

ỨNG DỤNG MÔ HÌNH MẠNG NƠON NHÂN TẠO DỰ BÁO TỐC ĐỘ TĂNG TRƯỞNG KINH TẾ THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

Lê Hoàng Anh^{1*}, Nguyễn Văn Hào¹, Hồ Nguyễn Thái Bảo²,

Võ Huỳnh Hùng Thịnh², Nguyễn Trúc Vân²

¹Trường Đại học Ngân hàng Thành phố Hồ Chí Minh

²Trung tâm Mô phỏng và Dự báo Kinh tế - Xã hội Thành phố Hồ Chí Minh

*Email: anhlh_vnc@hub.edu.vn

Ngày nhận bài: 15/11/2024; Ngày chấp nhận đăng: 27/12/2024

TÓM TẮT

Tốc độ tăng trưởng kinh tế là một chỉ số kinh tế vĩ mô có ý nghĩa rất quan trọng đối với các nhà điều hành kinh tế và các doanh nghiệp trong việc xem xét sức khỏe nền kinh tế, là cơ sở đưa ra các quyết định về cơ chế chính sách, kế hoạch phát triển kinh tế - xã hội tại một quốc gia hoặc địa phương. Việc dự báo tốc độ tăng trưởng kinh tế Thành phố Hồ Chí Minh (TP.HCM) theo quý sẽ giúp lãnh đạo thành phố đánh giá được khả năng hoàn thành mục tiêu tăng trưởng kinh tế đề ra trong năm. Nghiên cứu này trình bày việc phân tích và dự báo dữ liệu chuỗi thời gian của chỉ tiêu tốc độ tăng trưởng kinh tế TP.HCM theo quý giai đoạn 2011-2024, bằng cách sử dụng mô hình học máy mạng nơon nhân tạo (ANN) và một số mô hình kinh tế lượng nhằm lựa chọn mô hình phù hợp. Kết quả cho thấy mô hình ANN cho độ chính xác vượt trội so với các mô hình khác.

Từ khóa: Chuỗi thời gian, dự báo, học máy, tốc độ tăng trưởng kinh tế.

1. MỞ ĐẦU

Tốc độ tăng trưởng kinh tế là một chỉ số kinh tế vĩ mô có ý nghĩa rất quan trọng đối với các nhà điều hành kinh tế và các doanh nghiệp trong việc xem xét sức khỏe nền kinh tế, là cơ sở đưa ra các quyết định về cơ chế chính sách, kế hoạch phát triển kinh tế - xã hội tại một quốc gia hoặc địa phương. Trong bối cảnh có không ít các biến động, dự báo càng đóng vai trò quan trọng hơn nhằm phục vụ đánh giá cũng như quản lý vĩ mô nền kinh tế. Trong những năm gần đây, cùng với sự phát triển của khoa học máy tính, nhiều phương pháp dự báo mới trên cơ sở ứng dụng máy học đã ra đời. Cùng với đó, các nhà nghiên cứu cũng bắt đầu vận dụng các phương pháp này nhiều hơn trong lĩnh vực kinh tế.

Theo Urrutia và các cộng sự [1], nhóm tác giả sử dụng đường trung bình động tích hợp tự động phục hồi (ARIMA) và Mạng thần kinh nhân tạo Bayes (BANN) để dự báo nhập khẩu và xuất khẩu của Philippines và việc so sánh hai mô hình là một trong những mục tiêu chính của nghiên cứu này. Dữ liệu được thu thập từ Cơ quan thống kê Philippines với tổng số 100 quan sát từ quý đầu tiên từ năm 1993 đến quý 4 năm 2017. Hơn nữa, trong nghiên cứu này có thể xác định mức độ phù hợp nhất trong số các mô hình dự báo nhập khẩu và xuất khẩu của Philippines và các nhà nghiên cứu sẽ đưa ra giá trị dự báo của xuất nhập khẩu từ quý đầu tiên từ năm 2018 đến quý 4 năm 2022 sử dụng mô hình được trang bị phù hợp nhất. Các nhà nghiên cứu đã tiến hành một bài kiểm tra Thông kê để xây dựng và so sánh các mô hình thống kê của ARIMA và BANN cho nhập khẩu và xuất khẩu, sau đó áp dụng độ chính xác của dự báo chẳng hạn như Trung bình bình phương sai số (MSE), Trung bình bình phương sai số chuẩn hóa (NMSE), Trung bình sai số tuyệt đối (MAE), Căn bậc 2 của trung bình bình phương sai số (RMSE) và Trung bình phần trăm sai số tuyệt đối (MAPE) để so sánh hiệu suất của hai mô hình. Bằng cách so sánh các kết quả, các nhà nghiên cứu kết luận rằng Mạng nơon nhân tạo Bayes là mô hình phù hợp nhất trong việc dự báo nhập khẩu và xuất khẩu của Philippines. Khi sử dụng phép thử T ghép đôi, giá trị p cho cả nhập khẩu và xuất khẩu đều lớn hơn mức ý nghĩa ($\alpha = 0,01$) có nghĩa là không có sự khác biệt đáng kể giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán cho cả nhập khẩu và xuất khẩu của Philippines. Nghiên

cứu này có thể giúp ích cho nền kinh tế của Philippines bằng cách xem xét các dự báo về Nhập khẩu và Xuất khẩu có thể được sử dụng trong việc phân tích thâm hụt thương mại của nền kinh tế.

Theo Urrutia và các cộng sự [2], mục tiêu của nhà nghiên cứu là dự báo Tổng sản phẩm quốc nội (GDP) của Philippines từ Quý 1 năm 2018 đến Quý 4 năm 2022. Hơn nữa, nghiên cứu này xác định mô hình phù hợp nhất giữa Đường trung bình động tích hợp tự động và Mạng thần kinh nhân tạo Bayes có thể dự báo GDP của Philippines. Nhà nghiên cứu đã sử dụng dữ liệu từ Quý 1 năm 1990 đến Quý 4 năm 2017 với tổng số 112 quan sát. Thử nghiệm thống kê được thực hiện trong nghiên cứu để có thể hình thành và so sánh mô hình thống kê ARIMA và Bayesian ANN. Trong nghiên cứu này, kết luận rằng ARIMA (1,1,1) và Bayesian ANN có thể dự báo GDP của Philippines. Nhà nghiên cứu sử dụng độ chính xác của Dự báo như MSE, NMSE, MAE, RMSE và MAPE để so sánh hiệu suất của hai mô hình. Trong bài viết này, mô hình phù hợp nhất thu được là Bayesian ANN. Phép thử T ghép đôi kết luận rằng không có sự khác biệt đáng kể giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán. Nghiên cứu này giúp kinh tế học cụ thể trong việc dự báo kinh tế và phân tích kinh tế.

Smalter và Cook [3] sử dụng mạng lưới thần kinh dựa trên một chỉ số kinh tế vĩ mô duy nhất - độ trễ hàng tháng của tỷ lệ thất nghiệp dân sự để dự báo tỷ lệ thất nghiệp 1-, 3-, 6- và 12 tháng tới bằng cách sử dụng số liệu thất nghiệp nhiều năm. Mô hình của họ hoạt động tốt hơn SPF (Survey of Professional Forecasters) trong khoảng thời gian ngắn (trước 1 và 3 tháng), nhưng không vượt trội hơn trong khoảng thời gian dài hơn 6 và 12 tháng.

Stone [4] chỉ ra tính chất nhất quán của ước lượng KNN phi tham số. Mô hình này được sử dụng rộng rãi cho các tác vụ phân loại như nhận dạng đối tượng và do dễ triển khai và dễ giải thích nên nó cũng được sử dụng trong các ứng dụng như tính toán dữ liệu bị thiếu [5] và giảm tập dữ liệu đào tạo [6] để có thể nhận dạng tốt hơn các đối tượng tương tự. KNN có thể nhận dạng các mẫu lặp lại trong chuỗi thời gian và vì lý do này, nó được áp dụng cho mô hình chuỗi thời gian tài chính như trong nghiên cứu của Ban và cộng sự [7]. Al-Qahtani và Crone [8] sử dụng KNN để dự báo nhu cầu điện của Vương quốc Anh và thấy rằng KNN có hiệu suất dự báo tốt hơn các mô hình chuẩn khác. Rodríguez-Vargas [9] thấy rằng KNN cũng vượt trội hơn hai mô hình học máy của đối thủ cạnh tranh là rừng ngẫu nhiên và tăng cường độ dốc cực độ, về độ chính xác trong việc dự đoán lạm phát. Nhìn chung, KNN đã được coi là một trong mười thuật toán hàng đầu trong khai thác dữ liệu [10]. Hơn nữa, KNN đặc biệt phù hợp với những trường hợp không có nhiều quan sát trong quá khứ, tức là rất ít thông tin trong quá khứ. Như đã chỉ ra trong nghiên cứu của Wauters và Vanhoucke [6], các phương pháp trí tuệ nhân tạo yêu cầu số lượng quan sát tối thiểu để hoạt động bình thường trong khi đối với KNN, hạn chế này không quá nghiêm ngặt mặc dù yêu cầu số lượng quan sát tối thiểu [11].

Có thể thấy, nhiều nghiên cứu ứng dụng các thuật toán học máy khác nhau để dự báo các chuỗi thời gian vĩ mô. Tuy nhiên, đối với một số chỉ tiêu vĩ mô như GDP, xuất nhập khẩu, doanh thu du lịch, lạm phát, tỷ lệ thất nghiệp..., mô hình ANN cho kết quả dự báo chính xác hơn các mô hình học máy khác cũng như các mô hình kinh tế lượng khác. Các nghiên cứu khám phá tiềm năng của máy học trong lĩnh vực dự báo, mà điển hình, ANN có sự khác biệt giữa giá trị dự báo của và giá trị thực tế không lớn. Nó không yêu cầu bất kỳ thông tin trước nào về phân phối và xác suất của dữ liệu, có thể học hỏi từ kinh nghiệm trong quá khứ và làm việc với dữ liệu không hoàn hảo và phi tuyến tính.

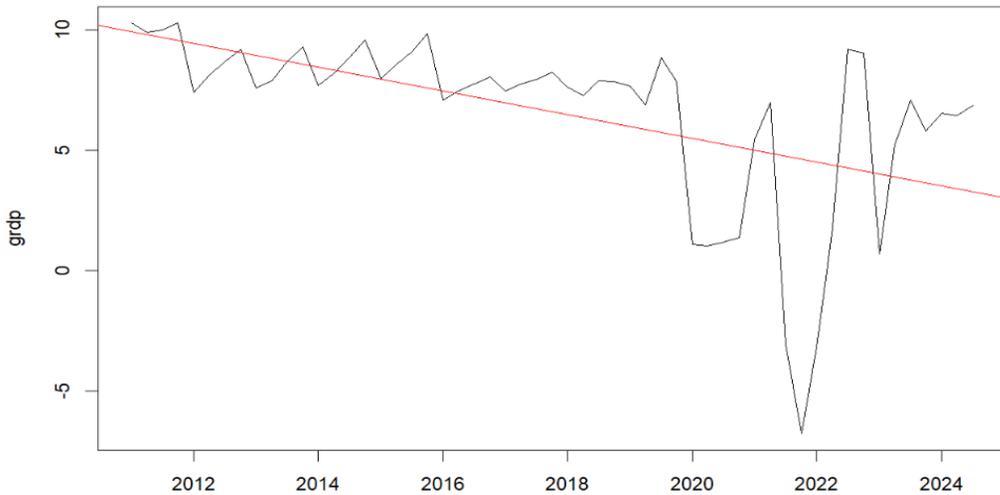
Tuy nhiên, hầu hết các nghiên cứu hiện nay đều xây dựng mô hình ANN ở cấp quốc gia và nghiên cứu cho cả nước cũng như các dự báo thường được sử dụng chuỗi dữ liệu theo năm. Như vậy, nghiên cứu ứng dụng mô hình ANN cho công tác dự báo một số chỉ tiêu kinh tế cho thành phố Hồ Chí Minh, đặc biệt là chỉ tiêu tốc độ tăng trưởng kinh tế theo quý vẫn chưa nhận được sự quan tâm của các nhà nghiên cứu. Việc lựa chọn mô hình có độ chính xác vượt trội để dự báo chỉ tiêu tốc độ tăng trưởng kinh tế thành phố theo quý có ý nghĩa thực tiễn rất cao vì dự báo theo niên độ quý sẽ giúp lãnh đạo thành phố đánh giá khả năng đạt mục tiêu tăng trưởng kinh tế đã đề ra trong năm, từ đó sẽ có những phản ứng chính sách kịp thời để thúc đẩy các động lực tăng trưởng kinh tế, nhằm hướng đến đạt mục tiêu tăng trưởng kinh tế theo như kế hoạch.

2. DỮ LIỆU VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Dữ liệu

Dữ liệu tốc độ tăng trưởng GRDP TP.HCM được lấy theo chu kỳ 3 tháng, 6 tháng, 9 tháng và 12 tháng của các năm trong giai đoạn 2011-2024. Dữ liệu được sử dụng để vận dụng mô hình được thu

thập đến 9 tháng năm 2024. Dữ liệu tốc độ tăng trưởng kinh tế 12 tháng đã được Tổng cục Thống kê ước tính và được dùng để kiểm định nội mẫu.



Nguồn: Cục Thống kê Thành phố Hồ Chí Minh [12, 13]

Hình 1. Tốc độ tăng trưởng GRDP của TP.HCM

Bảng 1. Thống kê mô tả chuỗi dữ liệu tốc độ tăng trưởng GRDP của TP.HCM

	Số quan sát	Giá trị nhỏ nhất	Giá trị lớn nhất	Giá trị trung bình	Độ lệch chuẩn
Tốc độ tăng trưởng GRDP (%)	55	-6,78	10,30	6,62	3,61

Nguồn: Từ kết quả xử lý số liệu

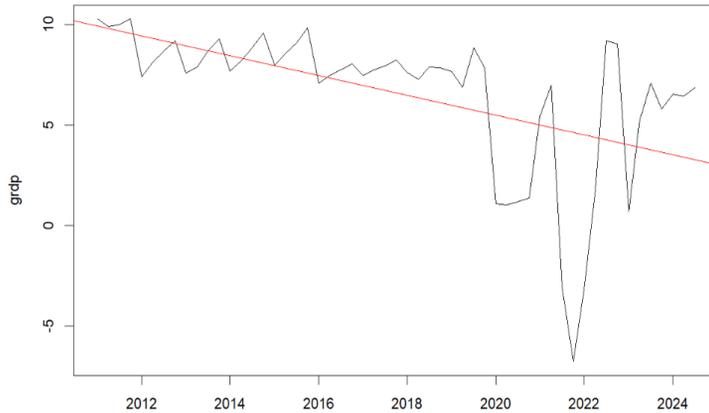
2.2. Phương pháp

2.2.1. Kiểm định tính dừng của dữ liệu

Theo Bảng 1, có thể thấy dữ liệu chuỗi thời gian này không dừng. Do đó cần tiến hành lấy sai phân bậc 1 của chuỗi dữ liệu này để xem xét tính dừng của chuỗi sai phân bậc 1. Việc lấy sai phân của chuỗi thời gian sẽ giúp loại bỏ các tính xu thế, thời vụ hoặc chu kỳ của dữ liệu giúp dữ liệu xoay quanh giá trị trung bình của chuỗi.

Ngoài ra, có thể sử dụng đồ thị ACF để xác định tính dừng của chuỗi dữ liệu. Đối với các chuỗi thời gian dừng, ACF sẽ giảm về giá trị 0 tương đối nhanh, trong khi đối với các chuỗi không dừng (non-stationary) quá trình giảm về 0 diễn ra một cách chậm chạp. Hơn nữa, đối với các chuỗi không dừng giá trị tự tương quan r_1 thường dương và lớn.

Kết quả thống kê kiểm định Augmented Dickey-Fuller (ADF) của các chuỗi sai phân bậc 1 của biến quan tâm được thực hiện. Kết quả kiểm định thấy giá trị p nhỏ hơn 0,05, do đó chúng ta có thể bác bỏ giả thuyết H_0 . Điều này ngụ ý rằng chuỗi thời gian dừng. Nói một cách đơn giản, chúng ta có thể nói rằng chuỗi sai phân bậc 1 của tốc độ tăng trưởng GRDP của TP.HCM có cấu trúc không phụ thuộc vào thời gian và sở hữu phương sai không thay đổi theo thời gian.



Nguồn: Cục Thống kê TP.HCM

Hình 2. Sai phân bậc 1 của tốc độ tăng trưởng GRDP

2.2.2. Vận dụng mô hình mạng ANN

2.2.2.1. Phương án chọn cấu trúc dữ liệu

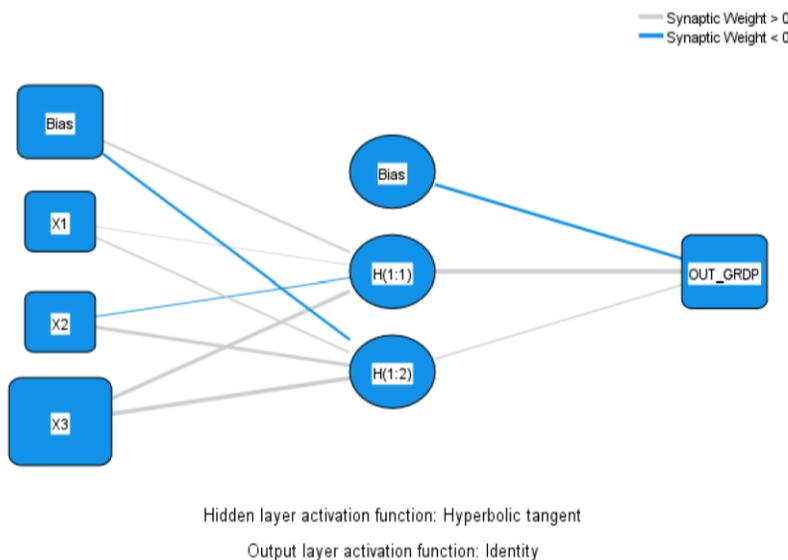
Dữ liệu được chia thành hai tập: 80% cho huấn luyện mô hình và 20% còn lại để kiểm định khả năng dự báo của mô hình. Điều này giúp đảm bảo tính tổng quát của mô hình khi áp dụng vào thực tiễn.

2.2.2.2. Thiết kế mạng neuron

Trong nghiên cứu này, mô hình ANN được chúng tôi thiết kế để dự báo tốc độ tăng trưởng GRDP gồm 1 lớp đầu vào, 1 lớp ẩn và 1 đầu ra. Việc xây dựng mô hình ANN với 1 lớp ẩn, ở mức tối giản, giúp mô hình tổng quát tốt hơn trên dữ liệu chưa quan sát được. Đồng thời, thiết kế này giúp tránh các vấn đề quá khớp (overfitting). Trong lớp ẩn này, số nơ-ron xác định theo công thức của Fang và Ma [14], cụ thể: $k = \log_2 n$

Trong đó, n là số nơ-ron trong lớp đầu vào, ở đây là 3. Như vậy, k sẽ nhận giá trị là 1,6. Tuy nhiên, để đảm bảo tính khách quan, chúng tôi sẽ cho số nơ-ron trong lớp ẩn dao động trong đoạn [1,4] và lựa chọn mô hình có mức độ dự báo chính xác nhất.

Cuối cùng, mô hình ANN có 1 lớp đầu ra là biến tăng trưởng GRDP của Thành phố Hồ Chí Minh. Lớp ẩn sử dụng hàm kích hoạt để tối ưu hóa quá trình học tập của mô hình.



Nguồn: Từ kết quả xử lý số liệu

Hình 3. Cấu trúc mạng của dữ liệu tốc độ tăng trưởng GRDP TP.HCM

2.2.2.3. Huấn luyện mạng

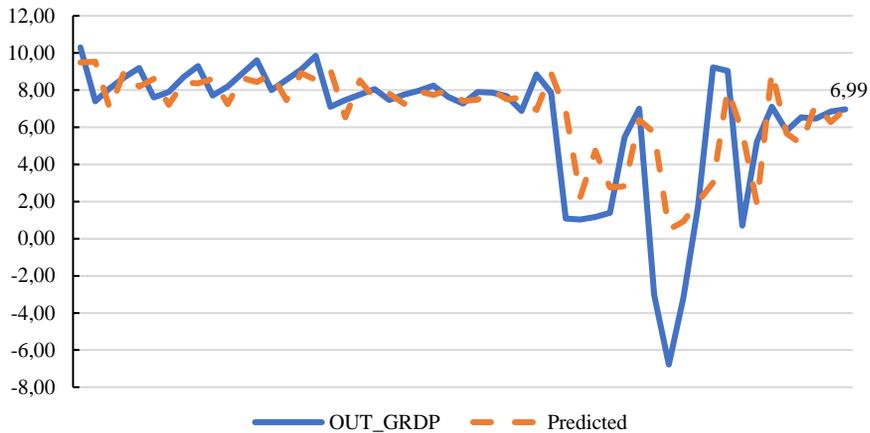
Bảng 2. Huấn luyện mạng dữ liệu tốc độ tăng trưởng GRDP TP.HCM

Predictor		Hidden Layer 1		Output Layer OUT_GRDP
		H(1:1)	H(1:2)	
Input Layer	(Bias)	0,554	-0,593	
	X1	0,010	0,397	
	X2	-0,114	0,711	
	X3	0,747	1,212	
Hidden Layer 1	(Bias)			-0,686
	H(1:1)			1,553
	H(1:2)			0,156

Nguồn: Từ kết quả xử lý số liệu

2.2.2.4. Kiểm định mô hình

Kết quả dự báo tốc độ tăng trưởng GRDP 12 tháng năm 2024 theo mô hình ANN là 6,99%.



Hình 4. Kết quả dự báo và giá trị thực tế của dữ liệu tốc độ tăng trưởng GRDP TP.HCM (mô hình ANN)

Bảng 3. Giá trị kiểm định dự báo tốc độ tăng trưởng GRDP TP.HCM

Tiêu chí kiểm định	MAPE	RMSE
Giá trị	79,61	0,048

Nguồn: Từ kết quả xử lý số liệu

Mặt khác, căn cứ số liệu tốc độ tăng trưởng GRDP TP.HCM 12 tháng năm 2024 do Tổng cục Thống kê công bố đạt **6,96%**, kết quả dự báo có sai số không đáng kể.

2.2.3. Vận dụng mô hình kinh tế lượng

Nhóm nghiên cứu vận dụng các mô hình kinh tế lượng gồm mô hình Single Exponential Smooth, mô hình ARIMA có tính mùa vụ (SARIMA), mô hình Single Moving Average và mô hình Holt-Winter’s Additive để so sánh với mô hình ANN nhằm lựa chọn mô hình phù hợp.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Kết quả

Kết quả dự báo tốc độ tăng trưởng GRDP 12 tháng năm 2024 theo mô hình Single Exponential Smooth, mô hình SARIMA, mô hình Single Moving Average, mô hình Holt-Winter’s Additive, và mô hình ANN được thể hiện theo bảng sau:

Bảng 4. So sánh các tiêu chí kiểm định và kết quả dự báo của các mô hình

Mô hình/Tiêu chí kiểm định	MAPE (tập dữ liệu kiểm tra)	RMSE	Kết quả dự báo theo mô hình
Single Exponential Smooth	82,95	2,735	6,85
Single Moving Average	204,44	1,18	6,85
SARIMA	85,42	2,45	10,85
Holt-Winter's Additive	80,06	3,42	3,42
ANN	79,61	0,048	6,99

Nguồn: Từ kết quả xử lý số liệu

Kết quả dự báo cho thấy phù hợp với các nghiên cứu trước đây, theo đó mô hình ANN cho giá trị dự báo chính xác hơn.

3.2. Thảo luận

Kết quả nghiên cứu cũng cho thấy rằng, trong bối cảnh có cú sốc kinh tế như khủng hoảng kinh tế, dịch bệnh, xung đột chính trị,... diễn ra như những năm gần đây, các mô hình dự báo truyền thống sẽ không thể phát huy hiệu quả do sự thay đổi hành vi bất thường của các chủ thể trong nền kinh tế. Mặt khác, mô hình ANN sẽ đưa ra các dự báo tốt hơn trong những trường hợp có cú sốc kinh tế do được phát triển không dựa trên các lý thuyết kinh tế và có thể được điều chỉnh theo bối cảnh thực tế. Bên cạnh đó, một ưu điểm vượt trội của mô hình ANN là khả năng tự học và điều chỉnh các kết quả dự báo phù hợp với thực tế mà không phụ thuộc vào ý kiến chủ quan.

4. KẾT LUẬN

Các phương pháp dự báo kinh tế vĩ mô đã được cải thiện đáng kể trong những năm qua. Các phương pháp hiện tại dựa trên các mô hình kinh tế lượng có khả năng tạo ra những dự báo tương đối chính xác về các chỉ tiêu kinh tế vĩ mô. Nhưng những cách tiếp cận này mang lại nhiều loại lỗi không mong muốn khác nhau, từ độ nhạy cao đối với đặc tả mô hình đến yêu cầu dữ liệu cao. Ngoài ra, các phương pháp dự báo dựa trên mô hình kinh tế lượng yêu cầu phải dựa trên mô hình lý thuyết của nền kinh tế được viết ra và được sử dụng làm cơ sở để hình thành một dự báo thực nghiệm. Tuy nhiên, trong bối cảnh hiện nay, dữ liệu phục vụ cho công tác dự báo chưa đầy đủ, trong những tình huống có cú sốc kinh tế như khủng hoảng kinh tế, dịch bệnh, các mô hình dự báo truyền thống sẽ không thể phát huy hiệu quả do sự thay đổi hành vi bất thường của các chủ thể trong nền kinh tế.

Nghiên cứu đã mô hình hóa và xây dựng mạng nơron nhân tạo, vận dụng một số mô hình kinh tế lượng, gồm mô hình Single Exponential Smooth, mô hình SARIMA, mô hình Single Moving Average, mô hình Holt-Winter's Additive trong việc dự báo tốc độ tăng trưởng kinh tế thành phố theo định kỳ 3 tháng, 6 tháng, 9 tháng và 12 tháng để kiểm định độ tin cậy, tính chính xác của kết quả dự báo. Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình ANN cho giá trị dự báo chính xác hơn. Với kết quả này, nghiên cứu sẽ cung cấp cơ sở cho lãnh đạo thành phố xem xét khả năng hoàn thành mục tiêu tăng trưởng đề ra trong năm, từ đó có những phản ứng chính sách phù hợp, đề ra các giải pháp để thúc đẩy các động lực tăng trưởng kinh tế nhằm đạt được mục tiêu tăng trưởng kinh tế theo kế hoạch.

Mặc dù đã đạt được các mục tiêu mong muốn đề ra trong việc thiết kế và ước lượng mô hình ANN phục vụ cho mục đích dự báo tốc độ tăng trưởng GRDP của TP.HCM, tuy nhiên, nghiên cứu này không thể tránh khỏi một số hạn chế khách quan. Do mục tiêu nghiên cứu, mô hình ANN có thể chỉ phù hợp với điều kiện nghiên cứu của TP.HCM vì được huấn luyện và kiểm định dựa trên dữ liệu của thành phố. Vì vậy, các nghiên cứu trong tương lai có thể áp dụng quy trình nghiên cứu và thiết kế mô hình ANN sẵn có đã được chúng tôi trình bày cụ thể trong nghiên cứu này để ước lượng một mô hình phù hợp với điều kiện một địa phương khác.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Urrutia, J. D., Abdul, A. M., & Atienza, J. B. E. - Forecasting Philippines imports and exports using Bayesian artificial neural network and autoregressive integrated moving average, The 8th SEAMS-UGM International Conference on Mathematics and Its Applications 2019: Deepening Mathematical Concepts for Wider Application through Multidisciplinary Research and Industries Collaborations, Yogyakarta, Indonesia (2019). <https://doi.org/10.1063/1.5139185>
2. Urrutia, J. D., Longhas, P. R. A., & Mingo, F. L. T. - Forecasting the Gross Domestic Product of the Philippines using Bayesian artificial neural network and autoregressive integrated moving average, The 8th SEAMS-UGM International Conference on Mathematics and Its Applications 2019: Deepening Mathematical Concepts for Wider Application through Multidisciplinary Research and Industries Collaborations, Yogyakarta, Indonesia (2019). <https://doi.org/10.1063/1.5139182>
3. Smalter H., A., & Cook, T. R. - Macroeconomic indicator forecasting with deep neural networks. Federal Reserve Bank of Kansas City Working Paper No. 17-11 (2017). <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3046657>
4. Stone, C. J. - Consistent nonparametric regression. *The Annals of Statistics* **5** (4) (1977) 595–620. <https://www.jstor.org/stable/2958783>
5. Bertsimas, D., Delarue, A., & Pauphilet, J. - Beyond impute-then-regress: Adapting prediction to missing data. arXiv preprint arXiv:2104.03158 (2021). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.03158>
6. Wauters, M., & Vanhoucke, M. - A nearest neighbour extension to project duration forecasting with artificial intelligence. *European Journal of Operational Research* **259** (3) (2017) 1097-1111. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2016.11.018>
7. Ban, T., Zhang, R., Pang, S., Sarrafzadeh, A., & Inoue, D. - Referential kNN regression for financial time series forecasting, International Conference on Neural Information Processing (ICONIP) 2013, Daegu, Korea (2013). https://doi.org/10.1007/978-3-642-42054-2_75
8. Al-Qahtani, F. H., & Crone, S. F. - Multivariate k-nearest neighbour regression for time series data - A novel algorithm for forecasting UK electricity demand, The 2013 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), Texas, USA (2013). <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2013.6706742>
9. Rodríguez-Vargas, A. - Forecasting Costa Rican inflation with machine learning methods. *Latin American Journal of Central Banking* **1** (1-4) (2020) 100012. <https://doi.org/10.1016/j.latcb.2020.100012>
10. Wu, X., Kumar, V., Ross Quinlan, J., Ghosh, J., Yang, Q., Motoda, H., McLachlan G. J., Ng, A., Liu, B., Yu, P. S., Zhou, Z., Steinbach, M., Hand, D. J., & Steinberg, D. - Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and Information Systems* **14** (2008) 1-37. <https://doi.org/10.1007/s10115-007-0114-2>
11. Diebold F.X., & Nason J. A. - Nonparametric exchange rate prediction?. *Journal of International Economics* **28** (3-4) (1990) 315-332. [https://doi.org/10.1016/0022-1996\(90\)90006-8](https://doi.org/10.1016/0022-1996(90)90006-8)
12. Cục Thống kê Thành phố Hồ Chí Minh - Thông tin và số liệu thống kê, 2011-2023. Truy xuất ngày 31/8/2024 từ <http://www.pso.hochiminhcity.gov.vn/web/guest/home;jsessionid=F7FFB942700827F5FF2F973CB A0B5A3B>
13. Cục Thống kê Thành phố Hồ Chí Minh - Thông tin kinh tế xã hội, 2024. Truy xuất ngày 31/10/2024 từ <https://thongkehochiminh.gso.gov.vn/TTKTXH/TTKTXH>
14. Fang, B., & Ma, S. - Application of BP neural network in stock market prediction, *Advances in Neural Networks–ISNN 2009: 6th International Symposium on Neural Networks*, ISNN 2009 Wuhan, China (2009). https://doi.org/10.1007/978-3-642-01513-7_119

ABSTRACT

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODELS TO FORECAST ECONOMIC GROWTH RATE IN HO CHI MINH CITY

Le Hoang Anh^{1*}, Ho Nguyen Thai Bao²,
Vo Huynh Hung Thinh², Nguyen Truc Van²

¹*Ho Chi Minh University of Banking*

²*Centre for Socioeconomic Simulation and Forecast of Ho Chi Minh City*

*Email: *anhlh_vnc@hub.edu.vn*

The economic growth rate is a critical macroeconomic indicator for economic policymakers and businesses, reflecting the economy's health. It serves as a foundation for making decisions on policies and socio-economic development plans at a national or local level. Quarterly forecasting of Ho Chi Minh City's economic growth rate enables city leaders to assess the likelihood of achieving the annual economic growth targets. This study analyzes and forecasts the time-series data of Ho Chi Minh City's quarterly economic growth rate for 2011-2024, using machine learning with artificial neural network (ANN) models and several econometric models to identify the suitable approach. The results indicate that the ANN model demonstrates superior accuracy compared to other models.

Keywords: Time-series data, forecast, machine learning, economic growth rate.