

MỤC LỤC

KINH TẾ VÀ QUẢN LÝ

- 1. Nguyễn Đức Trung, Lê Hoàng Anh và Đinh Thị Phương Anh** - Dự báo tăng trưởng kinh tế và lạm phát Việt Nam: một so sánh giữa mô hình VAR, LASSO VÀ MLP. **Mã số 154.1Deco.11** 3
Forecasting Economic Growth and Inflation in Vietnam: A Comparison Between the Var Model, the Lasso Model, and the Multi-Layer Perceptron Model
- 2. Hà Văn Sự và Lê Nguyễn Diệu Anh** - Các yếu tố tác động đến phát triển thương mại đáp ứng yêu cầu phát triển bền vững ở Việt Nam. **Mã số 154.1Deco.12** 14
The Study on Factors Affecting Trade Development Meeting the Requirements for Sustainable Development in Vietnam
- 3. Nguyễn Văn Huân và Nguyễn Thị Quỳnh Trang** - Nghiên cứu Mô hình Z-Score vào cảnh báo sớm rủi ro hoạt động kinh doanh tín dụng tại các ngân hàng thương mại Việt Nam. **Mã số 154.1FiBa.11** 28
Studying Z-Score Model in Early Warnings of Credit Risk at Vietnam Commercial Banks

QUẢN TRỊ KINH DOANH

- 4. Nguyễn Thu Thủy và Nguyễn Văn Tiến** - Các nhân tố tác động đến chính sách cổ tức của các doanh nghiệp bất động sản niêm yết trên thị trường chứng khoán Việt Nam. **Mã số 154.2FiBa.22** 36
Some Factors Influencing Dividend Policy of the Real Estate Companies Listed on Vietnamese Stock Market
- 5. Nguyễn Thị Minh Nhân và Phạm Thị Thanh Hà** - Nghiên cứu các yếu tố ảnh hưởng đến trả công lao động tại ngân hàng thương mại cổ phần đầu tư và phát triển Việt Nam. **Mã số 154.2HRMg.21** 49
Research on Factors Affecting Wage Labour in the Joint Stock Commercial Bank for Investment and Development of Vietnam
- 6. Nguyễn Thị Ngọc Huyền và Trần Thị Thanh Phương** - Tác động của thực tiễn quản trị nguồn nhân lực đến hiệu quả công việc của nhân viên ngành tài chính tiêu dùng tại Thành phố Hồ Chí Minh. **Mã số 154.2.HRMg.21** 65
The Impact of Empirical Human Resource Management on Job Performance of Employees in the Consumer Finance Sector in Ho Chi Minh City

- 7. Ngô Mỹ Trân, Trần Thị Bạch Yến và Lâm Thị Ngọc Nhung** - Ảnh hưởng của quản trị chéo đến hiệu quả tài chính của các công ty niêm yết trên Thị trường chứng khoán Việt Nam.
Mã số 154.2FiBa.21 80
Effect of Multiple Directorships on Financial Performance of Listed Companies: The Case of the Vietnamese Stock Market
- 8. Kiều Quốc Hoàn** - Nghiên cứu định lượng tác động của quản trị nhân sự số đến hiệu quả hoạt động doanh nghiệp. **Mã số 154.2HRMg.22** 94
The Impact of Digital Human Resource Management on Firm Performance: An Empirical Study on Vietnam

Ý KIẾN TRAO ĐỔI

- 9. Nguyễn Thị Minh Giang và Hoàng Thị Bích Ngọc** - Báo cáo tài chính khu vực công Việt Nam - những điểm tương đồng và khác biệt so với chuẩn mực kế toán công quốc tế.
Mã số 154.3BAcc.31 107
Vietnamese Sector Public Financial Reporting – Some Similarities and Differences Between International Public Sector Accounting Standards

DỰ BÁO TĂNG TRƯỞNG KINH TẾ VÀ LẠM PHÁT VIỆT NAM: MỘT SO SÁNH GIỮA MÔ HÌNH VAR, LASSO VÀ MLP

Nguyễn Đức Trung

Email: trungnd@buh.edu.vn

Trường Đại học Ngân hàng TP. Hồ Chí Minh

Lê Hoàng Anh

Email: anhhl_ync@buh.edu.vn

Trường Đại học Ngân hàng TP. Hồ Chí Minh

Đinh Thị Phương Anh

Email: anh.dtp@tmu.edu.vn

Trường Đại học Thương mại

Ngày nhận: 26/03/2021

Ngày nhận lại: 14/05/2021

Ngày duyệt đăng: 17/05/2021

Tăng trưởng kinh tế và lạm phát là hai chỉ tiêu quan trọng đối với bất kỳ nền kinh tế nào trên thế giới. Do tầm quan trọng của hai biến số này với nền kinh tế, việc dự báo tăng trưởng kinh tế và lạm phát trở thành vấn đề quan trọng và luôn nhận được sự quan tâm của chính phủ các quốc gia. Bài báo này nhằm cung cấp một sự so sánh về hiệu quả dự báo tăng trưởng kinh tế và lạm phát giữa các phương pháp phổ biến hiện nay. Cụ thể, mô hình dự báo tăng trưởng kinh tế và lạm phát được nhóm tác giả xây dựng và ước lượng thông qua 3 mô hình là VAR, LASSO, MLP. Với dữ liệu được thu thập trong giai đoạn 1996 - 2020, kết quả nghiên cứu cho thấy theo cả 3 chỉ số RMSE, MAPE và MSE, dự báo tăng trưởng kinh tế bằng mô hình LASSO có mức độ chính xác cao nhất trong khi dự báo lạm phát bằng mô hình VAR có mức độ chính xác cao nhất. Mặc dù mô hình nơ-ron MLP chưa cho thấy hiệu quả dự báo cao trong nghiên cứu này nhưng đây vẫn là công cụ dự báo của tương lai do mô tả được các quan hệ phi tuyến giữa các biến số trong mô hình và khả năng lập bản đồ trực quan về các mối quan hệ phi tuyến này.

Từ khóa: Mô hình VAR, Mô hình LASSO, Mô hình MLP.

JEL Classifications: C53, C63, E31

1. Giới thiệu nghiên cứu

Tăng trưởng kinh tế và lạm phát là hai chỉ tiêu quan trọng đối với bất kỳ nền kinh tế nào trên thế giới. Tăng trưởng kinh tế phản ánh sự phát triển của một quốc gia, giúp nâng cao vị thế và thu hút đầu tư vào quốc gia đó. Tăng trưởng kinh tế có tác động đến việc thực hiện các chính sách xã hội, làm biến đổi cơ cấu ngành kinh tế, hình thành nhiều ngành mới, tạo ra nhiều việc làm cho người dân. Trái với tăng trưởng kinh tế, lạm phát cao gây ra bất ổn kinh tế vĩ mô thông qua việc tác động đến tiêu dùng, đầu

tư, tiết kiệm và mọi ngõ ngách của nền kinh tế. Bên cạnh đó, lạm phát cao tại một quốc gia cũng làm suy giảm niềm tin của công chúng vào đồng nội tệ của quốc gia đó.

Dù được xem là hai chỉ báo kinh tế vĩ mô có tầm ảnh hưởng sâu sắc đến đời sống kinh tế xã hội, lạm phát và tăng trưởng kinh tế lại có mối liên hệ với nhau. Mối liên hệ này đã được chỉ ra trong nhiều lý thuyết và nghiên cứu thực nghiệm. Cụ thể, lý thuyết của Keynes cho rằng trong ngắn hạn, để tăng trưởng kinh tế, các quốc gia cần phải chấp nhận một mức

lạm phát nhất định. Tuy nhiên, mối quan hệ cùng chiều này không tồn tại mãi mãi, khi lạm phát vượt qua một ngưỡng giới hạn sẽ làm giảm tăng trưởng kinh tế (Stockman, 1981; Ocran và Biekpe, 2007). Trong dài hạn, khi tăng trưởng đã đạt đến mức tối ưu thì lạm phát không tác động đến tăng trưởng nữa mà lúc này lạm phát là hậu quả của việc cung tiền quá mức vào nền kinh tế.

Do tầm quan trọng của hai biến số này với nền kinh tế, việc dự báo tăng trưởng kinh tế và lạm phát trở thành vấn đề quan trọng và luôn nhận được sự quan tâm của chính phủ các quốc gia. Dự báo tăng trưởng kinh tế giúp chính phủ đưa ra các mục tiêu phát triển phù hợp. Bởi, tăng trưởng kinh tế bền vững là mục tiêu mà các chính phủ đều hướng tới nhằm ổn định kinh tế vĩ mô, nâng cao trình độ của người lao động, ứng dụng khoa học và công nghệ tiên tiến, cải tiến tổ chức và quản lý sản xuất, tăng hiệu suất của tư liệu lao động và tận dụng hiệu quả các nguồn tài nguyên thiên nhiên gắn với bảo vệ môi trường. Bên cạnh đó, lạm phát cao trong bất cứ tình huống nào và ở bất cứ quốc gia nào đều bộc lộ khả năng hạn chế của chính phủ trong điều hành, quản lý nền kinh tế. Do đó, dự báo lạm phát đã trở thành một nghiệp vụ lõi mà bất cứ ngân hàng trung ương của quốc gia nào cũng cần phải thực hiện. Công tác dự báo lạm phát tốt sẽ giúp cho ngân hàng trung ương thực thi chính sách tiền tệ đảm bảo tăng trưởng kinh tế và ổn định giá trị đồng bản tệ.

Nhiều phương pháp dự báo tăng trưởng kinh tế và lạm phát đã được phát triển. Dự báo kinh tế vĩ mô là một công việc vô cùng phức tạp. Trong nhiều thập kỷ qua, với việc ứng dụng ngày càng nhiều các công cụ toán học vào nghiên cứu kinh tế, các phương pháp dự báo kinh tế đã phát triển không ngừng. Các mô hình toán và kinh tế lượng được vận dụng một cách triệt để trong công tác dự báo. Dự báo kinh tế vĩ mô là một công việc vô cùng phức tạp. Trong nhiều thập kỷ qua, với việc ứng dụng ngày càng nhiều các công cụ toán học vào nghiên cứu kinh tế, các phương pháp dự báo kinh tế đã phát triển không ngừng. Các mô hình toán và kinh tế lượng được vận dụng một cách triệt để trong công tác dự báo. Đến nay, các phương pháp dự báo tăng

trưởng kinh tế và lạm phát có thể được phân thành: phương pháp định lượng và phương pháp định tính. Các phương pháp định lượng chia thành: các phương pháp nhân quả (phân tích hồi quy, hồi quy đa biến, hồi quy phân vị, logit, probit,...), các phương pháp chuỗi thời gian (Trung bình trượt, phân tích xu hướng và mùa vụ, phân tích vector tự hồi quy, phân tích ARIMA,...). Các phương pháp định tính chia thành: phương pháp Delphi, phân tích thăm dò và thu thập ý kiến chuyên gia.

Tuy nhiên, cho đến nay, tính chính xác của các mô hình dự báo kinh tế còn nhiều giới hạn. Các cơ quan nghiên cứu lớn như Ngân hàng Thế giới (WB), Quỹ Tiền tệ Quốc tế (IMF) đều có các mô hình dự báo rất phức tạp và tỉ mỉ nhưng các kết quả dự báo của họ luôn sai biệt so với thực tiễn khá xa. Mặc dù công tác dự báo là khó khăn, các cơ quan chính phủ, các nhà hoạch định chính sách, nhà doanh nghiệp,... luôn cần đến các dự báo kinh tế để làm cơ sở cho việc điều hành chính sách. Các dự báo không mang tính chính xác hoàn toàn nhưng cũng phản ánh được xu hướng của các biến động kinh tế. Trong nghiên cứu này, chúng tôi dự báo tăng trưởng kinh tế và lạm phát thông qua mô hình vector tự hồi quy (VAR), mô hình hồi quy toán tử co gọn và lựa chọn tối thiểu (LASSO), mô hình mạng nơron truyền thẳng nhiều lớp (MLP).

2. Phương pháp nghiên cứu

2.1. Các phương pháp dự báo

2.1.1. Phương pháp vector tự hồi quy (VAR)

Phương pháp vector tự hồi quy (VAR) là một kỹ thuật kinh tế lượng được sử dụng để dự báo và phân tích kinh tế. Giả định cơ bản của mô hình VAR là giá trị hiện tại của các biến số có thể được giải thích bằng các giá trị trong quá khứ của các biến số liên quan (Lütkepohl, 2009).

Mô hình VAR(p) có dạng như sau:

$$y_t = v + A_1 y_{(t-1)} + \dots + A_p y_{(t-p)} + u_t \quad (1)$$

trong đó $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{kt})^T$ là một vector ngẫu nhiên ($K \times 1$), A_i là ma trận hệ số hồi quy bậc ($K \times K$), $v = (v_1, \dots, v_k)^T$ là vector hệ số chặn, $u_t = (u_{1t}, \dots, u_{kt})^T$ là vector nhiễu trắng.

Phương pháp VAR được thực hiện theo trình tự: (i) kiểm định tính dừng của các chuỗi thời gian, (ii)

xác định độ trễ p tối ưu cho mô hình VAR, (iii) thực hiện ước lượng mô hình VAR với độ trễ p tối ưu. Trong nghiên cứu này, việc kiểm định tính dừng được thực hiện bằng kiểm định Augmented Dickey-Fuller (ADF). Việc xác định độ trễ p tối ưu cho mô hình VAR được thực hiện dựa trên các tiêu chí như thống kê LR (LR), tiêu chí thông tin Akaike (AIC), tiêu chí thông tin Hannan-Quinn (HQ), tiêu chí thông tin Schwarz (SC), Lỗi dự đoán cuối cùng (FPE).

Phương pháp VAR có một số ưu điểm là (i) không cần phải xác định các biến nội sinh và các biến ngoại sinh trong mô hình; (ii) việc ước lượng hệ các phương trình đồng thời sẽ cho kết quả ước lượng tốt hơn so với ước lượng riêng lẻ từng phương trình; (iii) phương pháp xây dựng và ước lượng mô hình VAR đơn giản và các biến trong mô hình đều có thể là biến nội sinh được biểu diễn thông qua các biến độ trễ của biến đó và tất cả các biến khác trong mô hình. Bên cạnh các ưu điểm, phương pháp VAR có một số nhược điểm là (i) các biến trong mô hình phải đảm bảo tính dừng để không xảy ra hiện tượng hồi quy giả mạo khi ước lượng các tham số trong mô hình; (ii) không như các mô hình phương trình đồng thời, mô hình VAR vẫn dựa trên các lý thuyết và sử dụng ít thông tin tiên nghiệm hơn, việc loại trừ hay đưa vào các biến mới đóng vai trò trọng yếu trong việc xác định mô hình.

2.1.2. Phương pháp hồi quy toán tử co gọn và lựa chọn tối thiểu (LASSO)

Xét mô hình hồi quy tuyến tính có dạng:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \quad (2)$$

trong đó, y_i là biến phụ thuộc và p biến giải thích $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})$. Với x_i và y_i tương ứng thuộc \mathbb{R}^p và \mathbb{R} . $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$ là vectơ trọng số thuộc \mathbb{R}^p và hệ số chặn $\beta_0 \in \mathbb{R}$.

Cặp (β_0, β) được ước lượng theo phương pháp OLS dựa trên việc tối thiểu hóa sai số bình phương như sau:

$$\text{minimize}_{\beta_0, \beta} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2 \right\} = \frac{1}{N} \|y - \beta_0 \mathbf{1} - X\beta\|^2$$

Trong đó, $y = (y_1, \dots, y_N)^T$, X là ma trận cấp $(N \times p)$ và $\mathbf{1} = (1, \dots, 1)^T$. Lời giải cho (3) như sau:

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T y$$

Với phương pháp OLS, cặp (β_0, β) được tính toán như trên sẽ là các ước lượng không chệch tuy nhiên phương sai của các ước lượng hệ số hồi quy này sẽ lớn. Do đó, hiệu quả của các dự báo dựa trên phương pháp OLS sẽ không cao. Để tăng độ chính xác của dự báo, Hastie và cộng sự (2015) cho rằng có thể giảm số lượng hệ số hồi quy hoặc đặt các hệ số nhất định thành 0. Cách làm này có thể dẫn đến sai lệch trong việc ước tính hệ số hồi quy nhưng sẽ làm giảm thiểu phương sai của các giá trị mong đợi và do đó tăng độ chính xác của các dự đoán. Ý tưởng này cho phép sửa đổi mô hình OLS thành mô hình hồi quy LASSO được thực hiện như sau:

$$\text{minimize}_{\beta_0, \beta} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^p x_{ij} \beta_j \right)^2 + \lambda \sum_{j=1}^p |\beta_j| \right\} = \frac{1}{N} \|y - \beta_0 \mathbf{1} - X\beta\|^2 + \lambda \|\beta\| \quad (4)$$

Vấn đề chính trong thuật toán lasso là chọn giá trị tối ưu của λ . Có nhiều cách để lựa chọn giá trị λ tối ưu như Cross-validation, Theory-driven và Information Criteria. Trong nghiên cứu này, giá trị tối ưu của λ được chúng tôi lựa chọn bằng phương pháp Cross-validation.

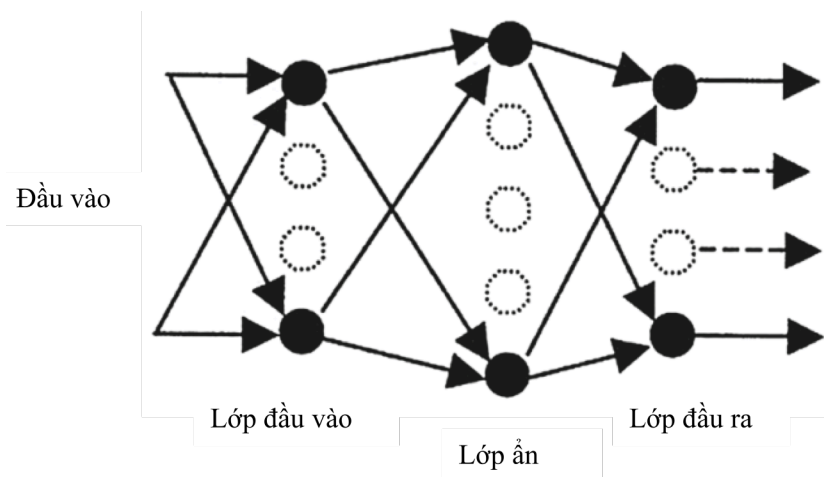
Phương pháp hồi quy toán tử co gọn và lựa chọn tối thiểu (LASSO) có một số ưu điểm là (i) xác định được các biến số độc lập trong mô hình có tác động chủ yếu đến biến phụ thuộc, các biến số độc lập còn lại không có tác động đáng kể sẽ được xấp xỉ hệ số hồi quy tương ứng về 0; (ii) phương pháp này sẽ tối thiểu hóa phương sai ước lượng, do đó sẽ cho kết quả dự báo chính xác hơn so với các phương pháp khác. Tuy nhiên, phương pháp này cũng có nhược

điểm là các ước lượng hệ số hồi quy thu được sẽ bị chệch. Do đó, phương pháp này sẽ phù hợp nhất với mục đích dự báo.

2.1.3. Phương pháp mạng nơ-ron truyền thẳng nhiều lớp (MLP)

Mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks - ANNs) là các công cụ tính toán mô phỏng mạng tế bào thần kinh trong não người và có khả năng lập bản đồ các mối quan hệ phi tuyến giữa các biến đầu vào và đầu ra. Hiệu quả phân tích của ANNs đã mang lại những kết quả đáng kể trong nhiều lĩnh vực khác nhau và mạng nơ-ron nhân tạo đang ngày càng được sử dụng nhiều hơn trong các nghiên cứu khoa học thống kê (Movagharnjad và cộng sự, 2011).

ANN bắt chước quá trình học tập trong não người bằng cách sử dụng các đơn vị liên kết với nhau có tên là nơ-ron thần kinh. Kết nối giữa các nơ-ron được điều chỉnh bằng trọng số. Cấu trúc chung của ANN là một mạng nơ-ron truyền thẳng bao gồm lớp đầu vào, lớp đầu ra và (các) lớp ẩn. Cấu trúc này còn được gọi là perceptron nhiều lớp (multi-layer perceptron - MLP).



Nguồn: Boroushaki và cộng sự (2003)

Hình 1. Một mạng nơ-ron MLP điển hình

Hình 1 cho thấy một mạng nơ-ron MLP điển hình với một lớp đầu vào, một lớp ẩn và một lớp đầu ra. Luồng dữ liệu từ lớp đầu vào truyền đến lớp đầu ra thông qua (các) lớp ẩn và trọng số sau đó được xác định bởi quá trình học được thực hiện bằng thuật

toán lan truyền ngược. Thuật toán này tối ưu hóa hàm chi phí bậc hai. Số lượng nơ-ron thần kinh trong lớp đầu vào được xác định bởi các biến độc lập và số lượng tế bào thần kinh trong lớp đầu ra đại diện cho số lượng biến phụ thuộc (Boroushaki và cộng sự, 2003).

Mạng nơ-ron MLP có một số ưu điểm như (i) khả năng điều chỉnh mô hình liên tục phù hợp với từng mục tiêu nghiên cứu dựa trên dữ liệu đầu vào và dữ liệu đầu ra được cung cấp; (ii) một ưu điểm lớn của mạng nơ-ron MLP là xây dựng và ước lượng mô hình không phải dựa trên các lý thuyết kinh tế về mối quan hệ giữa các biến số trong mô hình, do đó, khi nền kinh tế có những biến động lớn làm thay đổi các lý thuyết kinh tế thì các đánh giá, phân tích dựa trên mạng nơ-ron MLP sẽ không bị ảnh hưởng; (iii) theo định lý xấp xỉ phổ quát, mạng nơ-ron MLP với các lớp ẩn và các nơ-ron trong mỗi lớp có thể biểu diễn bất kỳ hàm liên tục nào. Bên cạnh những ưu điểm, mạng nơ-ron MLP cũng có nhược điểm nổi bật là không có quy luật và công thức cụ thể cho việc xác định số lượng lớp ẩn trong mạng và số lượng nơ-ron trong mỗi lớp ẩn.

Trong bài báo này, một mạng nơ-ron MLP được phát triển với lớp đầu vào bao gồm các biến giải thích cho sự biến động của lớp đầu ra tương ứng lần lượt là tăng trưởng kinh tế và lạm phát. Về lý thuyết, có thể có một hoặc một số (các) lớp ẩn nhưng lý thuyết xấp xỉ phổ quát cho thấy rằng một mạng nơ-ron MLP có một

lớp ẩn duy nhất với số lượng tế bào thần kinh đủ lớn có thể diễn giải bất kỳ cấu trúc đầu vào - đầu ra nào (Tambe và cộng sự, 1996). Do đó, mạng nơ-ron MLP được đề xuất có một lớp ẩn duy nhất.

2.2. Mô hình dự báo lạm phát và tăng trưởng kinh tế

$v=(v_1, \dots, v_K)^T$ là vector hệ số chặn, $u_t = (u_{1t}, \dots, u_{Kt})^T$ là vector nhiễu trắng.

Bảng 1: Các biến số trong mô hình nghiên cứu

Ký hiệu biến	Mô tả	Nguồn
GDP _t	Tốc độ tăng trưởng kinh tế năm t	Quỹ tiền tệ quốc tế (IMF)
INF _t	Lạm phát năm t	Quỹ tiền tệ quốc tế (IMF)
TRADE _t	Tổng giá trị thương mại so với GDP năm t	Quỹ tiền tệ quốc tế (IMF)
H _t	Tốc độ tăng trưởng lực lượng lao động	Quỹ tiền tệ quốc tế (IMF)
IND _t	Tổng giá trị công nghiệp so với GDP năm t	Quỹ tiền tệ quốc tế (IMF)
M _t	Tốc độ tăng trưởng tổng phương tiện thanh toán năm t	Ngân hàng Nhà nước Việt Nam
FDI _t	Vốn đầu tư trực tiếp nước ngoài năm t	Quỹ tiền tệ quốc tế (IMF)

Nguồn: Đề xuất của tác giả

Lạm phát và tăng trưởng kinh tế có thể được giải thích bởi nhiều biến số vĩ mô khác nhau. Nhiều nghiên cứu trong và ngoài nước đã cho thấy tăng trưởng kinh tế và lạm phát tại Việt Nam có thể được giải thích thông qua các biến số như sản lượng công nghiệp, cung tiền (Vo Tri Thanh và cộng sự, 2001; Vinh và Fujita, 2007), lực lượng lao động (Akinboade và cộng sự, 2004; Kim, 2001), Vốn đầu tư nước ngoài (Kim, 2001), giá trị thương mại (Camen, 2006; Vinh và Fujita, 2007). Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng các biến số này để dự báo tăng trưởng kinh tế và lạm phát tại Việt Nam. Dữ liệu của các biến số này được thu thập trong giai đoạn từ 1996 đến 2019 từ các nguồn đáng tin cậy như Quỹ tiền tệ quốc tế (IMF), Ngân hàng Nhà nước Việt Nam.

Bên cạnh đó, để dự báo tăng trưởng kinh tế và lạm phát tại Việt Nam năm 2021, chúng tôi sử dụng các giá trị dự kiến năm 2020 của các biến số trong mô hình nghiên cứu (có tính đến tác động của đại dịch COVID-19) được thu thập từ Tổng Cục Thống kê Việt Nam.

Bảng 2: Số liệu năm 2020 (dự kiến) dưới tác động của COVID-19

Chỉ tiêu	Số liệu
Tăng trưởng kinh tế	2.91%
Vốn đầu tư trực tiếp nước ngoài	19.97 tỷ USD
Tăng trưởng dân số	1.14%
Giá trị công nghiệp (%GDP)	29.31%
Lạm phát	2.31%
Tốc độ tăng tổng phương tiện thanh toán	8.63%

Nguồn: Tổng cục thống kê Việt Nam

Mô hình nghiên cứu đề xuất có dạng như sau:

$$y_t = v + A_1 y_{(t-1)} + \dots + A_p y_{(t-p)} + u_t$$

trong đó: $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{Kt})^T$ là vector (7x1) của các biến số Tốc độ tăng trưởng kinh tế năm t (GDPT), Lạm phát năm t (INFt), Tổng giá trị thương mại so với GDP năm t (TRADEt), Tốc độ tăng trưởng lực lượng lao động (Ht), Tổng giá trị công nghiệp so với GDP năm t (INDt), Tốc độ tăng trưởng tổng phương tiện thanh toán năm t (Mt), Vốn đầu tư trực tiếp nước ngoài năm t (FDIt).

A_i là ma trận hệ số hồi quy bậc (7x7),

Do giới hạn về số liệu nghiên cứu tại Việt Nam, trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng độ trễ tối ưu $p = 1$ để ước lượng mô hình VAR cũng như mô hình LASSO và MLP.

Trong nghiên cứu này, các tác giả dự báo lạm phát và tăng trưởng kinh tế Việt Nam năm 2021 theo cả 3 mô hình VAR, LASSO và MLP. Phương pháp dự báo tốt nhất sẽ được chọn dựa trên ba chỉ số là RMSE, MAPE và MSE:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}}$$

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i}}{N}$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}$$

trong đó: y_i là các giá trị thực tế của đầu ra, \hat{y}_i là các giá trị dự báo thu được từ các mô hình VAR, LASSO, và MLP.

3. Kết quả nghiên cứu

3.1. Kết quả ước lượng mô hình VAR

Trước khi ước lượng mô hình VAR, chúng tôi kiểm định tính dừng của các chuỗi thời gian trong mô hình nghiên cứu. Kết quả được hiển thị trong bảng dưới đây:

Bảng 3: Kết quả kiểm định tính dừng

Biến	Thống kê t (p-value)	Biến	Thống kê t (p-value)
FDI	0.7513 (0.9906)	ΔFDI	-3.7315 (0.0109)
GDP	-3.8468 (0.0081)	ΔGDP	-5.3654 (0.0003)
H	-3.1564 (0.0392)	ΔH	-4.2479 (0.0049)
IND	-2.0729 (0.2564)	ΔIND	-4.2366 (0.0035)
INF	-2.9632 (0.0536)	ΔINF	-5.8548 (0.0001)
M	-4.4188 (0.0022)	ΔM	-6.5853 (0.0000)
TRADE	-0.1748 (0.9639)	$\Delta TRADE$	-6.1028 (0.0001)

Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

Kết quả kiểm định tính dừng cho thấy hầu hết các chuỗi thời gian trong mô hình nghiên cứu không dừng ở chuỗi gốc nhưng lại dừng ở sai phân bậc 1. Do đó, sai phân bậc 1 của các chuỗi thời gian sẽ được sử dụng để ước tính mô hình VAR.

Kết quả kiểm định tính dừng cho thấy các chuỗi thời gian trong mô hình nghiên cứu đều dừng ở sai phân bậc 1. Do đó, chúng tôi sử dụng sai phân bậc nhất để ước lượng mô hình VAR với độ trễ tối ưu là

1. Kết quả ước lượng mô hình VAR được trình bày trong bảng 4:

3.2. Kết quả ước lượng mô hình LASSO.

Tiếp theo, chúng tôi thực hiện ước lượng mô hình LASSO với biến phụ thuộc lần lượt là tăng trưởng kinh tế và lạm phát. Hệ số lambda trong các mô hình được lựa chọn bằng phương pháp Cross-Validation (CV). Kết quả ước lượng được trình bày trong bảng 5:

Bảng 5 cho thấy giá trị lambda được chọn là 0.08687 với sai số dự đoán trung bình CV là 1.02354. Ngoài ra, tại giá trị lambda này, có 5 biến có hệ số hồi quy có giá trị khác 0. Các biến tương ứng là D(TRADE), D(H), D(IND), D(FDI), D(M).

Bảng 6 cho thấy giá trị lambda được chọn là 0.98038 với sai số dự đoán trung bình CV là 34.16797. Ngoài ra, tại giá trị lambda này, có 2 biến có hệ số hồi quy có giá trị khác 0. Các biến tương ứng là D(H), D(GDP).

3.3. Kết quả ước lượng mô hình MLP

Chúng tôi thực hiện ước lượng mô hình MLP với các biến đầu ra lần lượt là tăng trưởng kinh tế và lạm phát. Mô hình MLP được chúng tôi ước lượng với 3 lớp bao gồm: lớp đầu vào (các biến độc lập trong mô hình), lớp ẩn và lớp đầu ra (lần lượt là tăng trưởng kinh tế và lạm phát). Về mặt lý thuyết, mô hình MLP có 1 lớp đầu vào, 1 lớp đầu ra và nhiều lớp ẩn. Tuy nhiên, lý thuyết xấp xỉ phổ quát gợi ý rằng một mạng MLP với 1 lớp ẩn với số neuron phù hợp có thể giải thích được bất kỳ cấu trúc đầu vào - đầu ra nào (Tambe và cộng sự, 1996). Trong nghiên cứu này, để thuận tiện chúng tôi sử dụng 3 neuron trong lớp ẩn. Kết quả ước lượng được trình bày trong hình 2:

3.4. Kết quả dự báo tăng trưởng kinh tế năm 2021 bằng các mô hình

Kết quả nghiên cứu cho thấy dự báo tăng trưởng kinh tế bằng mô hình LASSO có mức độ chính xác cao nhất. Cụ thể, theo cả 3 chỉ số RMSE, MAPE và MSE, mô hình LASSO sẽ cho kết quả dự đoán chính xác cao hơn so với mô hình VAR và MLP.

Bảng 4: Kết quả ước lượng mô hình VAR

	D(FDI)	D(GDP)	D(H)	D(IND)	D(INF)	D(TRADE)	D(M)
D(FDI(-1))	0.052904 (0.25448) [0.20789]	-1.74E-10 (1.9E-10) [-0.91888]	-7.54E-13 (1.9E-12) [-0.39843]	-6.66E-11 (2.5E-10) [-0.27090]	1.44E-09 (1.1E-09) [1.31957]	-2.02E-09 (1.6E-09) [-1.27420]	-5.20E-09 (2.5E-09) [-2.07270]
D(GDP(-1))	-2.75E+08 (5.0E+08) [-0.55395]	0.260420 (0.36903) [0.70568]	0.001818 (0.00368) [0.49346]	-0.087113 (0.47910) [-0.18183]	0.825830 (2.12007) [0.38953]	-0.637420 (3.07971) [-0.20697]	-4.903124 (4.88490) [-1.00373]
D(H(-1))	1.42E+10 (7.9E+09) [1.79510]	5.435762 (5.87484) [0.92526]	0.794292 (0.05865) [13.5432]	-15.55002 (7.62706) [-2.03880]	-57.63301 (33.7505) [-1.70762]	-33.55718 (49.0275) [-0.68446]	-50.22842 (77.7653) [-0.64590]
D(IND(-1))	1.87E+08 (2.3E+08) [0.83060]	0.071538 (0.16793) [0.42600]	-0.001056 (0.00168) [-0.63014]	-0.095331 (0.21802) [-0.43726]	-1.894747 (0.96475) [-1.96398]	-2.855632 (1.40144) [-2.03764]	-4.303367 (2.22290) [-1.93593]
D(INF(-1))	-81081685 (6.9E+07) [-1.16890]	0.006983 (0.05165) [0.13519]	0.000608 (0.00052) [1.17955]	0.081004 (0.06706) [1.20792]	-0.762704 (0.29675) [-2.57018]	-1.080124 (0.43107) [-2.50566]	0.360751 (0.68375) [0.52761]
D(TRADE(-1))	58022562 (5.2E+07) [1.12591]	-0.025592 (0.03838) [-0.66687]	-0.000291 (0.00038) [-0.75950]	0.052261 (0.04982) [1.04896]	0.194807 (0.22047) [0.88362]	0.188160 (0.32026) [0.58753]	0.374043 (0.50798) [0.73634]
D(M(-1))	20072543 (2.0E+07) [0.97985]	0.024188 (0.01525) [1.58562]	0.000202 (0.00015) [1.32605]	0.026056 (0.01980) [1.31565]	-0.021061 (0.08764) [-0.24032]	0.244767 (0.12731) [1.92267]	-0.433664 (0.20193) [-2.14763]
C	5.66E+08 (4.1E+08) [1.37506]	0.354493 (0.30679) [1.15550]	0.002669 (0.00306) [0.87159]	-0.487675 (0.39829) [-1.22443]	-2.982052 (1.76247) [-1.69197]	5.371239 (2.56024) [2.09794]	0.468620 (4.06094) [0.11540]
R-squared	0.409773	0.335334	0.966023	0.600332	0.513326	0.600452	0.562840
Adj. R-squared	0.114660	0.003000	0.949035	0.400497	0.269989	0.400678	0.344260
Sum sq. resids	2.15E+19	11.90765	0.001187	20.07000	393.0021	829.3035	2086.435
S.E. equation	1.24E+09	0.922251	0.009207	1.197319	5.298262	7.696490	12.20783
F-statistic	1.388528	1.009028	56.86402	3.004148	2.109528	3.005657	2.574983
Log likelihood	-486.8621	-24.46417	76.88702	-30.20667	-62.92714	-71.14163	-81.29051
Akaike AIC	44.98746	2.951288	-6.262456	3.473334	6.447922	7.194694	8.117319
Schwarz SC	45.38420	3.348031	-5.865713	3.870076	6.844665	7.591436	8.514062
Mean dependent	6.32E+08	-0.051575	-0.019525	0.109751	-0.018805	5.474394	0.520352
S.D. dependent	1.32E+09	0.923637	0.040783	1.546373	6.201100	9.941745	15.07553

Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

Bảng 5: Kết quả ước lượng mô hình LASSO với biến phụ thuộc tăng trưởng kinh tế

ID	Description	lambda	No. of nonzero coef.	Out-of-sample R-squared	CV mean prediction error	active
2	first lambda	3.270688	0	0.1019	1.064068	
40	lambda before	.0953423	5	-0.0605	1.024056	
* 41	selected lambda	.0868723	5	-0.0599	1.02354	
42	lambda after	.0791548	5	-0.0601	1.023693	
90	last lambda	.0009101	6	-0.1813	1.14074	

	active
trade	x
h	x
ind	x
fdi	x
m	x
_cons	x

Legend:
 b - base level
 e - empty cell
 o - omitted
 x - estimated

* lambda selected by cross-validation in final adaptive step.

Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

Bảng 6: Kết quả ước lượng mô hình LASSO với biến phụ thuộc lạm phát

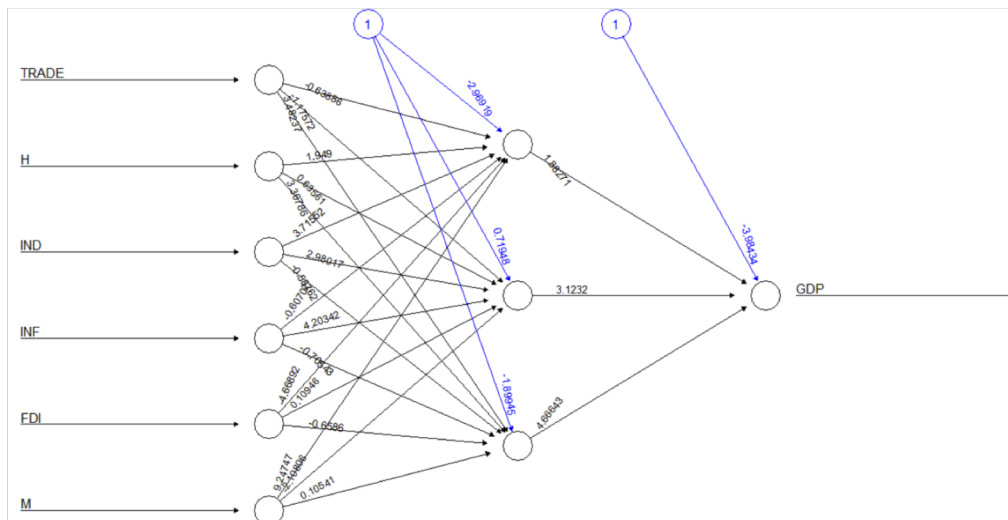
ID	Description	lambda	No. of nonzero coef.	Out-of-sample R-squared	CV mean prediction error	active
1	first lambda	1.713237	0	0.1892	35.24454	
6	lambda before	1.075962	2	-0.1541	34.20673	
* 7	selected lambda	.9803769	2	-0.1528	34.16797	
8	lambda after	.893283	2	-0.1543	34.21272	
76	last lambda	.0015978	6	-0.2364	36.64582	

	active
h	x
gdp	x
_cons	x

Legend:
 b - base level
 e - empty cell
 o - omitted
 x - estimated

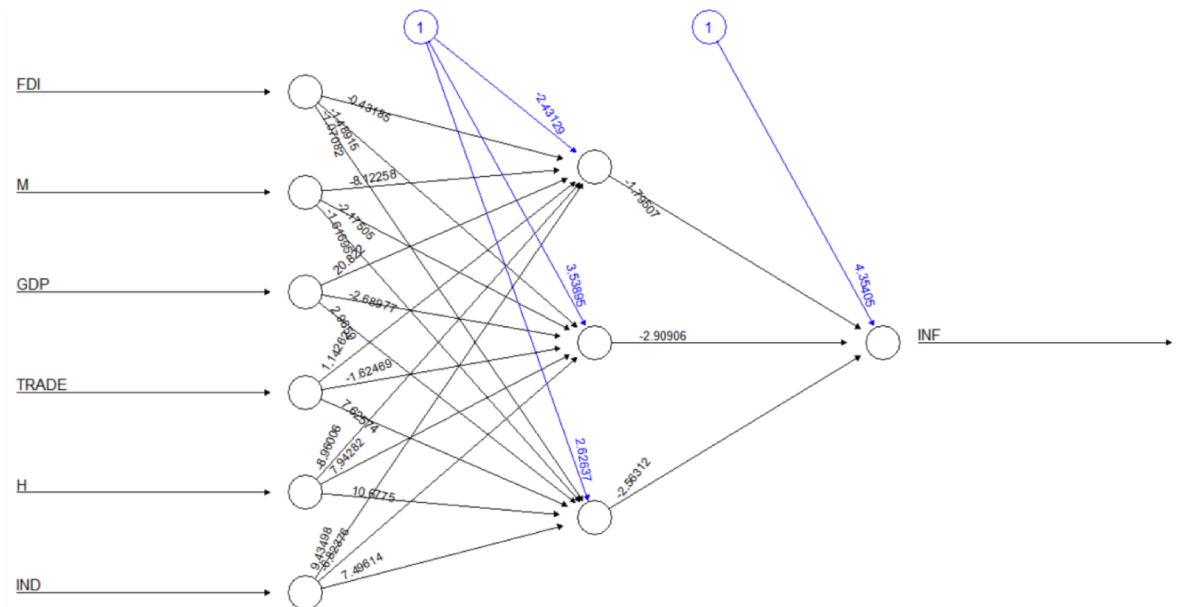
* lambda selected by cross-validation.

Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả



Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

Hình 2: Kết quả ước lượng mô hình MLP với biến đầu ra là tăng trưởng kinh tế



Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

Hình 3: Kết quả ước lượng mô hình MLP với biến đầu ra là lạm phát

Bảng 7: Kết quả tính toán các chỉ số RMSE, MAPE và MSE của các mô hình

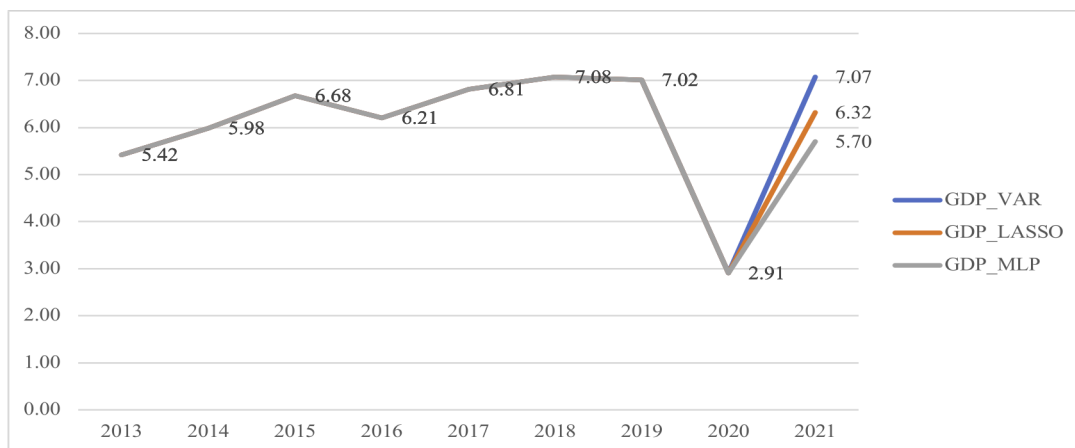
	VAR	LASSO	MLP
RMSE	0.006135	0.006053	0.02308
MAPE	0.000737	0.000725	0.003436
MSE	0.003764	0.003664	0.053267

Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

Tiếp theo, chúng tôi thực hiện dự báo tăng trưởng kinh tế năm 2021 bằng cả 3 mô hình VAR, LASSO và MLP. Kết quả dự báo được trình bày trong hình 4 bên dưới:

3.5. Kết quả dự báo lạm phát năm 2021 bằng các mô hình

Kết quả nghiên cứu cho thấy dự báo lạm phát bằng mô hình VAR có mức độ chính xác cao nhất. Cụ thể, theo cả 3 chỉ số RMSE, MAPE và MSE, mô



Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

Hình 4: Kết quả dự báo tăng trưởng kinh tế năm 2021 bằng các mô hình VAR, LASSO, MLP

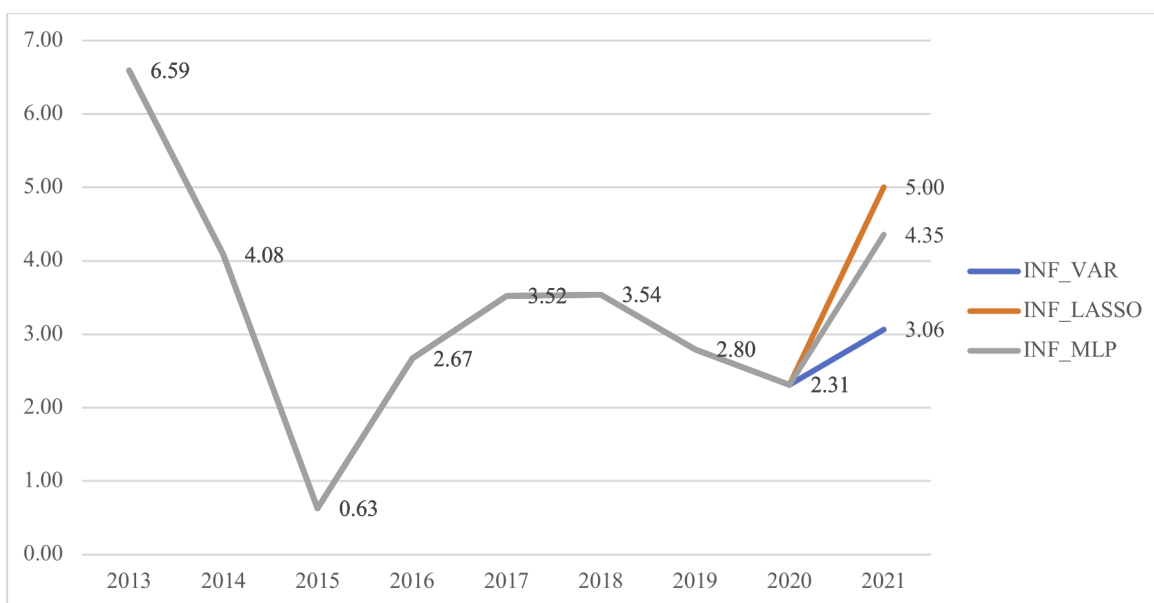
hình VAR sẽ cho kết quả dự đoán chính xác cao hơn so với mô hình LASSO và MLP.

Bảng 8: Kết quả tính toán các chỉ số RMSE, MAPE và MSE của các mô hình

	VAR	LASSO	MLP
RMSE	0.015972	0.033199	0.019355
MAPE	0.008482	0.019292	0.025004
MSE	0.02551	0.11022	0.037462

Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

Tiếp theo, chúng tôi thực hiện dự báo lạm phát năm 2021 bằng cả 3 mô hình VAR, LASSO và MLP. Kết quả dự báo được trình bày trong hình bên dưới:



Nguồn: Kết quả tính toán của tác giả

Hình 5: Kết quả dự báo lạm phát năm 2021 bằng các mô hình VAR, LASSO, MLP

4. Kết luận

Tăng trưởng kinh tế và lạm phát là những chỉ báo cơ bản của nền kinh tế tại mỗi quốc gia. Do đó, nhiều nhà phân tích, hoạch định chính sách và các cơ quan chính phủ của các quốc gia đã tham gia vào việc phân tích thực trạng, các yếu tố tác động và đặc biệt hơn là dự báo sự biến động của hai chỉ số này.

Với tính chất biến động và phi tuyến của lạm phát và tăng trưởng kinh tế, trong bài báo này, mô hình nơ-ron MLP như một công cụ hiệu quả để mô

ta các quan hệ ảnh xạ phi tuyến được phát triển để dự báo hai biến số này. Bên cạnh đó, các mô hình dự báo phổ biến khác cũng được chúng tôi ước lượng như mô hình VAR và mô hình LASSO. Các kết quả dự báo của các mô hình sau đó được so sánh với nhau để tìm ra mô hình dự báo tốt nhất. Kết quả cho thấy theo cả 3 chỉ số RMSE, MAPE và MSE, dự báo tăng trưởng kinh tế bằng mô hình LASSO có mức độ chính xác cao nhất trong khi dự báo lạm phát bằng mô hình VAR có mức độ chính xác cao nhất.

Mặc dù mô hình nơ-ron MLP chưa cho thấy hiệu quả dự báo cao trong nghiên cứu này nhưng đây vẫn là công cụ dự báo của tương lai do mô tả được các quan hệ phi tuyến giữa các biến số trong mô hình và

khả năng lập bản đồ trực quan về các mối quan hệ phi tuyến này. Bên cạnh đó, kết quả dự báo bằng mô hình nơ-ron MLP có thể được cải thiện bằng thuật toán lan truyền ngược. Mặt khác, kết quả dự báo bằng mô hình nơ-ron MLP không cao trong nghiên cứu này cũng bắt nguồn từ giới hạn về dữ liệu đầu vào. Các mô hình mạng nơ-ron nhân tạo (Artificial Neural Networks - ANNs) nói chung và mô hình nơ-ron MLP nói riêng chỉ thực sự hiệu quả khi được sử dụng với dữ liệu lớn (Big Data). ◆

Tài liệu tham khảo:

1. Akinboade, O., F. Siebrits and E. Niedermeier (2004), *The Determinants of Inflation in South Africa: An Econometric Analysis*, AERC Research Paper 143
2. Boroushaki, M., Ghofrani, M. B., Lucas, C., & Yazdanpanah, M. J. (2003), *Identification and control of a nuclear reactor core (VVER) using recurrent neural networks and fuzzy systems*, IEEE Transactions on Nuclear Science, 30(1), 159-174. <https://doi.org/10.1109/TNS.2002.807856>.
3. Camen, U. (2006), *Monetary Policy in Vietnam: The Case of a Transition Country*, BIS Working Paper No. 31. Bank for International Settlement, Basel.
4. Hastie, T., Tibshirani, R., Wainwright, M. (2015), *Statistical Learning with Sparsity* (1st Edition), New York: Chapman and Hall/CRC.
5. Kim, Byung-Yeon (2001), *Determinants of Inflation in Poland: A Structural Cointegration Approach*, BOFIT Discussion Paper No. 16/2001, Available at SSRN: <https://ssrn.com/abstract=1015770> or <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.1015770>.
6. Lütkepohl, H. (2009), Econometric analysis with vector autoregressive models. In *Handbook of computational econometrics* (pp. 281-320), New York: Wiley.
7. Movagharnejad, K., Mehdizadeh, B., Banihashemi, M., & Kordkheili, M. S. (2011), *Forecasting the differences between various commercial oil prices in the Persian Gulf region by neural network*, Energy, 36(7), 3979-3984. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2011.05.004>.
8. [Neural_Networks_w.html?id=f1wQAAAACAAJ&pgis=1](https://www.researchgate.net/publication/312111111).
9. Ocran, M.K. and Biekpe, N. (2007), *The role of commodity prices in macroeconomic policy in south africa*, South African Journal of Economics, 75: 213-220. <https://doi.org/10.1111/j.1813-6982.2007.00120.x>.
10. Stockman, A. (1981), *Anticipated inflation and the capital stock in a cash in-advance economy*, Journal of Monetary Economics, 8(3), 387-393.
11. Tambe, S. S., Kulkarni, B. D., & Deshpande, P. B. (1996), *Elements of artificial neural networks with selected applications in chemical engineering, and chemical and biological sciences*, 12. Simulation & Advanced Controls, Incorporated. https://books.google.com/books/about/Elements_of_Artificial
12. Tambe, S. S., Kulkarni, B. D., & Deshpande, P. B. (1996), *Elements of artificial neural networks with selected applications in chemical engineering, and chemical and biological sciences*, Simulation & Advanced Controls, Incorporated.
13. Vinh, N.T., & Fujita, S. (2007), *The Impact of Real Exchange Rate on Output and Inflation in Vietnam: A VAR approach*, <http://www.lib.kobe-u.ac.jp/repository/80200043.pdf>.
14. Vo Tri Thanh, Dinh Hien Minh, Do Xuan Truong, Hoang Van Thanh and Pham Chi Quang (2000), *Exchange Rate Arrangement in Vietnam: Information Content and Policy Options*, East Asian Development Network (EADN). Individual Research Project.

Summary

Economic growth and inflation are two important indicators for any economy in the world. Due to the importance of these two variables to the economy, forecasting economic growth and inflation becomes an important issue and always receives the attention of national governments. This paper aims to compare the efficiency of forecasting economic growth and inflation between current popular methods. Specifically, the economic growth and inflation forecasting model was built and estimated through three models: VAR, LASSO, MLP. With data collected in 1996 - 2020, the research results show that according to all three indicators RMSE, MAPE, and MSE, forecasting economic growth by LASSO model has the highest accuracy while forecasting inflation by VAR model has the highest accuracy. Although the MLP model has not shown high predictive efficiency in this study, it is still a predictor of the future due to the description of nonlinear relationships between the variables in the model and the visual mapping of these nonlinear relationships.