



TIỀM NĂNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO ĐỐI VỚI TỐI ƯU HOÁ QUÁ TRÌNH VẬN CHUYỂN HÀNG HÓA CỦA DOANH NGHIỆP

TRẦN VĂN HƯNG, TRẦN VIỆT ANH, HOÀNG MẠNH DŨNG, TRẦN QUANG CẢNH

Bài nghiên cứu này tập trung vào ứng dụng trí tuệ nhân tạo (AI) trong việc tối ưu hóa quá trình vận chuyển hàng hóa. Ứng dụng AI trong việc tối ưu hóa quá trình vận chuyển giúp cung cấp thông tin chính xác về nhu cầu và xu hướng tiêu thụ, dự đoán tình trạng giao thông và quản lý các rủi ro tiềm năng trong vận chuyển. Ngoài ra, AI còn có khả năng tối ưu hóa tuyến đường và chọn phương tiện vận chuyển hiệu quả nhất dựa trên dữ liệu và thuật toán phân tích. Bài viết cũng nhấn mạnh vai trò quan trọng của việc tối ưu hóa quá trình vận chuyển trong việc nâng cao năng suất và lợi nhuận của doanh nghiệp; đồng thời, đưa ra một mô hình nghiên cứu về việc áp dụng AI để tối ưu hóa quá trình vận chuyển cũng như những lợi ích từ việc áp dụng này.

Từ khóa: Trí tuệ nhân tạo, dự báo và phân tích dữ liệu, tối ưu hóa vận chuyển, tối ưu hóa tuyến đường, quản lý kho thông minh

POTENTIAL OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN OPTIMIZING THE PROCESS OF BUSINESS COMMODITY TRANSPORTATION

Tran Van Hung, Tran Viet Anh, Hoang Manh Dzung, Tran Quang Canh

This study focuses on the application of Artificial Intelligence (AI) in optimizing the transportation process. The application of AI in transportation optimization helps provide accurate information about demand and consumption trends, predict traffic conditions, and manage potential risks in transportation. Additionally, AI can optimize routes and select the most efficient means of transportation based on data and analytical algorithms. The article also emphasizes the important role of optimizing the transportation process in enhancing the productivity and profitability of businesses. Furthermore, the article presents a research model on the application of AI to optimize the transportation process as well as the benefits of this application.

Keywords: Artificial Intelligence, forecast and data analytics, transportation optimization, route optimization, smart warehouse

Ngày nhận bài: 30/01/2024

Ngày hoàn thiện biên tập: 6/02/2024

Ngày duyệt đăng: 19/02/2024

Giới thiệu

Hiện nay, quá trình vận chuyển hàng hóa của doanh nghiệp đang đối mặt với nhiều thách thức, trong đó, một trong những thách thức chính là sự biến đổi nhanh chóng của nhu cầu và yêu cầu của

khách hàng. Khách hàng ngày càng yêu cầu sự linh hoạt và đáp ứng nhanh chóng trong việc vận chuyển hàng hóa. Đồng thời, sự phức tạp của hệ thống vận chuyển và quy trình logistics cũng gây khó khăn cho quá trình vận chuyển hàng hóa của doanh nghiệp. Ngoài ra, cơ sở hạ tầng vận chuyển cũng đang gặp nhiều vấn đề khi mà các tuyến đường vận chuyển thường bị ùn tắc và hạn chế, gây trì trệ quá trình vận chuyển hàng hóa. Việc quản lý hàng hóa và theo dõi lộ trình cũng là một thách thức lớn. Những thách thức này đòi hỏi sự tối ưu hóa quá trình vận chuyển hàng hóa để đáp ứng nhu cầu của khách hàng một cách hiệu quả và tiết kiệm chi phí.

AI là một lĩnh vực nghiên cứu và ứng dụng trong lĩnh vực khoa học máy tính, tập trung vào việc phát triển các hệ thống có khả năng thực hiện các nhiệm vụ mà trước đây chỉ có thể được thực hiện bởi con người. Ứng dụng AI trong dự báo và phân tích dữ liệu giúp tối ưu hóa quá trình vận chuyển hàng hóa bằng cách cung cấp thông tin chính xác về nhu cầu và xu hướng tiêu thụ, dự đoán tình trạng giao thông và xử lý các rủi ro tiềm năng trong quá trình vận chuyển. AI cũng có khả năng tối ưu hóa lộ trình và lựa chọn phương tiện vận chuyển tối ưu dựa trên dữ liệu và thuật toán phân tích.

Đối với ngành vận chuyển hàng hóa, trong bối cảnh hiện nay, tối ưu hoá quá trình vận chuyển đòi hỏi sự ứng dụng của các công nghệ tiên tiến như AI. AI có khả năng tự động hóa và tối ưu hoá quá trình vận chuyển thông qua việc phân tích dữ liệu, dự đoán và đưa ra quyết định thông minh. AI có

thể xử lý lượng lớn dữ liệu từ các nguồn khác nhau, như dữ liệu thời tiết, dữ liệu giao thông, dữ liệu khách hàng và dữ liệu vận chuyển, để tạo ra các mô hình dự báo và phân tích chi tiết về quá trình vận chuyển. Áp dụng AI vào tối ưu hoá quá trình vận chuyển mang lại nhiều lợi ích. AI có thể giúp nâng cao chính xác và độ tin cậy của dự đoán về thời gian và cung cấp thông tin cụ thể để quản lý quá trình vận chuyển. Nó cũng giúp tối ưu hóa lịch trình vận chuyển, tối thiểu hóa quãng đường đi và tăng khả năng đáp ứng nhanh chóng cho nhu cầu của khách hàng. Ngoài ra, áp dụng AI vào tối ưu hoá quá trình vận chuyển còn giúp giảm chi phí vận chuyển. AI có thể tối ưu hóa việc sử dụng phương tiện vận chuyển, giảm thiểu thời gian chờ đợi và tránh các tuyến đường kẹt xe. Điều này giúp giảm được lượng nhiên liệu tiêu thụ, chi phí bảo trì và chi phí nhân công.

Cơ sở lý thuyết

Khái niệm trí tuệ nhân tạo

Trí tuệ nhân tạo (AI) là một lĩnh vực trong khoa học máy tính và công nghệ thông tin, mà nó tập trung vào việc phát triển các hệ thống và máy móc có khả năng tự động học hỏi, suy luận và thực hiện các nhiệm vụ mà trước đây chỉ có thể được thực hiện bởi con người (Zhou, 2023). Mục tiêu của trí tuệ nhân tạo là tạo ra các hệ thống thông minh có khả năng nhận biết, hiểu và thích nghi với môi trường xung quanh.

Các phương pháp và công nghệ trong trí tuệ nhân tạo bao gồm máy học (machine learning), xử lý ngôn ngữ tự nhiên (natural language processing), thị giác máy tính (computer vision), robot học (robotics) và nhiều công nghệ khác. AI đã được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực như công nghiệp, y tế, giao thông, tài chính và giáo dục, mang lại nhiều lợi ích và tiềm năng phát triển trong tương lai.

Tối ưu hóa quá trình vận chuyển hàng hóa

Tối ưu hoá quá trình vận chuyển là quá trình tìm ra cách tốt nhất để di chuyển hàng hóa từ điểm xuất phát đến điểm đích một cách hiệu quả nhất. Quá trình vận chuyển có thể bao gồm nhiều yếu tố như địa điểm, thời gian, phương tiện vận chuyển, chi phí và các ràng buộc khác. Tối ưu hoá quá trình vận chuyển giúp tăng cường hiệu quả vận chuyển, giảm thiểu thời gian và chi phí, đồng thời cải thiện khả năng phục vụ khách hàng. Tối ưu hoá quá trình vận chuyển đóng vai trò quan trọng trong việc nâng cao năng suất và lợi nhuận của doanh nghiệp. Khi quá

trình vận chuyển được tối ưu hoá, doanh nghiệp có thể tiết kiệm thời gian và chi phí vận chuyển, tăng cường khả năng cạnh tranh và đáp ứng nhanh chóng nhu cầu của khách hàng. Đồng thời, tối ưu hoá quá trình vận chuyển cũng giúp giảm thiểu tác động tiêu cực lên môi trường do việc giảm lượng khí thải và lượng nhiên liệu tiêu thụ.

Tối ưu hóa quá trình vận chuyển hàng hóa gồm có:

- Dự đoán và phân tích dữ liệu để đưa ra thông tin chính xác về xu hướng nhu cầu và tiêu thụ, từ đó giúp các công ty vận chuyển hàng hóa có thể dự báo và chuẩn bị các nguồn lực phù hợp (Taylor, 2019).

- Dự đoán tình trạng giao thông để lựa chọn tuyến đường và phương tiện vận chuyển hiệu quả nhất (Li và cộng sự, 2021).

- Quản lý rủi ro trong quá trình vận chuyển bằng cách dự đoán và ứng phó với các sự cố có thể xảy ra, như thời tiết xấu, tai nạn giao thông (Iphar và cộng sự, 2020)...

- Tối ưu hoá tuyến đường vận chuyển bằng cách sử dụng dữ liệu và thuật toán phân tích để lựa chọn đường đi ngắn nhất và tiết kiệm chi phí (Zis và cộng sự, 2020).

- Quản lý kho hàng hiệu quả bằng cách dự đoán nhu cầu và lập kế hoạch vận chuyển hàng hóa đến và đi từ kho (Zhang và cộng sự, 2021).

- Tăng tính linh hoạt trong quá trình vận chuyển bằng cách sử dụng AI để tối ưu hóa lịch trình và phối hợp các phương tiện vận chuyển (Markovska và cộng sự, 2023).

Giả thuyết nghiên cứu

Việc sử dụng AI trong tối ưu hoá quá trình vận chuyển hàng hóa mang lại nhiều lợi ích đáng kể. Từ việc hệ thống hóa các lợi ích, nhóm tác giả đề xuất một số giả thuyết nghiên cứu:

- *Dự báo chính xác:* AI có khả năng phân tích dữ liệu lớn và nhận diện các xu hướng và mô hình phức tạp. Điều này giúp tạo ra dự báo chính xác về nhu cầu vận chuyển hàng hóa và thời gian giao hàng (Ghiassi và Skumanich, 2021; Razzaq và cộng sự, 2022). Việc dự báo chính xác giúp đảm bảo sự cân đối giữa nguồn cung và nhu cầu, tránh tình trạng thiếu hàng hoặc hàng tồn kho dư thừa. Nghiên cứu đưa ra giả thuyết:

Giả thiết H1+: AI giúp tăng tính chính xác của dự báo giúp tối ưu hóa quá trình vận chuyển hàng hóa.

- *Tối ưu hóa lộ trình:* AI có thể phân tích dữ liệu về lộ trình vận chuyển, giao thông, điều kiện thời tiết và các yếu tố khác để tạo ra lộ trình tối ưu. Việc tối ưu hóa lộ trình giúp giảm thiểu khoảng cách và thời gian vận chuyển, từ đó giảm được chi phí nhiên liệu



BẢNG 1: CÁC BIẾN NGHIÊN CỨU

Số TT	Tên biến	Mã hóa
1.	Dự báo chính xác	FOR
1.1	Dự báo về nhu cầu vận chuyển hàng hóa	FOR1
1.2	Dự báo về thời gian giao hàng	FOR2
1.3	Cân đối giữa nguồn cung và nhu cầu	FOR3
1.4	Tối ưu hóa lộ trình	ROU
2.1	Giảm thiểu khoảng cách vận chuyển	ROU1
2.2	Giảm thiểu thời gian vận chuyển	ROU2
2.3	Giảm thiểu chi phí vận chuyển	ROU3
3.	Quản lý kho hàng thông minh	SWA
3.1	Dự đoán nhu cầu hàng hóa	SWA1
3.2	Đề xuất các phương án quản lý kho hàng tối ưu	SWA2
3.3	Giảm thiểu chi phí lưu trữ và quản lý kho	SWA3
4.	Tăng tính linh hoạt	FLE
4.1	Điều chỉnh lộ trình vận chuyển	FLE1
4.2	Điều chỉnh phương tiện vận chuyển	FLE2
4.3	Đáp ứng thay đổi khác	FLE3
5	Tối ưu hóa quá trình vận chuyển	OSH
5.1	Dự đoán xu hướng nhu cầu và tiêu thụ	OSH1
5.2	Dự đoán tình trạng giao thông	OSH2
5.3	Dự đoán và ứng phó với các sự cố có thể xảy ra	OSH3
5.4	Tối ưu hoá tuyến đường vận chuyển	OSH4
5.5	Quản lý kho hàng hiệu quả	OSH5
5.6	Tăng tính linh hoạt	OSH6

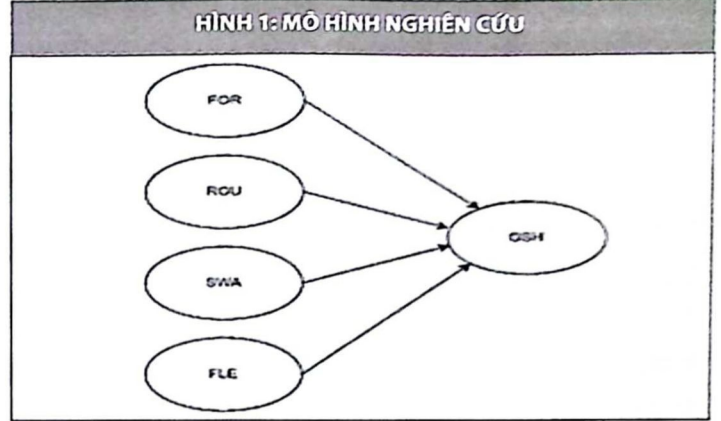
Nguồn: Kết quả thảo luận nhóm

và tăng hiệu suất hoạt động (Rajagopal và cộng sự, 2023). Nghiên cứu đưa ra giả thuyết:

Giả thiết H2+: AI giúp tối ưu hóa lộ trình giúp tối ưu hóa quá trình vận chuyển hàng hóa.

- *Quản lý kho hàng thông minh*: AI có thể giúp quản lý kho hàng một cách thông minh và hiệu quả hơn (Mohamed, 2019). Nó có khả năng dự đoán nhu cầu hàng hóa và đề xuất các phương án quản lý kho hàng tối ưu. Điều này giúp tránh tình trạng thiếu hàng hoặc hàng tồn kho dư thừa, từ đó giảm thiểu

HÌNH 1: MÔ HÌNH NGHIÊN CỨU



Nguồn: Tác giả đề xuất

chi phí lưu trữ và quản lý kho. Nghiên cứu đưa ra giả thuyết:

Giả thiết H3+: AI giúp quản lý kho hàng thông minh giúp tối ưu hóa quá trình vận chuyển hàng hóa.

- *Tăng tính linh hoạt*: AI giúp tăng tính linh hoạt trong quá trình vận chuyển hàng hóa (Abduljabbar và cộng sự, 2019). Nó có thể tự động điều chỉnh lộ trình và phương tiện vận chuyển dựa trên các yếu tố như lưu lượng giao thông, điều kiện thời tiết và yêu cầu khách hàng. Tính linh hoạt này giúp tối ưu hóa quá trình vận chuyển và đáp ứng nhanh chóng các thay đổi trong nhu cầu và điều kiện. Nghiên cứu đưa ra giả thuyết:

Giả thiết H4+: AI giúp tăng tính linh hoạt trong quá trình vận chuyển hàng hóa tối ưu hóa quá trình vận chuyển hàng hóa.

Phương pháp nghiên cứu

Thang đo

Vì hiện tại có rất ít nghiên cứu về chủ đề này, các tác giả đã quyết định tự xây dựng quy mô thông qua thảo luận nhóm. Nhóm thảo luận bao gồm 20 người, trong đó 10 người đang hoạt động hoặc giảng dạy trong các lĩnh vực liên quan đến logistics, 10 người còn lại là lãnh đạo doanh nghiệp logistics và có hiểu biết về AI. Kết quả của cuộc thảo luận, nhóm đã đưa ra các thang đo như trong Bảng 1.

Dựa trên các giả định và thang đo được xây dựng, mô hình phân tích bao gồm bốn biến độc lập: Dự báo chính xác (FOR), Tối ưu hóa lộ trình (ROU), Quản lý kho hàng thông minh (SWA), Tăng tính linh hoạt (FLE), và một biến phụ thuộc là Tối ưu hóa quá trình vận chuyển (OSH). Mô hình nghiên cứu được trình bày như Hình 1.

Dữ liệu nghiên cứu

Mẫu nghiên cứu bao gồm lãnh đạo và nhân viên của các doanh nghiệp logistics, với quy mô khảo sát

BẢNG 2: KẾT QUẢ KIỂM ĐỊNH ĐỘ TIN CẬY CÁC THANG ĐO

Factor	Corrected Item-To-tal Correlation	McDonald's Omega if Item Deleted	McDonald's Omega
FOR1	0.814	0.819	0.889
FOR2	0.755	0.868	
FOR3	0.785	0.841	
ROU1	0.779	0.837	0.887
ROU2	0.793	0.825	
ROU3	0.762	0.852	
SWA1	0.805	0.799	0.882
SWA2	0.738	0.858	
SWA3	0.765	0.835	
FLE1	0.599	0.664	0.759
FLE2	0.624	0.636	
FLE3	0.545	0.728	
OSH1	0.777	0.881	0.904
OSH2	0.721	0.889	
OSH3	0.709	0.891	
OSH4	0.731	0.888	
OSH5	0.744	0.886	
OSH6	0.736	0.887	

Nguồn: Kết quả từ phần mềm xử lý dữ liệu SPSS 27

300 người, được khảo sát bằng phương pháp thuận tiện. Sau khi loại bỏ các phiếu trả lời không có giá trị, số lượng phiếu trả lời hợp lệ là 280.

Phương pháp phân tích

Ban đầu, nghiên cứu này tìm cách thiết lập độ tin cậy của cân bằng cách sử dụng hệ số Omega của McDonald. Thang đo đạt chất lượng khi hệ số McDonald's lớn hơn hoặc bằng 7 và Tương quan biến-tổng lớn hơn 3. Sau đó, nghiên cứu thực hiện phân tích nhân tố (EFA). Khi phân tích kết quả EFA, chỉ có các nhân tố quan sát có Eigenvalue > 1 mới có thể còn giá trị trong quá trình nghiên cứu và đánh giá được tổng phương sai trích, tổng phương sai trích ≥ 50% (Iskamto và cộng sự, 2020). Phương pháp trích Principal Component Analysis với phép xoay Varimax được chọn để trong phân tích giá trị hội tụ và giá trị phân biệt trong phân tích EFA. Theo Iskamto và cộng sự (Iskamto và cộng sự, 2020), Factor loading ≥ 0.3. Tại mỗi Item, chênh lệch giữa Factor loading lớn nhất và nhỏ nhất ≥ 0.3. Tổng phương sai trích ≥ 50%. KMO ≥ 0.5, kiểm định Bartlett có ý nghĩa thống kê khi giá trị sig < 0.5.

Cuối cùng, kỹ thuật hồi quy tuyến tính chính quy (RLR) được thực hiện. Hồi quy tuyến tính chính

quy (còn được gọi là hồi quy sườn núi) là một sửa đổi của hồi quy tuyến tính kết hợp một thuật ngữ chính quy hóa. Hàm chi phí cho hồi quy tuyến tính chính quy được cho bởi:

$$J(\theta) = (1/2m) * (\sum((h\theta(x(i)) - y(i))^2) + \lambda * \sum(\theta(j)^2))$$

Trong đó:

- J(θ) là hàm chi phí
- m là số ví dụ đào tạo
- hθ(x(i)) là giá trị dự đoán cho ví dụ đào tạo thứ i
- y(i) là giá trị thực tế cho ví dụ đào tạo thứ i;
- θ(j) là hệ số thứ j của mô hình hồi quy tuyến tính

Thuật ngữ chính quy, λ * sum (θ (j)²), phạt các giá trị hệ số lớn, khuyến khích mô hình sử dụng các giá trị hệ số nhỏ hơn và giảm tác động của các tính năng riêng lẻ đến dự đoán. Điều này giúp ngăn ngừa tình trạng overfitting và cải thiện khả năng khái quát hóa của mô hình.

Các chỉ số được sử dụng để đánh giá độ chính xác và độ phù hợp của mô hình bao gồm: Sai số bình phương trung bình (MSE), sai số bình phương trung bình gốc (RMSE), tỷ lệ sai số tuyệt đối trung bình trên tổng độ lệch trung bình (MAE/MAD), sai số phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE) và R2.

Kết quả nghiên cứu

Kết quả kiểm định thang đo

Các nhà nghiên cứu thường sử dụng hệ số Alpha của Cronbach để kiểm tra độ tin cậy của thang đo. Tuy nhiên, các nghiên cứu gần đây đã chỉ ra nhiều hạn chế, chẳng hạn như hệ số Alpha của Cronbach (α), hiếm khi đáp ứng được các giả định. Hệ số Alpha của Cronbach (α) là điểm số ước tính không cho thấy sự thay đổi trong quá trình ước tính (Bonniga và Saraswathi, 2021). Trong khi đó, hệ số Omega của McDonald có đặc điểm đáng tin cậy hơn.

Kết quả cho thấy hệ số ω của McDonald cho tất cả các biến được > 0,7 và hệ số tương quan giữa các mục còn lại có ý nghĩa hơn 0.3 (Bảng 2). Tác giả kết luận rằng các thang đo phù hợp.

Phân tích nhân tố khám phá

Phân tích nhân tố khám phá các biến độc lập

Phân tích EFA các biến độc lập cho kết quả hệ số KMO là 0.822, vì vậy dữ liệu được coi là thích hợp cho EFA. Kiểm định Bartlett's của Sphericity cho thấy hệ số Sig. = 0.000 < 0.05 do đó kết luận giữa các biến quan sát trong thang đo có mối quan hệ có ý nghĩa thống kê. Kết quả rút trích nhân tố EFA cho thấy dựa trên tiêu chuẩn giá trị Eigenvalue >1, có bốn nhân tố được rút trích với % Phương sai tích lũy đạt 78.24%, nghĩa là bốn nhân tố này giải thích được



BẢNG 3: CHỈ SỐ ĐÁNH GIÁ

Evaluation Metrics	Value
MSE	0.191
RMSE	0.437
MAE/MAD	0.352
MAPE	31.7%
R ²	0.792

Nguồn: Kết quả từ phần mềm xử lý dữ liệu Jasp (2023)

BẢNG 4: TẦM QUAN TRỌNG CỦA CÁC BIẾN PHỤ THUỘC

Biến độc lập	Hệ số hồi quy (β)
Hệ số chặn	0.018
FOR	0.323
SWR	0.567
ROU	0.568
FLE	0.227

Nguồn: Kết quả từ phần mềm xử lý dữ liệu Jasp (2023)

78.24% sự biến thiên phương sai của dữ liệu. Các biến trong mỗi thang đo đều chia sẻ chung một khái niệm. Tất cả các biến trong các thang đo đều có hệ số tải (Factor Loading) > 0.5 thỏa yêu cầu phân tích EFA của thang đo biến phụ thuộc. Do vậy, các thang đo mới này có cấu trúc giống với thang đo ban đầu nên tên thang đo được giữ nguyên khi đưa vào phân tích trong bước tiếp theo.

Phân tích nhân tố khám phá biến phụ thuộc

Sau khi kiểm định độ tin cậy các thang đo biến phụ thuộc Sự gắn kết với công việc của nhân viên văn phòng có hệ số KMO là 0.913, vì vậy dữ liệu được coi là tốt thích hợp cho EFA. Kiểm định Bartlett's của Sphericity cho thấy hệ số Sig. = 0.000 < 0.05 do đó kết luận giữa các biến quan sát trong thang đo có mối quan hệ có ý nghĩa thống kê. Kết quả EFA cho thang đo biến phụ thuộc có số lượng nhân tố được trích xuất là 1, vì chỉ có 1 nhân tố có giá trị riêng lớn hơn 1 (có giá trị riêng là 4.04). Tổng phương sai được giải thích bởi nhân tố là 67.61% > 50%. Điều này cho thấy 67.61% biến thiên của dữ liệu được giải thích bởi một nhân tố. Các biến quan sát được gom thành một nhân tố (sự gắn kết của nhân viên văn phòng), tất cả các biến trong thang đo đều có hệ số tải (Factor Loading) > 0.5 thỏa yêu cầu phân tích EFA của thang đo biến phụ thuộc.

Phân tích hồi quy

Đánh giá chất lượng mô hình hồi quy

Nghiên cứu này sử dụng các chỉ số đánh giá bao gồm MSE, RMSE, MAE/MAD, MAPE và R² để đánh

giá chất lượng của mô hình nghiên cứu (Bảng 3).

MSE thường được sử dụng trong các bài toán dự đoán và mô hình học máy để đánh giá hiệu suất của mô hình. Giá trị MSE càng nhỏ, tức là giá trị dự đoán càng gần giá trị thực tế, và mô hình có hiệu suất tốt hơn. Kết quả phân tích dữ liệu có giá sai số bình phương trung bình (MSE) là 0.191. Do đó, sự khác biệt giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế trong mô hình dự đoán là tương đối nhỏ.

Sai số bình phương trung bình gốc (RMSE) là một phép đo phổ biến trong các lĩnh vực như dự báo, thống kê và học máy và được sử dụng để so sánh các mô hình dự đoán khác nhau. Giá trị RMSE càng nhỏ, mô hình dự đoán càng chính xác. RMSE của kết quả phân tích là 0.437. Do đó, mức độ chính xác của mô hình dự đoán là tương đối tốt.

MAE/MAD được sử dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực như dự báo kinh tế, thống kê và học máy để đánh giá mô hình dự đoán và so sánh hiệu suất giữa các mô hình khác nhau. MAE/MAD càng thấp thì dự đoán càng chính xác. Một mô hình được xem là tốt nếu MAE/MAD của nó là nhỏ hơn 1.0. Kết quả phân tích có giá trị MAE/MAD là 0.352, khá nhỏ. Điều này chứng tỏ kết quả phân tích thể hiện mức độ chính xác cao.

Theo Blasco và cộng sự (2013), Lỗi phần trăm tuyệt đối trung bình (MAPE) dưới 10% cho thấy mức độ chính xác cao, trong khi MAPE từ 10% đến 20% cho thấy kết quả dự đoán tốt. MAPE dao động từ 20% đến 50% cho thấy kết quả dự báo hợp lý. Tuy nhiên, MAPE trên 50% mang lại kết quả dự báo không chính xác. Nghiên cứu mang lại giá trị MAPE là 31.7%, tương đối nhỏ. Điều này chứng tỏ rằng chênh lệch tỷ lệ phần trăm trung bình giữa giá trị dự đoán và giá trị thực tế là tương đối thấp, cho thấy kết quả dự báo ở mức hợp lý.

Theo kết quả của nghiên cứu này, hệ số xác định (R²) là 0.742, chỉ ra rằng các biến độc lập có trong mô hình chiếm 79.2% các biến thể quan sát được trong cạnh tranh kỹ thuật số.

Kết quả hồi quy tuyến tính chính quy

Bảng 4 trình bày kết quả hồi quy tuyến tính chính quy.

Theo kết quả Bảng 4, ROU có ảnh hưởng cùng chiều và lớn nhất đến OSH, kế đến lần lượt là SWR, FOR, FLE.

Phương trình hồi quy (1) như sau:

$$SH=0.018+0.323FOR+0.567SWR+0.568ROU+0.227FLE+e \quad (1)$$

Thảo luận kết quả nghiên cứu

Kết quả cho thấy, hệ số ω của McDonald cho tất cả các biến > 0.7 và hệ số tương quan biến-tổng lớn

hơn 0.3. Phân tích nhân tố các biến độc lập cho thấy bốn nhân tố (Bảng 3) được trích xuất từ các biến ban đầu, với giá trị riêng (Eigenvalues) nhỏ nhất là 1.625 và phương sai được trích xuất cho mỗi thang đo nhỏ nhất là 11.223. Một thang đo phụ thuộc được trích xuất từ các biến ban đầu với giá trị riêng (Eigenvalues) là 3.168 và phương sai chiết xuất được là 54.288.

Nghiên cứu này đã sử dụng các chỉ số đánh giá, bao gồm MSE, RMSE, MAE/MAD, MAPE và R^2 , để đánh giá chất lượng của mô hình nghiên cứu. Kết quả đánh giá cho thấy sự chênh lệch giữa các giá trị dự đoán và quan sát được là tương đối nhỏ. Sự khác biệt phần trăm trung bình giữa các giá trị dự đoán và thực tế là tương đối thấp, cho thấy mức độ chính xác cao của dự báo. Các biến độc lập có trong mô hình giải thích được 74,2% biến thiên phương sai của biến phụ thuộc.

Kết quả hồi quy ngẫu nhiên trình bày tổng quan về tầm quan trọng của các thuộc tính của các biến khác nhau trong mô hình. PPA có ảnh hưởng đáng kể nhất đến cả độ chính xác và độ tinh khiết của nút. Tiếp theo là MAL, COB, và NPL. Dựa trên kết quả này, có thể thấy rằng các thang đo có ý nghĩa và các giả thuyết nghiên cứu ban đầu được chấp nhận.

Kết luận

Kết quả nghiên cứu cho thấy, sử dụng AI để tối ưu quá trình vận chuyển hàng hóa có tiềm năng và mang lại nhiều lợi ích. AI có khả năng xử lý lượng lớn dữ liệu và áp dụng các thuật toán để dự báo và phân tích dữ liệu. Việc áp dụng AI trong dự báo và phân tích dữ liệu giúp tối ưu quá trình vận chuyển bằng cung cấp thông tin chính xác về xu hướng nhu cầu và tiêu thụ, dự báo điều kiện giao thông và xử lý các rủi ro có thể xảy ra trong quá trình vận chuyển. AI cũng có khả năng tối ưu tuyến đường và lựa chọn phương tiện vận chuyển hiệu quả nhất dựa trên dữ liệu và thuật toán phân tích. Việc dự báo và phân tích dữ liệu đóng vai trò quan trọng trong việc tối ưu quá trình vận chuyển hàng hóa. AI có thể áp dụng để tạo ra dự báo chính xác về nhu cầu vận chuyển, dự báo điều kiện giao thông và dự báo các yếu tố khác có thể ảnh hưởng đến quá trình vận chuyển.

Bằng cách sử dụng AI, các công ty vận chuyển có thể hiểu rõ hơn về các mô hình và xu hướng trong vận chuyển hàng hóa, từ đó tối ưu hóa kế hoạch và quản lý tài nguyên. AI cung cấp việc xử lý nhanh chóng và chính xác của lượng lớn dữ liệu, giúp các công ty dự báo nhu cầu vận chuyển, đưa ra quyết định thông minh và giảm thiểu chi phí. Ngoài ra, AI cũng giúp cải thiện quá trình vận chuyển hàng hóa

bằng cách tối ưu tuyến đường và lịch trình. Với khả năng học máy và tự động hóa, AI có thể phân tích các yếu tố như luồng giao thông, điều kiện thời tiết và thông tin vị trí để cung cấp các lựa chọn vận chuyển tối ưu nhất. Điều này giúp giảm thời gian và chi phí vận chuyển, đồng thời cải thiện hiệu suất và sự hài lòng của khách hàng.

Tài liệu tham khảo:

1. Abduljabbar, R., Dia, H., Liyanage, S., & Bagloee, S. A. (2019). *Applications of artificial intelligence in transport: An overview. Sustainability*, 11(1), 189.
2. Blasco, B. C., Moreno, J. J. M., Pol, A. P., & Abad, A. S. (2013). *Using the R-MAPE index as a resistant measure of forecast accuracy. Psicothema*, 25(4), 500–506.
3. Bonniga, R., & Saraswathi, A. (2021). *Literature Review Of Cronbachalphacoefficient (A) And Mcdonald's Omega Coefficient (Ω)*. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.35489.53603>
4. Iphar, C., Napoli, A., & Ray, C. (2020). *An expert-based method for the risk assessment of anomalous maritime transportation data. Applied Ocean Research*, 104, 102337.
5. Li, Y., Liu, G., Cheng, Y., Wu, J., Xiong, Y., Ma, R., & Wang, Y. (2021). *Application of Artificial Intelligence Technology in Traffic Flow Forecast. Journal of Physics: Conference Series*, 1852(2), 022076. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1852/2/022076/meta>.
6. Markovska, V., Ruseva, M., & Kabaivanov, S. (2023). *AI Driven Adaptive Scheduling for On-Demand Transportation in Smart Cities. Trong E. G. Nathanail, N. Gavanis, & G. Adamos (B.t.v), Smart Energy for Smart Transport (tr 360–371). Springer Nature Switzerland*. https://doi.org/10.1007/978-3-031-23721-8_31.
7. Mohamed, M. (2019). *Smart warehouse management using hybrid architecture of neural network with barcode reader 1D/2D vision technology. Int. J. Intell. Syst. Appl*, 11(11), 16–24.
8. Rajagopal, M., Nayak, K. M., Balasubramanian, K., Shaikh, I. A. K., Adhav, S., & Gupta, M. (2023). *Application of Artificial Intelligence in the Supply Chain Finance. 2023 Eighth International Conference on Science Technology Engineering and Mathematics (ICONSTEM)*, 1–6. <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10142286/>.
9. Taylor, B. (2019). *Understanding Consumer Preferences from Social Media Data. NIM Marketing Intelligence Review*, 11(2), 48–53. <https://doi.org/10.2478/nimmar-2019-0016>.
10. Zhang, D., Pee, L. G., & Cui, L. (2021). *Artificial intelligence in E-commerce fulfillment: A case study of resource orchestration at Alibaba's Smart Warehouse. International Journal of Information Management*, 57, 102304.
11. Zhou, L. (2023). *A Historical Overview of Artificial Intelligence in China. Science Insights*, 42(6), 969–973.

Thông tin tác giả:

TS. Trần Văn Hưng, TS. Trần Việt Anh, TS. Hoàng Mạnh Dũng
Trường Đại học Hùng Vương TP. Hồ Chí Minh

ThS. Trần Quang Cảnh - Trường Đại học Kinh tế - Tài chính TP. Hồ Chí Minh
Email: Tranvanhung80@dhv.edu.vn