

USING GREY FORECASTING MODEL TO FORECAST THE COFFEE CONSUMPTION DEMAND - CASE STUDY IN VIETNAM

DỰ BÁO NHU CẦU TIÊU THỤ CÀ PHÊ SỬ DỤNG MÔ HÌNH DỰ BÁO XÁM - TRƯỜNG HỢP Ở VIỆT NAM

Phan Văn Thành
Trường Đại học Quảng Bình

ABSTRACT: *Forecasting the domestic coffee consumption demand plays important for policy planning and making the right decisions. Thus, in this study, we try to find out the most suitable model among both proposed models which are GM (1,1) and DGM (1,1) for predicting the amount of domestic coffee consumption in Vietnam in the future. Yearly data of coffee consumption from 2010-2020 are used in this research. The experimental results indicated that the GM (1,1) is the most accurate model selected in this study with lowest average value of $\delta=2.93\%$. So the GM (1,1) model is strongly suggested in the analysis of coffee consumption demand in Vietnam. With founding the right tool will help the managers easily to make right decision for sustainable development of coffee industry in Vietnam in the future.*

Keywords: GM(1,1), DGM(1,1), coffee consumption demand, Vietnam.

TÓM TẮT: *Dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê trong nước đóng vai trò quan trọng trong việc hoạch định chính sách và đưa ra các quyết định đúng đắn. Vì vậy, nghiên cứu này sử dụng 02 mô hình GM (1,1) và DGM (1,1) để so sánh và tìm ra mô hình phù hợp nhất trong việc dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê trong nước tại Việt Nam trong tương lai. Dữ liệu từ năm 2010 đến 2020 của nhu cầu tiêu thụ cà phê được sử dụng để mô phỏng trong nghiên cứu này. Kết quả thực nghiệm chỉ ra rằng mô hình GM (1,1) đưa ra kết quả chính xác nhất và được tác giả khuyến nghị ưu tiên lựa chọn để dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê tại Việt Nam trong tương lai với giá trị trung bình thấp nhất là $\delta = 2,93\%$. Với việc tìm ra công cụ phù hợp sẽ giúp các nhà quản lý dễ dàng đưa ra những quyết định phù hợp nhằm phát triển bền vững ngành cà phê Việt Nam trong tương lai.*

Từ khoá: GM(1,1), DGM(1,1), nhu cầu tiêu thụ cà phê, Việt Nam.

1. GIỚI THIỆU

Trong nền kinh tế thị trường, công tác dự báo đóng vai trò vô cùng quan trọng trong việc cung cấp những thông tin cần thiết nhằm giúp cho các nhà quản lý phát hiện và phân bổ nguồn lực một cách hợp lý trong tương lai. Với những thông tin được đưa ra từ công tác dự báo cho phép các nhà

quản lý, nhà hoạch định chính sách có thể đưa ra quyết định đúng đắn, có khoa học về các lĩnh vực như đầu tư, sản xuất, tiết kiệm và tiêu dùng, chính sách tài chính, chính sách kinh tế vĩ mô, v.v. Trên phương diện quản lý vĩ mô, dự báo không chỉ tạo cơ sở khoa học cho việc hoạch định chính sách, xây dựng chiến lược phát triển, quy hoạch

tổng thể dài hạn mà còn cho phép chúng ta có thể xem xét khả năng thực hiện và điều chỉnh quy hoạch. Trong quản lý vĩ mô, dự báo giúp doanh nghiệp đứng vững trong môi trường cạnh tranh khốc liệt khi có sự hiện diện của nhiều đối thủ cạnh tranh và chiếm ưu thế trong kinh doanh. Ngoài ra, còn cung cấp thông tin giúp các bộ phận trong doanh nghiệp phối hợp nhịp nhàng hơn.

Cà phê là một trong những mặt hàng nông nghiệp quan trọng, đóng góp đáng kể vào nền kinh tế của Việt Nam. Theo Tổ chức Cà phê Quốc tế (ICO) [23], Việt Nam là nước xuất khẩu cà phê đứng thứ hai trên thế giới với 1,56 triệu tấn và giá trị xuất khẩu năm 2020 là 2,74 tỷ USD, chiếm khoảng 10% kim ngạch xuất khẩu của cả nước. Để phát triển bền vững ngành cà phê, việc dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê trở thành mối quan tâm hàng đầu của các nhà hoạch định chính sách. Nhu cầu tiêu thụ cà phê là yếu tố quan trọng có tác động trực tiếp đến chuỗi cung ứng từ người trồng cà phê, các nhà máy sản xuất, các nhà xuất, nhập khẩu cho đến người tiêu dùng cà phê. Đặc biệt là nó tác động trực tiếp đến người trồng cà phê trong nước. Do vậy, dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê trong nước càng có ý nghĩa quan trọng trong việc hoạch định chính sách nhằm phát triển bền vững ngành cà phê.

Gần đây, nhiều nhà khoa học tập trung nghiên cứu vào lĩnh vực dự báo ngành cà phê, một trong số đó phải kể đến là Novanda và cộng sự [2]. Để dự đoán sự biến động của giá cà phê tại Indonesia, nhóm tác giả đã sử dụng ba mô hình dự báo là MA (phương pháp bình quân di động), ARIMA (Đường trung bình động suy thoái

tự động) và mô hình phân rã để phân tích và so sánh độ chính xác của các mô hình dự báo giữa chúng. Sau đó nghiên cứu cố gắng tìm ra mô hình tốt nhất để dự đoán sự biến động của giá cà phê trong tương lai. Naveena và cộng sự đã sử dụng mô hình ARIMA, ANN và Hybrid ARIMA để phân tích hành vi của dữ liệu chuỗi thời gian trong quá khứ, nhằm đưa ra suy luận về hành vi tương lai của nó đối với các loại cà phê Arabica ở Ấn Độ [7]. Berhane và cộng sự đã sử dụng thuật toán lọc Kalman trên một mô hình không gian trạng thái tuyến tính duy nhất để ước tính và dự báo một giá trị tối ưu của giá cà phê ở Ethiopia [8].

Nhìn chung, hầu hết các nghiên cứu trước đây đều sử dụng các phương pháp truyền thống để áp dụng vào việc dự báo. Tuy nhiên, gần đây đã xuất hiện một số nhà nghiên cứu sử dụng các phương pháp dự báo hiện đại (Mạng nơ-ron Multilayer Perceptron (MLP) và Extreme Learning Machines (ELM) vào việc nghiên cứu của mình và đã mang lại kết quả khả quan, trong số đó có áp dụng phương pháp dự báo xám, nghiên cứu đầu tiên sử dụng mô hình dự báo xám để dự báo tổng sản lượng tiêu thụ cà phê trong nước ở Indonesia được công bố trên Tạp chí Nghiên cứu Kinh doanh và Kinh tế Quốc tế của Wang và cộng sự vào năm 2017 [15]. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đã chỉ ra rằng mức độ phù hợp của mô hình dự báo xám trong dự báo tổng lượng cà phê tiêu thụ trong nước với sai số tồn dư trung bình nằm trong khoảng từ 5% đến 8%. Hơn nữa, trong các nghiên cứu trước đây đã xác định rằng lý thuyết dự báo xám chỉ yêu cầu một lượng dữ liệu hạn chế (ít nhất hoặc bằng 4 dữ liệu mẫu) để ước tính hành vi của hệ thống chưa biết và

không có giả thuyết chặt chẽ cho việc phân phối dữ liệu mẫu. Bên cạnh đó, trong nghiên cứu trước đây của chúng tôi cũng đã cung cấp các mô hình dự báo xám mới có độ chính xác cao hơn các mô hình hiện có [3, 4, 5]. Do đó, mô hình dự báo xám đã được lựa chọn để dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê ở Việt Nam trong nghiên cứu này.

2. CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Trong phần này, nghiên cứu trình bày những ưu điểm cũng như khả năng dự báo của các mô hình GM (1,1) và DGM (1,1) được áp dụng thành công trong thực tế. Năm 2011, Chu và Huang đã áp dụng GM (1,1) để phân tích và đưa ra dự báo sản lượng chất thải ở thành phố Thượng Hải. Kết quả nghiên cứu đã chứng minh tính khả thi và hiệu quả của mô hình GM (1,1). Việc sản xuất chất thải ở Thượng Hải trong tương lai cũng được đề xuất trong nghiên cứu này bằng cách sử dụng mô hình GM (1,1). Zhang (2019) đã sử dụng GM (1,1) để dự đoán tỷ lệ tử vong ở Tây An. Nghiên cứu thực nghiệm cho thấy GM (1,1) là mô hình dự báo tốt nhất so với các mô hình khác [19]. Meng và cộng sự đã sử dụng mô hình GM (1,1) để dự báo nhu cầu sản xuất cho kế hoạch sản xuất trong các doanh nghiệp MTS. Nghiên cứu này chỉ ra rằng hiệu suất của mô hình GM (1,1) cao hơn các phương pháp dự báo truyền thống [17]. Xiao và Mao (2005) đã sử dụng mô hình GM (1,1) để dự báo vấn đề không ổn định và mô hình hóa độ chính xác. Hơn nữa, trong nghiên cứu này, nhóm tác giả cũng đề xuất một phương pháp hiệu quả để cải thiện độ chính xác dự đoán của mô hình màu xám gốc dựa trên nhiều phép biến đổi thành chuỗi gốc và phép biến đổi chuyển động song song tâm thành chuỗi AGO. Ưu điểm

của mô hình GM (1,1) cũng được thể hiện trong việc dự báo giá Bitcoin với độ chính xác xấp xỉ 98% [11].

Đối với mô hình DGM (1,1), Yang và cộng sự (2017) đã sử dụng DGM (1,1) để dự báo năng suất ngũ cốc. Kết quả cho thấy sai số trung bình của DGM (1,1) là 1,34%. Kết quả này chỉ ra rằng mô hình này có thể được áp dụng trong dự đoán năng suất hạt [12]. Yu và cộng sự (2017) đã sử dụng DGM (1,1) để dự báo lưu lượng giao thông ở Thượng Hải. Nghiên cứu thực nghiệm cho thấy mô hình DGM (1,1) phù hợp trong nghiên cứu này với chỉ số MAPE = 6,69% [13]. Berk và Ali (2017) đã sử dụng mô hình này để dự báo dự báo mức tiêu thụ điện ở Thổ Nhĩ Kỳ dựa trên dữ liệu lịch sử từ năm 1970 đến năm 2013 [14]. Cao và cộng sự (2007) đã sử dụng mô hình DGM (1,1) để dự đoán lưu lượng mạng [16]. Liu (2020) đã sử dụng DGM (1,1) để dự báo mức tiêu thụ năng lượng sinh hoạt bình quân đầu người của Trung Quốc [18]. Tóm lại, tất cả các nghiên cứu nêu trên cho thấy khả năng dự báo chính xác của mô hình GM (1,1) và mô hình DGM (1,1) có thể được áp dụng trong nghiên cứu này.

3. DỮ LIỆU VÀ MÔ HÌNH DỰ BÁO

3.1. Dữ liệu và nguồn dữ liệu

Số liệu tiêu thụ cà phê trong nước của Việt Nam từ năm 2009 đến năm 2020 được lấy từ trang web của tổ chức Cà phê Quốc tế được sử dụng để kiểm tra độ phù hợp của hai mô hình dự báo được đề xuất [21]. Tổng số 11 quan sát theo chuỗi dữ liệu được minh họa ở Bảng 1. Dựa vào số liệu ở Bảng 1, chúng ta có thể thấy rằng nhu cầu tiêu thụ cà phê ở Việt Nam có tăng nhưng không đều qua các năm.

Bảng 1. Nhu cầu tiêu thụ cà phê ở Việt Nam từ năm 2009-2020

Năm	Lượng tiêu thụ cà phê (nghìn bao (60kg/bao))
2010	1208
2011	1583
2012	1650
2013	1825
2014	2000
2015	2200
2016	2300
2017	2400
2018	2500
2019	2600
2020	2650

3.2. Mô hình dự báo

Như chúng ta đã biết, lý thuyết xám lần đầu tiên được giáo sư Deng đưa ra vào những năm đầu của thế kỷ 19. Nó được chia thành năm nhóm chính bao gồm tạo xám, phân tích quan hệ xám, dự báo xám, ra quyết định xám và điều khiển xám [1, 20]. Trong đó, dự báo xám là một trong những phần quan trọng nhất và được sử dụng rộng rãi để giải quyết các vấn đề liên quan đến các hệ thống thông tin không chắc chắn hoặc thiếu hụt về thông tin. Dạng tổng quát của mô hình dự báo xám là GM (n, m), trong đó n và m biểu thị bậc của các phương trình vi phân thông thường và số lượng các biến xám. Dựa trên sự khác biệt của các phương trình vi phân thông thường và số lượng biến xám khác nhau, nhà lý luận đã đề xuất các mô hình dự báo khác nhau. Trong phần này, chúng tôi trình bày các khái niệm về mô hình GM (1,1), mô hình DGM (1,1). Cụ thể như sau

3.2.1. Mô hình GM (1,1)

Theo Wang và Phan [3, 4, 5], quá trình thực hiện tính toán GM (1,1) được thực hiện theo 6 bước như sau:

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

$$X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)), n \geq 4, \quad (1.1)$$

với n là chiều dài chuỗi dữ liệu.

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

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (1.2)$$

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).

$$\frac{dx^{(0)}(k)}{dk} + ax^{(1)}(k) = b \quad (1.3)$$

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:

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (1.4)$$

Trong đó:

$$B = \begin{bmatrix} -0.5 \times (x^{(1)}(2) + x^{(1)}(1)) & 1 \\ -0.5 \times (x^{(1)}(3) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ \dots & \dots \\ -0.5 \times (x^{(1)}(n) + x^{(1)}(n-1)) & 1 \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \dots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (1.5)$$

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

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}, \quad k = 1, 2, 3, \dots, n, n+1, \dots \quad (1.6)$$

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

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

$$k = 1, 2, \dots \quad (1.7)$$

Hoặc

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} (1 - e^a) \quad (1.8)$$

3.2.2. Mô hình dự báo DGM (1,1)

Các bước tính toán của mô hình dự báo DGM (1,1) được trình bày tại nghiên cứu của Xie và Liu và được nhóm tác giả tóm tắt qua các bước sau:

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

$$X^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}, n \geq 4 \quad (2.1)$$

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

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n \quad (2.2)$$

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

Trong đó

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

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

$$x^{(1)}(k+1) = \beta_1 x^{(1)}(k) + \beta_2 \quad (2.3)$$

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.

$$\begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (2.4)$$

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

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

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

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \beta_1^k x^{(0)}(1) + \frac{1-\beta_1^k}{1-\beta_1} \times \beta_2, ,$$

$$k = 0, 1, 2, \dots, n-1 \quad (2.5)$$

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:

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

$$k = 1, 2, 3, \dots \quad (2.6)$$

3.2.3. Kiểm tra độ chính xác mô hình dự báo

Để đánh giá độ chính xác của các mô hình dự báo, nghiên cứu này sử dụng chỉ số phần trăm sai số tuyệt đối δ [33]. Cách tính của δ được tính theo công thức sau:

$$\delta = \left| \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right| \times 100 \% \quad (4)$$

Trong đó:

$x^{(0)}(k)$ là giá trị thực tế tại thời điểm k;

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

4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Để tìm ra mô hình dự báo phù hợp nhất trong việc dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê tại Việt Nam từ năm 2009 đến năm 2020. Toàn bộ dữ liệu được chia thành hai phần để kiểm tra độ chính xác đối với bộ dữ liệu điều chỉnh và độ chính xác đối với dữ liệu dự báo. Trong quá trình điều chỉnh, mẫu dữ liệu trình tự từ năm 2009 đến năm

2019 (10 điểm dữ liệu) được tính toán để kiểm tra dữ liệu nội suy và mẫu dữ liệu vào năm 2020 để kiểm tra kết quả dự báo. Thông qua việc so sánh dữ liệu đã biết với kết quả phù hợp, chúng ta có thể đánh giá được độ chính xác của mô hình dự báo. Quá trình dự báo đưa ra kết quả dự báo là các dữ liệu chưa biết. Bằng cách phân tích các kết quả dự báo, chúng ta có thể đánh giá sự thay đổi của tiêu dùng cà phê ở Việt Nam.

Để mô phỏng các mô hình được đề cập trong phần 3, nghiên cứu này sử dụng Microsoft Excel để tính toán các tham số của mô hình dự báo. Phần mềm này được xây dựng và phát triển bởi tập đoàn Microsoft. Ứng dụng này bao gồm đầy đủ các công thức liên quan đến ma trận như

phép nhân ma trận, ma trận nghịch đảo.,vv. Về phương diện đo lường độ chính xác của mô hình dự báo, nghiên cứu này sử dụng chỉ số sai số phần trăm tuyệt đối.

4.1. Mô hình GM (1,1) trong việc dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê.

Dựa trên thuật toán GM (1,1) và dữ liệu lịch sử tiêu thụ cà phê từ năm 2010 đến năm 2019. Nghiên cứu đã xây dựng được hàm hành vi để kiểm tra dữ liệu nội suy như sau:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^{-0.0623}) \left(x^{(0)}(1) + \frac{1503.74}{0.0623} \right) e^{-0.0623k},$$

với $k = 0, 1, 2, 3, \dots$ và giá trị dự báo và giá trị sai số được thể hiện trong Bảng 2.

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

Thứ tự k	Năm	Giá trị thực tế	GM (1,1)	Phần trăm sai số (%)
Dữ liệu tập huấn				
k = 0	2010	1208	1208	0
k = 1	2011	1583	1629.38	2.93
k = 2	2012	1650	1734.25	5.11
k = 3	2013	1825	1845.87	1.14
k = 4	2014	2000	1964.68	1.77
k = 5	2015	2200	2091.13	4.95
k = 6	2016	2300	2225.72	3.23
k = 7	2017	2400	2368.97	1.29
k = 8	2018	2500	2521.44	0.86
k = 9	2019	2600	2683.73	3.22
Dữ liệu kiểm tra				
k = 10	2020	2650	2856.46	7.79
Giá trị trung bình của δ				2.93

4.2. Mô hình DGM (1,1) trong việc dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê

Sử dụng thuật toán của mô hình dự báo DGM (1,1) từ công thức (2.1) đến

(2.6) chúng ta xây dựng được hàm hành vi và kết quả chi tiết được thể hiện ở Bảng 3.

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = 1.0643^k \times 1208 + \frac{1-1.0643^k}{1-1.0643} \times 155281;$$

$$k = 0, 1, 2, \dots, n$$

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

Thứ tự k	Năm	Giá trị thực tế	DGM (1,1)	Phần trăm sai số (%)
Dữ liệu tập huấn				
k = 0	2010	1208	1208	0
k = 1	2011	1583	1630.49	3.00
k = 2	2012	1650	1735.35	5.17
k = 3	2013	1825	1846.95	1.20
k = 4	2014	2000	1965.72	1.71
k = 5	2015	2200	2092.14	4.90
k = 6	2016	2300	2226.68	3.19
k = 7	2017	2400	2369.88	1.26
k = 8	2018	2500	2522.28	0.89
k = 9	2019	2600	2684.49	3.25
Dữ liệu kiểm tra				
k = 10	2020	2650	2857.12	7.82
Giá trị trung bình của δ				2.95

4.3. Lựa chọn mô hình

Dựa vào kết quả ở Bảng 4, chúng ta có thể lựa chọn hai mô hình để dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê ở Việt Nam. Tuy nhiên, kết quả mô phỏng chỉ ra rằng mô hình thích hợp nhất để dự đoán mức tiêu thụ cà phê ở Việt Nam là mô hình GM (1,1). Kết luận này là có cơ sở vì mô hình GM (1,1) có giá trị δ thấp nhất so với mô hình dự báo DGM (1,1) với giá trị trung bình là $\delta = 2,93\%$. Đặc biệt, phần trăm sai số GM (1,1) thấp nhất trong nhiều năm. Chỉ số đo lường độ chính xác càng thấp thì mô hình càng đáng tin cậy trở thành công cụ phân tích thích hợp để dự báo. Mô hình GM (1,1) là phương pháp chính xác nhất được lựa chọn trong nghiên cứu này. Vì vậy, trong phân tích nhu cầu tiêu thụ cà phê ở Việt Nam phương pháp GM (1,1) là phương pháp tốt nhất.

Bảng 4. Xếp hạng độ chính xác của dự báo về tiêu thụ cà phê

Mô hình	Average of δ	Xếp hạng
GM (1,1)	2.93	1
DGM (1,1)	2.95	2

5. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, mô hình dự báo xám có tên là GM (1,1) và DGM (1,1) được sử dụng để phân tích hiệu quả của mô hình trong việc dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê. Đặc biệt, nghiên cứu này đã tìm ra mô hình tốt nhất để dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê. Đóng góp trực tiếp của nghiên cứu hiện tại là công cụ tốt cho các nhà hoạch định trong việc xây dựng mô hình dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê nhằm giảm thiểu rủi ro trong sản xuất cà phê và thúc đẩy ngành cà phê phát triển bền vững trong tương lai. Để tìm ra mô hình dự báo phù hợp hơn cho nhu cầu tiêu thụ cà phê, trong những nghiên cứu tiếp theo chúng

tôi sẽ áp dụng nhiều mô hình dự báo xám xác nhau để xem xét mức độ phù hợp của các mô hình dự báo, từ đó tìm ra mô hình chính xác nhất trong việc dự báo nhu cầu tiêu thụ cà phê tại Việt Nam và một số nước trên thế giới.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] J. L. Deng (2002), Grey prediction and decision. Huazhong University of Science and Technology Press, Wuhan, China.
- [2] Novanda, R. R., Sumartono, E., Asriani, P. S., Yuliarti, E., Sukiyono, K., Priyono, B. S., Octalia, V. (2018), A Comparison of Various Forecasting Techniques for Coffee Prices. In Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1114).
- [3] C.N. Wang, and V.T. Phan (2014), An improvement the accuracy of grey forecasting model for cargo throughput in international commercial ports of Kaohsiung Industrial and business forecasting methods, *International Journal of Business and Economics Research*, vol. 1(3), pp. 1-5.
- [4] V.T Phan, M Zbigniew, N.T Nguyen, Using Fourier Series to Improve the Discrete Grey Model (1, 1), *Proceedings in the International Conference on Computational Collective Intelligence*, ICCCI 2020.
- [5] V.T Phan, N.T.Nguyen, & D.N. Dao. Studying on the Accuracy Improvement of GM (1,1) Model. *Proceedings in the International Conference on Computational Collective Intelligence* (pp. 110-121). Springer, Cham.
- [6] R. Karim. A. Awala & M. Akher. (2010), Foresecasting of Wheat production in Bangladesh. *Bangladesh J. Agric. Res.* 35(1), pp. 17 – 28.
- [7] K.P. Naveena, S. Singh, S. Rathod, & A.B Singh (2017), Hybrid time series modelling for forecasting the price of washed coffee (Arabica Plantation Coffee) in India, *International Journal of Agriculture Sciences*, 9 (10) pp. 4004-4007.
- [8] B. Tesfahun, S. Nurilign, A. Shibabaw (2018), A. Molalign, and A. M Abera “Forecasting the Ethiopian Coffee Price Using Kalman Filtering Algorithm,” *Journal of Resources and Ecology* 9(3), 302-305.
- [9] E. Kayacan, B. Ulutas, O. Kaynak (2010), Grey system theory-based models in time series prediction. *Expert Syst Appl*, 37(2):1784–1789.
- [10] Y.F. Chu, X.Q. Huang (2011), Research on city waste production forecast based on background value optimizing GM(1,1) model, *Proceedings in Grey Systems and Intelligent Services (GSIS)*, IEEE.
- [11] X.P Xiao, S.H Mao (2005), Research on ill-conditioned problem and modeling precision in GM(1,1) model” *proceeding IEEE International Confer in Systems, Man and Cybernetics*, (Volume:1).
- [12] W. Yang, X. Li and B. Li (2017), Application of DGM(1,1) and linear regression based on entropy weight method. *Proceedings in Grey Systems and Intelligent Services (GSIS)*, 2017, pp. 191-191, doi: 10.1109/GSIS. 8077701.
- [13].Z. Yu, K. Liu, C. Zhao and Y. Liu, Combined Forecasting Model of Traffic Flow Based on DGM(1,1) and GRNN, *proceeding in 2017 International Conference on Computing Intelligence and Information System (CIIS)*, Nanjing, China, 2017 pp. 58-61.
- [14].Ayvaz, Berk, Kuşakcı, Ali Osman Electricity consumption

- forecasting for Turkey with nonhomogeneous discrete grey model, Energy sources, part B: economics, planning, and policy 2017, 17 (3), pp. 260–267.
- [15] Tien-Chin Wang, Muhammad Ghalih, Evaluation of Grey Forecasting Method of Total Domestic Coffee Consumption in Indonesia, International Journal of Business and Economics Research. Vol. 6, No. 4, 2017, pp. 67-72.
- [16] J. Cao, Y. Liu and Y. Dai, “Network Traffic Prediction Based on Error Advanced DGM(1,1) Model,” 2007 International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, 2007, pp. 6353-6356.
- [17] M. X Zeng, W Ouyang, & Z. Q Zhen, Application of GM (1,1) Model to Production Demand Forecast for Make-to-Stock Enterprise. *Advanced Materials Research*, 2013. 823, pp.602–605.
- [18] C. Liu. Forecasting China’s per capita living energy consumption by employing the DGM (1,1, α) model with fractional order accumulation. Authorea. July 10, 2020.
- [19] L Zhang, Application of the gray model GM (1,1) in predicting birth defects, *Journal of Xi'an Jiaotong University(Medical Sciences)*, 2019, 6, pp. 138-143.
- [20] SF. Liu, Y. Lin, Grey information theory and practical applications, *Springer*, London. 2006.
- [21] Website of International Coffee Organization, <https://www.ico.org>.

Lời cảm ơn:

Nghiên cứu được hỗ trợ bởi đề tài nghiên cứu khoa học cấp cơ sở Trường Đại học Quảng Bình năm học 2020 - 2021, mã số CS.23.2021.

Liên hệ:

TS. Phan Văn Thành

Phòng Khoa học công nghệ và Đối ngoại, Trường Đại học Quảng Bình

Địa chỉ: 312 Lý Thường Kiệt, Đồng Hới, Quảng Bình

Email: thanhkem2710@gmail.com

Ngày nhận bài: 31/10/2021

Ngày gửi phản biện: 03/11/2021

Ngày duyệt đăng: 20/02/2022