

THAM LUẬN

NỀN TẢNG QUẢN LÝ GIAO THÔNG THÔNG MINH DỰA TRÊN TRÍ TUỆ NHÂN TẠO VÀ DỮ LIỆU LỚN: GIẢI PHÁP TỐI ƯU HÓA CHO HẠ TẦNG GIAO THÔNG TRỌNG YẾU TẠI THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

Đào Đại

Dương¹, Nguyễn Thị Thúy Hiền²

¹Ủy ban nhân dân Phường Tân Hòa, Thành phố Hồ Chí Minh, Việt Nam

²Trường Đại học Công nghệ Giao thông Vận tải, Hà Nội, Việt Nam

Tóm tắt: Một nền tảng quản lý thông minh dựa trên mô hình LSTM đa biến đã được phát triển và xác thực nhằm giải quyết các thách thức quản lý hạ tầng giao thông trọng yếu tại Thành phố Hồ Chí Minh. Hiệu quả của nền tảng được kiểm chứng qua trường hợp nghiên cứu trên tuyến cao tốc TP.HCM-Long Thành bằng mô hình được huấn luyện trên bộ dữ liệu lai tích hợp dữ liệu vận hành lịch sử và các tham số giao thông trích xuất từ video. Kết quả cho thấy độ chính xác dự báo cao trong điều kiện vận hành thực tế ($MAPE = 6.90\%$, $R^2 = 0.951$), đồng thời khẳng định được độ tin cậy và tính mạnh mẽ của mô hình thông qua các phân tích độ nhạy và mô phỏng Monte Carlo. Nghiên cứu cũng đã cung cấp bằng chứng được xác thực về hiệu quả của Trí tuệ nhân tạo trong bối cảnh giao thông Việt Nam, đưa ra một kiến trúc tham khảo có khả năng nhân rộng với tiềm năng giảm 30% thời gian ùn tắc và hơn 20% chi phí vận hành tổng thể, góp phần trực tiếp vào việc xây dựng hệ thống giao thông thông minh và bền vững.

1. Giới thiệu chung

Hệ thống đường cao tốc, với vai trò là huyết mạch kinh tế - xã hội, đang phải đối mặt với những thách thức đáng kể trong công tác vận hành và bảo trì (O&M) theo phương pháp truyền thống. Các vấn đề thực trạng như ùn tắc giao thông nghiêm trọng, sự tồn tại của các điểm nóng tai nạn, chi phí vận hành cao,... thường xuất phát từ việc áp dụng quy trình thủ công và sự thiếu hụt các công cụ phân tích dữ liệu thời gian thực.

Tại Việt Nam, tuyến cao tốc TP.HCM - Long Thành là một minh chứng điển hình cho những thách thức trên. Là cửa ngõ chiến lược, tuyến đường này thường xuyên hoạt động trong tình trạng quá tải, với lưu lượng trung bình năm 2024 đạt 63.600 lượt xe/ngày, vượt xa công suất thiết kế. Hệ quả trực tiếp là tình trạng ùn tắc kéo dài, thời gian phản ứng sự cố bị trì hoãn (30-60 phút), và tỷ lệ lỗi cao của hệ thống thu phí không dừng (8-10%). Đáng chú ý, khu vực từ Km11 đến Km14 đã trở thành một trong những điểm nóng tai nạn, chiếm tới 65% tổng số vụ việc được ghi nhận trong giai đoạn 2023-2025.

Bối cảnh này đặt ra yêu cầu cấp thiết về việc ứng dụng các giải pháp công nghệ tiên tiến, phù hợp với các định hướng chiến lược về Chuyển đổi số quốc gia [1] và phát triển đô thị thông minh, bền vững [2] của Chính phủ. Tuy nhiên, trong khi tiềm năng của Trí tuệ nhân tạo (AI) và Dữ liệu lớn (BigData) [3, 4] đã được chứng minh trên phạm vi quốc tế [5, 6], việc áp dụng một cách toàn diện vào quản lý vận hành đường cao tốc

tại Việt Nam vẫn còn hạn chế, tạo ra một khoảng trống nghiên cứu rõ rệt cần được giải quyết [7, 8]. Do đó, nghiên cứu này được thực hiện nhằm các mục tiêu sau: (i) thiết kế một kiến trúc hệ thống quản lý giao thông thông minh toàn diện; (ii) phát triển và đánh giá một mô hình dự báo lưu lượng giao thông sử dụng mạng LSTM đa biến; (iii) kiểm chứng thực nghiệm hiệu quả của mô hình trên dữ liệu thực tế của tuyến cao tốc TP.HCM - Long Thành.

Đóng góp chính của bài báo là cung cấp một trong những bằng chứng thực nghiệm đầu tiên, được phân tích chi tiết, về hiệu quả của hệ thống quản lý giao thông dựa trên AI tại một tuyến đường huyết mạch của Việt Nam. Nghiên cứu đưa ra một mô hình dự báo không chỉ có độ chính xác cao mà còn minh bạch và đáng tin cậy, làm cơ sở khoa học cho việc nhân rộng và đóng góp vào mục tiêu chuyển đổi số của ngành giao thông vận tải.

2. Tổng quan nghiên cứu

2.1. AI và Dữ liệu lớn trong hệ thống Giao thông thông minh (ITS)

Những tiến bộ trong AI và Dữ liệu lớn đang cách mạng hóa lĩnh vực ITS. Các hệ thống quản lý hiện đại ngày càng dựa vào việc thu thập và phân tích dữ liệu đa nguồn (camera, IoT, GPS) để giám sát, dự báo và tối ưu hóa luồng giao thông theo thời gian thực [9–12]. Các nền tảng học máy tăng cường trực tuyến (Online Incremental Machine Learning) cho phép hệ thống liên tục học hỏi và thích ứng với các biến động của giao thông [9, 10, 13, 14]. Hơn nữa, AI tạo sinh (Generative AI) cũng được khám phá để nâng cao khả năng mô phỏng và quản lý giao thông trong các điều kiện phức tạp, chẳng hạn như thời tiết bất lợi [9–12]. Các dự án quốc tế, như hệ thống quản lý thông minh của đường cao tốc Thâm Quyển [15] đã chứng minh hiệu quả của việc áp dụng AI trong việc hiện đại hóa vận hành [11, 12, 16].

2.2. Các mô hình dự báo lưu lượng giao thông

Dự báo lưu lượng giao thông là một thành phần cốt lõi của ITS. Các mô hình Mạng nơ-ron hồi quy (RNN), đặc biệt là LSTM, đã được chứng minh là có hiệu quả vượt trội trong việc nắm bắt các phụ thuộc thời gian dài hạn và các quy luật tuần hoàn phức tạp trong dữ liệu giao thông. Khả năng xử lý dữ liệu chuỗi thời gian tuần tự làm cho LSTM trở thành một lựa chọn ưu việt cho các bài toán dự báo chính xác. Nhiều nghiên cứu đã tập trung vào việc xây dựng các mô hình LSTM đa biến, tích hợp nhiều yếu tố đầu vào như lưu lượng lịch sử, tốc độ, thời tiết và các đặc trưng thời gian để tăng cường độ chính xác dự báo [9, 10, 13, 14].

2.3. Bối cảnh ứng dụng tại Việt Nam

Tại Việt Nam, việc ứng dụng công nghệ trong quản lý hạ tầng đã có những bước tiến ban đầu, chẳng hạn như áp dụng Mô hình thông tin công trình (BIM) [5, 6] hay các nghiên cứu về quản lý rủi ro dự án [7, 8]. Đối với ITS tại TP.HCM, nhiều giải pháp đã được đề xuất và triển khai, từ việc sử dụng dữ liệu GPS di động để ước tính giao thông, xây dựng hệ thống định tuyến thông minh, đến hệ thống đếm xe bằng AI đạt độ chính

xác 93,8% [17] và hệ thống thu thập dữ liệu từ cộng đồng giúp tăng cường độ chính xác dự báo cho người dân [11, 12, 16].

Tuy nhiên, việc triển khai các giải pháp này vẫn đối mặt với những thách thức đáng kể. Trở ngại lớn nhất là hạ tầng giao thông và hệ thống dữ liệu chưa được đồng bộ hóa, đòi hỏi cần có sự đầu tư mạnh mẽ hơn về công nghệ và khả năng kết nối [18, 19]. Bên cạnh đó, đặc thù giao thông tại Việt Nam với tình trạng không phân làn rõ rệt và tỷ lệ xe máy cao đòi hỏi phải tối ưu hóa các thuật toán để phù hợp với điều kiện thực tế [12, 14]. Do đó, định hướng phát triển trong tương lai cần tập trung vào việc xây dựng các nền tảng mở, có khả năng tích hợp và mở rộng linh hoạt, nhằm đảm bảo hệ thống có thể thích ứng với các công nghệ mới và đáp ứng nhu cầu phát triển bền vững của đô thị [9, 10, 20].

3. Phương pháp nghiên cứu

3.1. Kiến trúc hệ thống đề xuất

Nghiên cứu đề xuất một kiến trúc hệ thống tổng thể được thiết kế theo cấu trúc ba lớp, đảm bảo tính mô-đun và khả năng mở rộng.

Lớp hệ thống	Chức năng chính	Công nghệ /Phương pháp	Tham khảo
1 Thu thập dữ liệu	Tổng hợp dữ liệu đa nguồn: camera, cảm biến, IoT, mạng xã hội, GPS	IoT, cảm biến thông minh, camera giám sát	[21–25]
2 Xử lý thông minh	Phân tích, dự báo, phát hiện bất thường bằng AI (LSTM, deep learning, học máy)	LSTM, deep learning, học máy tăng cường	[21, 23, 26, 27]
3 Phản hồi và Tích hợp vận hành	Hiển thị dashboard, tích hợp API với hệ thống thu phí, quản lý sự cố, ra quyết định	Dashboard, API, hệ thống cảnh báo	[21–23, 28]

Sơ đồ kiến trúc tổng thể:

[Thu thập dữ liệu] → [Xử lý thông minh] → [Phản hồi & Tích hợp vận hành]
(IoT, camera, cảm biến) (AI, LSTM, học máy) (Dashboard, API)

Kiến trúc ba lớp (thu thập dữ liệu – xử lý thông minh – phản hồi & tích hợp vận hành) là mô hình phổ biến, đảm bảo hệ thống giao thông thông minh có khả năng mở rộng, tích hợp đa nguồn dữ liệu và tối ưu hóa vận hành nhờ AI và dữ liệu lớn [21, 23, 25, 27, 28].

3.2. Quy trình thu thập dữ liệu và xử lý dữ liệu

Một bộ dữ liệu lai chất lượng cao đã được xây dựng bằng cách tích hợp hai nguồn dữ liệu chính. Dữ liệu vận hành lịch sử tổng hợp theo ngày từ đơn vị quản lý (VECE) được sử dụng làm nguồn tham chiếu tin cậy, trong khi dữ liệu chi tiết theo giờ được trích xuất từ một tập video giám sát lớn (hơn 45 giờ) ghi lại tại nhiều điều kiện vận hành

khác nhau. Quá trình trích xuất này sử dụng một mô hình YOLOv8 kết hợp DeepSORT, được huấn luyện trên một tập dữ liệu đã gán nhãn bán tự động, cho phép phát hiện, phân loại và theo dõi phương tiện để thu thập các tham số lưu lượng và tốc độ.

Bộ dữ liệu chi tiết này sau đó được hiệu chỉnh và tích hợp với dữ liệu tổng hợp thông qua mô hình hồi quy đa biến, đảm bảo tính nhất quán và đầy đủ. Các bước tiền xử lý cuối cùng bao gồm chuẩn hóa đặc trưng số (MinMaxScaler), mã hóa đặc trưng định tính (LabelEncoder, biến đổi sin-cos), và cấu trúc hóa dữ liệu thành các chuỗi thời gian có cửa sổ 60 giờ để làm đầu vào cho mô hình LSTM. Quy trình này đảm bảo tính chính xác, khả năng mở rộng và ứng dụng thực tiễn cho hệ thống [21, 27, 29].

Bước quy trình	Mô tả chính	Tham khảo
1. Thu thập dữ liệu lịch sử	Dữ liệu tổng hợp từ đơn vị vận hành (VECE)	[21, 29]
2. Thu thập video giám sát	>90 video, 45 giờ, nhiều thời điểm và điều kiện thời tiết	[29, 30]
3. Gán nhãn & trích xuất video	Gán nhãn thủ công, huấn luyện YOLOv8, DeepSORT, trích xuất lưu lượng, tốc độ	[27, 30]
4. Tích hợp & hiệu chỉnh dữ liệu	Mô hình hồi quy đa biến kết hợp hai nguồn dữ liệu	[21, 29]
5. Tiền xử lý & mã hóa	Chuẩn hóa MinMaxScaler, mã hóa LabelEncoder, biến đổi sin-cos cho thời gian	[21, 27]
6. Cấu trúc hóa chuỗi thời gian	Tạo chuỗi đầu vào cố định (60 giờ) cho mô hình LSTM	[21, 27, 29]

Quy trình này tuân thủ các chuẩn mực nghiên cứu quốc tế về thu thập, xử lý và tích hợp dữ liệu lớn cho hệ thống giao thông thông minh, đảm bảo tính chính xác, khả năng mở rộng và ứng dụng thực tiễn [21, 27, 29, 30].

3.3. Mô hình dự báo và thiết kế thực nghiệm

Mô hình dự báo giao thông sử dụng mạng nơ-ron bộ nhớ dài-ngắn hạn (LSTM) đa biến được lựa chọn nhờ khả năng vượt trội trong việc nắm bắt các phụ thuộc thời gian dài hạn của dữ liệu chuỗi, phù hợp với đặc thù biến động và tính tuần hoàn của lưu lượng giao thông [31, 32]. Mô hình LSTM đa biến được xây dựng với 9 đặc trưng đầu vào đã qua xử lý, cho phép dự báo tổng lưu lượng giao thông với độ chính xác cao, đồng thời hỗ trợ phân tích các yếu tố ảnh hưởng đa chiều như tốc độ, thời tiết, thời gian,[32] v.v. . Để kiểm chứng hiệu quả và tính ổn định của mô hình, ba kịch bản thực nghiệm được thiết kế: (A) cơ sở - sử dụng dữ liệu thực tế không điều chỉnh; (B) lạc quan - mô phỏng điều kiện thuận lợi với lưu lượng tăng 10% và tốc độ tăng 5%; (C) bi quan - mô phỏng điều kiện bất lợi với lưu lượng tăng 5%, tốc độ giảm 10% và thời tiết xấu. Mô hình được huấn luyện trên dữ liệu tháng 2/2025 và kiểm thử trên dữ liệu tháng 3/2025. Hiệu suất dự báo được đánh giá bằng các chỉ số chuẩn gồm RMSE, MAE,

MAPE, hệ số xác định (R^2) và hệ số tương quan Pearson, đảm bảo so sánh khách quan với các nghiên cứu quốc tế [31, 32]. Ngoài ra, các kỹ thuật phân tích nâng cao như mô phỏng Monte Carlo để đánh giá độ tin cậy và phân tích SHAP để giải thích đóng góp của từng đặc trưng cũng được áp dụng, giúp tăng tính minh bạch và khả năng ứng dụng thực tiễn của mô hình [32].

- Các chỉ số đánh giá độ chính xác mô hình dự báo:

+ MAE (Mean Absolute Error – sai số tuyệt đối trung bình): là trung bình của độ lệch tuyệt đối giữa giá trị thực tế và giá trị dự báo, giá trị càng nhỏ thì mô hình càng chính xác.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (1)$$

+ RMSE (Root Mean Squared Error): căn bậc hai của sai số bình phương trung bình), phản ánh mức độ sai lệch lớn giữa giá trị dự báo và giá trị thực tế.

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

+ MAPE (Mean Absolute Percentage Error): sai số phần trăm trung bình tuyệt đối, đo lường mức độ sai lệch dưới dạng phần trăm.

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} \quad (3)$$

+ A20 (Accuracy Under 20%): tỷ lệ sai số dưới 20%, phản ánh tỷ lệ phần trăm các dự báo có sai số tương đối nhỏ hơn 20% so với giá trị thực tế.

$$A20 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{I}\left(\frac{|y_i - \hat{y}_i|}{y_i} < 0.2\right) \times 100\% \quad (4)$$

+ R^2 (Coefficient of Determination): hệ số xác định, đo lường mức độ mô hình giải thích được phương sai (biến động) của dữ liệu thực tế, phản ánh sự phù hợp của mô hình với dữ liệu đã quan sát.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (5)$$

+ Chỉ số tương quan Pearson (Corr): là chỉ số đo lường mức độ tương quan tuyến tính giữa giá trị thực tế và giá trị dự báo (có giá trị từ -1 đến 1), với giá trị càng gần 1 cho thấy mô hình dự báo càng phản ánh đúng xu hướng biến động của dữ liệu thực tế trong bài toán dự báo lưu lượng giao thông, cho biết mức độ phù hợp về xu hướng giữa diễn biến thực tế và kết quả dự báo theo thời gian, phản ánh khả năng của mô hình trong việc nhận diện các quy luật biến đổi.

$$Corr(y, \hat{y}) = \frac{Cov(y, \hat{y})}{\sigma_y \cdot \sigma_{\hat{y}}} \quad (6)$$

Việc áp dụng một bộ chỉ số đánh giá toàn diện cho phép phân tích chi tiết độ chính xác và độ ổn định của mô hình trong nhiều điều kiện vận hành đa dạng, ví dụ như giờ cao điểm, cuối tuần, hay các điều kiện thời tiết khác nhau. Cách tiếp cận này cũng củng cố luận điểm rằng mô hình LSTM đa biến là một giải pháp hiệu quả cho các bài toán dự báo giao thông phức tạp trong hệ thống giao thông thông minh hiện đại, nhờ khả năng xử lý dữ liệu lớn, đa chiều và thích ứng với nhiều kịch bản vận hành [31, 32].

Thành phần mô hình và thực nghiệm	Mô tả chính	Tham khảo
Mô hình lõi	LSTM đa biến, 9 đặc trưng đầu vào, dự báo lưu lượng giao thông	[31, 32]
Kịch bản A (Cơ sở)	Dữ liệu thực tế không điều chỉnh	[31, 32]
Kịch bản B (Lạc quan)	Lưu lượng +10%, tốc độ +5%	[31, 32]
Kịch bản C (Bi quan)	Lưu lượng +5%, tốc độ -10%, thời tiết xấu	[31, 32]
Đánh giá hiệu suất	RMSE, MAE, MAPE, R ² , Pearson Corr	[31, 32]
Phân tích nâng cao	Mô phỏng Monte Carlo, phân tích SHAP	[32]

4. Kết quả và Đánh giá

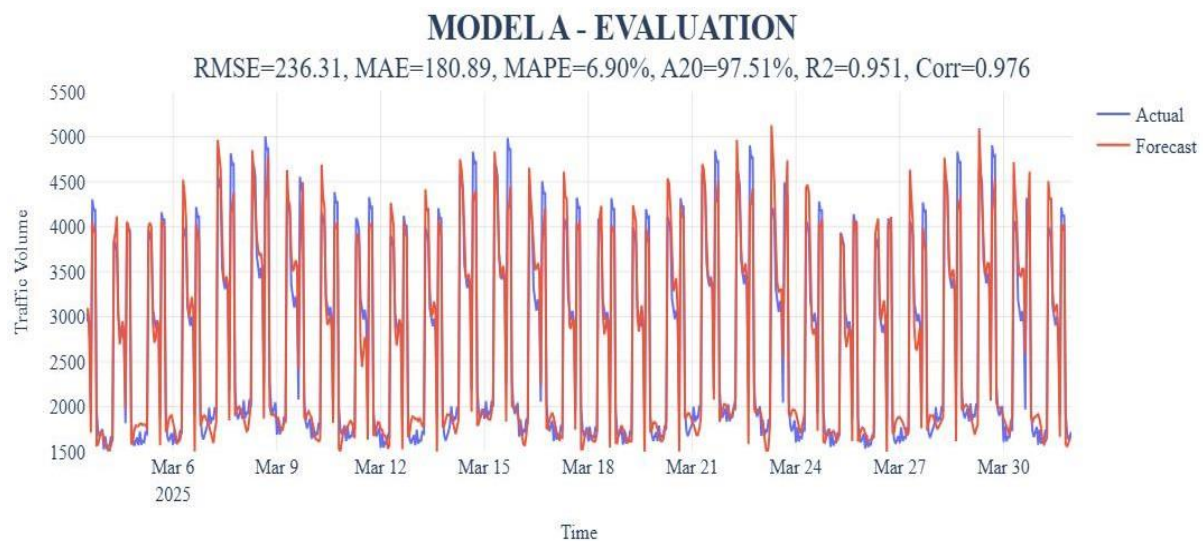
4.1. Đánh giá và so sánh hiệu suất dự báo

Hiệu suất của mô hình LSTM đã được đánh giá trên bộ dữ liệu thực tế của tháng 3/2025 qua ba kịch bản được thiết kế để kiểm tra tính ổn định và khả năng thích ứng. Kết quả định lượng được tổng hợp trong Bảng 1 dưới đây:

Bảng 1. So sánh hiệu suất của 3 kịch bản mô hình LSTM

Chỉ số	Kịch bản A (Cơ sở)	Kịch bản B (Lạc quan)	Kịch bản C (Bi quan)
RMSE	236.31	422.05	348.57
MAE	180.89	305.10	254.30
MAPE	6.90%	10.67%	9.57%
R ²	0.951	0.843	0.893
Corr	0.976	0.976	0.967

Kịch bản A, sử dụng dữ liệu thực tế, đạt hiệu suất vượt trội và được xem là mô hình cơ sở. Các chỉ số lỗi rất thấp (MAPE = 6.90%) và hệ số xác định cao (R² = 0.951) cho thấy sự phù hợp cao của mô hình.



Hình 1. Kết quả dự báo Kịch bản A so với thực tế

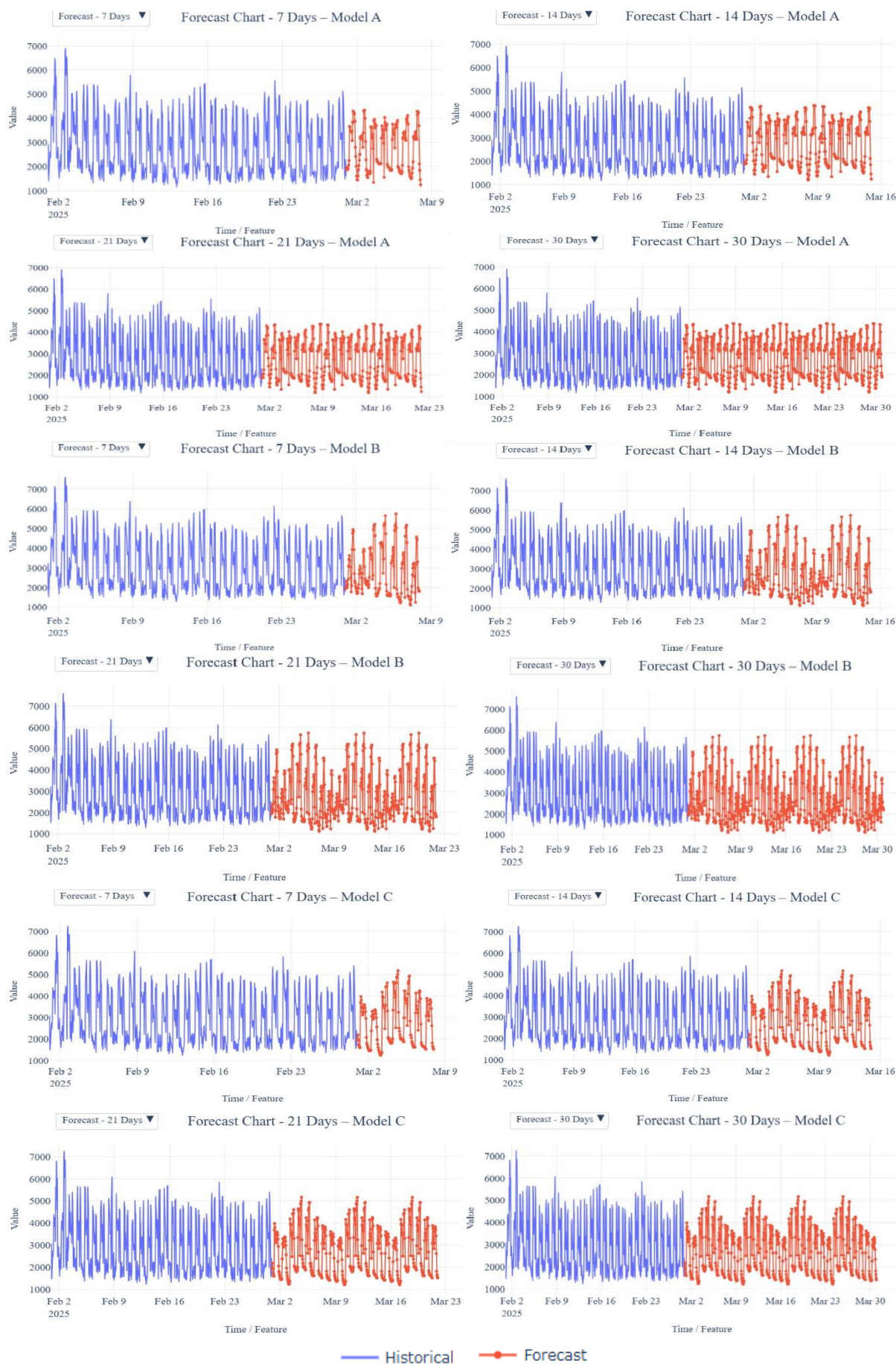
Biểu đồ chuỗi thời gian (Hình 1, Kịch bản A) cho thấy sự tương đồng chặt chẽ giữa đường dự báo (màu đỏ) và đường thực tế (màu xanh), chứng tỏ mô hình đã nắm bắt thành công các chu kỳ biến động phức tạp của giao thông theo ngày và tuần.

Biểu đồ hồi quy (Hình 2) minh họa các điểm dữ liệu tập trung dày đặc quanh đường chéo $y=x$, khẳng định độ chính xác cao và không có độ chệch hệ thống.



Hình 2. Biểu đồ hồi quy thể hiện sự tương quan giữa giá trị dự báo và giá trị thực tế của lưu lượng giao thông

Khi so sánh, các Kịch bản B và C cho thấy các chỉ số lỗi (RMSE, MAE, MAPE) cao hơn và R^2 thấp hơn so với Kịch bản A. Điều này là có thể dự đoán được vì các kịch bản này được xây dựng trên các giả định đầu vào đã được điều chỉnh (lạc quan và bi quan), tạo ra sự khác biệt so với dữ liệu thực tế dùng để kiểm thử.



Hình 3. Kết quả dự báo đa bước theo các khoảng thời gian khác nhau (7, 14, 21 và 30 ngày)

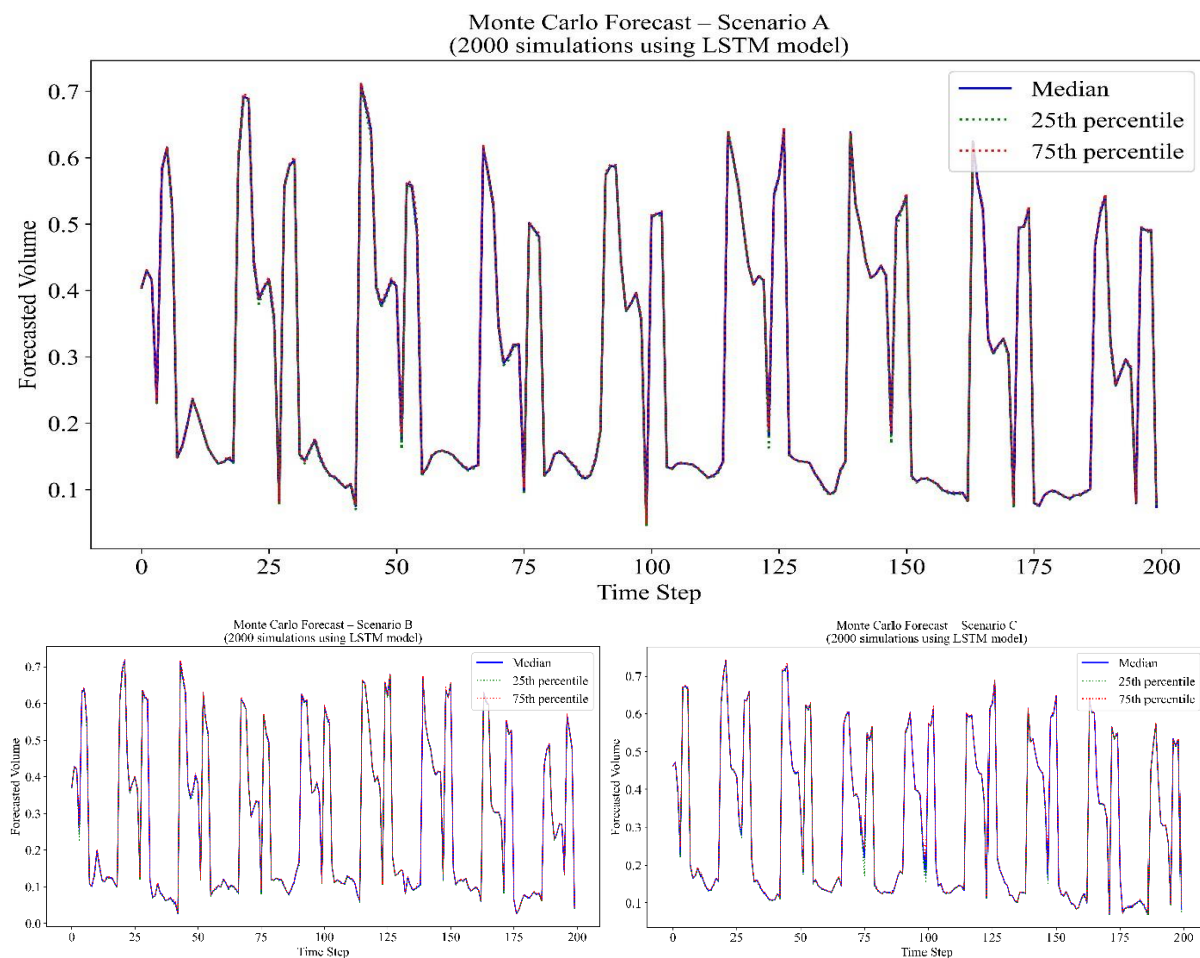
Tuy nhiên, điểm đáng chú ý nhất là hệ số tương quan (Corr) vẫn duy trì ở mức cực kỳ cao trong cả ba kịch bản (0.976, 0.976, và 0.967). Điều này chứng tỏ rằng mặc dù giá trị dự báo có thể thay đổi theo điều kiện đầu vào, cấu trúc của mô hình vẫn rất mạnh mẽ và nắm bắt chính xác xu hướng và quy luật của dòng giao thông.

Bên cạnh việc đánh giá độ chính xác của dự báo một bước, năng lực dự báo dài hạn của mô hình cũng đã được kiểm chứng. Hình 3 minh họa kết quả dự báo đa bước cho các khung thời gian khác nhau (7, 14, 21 và 30 ngày). Phân tích cho thấy, trong cả ba kịch bản, mô hình đều duy trì được quy luật tuần hoàn (ngày-đêm, trong tuần-cuối tuần) một cách ổn định. Các chuỗi dự báo không bị suy giảm về một đường trung bình hay trở nên hỗn loạn, mà tiếp tục tạo ra các đỉnh và đáy phù hợp với xu hướng lịch sử. Điều này khẳng định khả năng của mô hình trong việc hỗ trợ các quyết định quản lý và lập kế hoạch vận hành không chỉ cho ngày hôm sau mà còn cho những khoảng thời gian nhất định theo nhu cầu mong muốn.

4.2. Phân tích độ tin cậy và khả năng diễn giải

4.2.1. Độ tin cậy và tính mạnh mẽ của mô hình

Độ tin cậy của mô hình trước các nhiễu ngẫu nhiên đã được kiểm chứng bằng mô phỏng Monte Carlo, với 2000 lần chạy cho mỗi kịch bản. Kết quả được trình bày trong Hình 4 của mỗi kịch bản tương ứng.

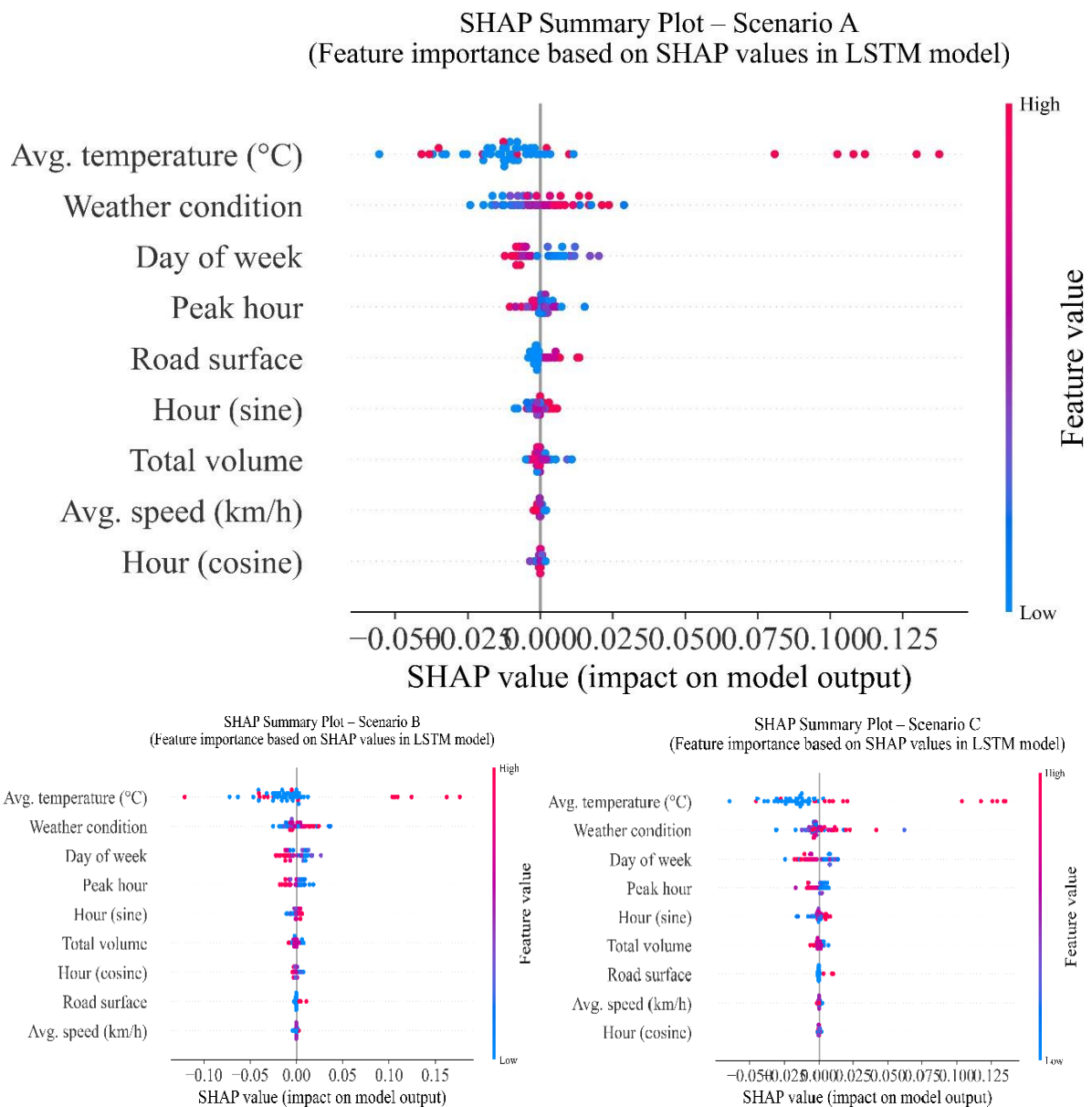


Hình 4. Mô phỏng Monte Carlo

Phân tích cho thấy, trong cả ba kịch bản A, B và C, khoảng tin cậy (biểu diễn bởi phân vị thứ 25 và 75) là rất hẹp và bám sát đường trung vị (median). Điều này có nghĩa là ngay cả khi có các nhiễu loạn ngẫu nhiên trong quá trình mô phỏng, các kết quả dự báo vẫn cực kỳ nhất quán và ổn định. Việc mô hình duy trì được sự ổn định cao không chỉ trong kịch bản cơ sở (A) mà còn trong cả các kịch bản đã được điều chỉnh (B và C) là một bằng chứng mạnh mẽ cho thấy kiến trúc LSTM đã học được các quy luật nền tảng của dữ liệu và rất mạnh mẽ, đáng tin cậy.

4.2.2. Khả năng diễn giải

Phân tích SHAP (SHapley Additive exPlanations) đã được áp dụng để làm sáng tỏ logic hoạt động bên trong của mô hình (Hình 5 của mỗi kịch bản).



Hình 5. Biểu đồ tổng hợp SHAP phân tích tác động của từng biến đến kết quả dự báo

Kết quả cho thấy các yếu tố quan trọng nhất ảnh hưởng đến dự báo vẫn tương đồng trên cả ba kịch bản. Cụ thể:

- Giờ cao điểm (Peak hour): Luôn là yếu tố có tác động dương mạnh nhất, khẳng định vai trò then chốt của nó trong việc làm tăng lưu lượng giao thông.
 - Tốc độ trung bình (Avg. Speed (km/h)): Có mối tương quan nghịch mạnh, thể hiện rằng khi tốc độ giảm (thường do ùn ứ) thì lưu lượng sẽ tăng.
 - Tình trạng mặt đường (Road surface): Khi mặt đường xấu, giá trị SHAP có xu hướng âm, nghĩa là mô hình dự báo lưu lượng sẽ giảm xuống.
- Kết quả về sự nhất quán này cho thấy mô hình không chỉ dự báo chính xác mà còn học được các mối quan hệ logic và ổn định, giúp tăng cường sự tin tưởng và khả năng diễn giải cho hệ thống dự báo.

4.3. Tác động dự kiến đến hiệu quả vận hành và kinh tế

Các chỉ số hiệu quả kinh tế trong Bảng 2 dưới đây được lượng hóa thông qua phương pháp mô phỏng đối chứng, xây dựng trên nền tảng là mô hình dự báo LSTM đã được xác thực có độ chính xác cao (MAPE = 6.90%, $R^2 = 0.951$). Các dự báo về điểm nóng ùn tắc được một thuật toán điều tiết sử dụng để mô phỏng các chiến lược can thiệp, tạo ra một kịch bản vận hành tối ưu. Lợi ích kinh tế được xác định bằng cách so sánh định lượng chi phí của kịch bản tối ưu này với kịch bản cơ sở từ dữ liệu vận hành thực tế. Phương pháp luận này cung cấp một cơ sở thực nghiệm, đảm bảo tính khách quan và giá trị định lượng cho các tác động kinh tế được báo cáo.

Bảng 2. Đánh giá hiệu quả kinh tế khi triển khai ứng dụng AI

Chỉ tiêu kinh tế	Hiện trạng	Sau triển khai AI	Mức cải thiện
Tỷ lệ chi phí vận hành/doanh thu	25-30%	19,5-23,5%	Giảm 21,72%
Chi phí nhân công/doanh thu	15-20%	10,6-14,2%	Giảm 28,86%
Chi phí bảo trì(năm)/doanh thu	10-15%	4,7-7,1%	Giảm 52,72%
Chi phí năng lượng	7-8 triệu kWh/năm	3-3,4 triệu kW/năm	Giảm 57,62%
Doanh thu từ dịch vụ phụ trợ/doanh thu	2-3%	4,1-6,1%	Tăng 103,33%
ROI dự kiến cho đầu tư AI	-	141% sau 3 năm	-

5. Thảo luận

5.1. Diễn giải kết quả

Các kết quả thực nghiệm đã xác thực một cách toàn diện hiệu quả của mô hình LSTM đa biến được đề xuất. Mô hình không chỉ đạt độ chính xác dự báo cao (MAPE = 6.90% ở Kịch bản A), nắm bắt thành công các quy luật tuần hoàn phức tạp của giao

thông, mà còn chứng tỏ được tính mạnh mẽ khi duy trì hệ số tương quan cao (>0.960) trong các kịch bản vận hành thay đổi và sự ổn định gần như tuyệt đối qua 2000 lần mô phỏng Monte Carlo.

Thêm vào đó, phân tích SHAP đã cung cấp khả năng diễn giải cho mô hình, xác nhận rằng các dự báo được đưa ra dựa trên những mối quan hệ nhân quả hợp lý, qua đó tăng cường độ tin cậy của mô hình.

Với những đặc tính đã được kiểm chứng này, mô hình trở thành một công cụ hiệu quả để giải quyết các vấn đề thực tiễn đã xác định. Nền tảng này tạo tiền đề cho việc điều tiết giao thông chủ động tại các điểm nóng ùn tắc như khu vực Km11-Km14 và rút ngắn đáng kể thời gian phản ứng sự cố. Bên cạnh hiệu quả vận hành, các tác động kinh tế được lượng hóa trong Bảng 2 cũng khẳng định tính khả thi của dự án. Việc giảm hơn 21% chi phí vận hành, đặc biệt là cắt giảm trên 50% chi phí bảo trì nhờ phương pháp dự đoán, cho thấy tiềm năng tối ưu hóa tài chính vượt trội. Hơn nữa, với tỷ suất hoàn vốn (ROI) dự kiến đạt 141% sau 3 năm, nền tảng AI này không chỉ là một giải pháp kỹ thuật mà còn là một khoản đầu tư chiến lược, mang lại lợi ích kinh tế bền vững cho đơn vị quản lý và vận hành.

5.2. Hạn chế và Hướng phát triển

Mặc dù kết quả khả quan, nghiên cứu này có một số hạn chế nhất định, chủ yếu là việc triển khai hệ thống chưa toàn diện do giới hạn truy cập hạ tầng IoT thời gian thực và khả năng còn tồn tại nhiều trong dữ liệu đầu vào. Tuy nhiên, nghiên cứu đã đặt nền tảng vững chắc cho các phát triển trong tương lai.

Hướng đi tiếp theo cần tập trung vào việc triển khai toàn diện hệ thống với mạng lưới cảm biến IoT và camera AI, đồng thời mở rộng năng lực của nền tảng bằng cách tích hợp các mô hình AI khác (như CNN, Random Forest) để nhận dạng phương tiện và bảo trì dự đoán. Việc nhân rộng mô hình ra các tuyến cao tốc khác cũng là một mục tiêu quan trọng để kiểm tra khả năng tổng quát hóa. Để hỗ trợ quá trình này, cần có sự song hành của việc hoàn thiện khung pháp lý và kỹ thuật cho AI trong giao thông, cùng với việc phát triển nguồn nhân lực chuyên sâu.

6. Kết luận

Nghiên cứu này đề xuất và xác thực một nền tảng quản lý giao thông thông minh dựa trên AI cho hạ tầng trọng yếu tại TP.HCM, với trường hợp nghiên cứu là tuyến cao tốc TP.HCM - Long Thành. Phương pháp luận xoay quanh mô hình LSTM đa biến, được huấn luyện trên bộ dữ liệu lai kết hợp dữ liệu lịch sử từ đơn vị vận hành (VECE) và dữ liệu chi tiết trích xuất từ video bằng học sâu (YOLOv8).

Kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình đạt độ chính xác vượt trội ($MAPE = 6.90\%$, $R^2 = 0.951$), với độ tin cậy và khả năng diễn giải được xác thực qua mô phỏng Monte Carlo và phân tích SHAP. Đóng góp chính của nghiên cứu là cung cấp một bằng chứng thực nghiệm toàn diện, chứng tỏ mô hình là một giải pháp lõi hiệu quả và có khả năng nhân rộng. Việc triển khai nền tảng được kỳ vọng mang lại lợi ích đột phá: giảm 30%

thời gian ùn tắc, giảm hơn 20% chi phí vận hành, đồng thời thúc đẩy quá trình xây dựng giao thông thông minh và phát triển bền vững trên toàn quốc.

Tài liệu tham khảo

1. Thủ tướng Chính phủ: Quyết định 749/QĐ-TTg 2020 phê duyệt Chương trình Chuyển đổi số quốc gia.
2. Thủ tướng Chính phủ: Quyết định số 950/QĐ-TTg của Thủ tướng Chính phủ: Phê duyệt Đề án phát triển đô thị thông minh bền vững Việt Nam giai đoạn 2018 - 2025 và định hướng đến năm 2030.
3. Hundekari, S., Mittal, T., Dutt, A., Bhavana, M., Kumar, R., Nijhawan, G.: AI-Driven Solutions for Predictive Maintenance in Smart Transportation Systems. In: 2025 International Conference on Computational, Communication and Information Technology (ICCCIT). pp. 572–577 (2025)
4. Keyu Yao: AI-driven innovations in automation and urban management. *Applied and Computational Engineering*. 57, 160–165 (2024). <https://doi.org/10.54254/2755-2721/57/20241327>
5. Nam Bui: The contextual influence on Building Information Modelling implementation: A cross-case analysis of infrastructure projects in Vietnam and Norway. *Innovation for Sustainable Infrastructure*. 1229–1234 (2020). https://doi.org/10.1007/978-981-15-0802-8_197
6. Thuỷ Thanh Ngô, Minh-Truyen Do, Tin Huynh Xuan: Overview of BIM application for bridge-highway and infrastructure projects in Viet Nam. *Transport and Communications Science Journal*. 71, (2020). <https://doi.org/10.25073/tcsj.71.7.3>
7. Chau Ngoc DangCorresponding Author; Long Le-Hoai; Soo-Yong Kim; Chau Van Nguyen; Young-Dai Lee; Sun-Ho Lee: Identification of risk patterns in Vietnamese road and bridge construction. *Built Environment Project and Asset Management*. 59-72. (2017). <https://doi.org/10.1108/BEPAM-11-2015-0065>
8. Duy Lam Dao, Le Duc Anh, Nguyen Trong Dong: Risk management of expressway bridge projects in Vietnam: Current status and future researches | Request PDF. Presented at the In Proceedings of the 2nd International Conference on Sustainable Civil Engineering and Architecture (2021)
9. Nallaperuma, D., Nawaratne, R., Bandaragoda, T., Adikari, A., Nguyen, S., Kempitiya, T., Silva, D. de, Alahakoon, D., Pothuhera, D.: Online Incremental Machine Learning Platform for Big Data-Driven Smart Traffic Management. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 20, 4679–4690 (2019). <https://doi.org/10.1109/TITS.2019.2924883>
10. Kariuki Pius Muriuki; Japheth Odiwour Okello; Joan Chepkoech: Advanced Intelligent Traffic Management System(AITMS): A Generative AI-Enhanced Model. Presented at the IEEE Conference Publication (2024)
11. Minh, Q.T., Huu, P.N., Tsuchiya, T.: Mobile Crowd-sourced Data Fusion and Urban Traffic Estimation. *Journal of Mobile Multimedia*. 18, 1035–1062 (2022). <https://doi.org/10.13052/jmm1550-4646.1844>
12. Pham, D.-T., Mai Hoang, B.A., Thanh, S.N., Nguyen, H., Duong, V.: A Constructive Intelligent Transportation System for Urban Traffic Network in Developing Countries via GPS Data from Multiple Transportation Modes. In: 2015

- IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems. pp. 1729–1734 (2015)
13. Anh Tuan Vu; Thi Thanh Huong Nguyen: Formulating weather-responsive traffic management strategies for Ho Chi Minh City. Presented at the AIP Conference Proceedings (2021)
 14. Zelinka, I., Kruliš, M., Behálek, M., Luu, T., Pokorný, J.: On Interdisciplinary Intersection of Unconventional Algorithms and Big Data Processing in Real World Problems: A Real World Example Based on Ho Chi Minh City Traffic. 326–347 (2017). <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-1054-3.CH015>
 15. Cai, R.: Shenzhen Expressway Intelligent Management and Maintenance System and its application. 12050, 120501–120501 (2021). <https://doi.org/10.1117/12.2613676>
 16. Minh, Q.T., Tan, D.P., Le Hoang, H.N., Nhat, M.N.: Effective traffic routing for urban transportation capacity and safety enhancement. IATSS Research. 46, 574–585 (2022). <https://doi.org/10.1016/j.iatssr.2022.10.001>
 17. Nguyen, N.P., Nguyen, H.M., La, H.-L., Thi, T.T.T., Duong, N.H., Le, T.S., Le, D.L.N., Thoai, N.: AI-based traffic counting: A Case Study in Vietnam. In: 2022 International Conference on Advanced Computing and Analytics (ACOMPA). pp. 34–39 (2022)
 18. Phong Thanh NguyenCorresponding Author; Thang Huynh Tat Tran; Thu Anh Nguyen: Key factors affecting the development of intelligent transportation systems in Ho Chi Minh City. Presented at the AIP Conference Proceedings (2022)
 19. Nga, N.Q., Ly, C.T.K., Hau, N.V., Phuong, D.T.T.: Building and Developing Smart Cities in Ho Chi Minh City, Vietnam - Current Situation and Solutions. International Journal of Religion. (2024). <https://doi.org/10.61707/btwqn510>
 20. Gu, J.: Design of Intelligent Traffic Visualization Platform Based on Big Data Architecture. Advances in Computer and Communication. (2023). <https://doi.org/10.26855/acc.2023.06.013>
 21. Nallaperuma, D., Nawaratne, R., Bandaragoda, T., Adikari, A., Nguyen, S., Kempitiya, T., De Silva, D., Alahakoon, D., Pothuhera, D.: Online Incremental Machine Learning Platform for Big Data-Driven Smart Traffic Management. IEEE Trans. Intell. Transport. Syst. 20, 4679–4690 (2019). <https://doi.org/10.1109/tits.2019.2924883>
 22. Weiguang Li*, Juan Zhu, Yong Zhang, Shuyan Zhang: Design and implementation of intelligent traffic and big data mining system based on internet of things - Weiguang Li, Juan Zhu, Yong Zhang, Shuyan Zhang, 2020. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems: Applications in Engineering and Technology. 38, 1967–1975. <https://doi.org/10.3233/JIFS-190558>
 23. Amini, S., Gerostathopoulos, I., Prehofer, C.: Big data analytics architecture for real-time traffic control. In: 2017 5th IEEE International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transportation Systems (MT-ITS). pp. 710–715 (2017)
 24. Palla, T.: Intelligent Traffic Management Using Big Data Analytics and IOT. IJRASET. 9, 1495–1503 (2021). <https://doi.org/10.22214/ijraset.2021.38650>
 25. Zeenat Rehena, Marijn Janssen, Samiran Chattopadhyay: A Reference Architecture for Context-Aware Intelligent Traffic Management Platforms.

- International Journal of Electronic Government Research. 14, 15.
<https://doi.org/10.4018/IJEGR.2018100105>
26. Shengdong, M., Zhengxian, X., Yixiang, T.: Intelligent Traffic Control System Based on Cloud Computing and Big Data Mining. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 15, 6583–6592 (2019). <https://doi.org/10.1109/TII.2019.2929060>
 27. S. Abirami, M. Pethuraj, M. Uthayakumar, P. Chitra: A systematic survey on big data and artificial intelligence algorithms for intelligent transportation system - ScienceDirect. *Case Studies on Transport Policy*. 17, (2024). <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2024.101247>
 28. Gu, J.: Design of Intelligent Traffic Visualization Platform Based on Big Data Architecture. *ACC*. 4, 172–176 (2023). <https://doi.org/10.26855/acc.2023.06.013>
 29. Yu Zheng: Scalable Big Data Analysis and Processing Technology for Intelligent Traffic Control. In: 2024 IEEE 3rd World Conference on Applied Intelligence and Computing (AIC). , Gwalior, India (2024)
 30. Liu, Y., Yang, C., Sun, Q.: Thresholds Based Image Extraction Schemes in Big Data Environment in Intelligent Traffic Management. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 22, 3952–3960 (2021). <https://doi.org/10.1109/TITS.2020.2994386>
 31. Baskar, P.K., Kaluvan, H.: Long short-term memory (LSTM) recurrent neural network (RNN) based traffic forecasting for intelligent transportation. *AIP Conference Proceedings*. 2435, 020039 (2022). <https://doi.org/10.1063/5.0083590>
 32. Interconnected Traffic Forecasting Using Time Distributed Encoder-Decoder Multivariate Multi-Step LSTM. Presented at the IEEE Conference Publication