

Ứng dụng mô hình Xám để dự đoán lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển ở Việt Nam

Phan Văn Thành¹, Hồ Thị Ngọc Liên¹, Nguyễn Văn Đạt^{2,*}

¹Trường Đại học Công nghệ Thông tin và Truyền thông Việt - Hàn, Đại học Đà Nẵng, Việt Nam

²Trường Đại học Ngân hàng Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

TỪ KHÓA

Dịch vụ kho lạnh,
Hồi quy nhị phân,
Phân tích nhân tố
khám phá,
Thành phố Hồ Chí Minh,
Quyết định lựa chọn.

TÓM TẮT

Nghiên cứu sử dụng mô hình dự báo xám GM (1,1) và mô hình DGM (1,1) để dự báo khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển ở Việt Nam và so sánh kết quả dự báo giữa hai mô hình để chọn ra mô hình cho kết quả dự báo chính xác nhất. Giá trị dự báo giai đoạn từ 2024 - 2030 được thực hiện dựa trên bộ dữ liệu năm từ năm 2015 - 2023 được thu thập từ Tổng Cục Thống kê Việt Nam. Kết quả nghiên cứu cho thấy rằng cả hai mô hình đều cho ra kết quả phù hợp. Tuy nhiên mô hình GM (1,1) có kết quả dự báo chính xác hơn so với mô hình dự báo DGM (1,1) với độ chính xác đạt 95%. Vì vậy, Mô hình dự báo xám GM (1,1) được đề xuất để dự báo khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển ở Việt Nam trong thời gian sắp tới. Kết quả này cũng là cơ sở khoa học cho các nhà hoạch định, đầu tư, và Chính phủ có những cơ sở để tăng cường hoạt động vận hành kiểm tra và đưa ra những chính sách phù hợp cho việc xây dựng cơ sở hạ tầng cảng biển ở Việt Nam. Ngoài ra dự báo sẽ giúp các nhà quản lý cảng hoạch định và lập kế hoạch phù hợp cho cảng biển.

1. Giới thiệu

Cảng biển đóng vai trò rất quan trọng trong việc thúc đẩy sự phát triển của kinh tế hàng hải nói riêng và kinh tế đất nước nói chung. Vì đây được coi là cửa ngõ giao thương hàng hóa xuất khẩu và là nền tảng của sự chuyển dịch từ vận tải biển sang vận tải đường sắt, đường bộ và đường thủy nội địa. Hơn nữa, cảng biển là động lực giúp tạo ra thị trường và là mắt xích liên kết nền kinh tế giữa các quốc gia và kích thích sự phát triển của thị trường. Đặc biệt, cảng biển giúp thu hút các nhà đầu tư, thương nhân và nhà sản xuất đến kinh doanh. Hoạt động xuất khẩu, ngoại thương và hoạt động dịch vụ logistics khác sẽ được tạo điều kiện thuận lợi nhờ vào sự phát triển của hệ thống cảng. Việc phát triển cảng biển là điều kiện thúc đẩy việc hình thành những

khu công nghiệp, khu chế xuất, kéo theo các trung tâm tài chính thương mại, dịch vụ hàng hải được hình thành và phát triển xung quanh hệ thống cảng.

Khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển là chỉ số đánh giá mức độ hoạt động hiệu quả của hệ thống cảng biển và chính sách định hướng phát triển của Chính phủ. Chỉ số này còn thể hiện mức độ phát triển của hoạt động thương mại quốc tế. Theo Bộ Giao thông vận tải (2024), khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển năm tháng đầu năm 2024 đạt khoảng 346,539 triệu tấn tăng 17% so với cùng kỳ năm 2023. Cụ thể, lượng hàng hóa xuất khẩu ước đạt 83,853 triệu tấn tăng 17% và lượng hàng hóa nhập khẩu ước đạt 106,873 triệu tấn, tăng 27%. Hàng nội địa ước đạt 154,283 triệu tấn, tăng 11% và hàng quá cảnh bốc dỡ

*Tác giả liên hệ. Email: datnv@hub.edu.vn

<https://doi.org/10.61602/jdi.2025.82.13>

Ngày nộp bài: 17/12/2024; Ngày chỉnh sửa: 11/02/2025; Ngày duyệt đăng: 13/02/2025; Ngày online: 28/4/2025

ISSN (print): 1859-428X, ISSN (online): 2815-6234

đạt khoảng 1,531 nghìn tấn. Chỉ số này cũng được Tổng cục Thống kê và Tổng cục Hải quan (2024) sử dụng để làm báo cáo trình chính phủ.

Bên cạnh đó, chỉ số này trong những năm gần đây được nhiều nhà kinh tế, nhà nghiên cứu sử dụng để dự báo trong tương lai. Bùi Hải Đăng và cộng sự (2019) đã sử dụng các mô hình truyền thống như mô hình hiệu chỉnh Naive, mô hình dự báo theo mùa SARIMA, mô hình hồi quy bội để dự báo khối lượng hàng hóa thông qua cảng biển Hải Phòng dựa trên bộ dữ liệu từ tháng 1/2003 đến tháng 2/2019. Kết quả cho thấy mô hình dự báo SARIMA là khá phù hợp nhất trong trường hợp này. Phạm Thị Thu Hằng (2020) cũng sử dụng mô hình hồi quy bội để dự báo sản lượng hàng hóa lưu thông qua cảng khu vực Hải Phòng. Kết quả cho thấy mô hình hồi quy bội phù hợp để dự báo. Ở trên thế giới chỉ số này cũng được nhiều nhóm tác giả đưa vào nghiên cứu như: nhóm tác giả Ming-Hung Shu, Ying-Fang Huang, Thanh Lam Nguyen (2013) đã sử dụng mô hình dự báo theo mùa SARIMA và mô hình GM (1,1) để dự báo khối lượng hàng hóa thông qua cảng Hong Kong và cảng Cao Hùng sử dụng bộ dữ liệu của cảng Hong Kong từ năm 1997 – 2013, và cảng Cao Hùng từ năm 2004 – 2013. Kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng cả hai mô hình đều cho ra kết quả phù hợp. Năm 2021, nghiên cứu của nhóm tác giả Dejan Dragan và cộng sự (2020) đã sử dụng phương pháp DFA – ARIMAZ (Dynamic factor analysis – ARIMAX modeling), so sánh với kết quả dự báo của mô hình ARIMA và HW từ đó lựa chọn ra phương pháp dự báo phù hợp nhất cho khối lượng hàng hóa thông qua cảng biển. Kết quả nghiên cứu cho thấy sử dụng phương pháp DFA – ARIMAZ cho kết quả tốt hơn tuy nhiên các hiệu ứng thay đổi theo mùa vẫn chưa được thể hiện rõ. Vì vậy, trong tương lai nhóm tác giả sẽ tiếp tục nghiên cứu sử dụng phương pháp dự báo SARIMAXINT – ANN để cải thiện mức độ chính xác của dự báo. Nhóm tác giả Wang và Phan (2014) đã sử dụng Mô hình lý thuyết Xám mà cụ thể ở đây là mô hình GM (1,1) và mô hình cải tiến GM (1,1) bằng chuỗi Fourier để dự báo khối lượng hàng hóa thông qua cảng thương mại quốc tế Cao Hùng (Đài Loan) sử dụng bộ dữ liệu từ năm 2003 – 2012. Kết quả nghiên cứu chỉ ra rằng mô hình cải tiến cho kết quả dự báo tốt hơn mô hình dự báo Xám truyền thống với độ chính xác của đạt gần 100%.

Theo Liu và cộng sự (2012), hệ thống lý thuyết xám được giáo sư Julong Deng (người Trung Quốc) đề xuất vào năm 1982. Đây là một phương pháp được xem là phương pháp mới lạ tập trung giải quyết các vấn đề với lượng thông tin ít và không chắc chắn. Hiện nay, lý thuyết này được đông đảo các học giả trên thế giới quan tâm nghiên cứu và ứng dụng nhiều trong nhiều lĩnh vực như: năng lượng (Chun & cộng sự, 2018), môi trường (Wang & cộng sự, 2022), du lịch (Hu & cộng sự, 2020), tài chính (Sheng & cộng sự, 2021), kinh tế (Li & cộng sự, 2019).

Nhận thấy được tầm quan trọng của việc dự báo

lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển và thể mạnh của mô hình dự báo Xám, trong bài viết này, nhóm tác giả sẽ sử dụng mô hình dự báo Xám cụ thể ở đây là hai mô hình dự báo Xám đó là mô hình GM (1,1) và mô hình DGM (1,1) với mục đích: (1) Xem xét xem 02 mô hình này có phù hợp trong việc dự báo khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển ở Việt Nam hay không? (2) Trong hai mô hình dự báo đưa ra thì mô hình nào là phù hợp nhất? (3) Kết quả dự báo cũng là cơ sở giúp các nhà hoạch định chính sách, các doanh nghiệp đưa ra những định hướng, quy hoạch và đưa ra quyết sách đúng đắn nhằm phát triển kinh tế hàng hải một cách ổn định.

2. Mô hình lý thuyết – Phương pháp nghiên cứu

2.1. Mô hình GM (1,1)

Mô hình GM (1,1) là một mô hình dự báo quan trọng trong hệ thống lý thuyết xám được xây dựng dựa trên phương trình vi phân bậc 1 và 1 biến. Đây là một trường hợp đặc biệt của mô hình GM (n, m) với n là bậc của phương trình vi phân và m là số lượng các biến được đưa vào mô hình. Trong họ các mô hình dự báo Xám, GM (1,1) được hầu hết các nhà nghiên cứu sử dụng vào trong nghiên cứu của họ vì đảm bảo mức thống nhất giữa tính đơn giản và chính xác của kết quả. Mô hình GM (1,1) được Wang và Phan (2014) mô tả qua 06 bước sau:

Bước 1: Giả sử rằng $X^{(0)}$ là chuỗi dữ liệu không âm

$$X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)), n \geq 4, \quad (1)$$

với n là chiều dài chuỗi dữ liệu.

Bước 2: Tính các giá trị $x^{(1)}(i)$ của chuỗi $X^{(0)}$ bằng cách sử dụng phương pháp cộng tích lũy:

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (2)$$

với $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 2, 3, \dots, n$ và $x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$

Bước 3: Thiết lập phương trình của mô hình dự báo GM (1,1).

$$\frac{dx^{(0)}(k)}{dk} + ax^{(1)}(k) = b \quad (3)$$

Bước 4: Tính giá trị các tham số a và b trong mô hình GM (1,1).

Giá trị tham số a và b của mô hình GM (1,1) được tính dựa trên phương pháp bình phương tối thiểu, cụ thể như sau:

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (4)$$

Trong đó:

$$B = \begin{bmatrix} -0.5 \times (x^{(1)}(2) + x^{(1)}(1)) & 1 \\ -0.5 \times (x^{(1)}(3) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ \dots & \vdots \\ -0.5 \times (x^{(1)}(n) + x^{(1)}(n-1)) & 1 \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \dots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (5)$$

Bước 5: Thiết lập công thức để tính các giá trị dự báo của mô hình

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}, \quad k = 1, 2, 3, \dots, n+1, \dots \quad (6)$$

Bước 6: Tính các giá trị dự báo của mô hình GM (1,1) sử dụng công thức sau

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k), \quad k = 1, 2, \dots \quad (7)$$

Hoặc

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} (1 - e^a) \quad (8)$$

2.2. Mô hình DGM (1,1)

Các bước tính toán của mô hình dự báo DGM (1,1) được Nguyen và cộng sự (2020) tóm tắt thông qua các bước sau:

Bước 1: Giả sử rằng chúng ta có dữ liệu chuỗi gốc không âm $X^{(0)}$

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}, \quad n \geq 4 \quad (9)$$

Bước 2: Sử dụng phương pháp cộng dồn tích lũy (1-AGO) để xây dựng chuỗi $X^{(1)}$ nhằm làm cho chuỗi dữ liệu ban đầu $X^{(0)}$ tăng dần bằng công thức sau:

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

Trong đó: $x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$

$$X^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$$

Bước 3: Thiết lập mô hình dự báo DGM (1,1) bởi hàm sau:

$$x^{(1)}(k+1) = \beta_1 x^{(1)}(k) + \beta_2 \quad (11)$$

Trong đó β_1 và β_2 là các tham số của mô hình dự báo.

Bước 4: Để tính các tham số β_1 và β_2 chúng ta sử dụng phương pháp bình phương bé nhất (OLS) theo hàm sau.

$$\begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (12)$$

Trong đó ma trận B và ma trận Y_n được xác định bởi:

$$D = \begin{bmatrix} x^{(1)}(1) & 1 \\ x^{(1)}(2) & 1 \\ \dots & \dots \\ x^{(1)}(n-1) & 1 \end{bmatrix}; \quad E_n = \begin{bmatrix} x^{(1)}(2) \\ x^{(1)}(3) \\ \dots \\ x^{(1)}(n) \end{bmatrix}$$

Nghiệm của mô hình DGM (1,1) được biểu diễn dưới dạng hàm sau:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \beta_1^k x^{(0)}(1) + \frac{1-\beta_1^k}{1-\beta_1} \times \beta_2; \quad k = 0, 1, 2, \dots, n-1 \quad (13)$$

Trong đó: $x^{(1)}(1) = x^{(0)}(1)$

Bước 5: Giá trị dự báo của $x^{(0)}(k)$ được tính toán bằng cách áp dụng phương pháp nghịch đảo cộng dồn tích lũy (I-AGO) $\hat{x}^{(1)}(k)$ theo công thức sau:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k), \quad k = 1, 2, 3, \dots \quad (14)$$

2.3. Độ chính xác mô hình dự báo

Hiện nay, có rất nhiều chỉ số đo lường độ chính xác của mô hình dự báo như sai số tuyệt đối trung bình (MAE), sai số bình phương trung bình (MSE), phần trăm sai số tuyệt đối trung bình (MAPE) hay là căn của sai số bình phương trung bình (RMSE)... Tuy nhiên chỉ số phần trăm sai số tuyệt đối trung bình (MAPE) được nhiều nhà khoa học sử dụng hơn. Vì vậy, chỉ số này được chọn để sử dụng trong nghiên cứu này và được tính theo công thức sau:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{k=2}^n \left| \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right| \times 100\% \quad (15)$$

Với: $x^{(0)}(k)$: Giá trị thực tế tại thời điểm k

$\hat{x}^{(0)}(k)$: Giá trị dự báo tại thời điểm k

Và thang đánh giá của chỉ số MAPE được chia thành bốn mức độ như sau (Wang & Phan, 2014):

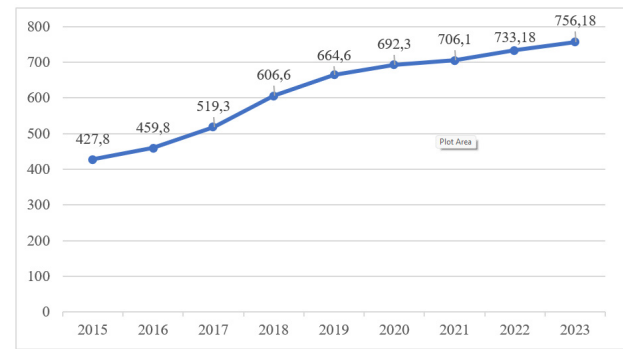
Bảng 1. Thang đánh giá MAPE

Chỉ số MAPE	$\leq 10\%$	10%-20%	20%-50%	$>50\%$
Thang đánh giá	Xuất sắc	Tốt	Chấp nhận được	Không chấp nhận

3. Kết quả nghiên cứu và thảo luận

3.1. Dữ liệu

Khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển Việt Nam giai đoạn từ năm 2015 đến năm 2023 được thu thập từ website của Tổng cục Thống kê. Toàn bộ dữ liệu được trực quan hóa tại Hình 1 và đơn vị được tính bằng triệu tấn.



Hình 1. Khối lượng hàng hóa thông qua cảng biển Việt Nam giai đoạn 2015 – 2023

Hình 1 cho thấy khối lượng hàng hóa thông qua cảng biển Việt Nam có xu hướng tăng lên qua các năm. Năm 2023, đạt 756,18 triệu tấn tăng hơn 328,38 triệu tấn so với năm 2015. Riêng từ năm 2020 và 2021 tăng chậm nhất (13,8 triệu tấn) là do ảnh hưởng của đại dịch Covid-19. Trong khoảng thời gian này, hoạt động thương mại quốc tế giữa các nước bị gián đoạn, sự đứt gãy chuỗi cung ứng trong khu vực và trên toàn thế giới đã ảnh hưởng không nhỏ đến lượng hàng hóa lưu thông của các quốc gia nói chung và Việt Nam nói riêng. Giai đoạn 2017 – 2018 khối lượng hàng hóa thông qua cảng biển tăng 87,3 triệu tấn. Đây là khoảng thời gian tăng mạnh nhất.

3.2. Công cụ và hàm được sử dụng

Để tính toán và mô phỏng mô hình dự báo Xám GM (1,1) và DGM (1,1), nghiên cứu này sử dụng phần mềm Microsoft Excel thuộc tập đoàn Microsoft. Đây là phần mềm rất thông dụng đối với người dùng và được tích hợp đa dạng các hàm phục vụ cho quá trình tính toán. Để thực hiện tính toán giá trị tham số của hai mô hình trên, nghiên cứu sử dụng các phép tính cơ bản và 02 hàm hữu ích đối với việc nhân ma trận với ma trận “hàm Mmult (ma trận 1, ma trận 2)” và tính ma trận nghịch đảo “hàm Minverse (ma trận)”. Đây là hai phép tính cơ bản để tính toán giá trị của các tham số có trong mô hình. Sau khi thực hiện các phép tính toán trên phần mềm Microsoft Excel. Kết quả dự báo của hai mô hình trên được thể hiện ở phần dưới.

3.3. Kết quả dự báo của mô hình GM (1,1)

Kết hợp bộ dữ liệu giai đoạn 2015 – 2023 về khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển và thuật toán của mô hình GM (1,1) để xác định ra hai giá trị a và b. Sau khi tính toán, nghiên cứu đã tìm ra được giá trị của tham số $a = -0,06499$ và $b = 466,10217$. Phương trình hành vi để dự báo khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển ở Việt Nam như sau: $\hat{x}(k) = 7599,7182 \times e^{-0,06499 \times (k)} - 7171,9182$. Kết quả dự báo và sai số của mô hình được thể hiện chi tiết ở Bảng 2:

Bảng 2. Giá trị dự báo và phần trăm sai số của mô hình GM (1,1)

Năm	Giá trị thực tế	GM (1,1)	Phần trăm sai số (%)
2015	427,8	427,8	-
2016	459,8	512,45	11,45
2017	519,3	545,15	4,98
2018	606,6	579,93	4,40
2019	664,6	616,94	7,17
2020	692,3	656,31	5,20
2021	706,1	698,18	1,12
2022	733,18	742,73	1,30
2023	756,18	790,13	4,49
Phần trăm sai số trung bình (MAPE)			5,01
Mức độ chính xác = (100-MAPE) (%)			94,99%
Đánh giá			Xuất sắc

Kết quả ở Bảng 2 thể hiện rằng, mô hình GM (1,1) phù hợp với việc dự báo khối lượng hàng hóa thông qua cảng biển Việt Nam với độ chính xác gần đạt 95% (>90% nên đạt mức đánh giá xuất sắc). Mặt khác, chỉ số MAPE của các giá trị từ năm 2015 đến năm 2023 dao động trong khoảng từ 1,12% đến 11,45%, điều đó cho thấy rằng hiệu quả của mô hình dự báo GM (1,1) là đáng tin cậy.

3.4. Kết quả dự báo của mô hình DGM (1,1)

Kết hợp bộ dữ liệu được thu thập từ năm 2015-2023 và thuật toán của mô hình dự báo DGM (1,1) được trình bày ở phần 2.2, nghiên cứu đã tìm ra giá trị tham số $\beta_1 = 1,063552$ và $\beta_2 = 458,99128$ và xây dựng được mô hình hành vi DGM (1,1) để dự báo khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển Việt Nam như sau:

$$\hat{x}(k+1) = 427,8 \times 1,063552^k - \frac{(1-1,063552^k)}{(1-0,063552)} \times 458,99128.$$

Kết quả tính toán được thể hiện trong Bảng 3 bên dưới.

Bảng 3. Giá trị dự báo và phần trăm sai số của mô hình DGM (1,1)

Năm	Giá trị thực tế	DGM (1,1)	Phần trăm sai số (%)
2015	427,8	427,8	-
2016	459,8	513,18	11,61
2017	519,3	545,79	5,10
2018	606,6	580,48	4,31
2019	664,6	617,37	7,11
2020	692,3	656,61	5,16
2021	706,1	698,34	1,10
2022	733,18	742,72	1,30
2023	756,18	789,92	4,46
Phần trăm sai số trung bình (MAPE)			5,02
Mức độ chính xác = (100-MAPE) (%)			94,98%
Đánh giá			Xuất sắc

Kết quả nghiên cứu ở Bảng 3 cho thấy rằng độ chính xác mô hình DGM (1,1) đạt 94,98% kém hơn so với mô hình dự báo GM (1,1) là 0,2%. Mặt khác, hệ số MAPE của các giá trị từ năm 2015 đến năm 2023 dao động trong khoảng từ 1,10 đến 11,61%. Thông qua kết quả này nghiên cứu này cho thấy rằng hiệu quả của mô hình dự báo DGM (1,1) cũng thỏa mãn trong tương hợp này.

3.5. Dự báo khối lượng hàng hóa thông qua cảng biển ở Việt Nam giai đoạn 2025 – 2030

Thông qua việc so sánh độ chính xác của hai mô hình dự báo đã nêu, nghiên cứu đề xuất sử dụng mô hình GM (1,1) để dự báo khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển Việt Nam giai đoạn 2025-2030 vì độ chính xác của mô hình dự báo GM (1,1) tốt hơn so với mô hình dự báo DGM (1,1). Kết quả dự báo được thể hiện ở Bảng 4.

Bảng 4. Khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển giai đoạn từ 2025 - 2030

Năm	Khối lượng hàng hóa lưu thông (đơn vị: triệu tấn)
2024	840,54
2025	894,18
2026	951,24
2027	1011,93
2028	1076,50
2029	1145,20
2030	1218,27

Dựa vào kết quả ở Bảng 4, chúng ta có thể thấy

rằng dự báo khối lượng hàng hóa lưu thông qua các cảng biển Việt Nam tiếp tục tăng trưởng mạnh mẽ trong những năm tiếp theo. Cụ thể báo khối lượng hàng hóa lưu thông qua các cảng biển Việt Nam sẽ đạt mốc gần 895 triệu tấn trong năm 2025 (tăng hơn 18% so với năm 2023) và dự kiến sẽ cán mốc hơn 1220 triệu tấn trong năm 2030. Đây sẽ là nguồn dữ liệu quan trọng làm cơ sở cho các cơ quan quản lý định hướng và hoạch định nhằm đẩy mạnh hoạt động phát triển cảng biển trong thời gian sắp tới.

4. Kết luận

Thông qua kết quả mô phỏng, nghiên cứu đã tìm ra mô hình dự báo tốt nhất cho việc dự báo khối lượng hàng hóa lưu thông qua cảng biển Việt Nam giai đoạn 2025-2030 đó là mô hình GM (1,1) với độ chính xác đạt 95%. Kết quả này là căn cứ giúp chính phủ đánh giá hoạt động thương mại quốc tế của Việt Nam, có kế hoạch nâng cấp hệ thống cảng biển để đáp ứng nhu cầu của nền kinh tế quốc gia. Đối với doanh nghiệp, là cơ sở để xây dựng chiến lược kinh doanh, tối ưu hóa hoạt động. Mặc dù độ chính xác đạt 95% nhưng vẫn có những yếu tố khách quan và chủ quan nằm ngoài sự kiểm soát của mô hình như biến động kinh tế toàn cầu, yếu tố chính trị, xã hội hay sự phát triển của công nghệ đối với ngành. Vì vậy, cần phải có các nghiên cứu bổ sung để làm rõ hơn các yếu tố này và áp dụng mô hình dự báo một cách linh hoạt hơn trong bối cảnh thực tế. Do đó, trong tương lai nhóm tác giả sẽ tiếp tục nghiên cứu khối lượng hàng hóa qua từng cụm cảng hay từng cảng riêng biệt nhằm giúp phân tích sâu hơn các đặc thù vùng miền Bắc, Trung, Nam để từ đó hỗ trợ chính phủ và doanh nghiệp đưa ra các quyết định chính xác hơn về phân bổ nguồn lực, đầu tư và phát triển cơ sở hạ tầng cho các cảng biển. Để tối ưu hóa nhiệm vụ trên, trong thời gian tới nhóm sẽ tiếp tục áp dụng các mô hình dự báo khác để kiểm tra tính chính xác và hiệu quả của các mô hình, từ đó chọn lựa được mô hình dự báo tốt nhất cho từng giai đoạn và điều kiện cụ thể.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Bộ Giao thông vận tải (2024). *Số liệu khối lượng hàng hóa thông qua cảng biển Việt Nam năm 2024*. Truy cập tại <https://mt.gov.vn/vn/tin-tuc/92417/hang-quacang-bien-tang-truong-hai-con-so.aspx>
- Chia-Nan Wang & Van-Thanh Phan (2014). An Improvement the Accuracy of Grey Forecasting Model for Cargo Throughput in International Commercial Ports of Kaohsiung. *International Journal of Business and Economics Research*, 3(1), 1-5. DOI: <https://doi.org/10.11648/j.ijber.20140301.11>

- Chính phủ Việt Nam (2014). *Phê duyệt điều chỉnh quy hoạch phát triển hệ thống cảng biển Việt Nam đến năm 2020, định hướng đến năm 2030*. <https://chinhphu.vn/?pageid=27160&docid=174573&tagid=2&-type=1>
- Dragan, D., Keshavarzsaleh, A., Intihar, M., Popović, V., & Kramberger, T. (2020). Throughput forecasting of different types of cargo in the adriatic seaport Koper. *Maritime Policy & Management*, 48(1), 19–45.
- Hai Dang Bui & Hwa-Young Kim (2019). Forecasting the Cargo Throughput for Haiphong Port in Vietnam. *KMI International Journal of Maritime Affairs and Fisheries*, 11(2), 1- 15.
- Hou, J., Chen, Y. & Li, T. (2014). The Forecast of Port Cargo Throughput Based on Combination Forecasting Model. In *2014 Seventh International Symposium on Computational Intelligence and Design, Hangzhou, China*, pp. 585-588. DOI: <https://doi.org/10.1109/ISCID.2014.11>.
- Hu, Y.-C. & Jiang, P. (2020). Fuzzified grey prediction models using neural networks for tourism demand forecasting. *Computational and Applied Mathematics*, 39, 145. DOI: <https://doi.org/10.1007/s40314-020-01188-6>
- Lin, C.-C., He, R.-X., & Liu, W.-Y. (2018). Considering Multiple Factors to Forecast CO₂ Emissions: A Hybrid Multivariable Grey Forecasting and Genetic Programming Approach. *Energies*, 11(12), 3432. DOI: <https://doi.org/10.3390/en11123432>
- Liu S., Jeffrey F. & Yang Y. (2012). A brief introduction to grey systems theory. *Grey Systems: Theory and Application*, 2, 89-104.
- Nguyen, N. T., Phan, V. T., Nguyen, V. D., Le, T. H. & Pham, T. V. (2022). Forecasting the coffee consumption demand in Vietnam based on grey forecasting model, *Vietnam Journal of Computer Science*, 9(3), 245-259.
- Phạm Thị Thu Hằng (2020). Dự báo sản lượng hàng hóa thông qua cảng khu vực Hải Phòng đến năm 2025, 2030. *Tạp chí Công nghệ Hàng hải*, 1(6).
- Sheng, Y., Zhang, J., Tan, W., Wu, J., Lin, H., Sun, G. & Guo, P. (2021). Application of Grey Model and Neural Network in Financial Revenue Forecast. *Computers, Materials & Continua*, 69(3), 4043–4059. DOI: <https://doi.org/10.32604/cmc.2021.019900>
- Shu, M.-H., Huang, Y.-F. & Nguyen, T.-L. (2013). Forecasting models for the cargo throughput at Hong Kong Port and Kaohsiung Port. *Recent Researches in Applied Economics and Management*, 1, 189-193.
- Tổng cục Thống kê Việt Nam (2024). *Số liệu khối lượng hàng hóa thông qua cảng biển Việt Nam giai đoạn 2015 – 2023*. Truy cập tại <https://www.gso.gov.vn/tin-tuc-thong-ke/2023/03/van-tai-bien-tiep-tuc-khoi-sac-trong-2-thang-dau-nam-2023/>
- Xuemei, L., Cao, Y., Wang, J., Dang, Y. and Kedong, Y. (2019). A summary of grey forecasting and relational models and its applications in marine economics and management. *Marine Economics and Management*, 2(2), 87-113. DOI: <https://doi.org/10.1108/MAEM-04-2019-0002>
- Wang, H. & Zhang, Z. (2022). Forecasting CO₂ Emissions Using a Novel Grey Bernoulli Model: A Case of Shaanxi Province in China. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(9), 4953. DOI: <https://doi.org/10.3390/ijerph19094953>

Application of Grey forecasting model to estimate the cargo throughput in Vietnam seaport

Phan Van Thanh¹, Ho Thi Ngoc Lien¹, Nguyen Van Dat²

¹Vietnam - Korea University of Information and Communication Technology,
The University of Danang, Vietnam

²Ho Chi Minh University of Banking, Vietnam

Abstract

The study uses the GM (1,1) model and the DGM (1,1) model to forecast the cargo throughput in Vietnam seaports and compares the forecasting results between the two models to select the better model with the most accurate forecasting results. The forecasting value from 2024 to 2030 was conducted based on the annual data set from 2015 to 2023 collected from the General Statistics Office of Vietnam. The research results show that both models are suitable in this situation. However, the GM (1,1) model is more accurate than the DGM (1,1) model with an accuracy of 95%. Therefore, the GM (1,1) model is proposed to forecast the cargo throughput at Vietnam seaports the next time. This result is also a scientific basis for planners, investors, and the Government to have the basis to strengthen the inspection and operation activities and to make appropriate policies for the construction of seaport infrastructure in Vietnam. In addition, the forecast will help port managers to plan and make appropriate plans for seaports.

Keywords: The cargo throughput, GM (1,1), DGM (1,1), Seaport, Vietnam.