences Letters*, *40*(6), 393–397. https://doi.org/10.1007/s40009-017-0581-2

Rimi, R. H., Rahman, S. H., Karmakar, S., & Hussain, G. (2009). Trend analysis of climate change and investigation on its probable impacts on rice production at Satkhira, Bangladesh. *Pakistan Journal of Meteorology*, *6*(11), 37–50. https://weather.gov.pk/rnd/journals/49

Şahinli, M. A. (2020). Potato price forecasting with Holt–Winters and ARIMA methods: A case study. *American Journal of Potato Research*, *97*(4), 336–346. https://doi.org/10.1007/s12230-020-09788-y

Salmarika, Rahmah, A., & Sitompul, N. K. (2022). Proyeksi ketersediaan produksi ikan tuna, cakalang dan tongkol di Pelabuhan Perikanan Nusantara Sibolga. *Jurnal Penelitian Perikanan Indonesia*, *28*(3), 157–165. https://doi.org/10.15578/jppi.28.3.2022.157-165

Sari, L. P., Yamin, M., Antoni, M., & Riswani. (2024). Single exponential smoothing on Pangasius production forecasting in South Sumatera. *Journal of Smart Agriculture and Environmental Technology*, *2*(1), 13–17. https://doi.org/10.60105/josaet.2024.2.1.13-17

Siddique, M. A. B., Mahalder, B., Haque, M. M., Shohan, M. H., Biswas, J. C., Akhtar, S., & Ahammad, A. K. S. (2024). Forecasting of tilapia (*Oreochromis niloticus*) production in Bangladesh using ARIMA model. *Heliyon*, *10*(5), e27111. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e27111

Somers, A., Stevenson, J.M., Gudmundsson, A., & Onder, G. (2014). SS2.01: Prescriptions across borders: A multifaceted, multidisciplinary approach to adverse drug reactions. *European Geriatric Medicine*, *5*(S1), S20–S21. https://doi.org/10.1016/S1878-7649(14)70053-1

Song, H., & Li, G. (2008). Tourism demand modelling and forecasting: A review of recent research. *Tourism Management*, *29*(2), 203–220. https://doi.org/10.1016/j.tourman.2007.07.016

Song, H., Qiu, R. T. R., & Park, J. (2019). A review of research on tourism demand forecasting. *Annals of Tourism Research*, 75, 338–362. https://doi.org/10.1016/j.annals.2018.12.001

Stephen, S. K., Yadav, V. K., & Kumar, R. R. (2022). Comparative study of statistical and machine learning techniques for fish production forecasting in Andhra Pradesh under climate change scenario. *Indian Journal of Geo Marine Sciences*, *51*(9), 776–784. https://doi.org/10.56042/ijms.v51i09.2337

Supriatin, F. E., & Rohman, A. N. (2020). Peramalan produksi perikanan budidaya di Kabupaten Malang dengan metode exponential smoothing. *Media Akuatika: Jurnal Ilmiah Jurusan Budidaya Perairan*, *5*(2), 51–58. https://doi.org/10.33772/jma.v5i2.11961

Thủ tướng Chính phủ. (2021). *Quyết định phê duyệt Chiến lược phát triển thủy sản Việt Nam đến năm 2030, tầm nhìn đến năm 2045* (Số 339/QĐ-TTg). https://vanban.chinhphu.vn/default.aspx?docid=202798&pageid=27160

Thủ tướng Chính phủ. (2022). *Quyết định phê duyệt Quy hoạch vùng Đồng bằng sông Cửu Long thời kỳ 2021–2030, tầm nhìn đến năm 2050* (Số 287/QĐ-TTg). https://vanban.chinhphu.vn/?classid=2&docid=205414&pageid=27160

Thứ, N. T. N., Lợi, T. P., & Ngân, T. T. (2025). Phân tích và dự báo sản lượng cao su xuất khẩu của Việt Nam. *Tạp chí Khoa học Đại học Cần Thơ*, *61(3)*, 299-306. https://doi.org/10.22144/ctujos.2025.102

Tirkeş, G., Güray, C., & Çelebi, N. (2017). Demand forecasting: A comparison between the Holt-Winters, trend analysis and decomposition models. *Tehnički vjesnik–Technical Gazette*, *24*(2), 503–509. https://doi.org/10.17559/TV-20160615204011

Tratar, L. F., & Strmčnik, E. (2016). The comparison of Holt-Winters method and multiple regression method: A case study. *Energy*, *109*, 266–276. https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.04.115

Tsitsika, E. V., Maravelias, C. D., & Haralabous, J. (2007). Modeling and forecasting pelagic fish production using univariate and multivariate ARIMA models. *Fisheries Science*, *73*(5), 979–988. https://doi.org/10.1111/j.1444-2906.2007.01426.x

Tuyên, T. D. (2023). Ứng dụng mô hình Sarima dự báo sản lượng xuất khẩu bột cá của Việt Nam. *Tạp chí Khoa học Đại học Cần Thơ*, *59*(6), 237–247. https://doi.org/10.22144/ctujos.2023.211

Voumik, L. C. (2021). Forecasting and modelling fish production in Bangladesh using ARIMA model. *IRE Journals*, *5*(4), 114–119. https://doi.org/10.24018/ejbmr.2020.5.5.533

Yadav, A. K., Das, K. K., Das, P., Raman, R. K., Kumar, J., & Das, B. K. (2020). Growth trends and forecasting of fish production in Assam, India using ARIMA model. *Journal of Applied and Natural Science*, *12*(3), 415–421. https://doi.org/10.31018/jans.v12i3.2353