

## DỰ BÁO KHỐI LƯỢNG HÀNG CONTAINER THÔNG QUA CẢNG CÁT LÁI THEO THÁNG BẰNG MÔ HÌNH SAN MŨ HOLT - WINTERS

### FORECASTING MONTHLY CONTAINER THROUGHPUT AT CAT LAI PORT USING THE HOLT-WINTERS EXPONENTIAL SMOOTHING MODEL

PHẠM THỊ THU HẰNG

Khoa Kinh tế, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

Email liên hệ: hangptt.ktc@vimaru.edu.vn

DOI: <https://doi.org/10.65154/jmst.825>

#### Tóm tắt

Mục đích của nghiên cứu là tiến hành dự báo khối lượng container qua cảng Cát Lái trong năm 2025 theo tháng bằng mô hình san mũ Holt - Winters. Bộ số liệu được thu thập về khối lượng container thông qua cảng Cát Lái từ năm 2009 đến năm 2025 theo tháng. Nhận thấy khối lượng container qua cảng Cát Lái vừa có tính mùa vụ vừa có tính xu thế theo mô hình nhân tính. Các phương pháp được lựa chọn là dự báo thô điều chỉnh mùa vụ, xu thế; dự báo san mũ Holt - Winters và dự báo theo phương pháp phân tích. Trong đó mô hình dự báo san mũ Holt - Winters cho sai số (MAPE) là nhỏ nhất 3,75%. Từ đó tiến hành dự báo khối lượng container qua cảng Cát Lái theo tháng trong năm 2025 bằng mô hình san mũ Holt - Winters. Kết quả dự báo này chính là cơ sở giúp Cảng Cát Lái lên kế hoạch khai thác nhằm tăng cường hiệu quả cạnh tranh và thu hút khách hàng trong thời gian tới.

**Từ khóa:** Mô hình dự báo, lượng hàng container thông qua cảng, cảng Cát Lái, san mũ Holt - Winters.

#### Abstract

The purpose of this study is to forecast the monthly container throughput at Cat Lai Port in 2025 by the Holt-Winters Exponential Smoothing model. The collected data includes the monthly container throughput at Cat Lai Port from 2009 to 2025. It was observed that the container throughput at Cat Lai Port exhibits a seasonal trend following the multiplicative model. The methods chosen were: crude forecasting adjusted for trend and seasonality; Holt-Winters Exponential Smoothing forecasting; and forecasting using decomposition analysis. Among these, the Holt-Winters Exponential Smoothing model yielded the

smallest Mean Absolute Percentage Error (MAPE) of 3.75%. Consequently, this model was used to forecast the monthly container throughput at Cat Lai Port for 2025. This forecast result serves as a basis for Cat Lai Port to plan its operations, aiming to enhance competitive efficiency and attract customers in the near future.

**Keywords:** Forecasting model, container throughput at port, Cat Lai port, Holt-Winters Exponential Smoothing.

#### 1. Giới thiệu chung và tổng quan tình hình nghiên cứu

Cảng Cát Lái là cảng có khối lượng container thông qua cảng lớn nhất Việt Nam. Có thể thấy, Cảng Cát Lái đóng vai trò then chốt, khi giữ hơn 80% thị phần container xuất nhập khẩu của các cảng thuộc TP. Hồ Chí Minh, đồng thời đóng góp trên 40% vào tổng thị phần của cả nước. Đây chính là đầu mối giao thông rất quan trọng, cũng là cảng trung chuyển hàng hóa cho các tỉnh phía Nam nói chung và khu vực Tây Nam Bộ và Đông Nam Bộ nói riêng. Đặc biệt hơn nữa Cảng Cát Lái còn là đầu mối liên kết quan trọng với các tuyến hàng hải trên thế giới.

Dự báo lượng hàng thông qua cảng giữ vai trò then chốt trong công tác quản lý cũng như công tác quy hoạch phát triển cảng. Nó giúp cho đơn vị quản lý chủ động trong bố trí nhân lực, thiết bị và kế hoạch khai thác. Việc dự báo chính xác góp phần tối ưu hóa phân bổ nguồn lực, nâng cao hiệu quả khai thác. Ngoài ra, kết quả dự báo còn cung cấp căn cứ khoa học cho các quyết định đầu tư và hoạch định chính sách phát triển hệ thống cảng biển quốc gia trong dài hạn.

Tuy nhiên công tác dự báo ở Cảng Cát Lái hiện nay vẫn dựa trên phương pháp định tính (kinh nghiệm) kết hợp với định lượng, nên kết quả dự báo ngày càng không chính xác. Do đó nghiên cứu dự báo sản lượng hàng container qua Cảng Cát Lái áp dụng phương pháp hiện đại là hết sức cần thiết.

Trên thế giới có rất nhiều nghiên cứu về dự báo khối lượng container qua cảng trong ngắn hạn. Các nghiên cứu gần đây tập trung vào việc dự báo khối lượng container qua các cảng quốc tế lớn, làm nổi bật các mô hình đa dạng được sử dụng và hiệu suất so sánh của chúng. Các nghiên cứu chủ yếu sử dụng các phương pháp chuỗi thời gian, học máy và mô hình lai (hybrid) để nắm bắt xu thế (trend) và tính mùa vụ (seasonality) vốn có trong dữ liệu sản lượng hàng hóa tại cảng. Nghiên cứu của Gu Panga & Bartosz Gebkaa (2016) đã so sánh ba mô hình dự báo khối lượng container qua cảng theo tháng. Kết quả của họ chỉ ra rằng mô hình san mũ Holt-Winters theo nhân tính đưa ra dự báo tốt nhất, trong khi mô hình SARIMA hoạt động kém nhất. Mô hình VECM chỉ hiệu quả trong việc dự báo cho từng thiết bị đầu cuối riêng lẻ (1). Trong khi đó nghiên cứu của Msabaha Juma Mwendapole & Jin Zhihong (2021) đã so sánh các mô hình làm mịn theo cấp số nhân, mô hình xám, mô hình bậc hai và mô hình dự báo kết hợp cho khối lượng container qua cảng. Phân tích so sánh dựa trên MAPE thì đã kết luận rằng mô hình dự báo kết hợp đạt được sai số dự báo nhỏ nhất (5). Bên cạnh đó, Ziaul Haque Munim và cộng sự (2023) đã triển khai các mô hình ARIMA, SARIMA, San mũ Holt-Winters (HWES), mô hình Prophet và mô hình lai để dự báo khối lượng container qua Cảng Thượng Hải, Busan và Nagoya. Nghiên cứu nhấn mạnh rằng không có mô hình đơn lẻ nào là tối ưu chung cho tất cả các cảng. Cụ thể, SARIMA hoạt động tốt nhất cho Nagoya, trong khi HWES hoạt động tốt nhất cho Thượng Hải và Busan (9). Cũng có những nghiên cứu sử dụng mô hình học máy và mô hình xám để dự báo khối lượng container qua cảng. Phải kể đến như nghiên cứu của Huang, Chu, & Hsu (2021) thu thập dữ liệu khối lượng container qua cảng hàng tháng cho ba cảng lớn ở châu Á (Thượng Hải, Singapore và Busan). Họ so sánh sáu phương pháp đơn biến, bao gồm Dự báo xám, Dự báo xám lai, Phân tích nhân, Hồi quy lượng giác, Hồi quy với biến giả theo mùa và SARIMA. Kết quả cho thấy mô hình dự báo xám lai hoạt động tốt hơn các mô hình đơn biến khác (4). Hay như Hing Kai Chan và cộng sự (2019) đã dự báo khối lượng container qua cảng Ninh Ba bằng sáu phương pháp: Trung bình động (MA), Đường cong Hồi quy thích ứng đa biến (MARS), ARIMA, Mô hình Xám (GM), Mạng Nơ-ron Nhân tạo (ANN) và Hồi quy Vectơ Hỗ trợ (SVR). Họ kết luận rằng các phương pháp học máy là lựa chọn tốt hơn so với một số phương pháp truyền thống về độ chính xác của dự báo (2). Một số nghiên cứu khác lại lựa chọn mô hình SARIMA và ARIMA. Một

nghiên cứu trong số đó là Huang, Chu, & Tsai (2020). Nhóm đã đánh giá sáu mô hình, đó là Phân tích cổ điển, Hồi quy lượng giác, Hồi quy với biến giả theo mùa, Dự báo xám, Dự báo xám lai, và SARIMA để dự báo sản lượng container ngắn hạn tại ba cảng chính ở Đài Loan. Mô hình SARIMA cuối cùng được xác định là cung cấp kết quả dự báo tốt nhất (3). Hay nghiên cứu khác của Peter M. Schulze & Alexander Prinz (2009) đã sử dụng SARIMA và phương pháp San mũ Holt-Winters để dự báo chuyển tải container tại các cảng của Đức. Họ kết luận rằng mô hình SARIMA hoạt động tốt hơn một chút so với phương pháp Holt-Winters (7). Một nghiên cứu khác của Rashed và cộng sự (2017) tập trung vào dự báo khối lượng container qua cảng theo tháng trong ngắn hạn cho Cảng Antwerp bằng cách sử dụng mô hình can thiệp ARIMA và mô hình ARIMAX (8).

Có thể nhận thấy, các nghiên cứu đều so sánh các mô hình dự báo khác nhau để chọn ra mô hình dự báo tốt nhất. Không có một mô hình nào tối ưu tuyệt đối cho mọi cảng và mọi tình huống. Các nghiên cứu đã so sánh rộng rãi giữa các phương pháp truyền thống (như Holt-Winters, ARIMA, SARIMA) và các phương pháp sử dụng trí tuệ nhân tạo như Mô hình xám lai, Học máy/ANN, Mô hình kết hợp. Tuy nhiên có thể nhận thấy mô hình san mũ Holt-Winters (HWES) là một trong những phương pháp được sử dụng và chứng minh hiệu quả cao nhất trong dự báo sản lượng container, đặc biệt khi dữ liệu vừa có tính xu thế vừa có tính mùa vụ.

## **2. Phương pháp (mô hình) dự báo định lượng và các chỉ tiêu đo độ chính xác của mô hình dự báo**

### **2.1. Phương pháp (mô hình) dự báo định lượng**

#### **2.1.1. Phương pháp (mô hình) dự báo giản đơn**

Các phương pháp (mô hình) dự báo giản đơn bao gồm:

##### *a, Các mô hình dự báo thô*

Các mô hình dự báo thô hoạt động dựa trên giả định cơ bản rằng dữ liệu lịch sử gần nhất là cơ sở ước tính đáng tin cậy nhất cho giai đoạn tương lai. Cụ thể, trong mô hình dự báo thô giản đơn, giá trị dự báo cho kỳ tiếp theo được xác định chính xác bằng giá trị quan sát thực tế của thời kỳ ngay trước đó. Mô hình này áp dụng với dữ liệu dừng. Khi dữ liệu vừa có tính xu thế và có tính mùa vụ thì áp dụng mô hình dự báo thô điều chỉnh. Mô hình này lại dựa vào một số quan sát gần nhất.

##### *b, Các phương pháp dự báo trung bình*

- Trung bình giản đơn: Giá trị dự báo được tính bằng trung bình cộng của toàn bộ dữ liệu quá khứ.

Phương pháp này chỉ áp dụng hiệu quả đối với chuỗi số liệu dừng

- Trung bình di động: Phương pháp này sử dụng các giá trị quan sát gần nhất để làm phẳng dữ liệu (loại bỏ các biến động ngẫu nhiên) và tạo ra giá trị dự báo cho thời kỳ tiếp theo. Áp dụng với dữ liệu dừng.

*c, Các phương pháp san mũ*

- San mũ giản đơn: Phương pháp này một kỹ thuật dự báo dựa trên nguyên tắc lấy bình quân có trọng số của toàn bộ các quan sát quá khứ. Tuy nhiên, thay vì sử dụng trọng số cố định, phương pháp này gán trọng số giảm dần theo hàm mũ cho các dữ liệu càng xa hiện tại. SES được thiết kế đặc biệt để áp dụng cho các chuỗi dữ liệu được xem là dữ liệu dừng.

- San mũ Holt: Giá trị dự báo được tính bằng bình quân cộng của hai ước lượng giá trị của trung bình. Áp dụng với dữ liệu xu thế.

- San mũ Holt - Winters: Phương pháp này được thể hiện qua 4 phương trình sau:

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (1)$$

Ước lượng của xu thế:

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2)$$

Ước lượng của chỉ số mùa:

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (3)$$

Dự báo  $p$  giai đoạn trong tương lai:

$$\hat{Y}_{t+p} = (L_t + pT_t)S_{t-s+p} \quad (4)$$

Trong đó:  $L_t$ : Giá trị san mũ mới;  $T_t$ : Giá trị ước lượng xu thế;  $S_t$ : Giá trị ước lượng của chỉ số mùa; hệ số san mũ trung bình  $\alpha$  ( $0 < \alpha < 1$ ); hệ số san mũ xu thế  $\beta$  ( $0 < \beta < 1$ ); hệ số san mũ chỉ số mùa  $\gamma$ ;  $s$ : Độ dài của yếu tố mùa vụ;  $p$ : Thời đoạn dự báo trong tương lai.

Mô hình san mũ Holt - Winters áp dụng với dữ liệu vừa có tính xu thế vừa có tính mùa vụ.

**2.1.2. Dự báo bằng các mô hình xu thế**

Xu thế (Trend) của một chuỗi dữ liệu có thể được mô hình hóa bằng cách áp dụng hàm hồi quy thích hợp.

Cụ thể, quá trình này bao gồm việc thiết lập mối quan hệ giữa biến cần dự báo (biến phụ thuộc Y) và thời gian (biến độc lập t). Sau khi xây dựng được hàm hồi quy phù hợp, mô hình này sẽ được sử dụng để ngoại suy và tính toán các giá trị dự báo cho các thời điểm tương lai. Dưới đây là một số dạng hàm xu thế hiện nay hay sử dụng (Bảng 1).

**Bảng 1. Các dạng mô hình xu thế hiện nay**

TT	Dạng mô hình xu thế	Phương trình (mô hình PRF)
1	Bậc nhất	$Y_t = \beta_1 + \beta_2 \cdot t + U_t$
2	Bậc hai	$Y_t = \beta_1 + \beta_2 \cdot t + \beta_3 \cdot t^2 + U_t$
3	Bậc ba	$Y_t = \beta_1 + \beta_2 \cdot t + \beta_3 \cdot t^2 + \beta_34 \cdot t^3 + U_t$
4	Nghịch đảo	$Y_t = \beta_1 + \beta_2 \cdot (1/t) + U_t$
5	Tuyến tính - log	$Y_t = \beta_1 + \beta_2 \cdot \ln(t) + U_t$
6	Log - tuyến tính	$\ln(Y_t) = \beta_1 + \beta_2 \cdot t + U_t$
7	Tăng trưởng mũ	$Y_t = e^{\beta_1 + \beta_2 \cdot t + U_t}$

**2.1.3. Dự báo bằng phương pháp phân tích**

Một chuỗi thời gian thường được phân tích và bóc tách thành bốn thành phần có bản chất khác biệt. Việc hiểu rõ từng thành phần là cần thiết để xây dựng mô hình dự báo chính xác. Thành phần xu thế mô tả sự tăng trưởng hoặc suy giảm dài hạn và có hướng đi rõ rệt của chuỗi dữ liệu. Thành phần chu kỳ là sự biến động lặp lại kéo dài hơn một năm (thường là 2-10 năm). Biến động chu kỳ không có tính cố định và rõ ràng về độ dài hoặc cường độ như tính mùa. Thành phần mùa mô tả các biến động có tính chu kỳ cố định và lặp lại rõ ràng trong thời gian dưới một năm. Thành phần cuối cùng là thành phần bất thường bao gồm các biến động không thể giải thích được, thường là do các sự kiện ngẫu nhiên, bất ngờ và không thể dự đoán trước, như thiên tai, thay đổi chính sách đột ngột hoặc lỗi đo lường.

Để thể hiện mối quan hệ này thì có hai mô hình:

- Mô hình cộng tính xem giá trị của dãy thời gian được tính cộng tổng các thành phần và mô hình này có hiệu quả khi biên độ biến thiên của chuỗi dữ liệu (tức là độ lớn của biến động mùa vụ và ngẫu nhiên) là xấp xỉ đều nhau trong suốt thời gian.

- Ngược lại, mô hình nhân tính giả định giá trị dãy thời gian là tích số của các thành phần và mô hình này phù hợp khi biên độ biến thiên của chuỗi dữ liệu tăng dần hoặc giảm dần theo xu thế thời gian.

**2.1.4. Phương pháp Box-Jenkins (Mô hình Arima, Sarima)**

Phương pháp Box-Jenkins sử dụng một loạt các mô hình thống kê kết hợp, được xây dựng dựa trên các

cấu phần sau để dự báo các chuỗi thời gian:

- Mô hình tự hồi quy (AR) theo cơ chế tự hồi quy. Trong mô hình này, giá trị hiện tại của chuỗi thời gian được dự báo bằng cách hồi quy theo các giá trị đã quan sát được của chính nó trong quá khứ (các giá trị trễ). Nói cách khác, biến phụ thuộc được giải thích bởi các biến trễ của chính nó.

- Mô hình bình quân di động (MA) thì giá trị dự báo dựa trên sự kết hợp tuyến tính của các giá trị sai số (sai khác giữa giá trị dự báo và giá trị thực tế) trong quá khứ. Mô hình này giả định rằng giá trị hiện tại bị ảnh hưởng bởi những cú sốc ngẫu nhiên (sai số) đã xảy ra trước đó.

- ARIMA là sự kết hợp của mô hình AR và MA, và thêm vào yếu tố I (Integrated - Tích hợp). Ký hiệu chung của mô hình là ARIMA(p, d, q), trong đó p là bậc của AR, d là bậc sai phân (I), và q là bậc của MA.

- SARIMA là mô hình ARIMA được mở rộng để

đặc biệt xử lý các dãy thời gian có yếu tố mùa vụ. Mô hình này bao gồm thêm các tham số mùa vụ để nắm bắt các biến động theo chu kỳ cố định và lặp lại (ví dụ: Hàng quý, hàng năm).

### 2.2. Các chỉ tiêu đo độ chính xác của mô hình dự báo

Để so sánh hiệu quả giữa hai hay nhiều phương pháp dự báo khác nhau và đánh giá độ tin cậy của một mô hình cụ thể, người ta thường sử dụng một tập hợp các thước đo độ chính xác. Việc này giúp xác định phương án tối ưu cho chuỗi thời gian đang phân tích. Trong đó, có bảy chỉ tiêu phổ biến nhất để đo lường độ chính xác của dự báo (Bảng 2).

- Nhóm thước đo tuyệt đối/bình phương: Có thể được sử dụng để so sánh các mô hình dự báo có cùng một dãy dữ liệu và có cùng đơn vị đo lường. Đó là ME, MAE, MSE, RMSE và U.

- Nhóm thước đo tương đối: Là những công cụ linh

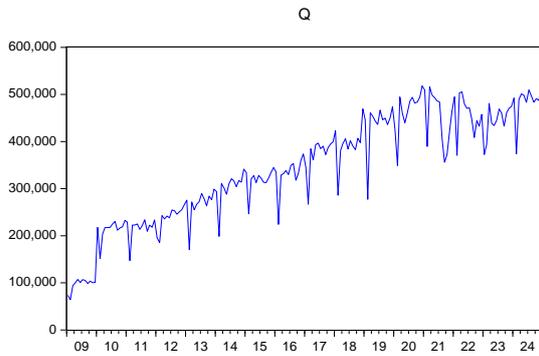
**Bảng 2. Các chỉ tiêu đánh giá độ chính xác của mô hình dự báo**

TT	Chỉ tiêu	Ký hiệu	Công thức tính
1	Sai số trung bình	ME	$ME = \frac{\sum_{t=1}^n e_t}{n}$
2	Sai số phần trăm trung bình	MPE	$MPE = \frac{\sum_{t=1}^n \frac{e_t}{Y_t}}{n}$
3	Sai số tuyệt đối trung bình	MAE	$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n  e_t }{n}$
4	Sai số phần trăm tuyệt đối	MAPE	$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n  e_t /Y_t}{n}$
5	Sai số bình phương trung bình	MSE	$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}$
6	Căn bậc hai của sai số bình phương trung bình	RMSE	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n e_t^2}{n}}$
7	Hệ số không ngang bằng Theil's U	U	$U = \frac{\sqrt{\sum(Y_t - \hat{Y}_t)^2}}{\sqrt{\sum(Y_t - Y_{t-1})^2}}$

hoạt hơn. Chúng được sử dụng để so sánh các mô hình dự báo có dãy dữ liệu khác nhau về đơn vị đo lường. Đó là MPE và MAPE.

### 2.2.1. Dữ liệu nghiên cứu

Theo nguồn số liệu thống kê của Cảng Cát Lái, ta thu thập được lượng hàng container qua Cảng Cát Lái từ tháng 1 năm 2009 đến tháng 12 năm 2024 (Hình 1).



**Hình 1. Lượng hàng container thông qua Cảng Cát Lái từ tháng 1 năm 2009 đến tháng 12 năm 2024**

Với số liệu lượng hàng container thông qua Cảng Cát Lái theo tháng, nghi ngờ dữ liệu có tính xu thế mùa vụ nên tiến hành kiểm định như sau:

#### Kiểm định tính xu thế

Thông qua giản đồ tự tương quan (Hình 2) nhận thấy tất cả các hệ số tự tương quan đều khác 0, do đó khối lượng container thông qua cảng Cát Lái có tính xu thế.

Date: 10/22/25 Time: 15:54  
 Sample: 2009M01 2025M12  
 Included observations: 192

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
0.899	0.899	157.74	0.899	157.74	0.000
0.870	0.318	305.99	0.318	305.99	0.000
0.862	0.247	452.34	0.247	452.34	0.000
0.844	0.101	593.46	0.101	593.46	0.000
0.819	0.010	727.20	0.010	727.20	0.000
0.790	-0.055	852.25	-0.055	852.25	0.000
0.777	0.033	973.72	0.033	973.72	0.000
0.756	-0.007	1089.5	-0.007	1089.5	0.000
0.730	-0.033	1198.0	-0.033	1198.0	0.000
0.697	-0.085	1297.5	-0.085	1297.5	0.000
0.692	0.085	1395.9	0.085	1395.9	0.000
0.724	0.333	1504.5	0.333	1504.5	0.000

(Nguồn: Kết quả từ phần mềm Eviews)

**Hình 2. Giản đồ tự tương quan**

#### Kiểm định tính mùa vụ

Thông qua kiểm định Kruskal-Wallis nhận thấy lượng hàng container thông qua Cảng Cát Lái có tính mùa vụ theo tháng theo mô hình nhân tính.

Như vậy lượng hàng container qua cảng Cát Lái theo tháng có tính xu thế và mùa vụ theo tháng (theo mô hình nhân tính).

#### Kiểm định tính dừng (ADF test)

Tiến hành sai phân bậc 1 có kết quả sau (Hình 3).

Null Hypothesis: DQ has a unit root

Exogenous: Constant

Lag Length: 11 (Automatic - based on SIC, maxlag=13)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.834395	0.0001
Test critical values: 1% level	-3.469691	
5% level	-2.878723	
10% level	-2.576010	

(Nguồn: Kết quả từ phần mềm Eviews)

**Hình 3. Kiểm định ADF test**

Nhận thấy sai phân bậc 1 của lượng hàng container qua cảng Cát Lái theo tháng có tính dừng.

### 2.2.2. Kết quả nghiên cứu

Do lượng hàng container thông qua cảng Cát Lái theo tháng có tính xu thế và mùa vụ (theo mô hình nhân tính) nên các mô hình dự báo có thể áp dụng đối với dữ liệu xu thế mùa vụ là:

- Tho điều chỉnh xu thế mùa vụ;
- San mũ Holt - Winters;
- Phương pháp phân tích (với phương pháp này loại bỏ yếu tố mùa vụ, chỉ còn yếu tố xu thế, thì các mô hình dự báo có thể áp dụng là: Tho điều chỉnh xu thế, san mũ Holt và mô hình xu thế).

So sánh các mô hình thì nhận thấy mô hình San mũ Holt - Winters là mô hình có sai số nhỏ nhất (phần trăm sai lệch là 3,75%). Do đó lựa chọn mô hình san mũ Holt - Winters (Bảng 3).

Nếu sai phân bậc 1 của lượng hàng container thông qua cảng Cát Lái theo tháng thì dữ liệu có tính dừng. Vậy các mô hình dự báo có thể sử dụng là: Tho giản đơn, Trung bình giản đơn, Trung bình di động, San mũ giản đơn, ARIMA và SARIMA

Và ta có bảng kết quả tính các chỉ tiêu đo độ chính xác của mô hình như sau (Bảng 4).

So sánh các mô hình thì nhận thấy mô hình San mũ Holt - Winters là mô hình tốt nhất, do đó lựa chọn mô hình san mũ Winter để tiến hành dự báo cho lượng hàng container thông qua cảng Cát Lái trong năm 2025 (Bảng 5).

Nhận thấy tháng 2 cho kết quả dự báo sai lệch cao nhất là 7,12%, trong khu đó tháng 8 cho kết quả gần sát với thực tế (chỉ sai lệch 0,13%). Các tháng còn lại dự báo sai lệch trong khoảng 1% đến 3%. Kết quả sai

**Bảng 3. Kết quả chỉ tiêu đánh giá độ chính xác của các mô hình dự báo**

TT	Mô hình dự báo	MAE	MAPE (%)	MPE	MSE	RMSE
1	Thô điều chỉnh xu thế mùa vụ	33.291	10,663	0,075574	1,974.109	44.443,47
2	San mũ Holt - Winters		3,75			21.148,32
3	Phương pháp phân tích					
3.1	Thô điều chỉnh xu thế	24.212,57	7,1	-0,005	1,549.109	39.360,65
3.2	San mũ Holt		3,9			22.405,02
3.3	Mô hình xu thế					
a	Bậc hai	22.266,29	8,35116			28.714,36
B	Logarit	23.010,09	7,7943			29.653,29

(Nguồn: Kết quả từ phần mềm Eviews)

**Bảng 4. Kết quả chỉ tiêu đánh giá độ chính xác của các mô hình dự báo (dữ liệu dừng)**

TT	Mô hình dự báo	MAE	MAPE (%)	MPE	MSE	RMSE
1	Thô giản đơn	48.319	36,22	-2,4833	6,1397.109	78.356,42
2	Trung bình giản đơn	28.020	10,88	1,749357	2,129.109	46.143,39
3	Trung bình di động					
3.1	k = 2	39.337,9	44,16	6,088	3,944.109	62.806,07
3.2	k = 3	34.906,1	52,15	1,045	3,0769.109	55.469,9
3.3	k = 4	32.160,3	40,91	4,974	2,7658.109	52.591,09
3.4	k = 5	32.479,2	30,18	3,99	2,627.109	51.254,16
4	San mũ giản đơn					46.547,47
5	ARIMA (36,12,1,1)	16.214,37	4,626			23.651,97
6	SARIMA(1,1,2) (1,1,1)12	26.357,42	11,57			42.374,52

(Nguồn: Kết quả từ phần mềm Eviews)

lệch này sai số vốn có của dự báo vì mọi mô hình dự báo đều có một sai số nhất định. Sai số này có thể trở

**Bảng 5. Kết quả dự báo lượng container thông qua cảng Cát Lái năm 2025**

Đơn vị: TEUS

Tháng	Giá trị dự báo	Giá trị thực tế	% Sai lệch
1	487.302	470.369	3,60
2	389.751	419.633	7,12
3	529.745	542.733	2,39
4	510.974	505.450	1,09
5	511.016	501.865	1,82
6	507.699	511.958	0,83
7	523.739	508.971	2,90
8	511.865	512.557	0,13
9	482.398		
10	500.839		
11	506.411		
12	534.360		

(Nguồn: Kết quả từ phần mềm Eviews)

nên đáng kể khi thị trường có biến động lớn.

### 3. Kết luận

Nghiên cứu đã sử dụng dự báo bằng mô hình san mũ Holt - Winters để dự báo lượng hàng container qua Cảng Cát Lái theo tháng trong năm 2025. Từ số liệu thu thập về lượng hàng container qua cảng Cát Lái theo tháng từ năm 2009 đến năm 2025, nhận thấy số liệu có tính xu thế và mùa vụ. Tiến hành so sánh các mô hình dự báo phù hợp như mô hình dự báo thô, mô hình dự báo trung bình di động, mô hình dự báo san mũ, mô hình xu thế, mô hình ARIMA, mô hình SARIMA thì thấy mô hình san mũ Holt - Winters cho kết quả dự báo tốt nhất (với sai số MAPE là 3,75%). Kết quả dự báo theo tháng trong năm 2025 cho sai lệch thấp nhất là 0,13% và cao nhất là 7,12%, trung bình dao động từ 1% - 3%. Đây cũng là một cơ sở giúp Cảng Cát Lái có thể lên kế hoạch khai thác, bố trí nhân lực phù hợp. Tuy nhiên nghiên cứu này mới tập trung dự báo cho lượng hàng container thông qua Cảng Cát Lái theo tháng nên chỉ có ý nghĩa ổn định trong ngắn hạn. Bên cạnh đó phương pháp nghiên cứu mới chỉ

dựa vào bản thân lượng hàng container thông qua Cảng mà chưa xem xét đến các yếu tố ảnh hưởng tác động đến lượng hàng qua Cảng. Do đó, đây chính là hướng nghiên cứu tiếp theo cho nhóm nghiên cứu khi muốn dự báo trung hạn và dài hạn.

### **TÀI LIỆU THAM KHẢO**

- [1] Gu Panga, Bartosz Gebkaa (2016). *Forecasting container throughput using aggregate or terminal-specific data? The case of Tanjung Priok Port, Indonesia*. International Journal of Production Research, Vol.55(9), pp.2454-2469.  
<http://doi.org/10.1080/00207543.2016.1227102>.
- [2] Hing Kai Chan, Shuojiang Xu & Xiaoguang Qi (2019). *A comparison of time series methods for forecasting container throughput*. International Journal of Logistics Research and Applications, Vol.22:3, pp.294-303.  
<http://doi.org/10.1080/13675567.2018.1525342>.
- [3] Huang, Juan, Chu, Ching-Wu, and Tsai, Yi-Chen (2020). *Container throughput forecasting for international ports in Taiwan*. Journal of Marine Science and Technology: Vol.28: Iss. 5, Article 15.  
[http://doi.org/10.6119/JMST.202010\\_28\(5\).0015](http://doi.org/10.6119/JMST.202010_28(5).0015)
- [4] Huang, J., Chu, C., & Hsu, H. (2021). *A comparative study of univariate models for container throughput forecasting of major ports in Asia*. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part M: Journal of Engineering for the Maritime Environment, Vol.236, pp.160-173.  
<http://doi.org/10.1177/14750902211023662>
- [5] Msabaha Juma Mwendapole, Jin Zhihong. (2021). *Forecasting Container Throughput Volume of the Dar es Salaam Seaport based on Several Forecasting Models*. International Journal of Scientific and Research Publications.  
<http://doi.org/10.29322/IJSRP.11.10.2021.p11806>
- [6] Nguyễn Trọng Hoài, Phùng Thanh Bình, Nguyễn Khánh Duy (2018). *Dự báo và phân tích dữ liệu trong kinh tế tài chính*. NXB Tài chính, Hà Nội.
- [7] Peter M. Schulze a & Alexander Prinz. (2009). *Forecasting container transshipment in Germany*. Applied Economics, Vol.41(22), pp.2809-2815.  
<http://doi.org/10.1080/00036840802260932>.
- [8] Rashed, Y., Meersman, H., Van De Voorde, E., Vanellander, T. (2017). *Short-term forecast of container throughput: An ARIMA-intervention model for the port of Antwerp*. Maritime Economics and Logistics, Vol.19(4), pp.749-764.
- [9] Ziaul Haque Munim, Cemile Solak Fiskin, Bikram Nepal, Mohammed Mojahid Hossain Chowdhury (2023). *Forecasting container throughput of major Asian ports using the Prophet and hybrid time series models*. Asian Journal of Shipping and Logistics, Vol.39(2), pp.67-77.

Ngày nhận bài:	29/10/2025
Ngày nhận bản sửa:	12/11/2025
Ngày duyệt đăng:	15/11/2025