

DOI:10.22144/ctujos.2025.150

PHÁT TRIỂN HỆ THỐNG GIÁM SÁT ĐÈN GIAO THÔNG BẰNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO

Nguyễn Chí Ngôn^{1*}, Nguyễn Bá Lương^{1,2}, Lê Hoàng Đăng¹, Vũ Nguyên Phúc³ và Hồng Lục Bo³

¹Khoa tự động hóa, Trường Bách Khoa, Đại học Cần Thơ, Việt Nam

²Công ty cổ phần môi trường đô thị An Giang, Việt Nam

³Sinh viên kỹ thuật điều khiển và tự động hóa, Trường Bách Khoa, Đại học Cần Thơ, Việt Nam

*Tác giả liên hệ (Corresponding author): ncngon@ctu.edu.vn

Thông tin chung (Article Information)

Nhận bài (Received): 18/02/2025

Sửa bài (Revised): 12/03/2025

Duyệt đăng (Accepted): 17/07/2025

Title: Developing an AI-Based Traffic Light Monitoring System

Author: Nguyen Chi Ngon^{1*}, Nguyen Ba Luong¹, Le Hoang Dang¹, Vu Nguyen Phuc² and Hong Luc Bo²

Affiliation(s): ¹Department of Automation, College of Engineering, Can Tho University, Viet Nam; ²An Giang Urban Environment Joint Stock Company, Viet Nam; ³Student of Control Engineering and Automation, College of Engineering, Can Tho University, Viet Nam

TÓM TẮT

Sự gia tăng nhanh chóng của phương tiện giao thông, đặc biệt là xe cá nhân, đặt ra nhu cầu cấp bách về quản lý và giám sát tín hiệu đèn giao thông nhằm đảm bảo an toàn và giảm thiểu ùn tắc. Trí tuệ nhân tạo (AI) được ứng dụng trong nghiên cứu để phát triển một hệ thống nhận diện trạng thái đèn giao thông (đỏ, xanh, vàng, lỗi) và truyền dữ liệu từ xa, giúp phát hiện cũng như xử lý sự cố kịp thời. Quá trình nghiên cứu bao gồm hai giai đoạn chính: (1) thu thập, xử lý dữ liệu và huấn luyện mô hình YOLOv8 để nhận diện tín hiệu đèn giao thông và (2) phát triển ứng dụng di động Android kết nối người dùng với hệ thống giám sát. Kết quả thực nghiệm cho thấy, mô hình hoạt động với hiệu suất cao (mAP50 ~ 0,959), đạt độ chính xác nhận diện đèn giao thông lên đến 83%. Hệ thống này không chỉ nâng cao hiệu quả giám sát giao thông bằng AI mà còn góp phần thúc đẩy chuyển đổi số và hướng tới mô hình giao thông thông minh.

Từ khóa: Chuyển đổi số, giám sát tín hiệu giao thông, giao thông thông minh, mô hình YOLOv8, trí tuệ nhân tạo

ABSTRACT

The rapid increase in traffic volume, particularly of personal vehicles, has created an urgent need for effective traffic light management and monitoring to ensure safety and reduce congestion. This study leverages artificial intelligence (AI) to develop a system capable of recognizing traffic light statuses (red, green, yellow, and malfunctioning) and transmitting data remotely, enabling timely detection and resolution of issues. The research process consists of two main phases: (1) data collection, processing, and training of the YOLOv8 model for traffic light recognition, and (2) development of an Android mobile application that connects users with the monitoring system. Experimental results demonstrate high model performance (mAP50 ~ 0.959), achieving an accuracy rate of 83% in traffic light recognition. This system not only enhances traffic monitoring through AI but also contributes to digital transformation efforts, paving the way for the development of intelligent transportation systems.

Keywords: Artificial intelligence, digital transformation, smart transportation, traffic signal monitoring, YOLOv8 model

1. GIỚI THIỆU

Hiện nay, sự gia tăng nhanh chóng của dân số và tốc độ đô thị hóa đã dẫn đến lưu lượng giao thông ngày càng lớn, tạo ra nhiều thách thức trong công tác điều phối và quản lý giao thông (Ali et al., 2023; Berhanu et al., 2023; Musa et al., 2023; Almatar, 2024). Trong bối cảnh đó, hệ thống đèn tín hiệu giao thông đóng vai trò quan trọng trong việc duy trì trật tự và đảm bảo an toàn cho người tham gia giao thông (Jutury et al., 2023). Tuy nhiên, việc giám sát và xử lý sự cố liên quan đến tín hiệu đèn, chẳng hạn như mất hiển thị hoặc trạng thái không chính xác vẫn còn nhiều hạn chế do khả năng theo dõi từ xa của cơ quan chức năng chưa thực sự hiệu quả (Greer et al., 2023; Zhao et al., 2024b). Điều này làm chậm quá trình phát hiện và khắc phục sự cố, ảnh hưởng đến lưu thông và an toàn giao thông.

Sự phát triển vượt bậc của AI đã thúc đẩy sự cải tiến không ngừng của các mô hình nhận diện và phát hiện vật thể theo thời gian thực, trong đó YOLOv8 là một trong những mô hình được sử dụng rộng rãi (Reis et al., 2023). YOLOv8 không chỉ mang lại độ chính xác cao mà còn có khả năng xử lý nhanh, giúp tối ưu hóa quá trình nhận diện trạng thái đèn giao thông một cách hiệu quả (Duc et al., 2024; Krishna et al., 2024; Luo et al., 2024).

Nhiều ứng dụng AI trong giao thông đã mang lại nhiều cải tiến quan trọng, giúp tối ưu hóa quản lý giao thông và giảm ùn tắc (Dikshit et al., 2023; Pillai, 2024). AI được sử dụng để điều khiển hệ thống đèn tín hiệu, giám sát tình hình giao thông, xử lý vi phạm và dự báo mật độ phương tiện, trong đó YOLOv8 đóng vai trò chính trong việc nhận diện phương tiện theo thời gian thực (Duong et al., 2024; Huu et al., 2024). Tuy nhiên, hệ thống này vẫn còn hạn chế do phụ thuộc vào chất lượng dữ liệu đầu vào, dễ bị ảnh hưởng bởi điều kiện thời tiết và ánh sáng, đồng thời chưa tối ưu trong việc nhận diện các phương tiện nhỏ như xe máy hay xe đạp. Trong khi đó, hệ thống giám sát giao thông thông minh kết hợp máy học với cảm biến IoT, sử dụng YOLO để nhận diện phương tiện và vật cản, Haar cascade để tính toán tốc độ xe trên cao tốc (Tran et al., 2023). Mặc dù hệ thống này hỗ trợ giám sát giao thông theo thời gian thực, nhưng việc triển khai cảm biến IoT trên diện rộng đòi hỏi chi phí đầu tư cao và vẫn còn hạn chế trong môi trường giao thông phức tạp.

Một số nghiên cứu khác tập trung vào nhận diện đèn tín hiệu giao thông bằng YOLO kết hợp các kỹ thuật xử lý ảnh như làm mờ và thêm nhiễu để nâng cao hiệu suất mô hình (Zhou et al., 2020; Han et al.,

2023). Tuy nhiên, các phương pháp này có thể làm tăng thời gian xử lý, ảnh hưởng đến khả năng hoạt động theo thời gian thực, đặc biệt khi đèn tín hiệu bị che khuất một phần hoặc có ánh sáng mạnh. Đối với điều kiện tầm nhìn hạn chế như sương mù, mưa lớn hoặc ánh sáng yếu, thuật toán KCS-YOLO được đề xuất nhằm nâng cao độ chính xác khi nhận diện đèn tín hiệu (Zhou et al., 2024). Mặc dù hiệu suất được cải thiện trong điều kiện khắc nghiệt, phương pháp này có thể làm giảm tốc độ xử lý do kết hợp nhiều thuật toán nâng cao và vẫn phụ thuộc vào chất lượng dữ liệu huấn luyện.

Trong lĩnh vực nhận diện biển báo giao thông, mô hình TSD-YOLO phát triển dựa trên YOLOv8 cải tiến, tích hợp mô-đun SPD để xử lý vấn đề biến đổi kích thước biển báo và áp dụng cơ chế Select Kernel Attention nhằm giảm tỷ lệ bỏ sót (Du et al., 2024; Zhao et al., 2024a). Dù nâng cao độ chính xác, phương pháp này yêu cầu tài nguyên tính toán lớn hơn, có thể ảnh hưởng đến tốc độ nhận diện khi triển khai trên các thiết bị có hiệu năng hạn chế. Nhìn chung, dù AI đã mang lại nhiều tiến bộ trong quản lý giao thông, vẫn còn nhiều thách thức cần giải quyết như ảnh hưởng của môi trường, tốc độ xử lý, chi phí triển khai và tính khả thi khi áp dụng trên diện rộng (Ding et al., 2020; Nishant et al., 2020). Việc kết hợp các phương pháp, tối ưu mô hình và cải thiện chất lượng dữ liệu đầu vào giúp nâng cao hiệu suất và độ chính xác của các hệ thống này trong tương lai.

Trí tuệ nhân tạo được ứng dụng để nhận diện trạng thái đèn giao thông và truyền dữ liệu từ xa, giúp phát hiện cũng như xử lý sự cố kịp thời. Hệ thống sử dụng thuật toán xử lý ảnh và học sâu để giám sát tín hiệu đèn, phát hiện các vi phạm như vượt đèn đỏ hoặc dừng sai quy định, đồng thời cảnh báo sớm khi đèn gặp sự cố. Điều này góp phần thực thi hiệu quả Luật An toàn Giao thông Đường bộ 36/2024/QH15, có hiệu lực từ ngày 1/1/2025 (Vietnam Government Portal, 2024). Ngoài ra, dữ liệu từ AI có thể hỗ trợ tối ưu hóa thời gian đèn giao thông dựa trên mật độ phương tiện, giúp giảm ùn tắc và cải thiện an toàn giao thông.

Công cụ hỗ trợ thu thập dữ liệu và nhận diện hư hỏng đèn giao thông bằng trí tuệ nhân tạo được phát triển trong nghiên cứu, góp phần hiện đại hóa và số hóa hệ thống quản lý giao thông. Bằng cách kết hợp AI với ứng dụng di động và webserver, hệ thống cho phép trao đổi thông tin nhanh chóng, nâng cao hiệu quả quản lý và giảm thời gian xử lý sự cố. Mô hình mạng học sâu YOLOv8 được sử dụng để nhận diện tình trạng đèn giao thông từ phản hồi của người dân,

chia thành hai nhóm chính: đèn bình thường (xanh, vàng, đỏ hoạt động đúng chức năng) và đèn không bình thường (mất nét, mất tín hiệu, sáng đồng thời). Ứng dụng di động giúp người dân gửi hình ảnh/video về sự cố, trong khi hệ thống cơ sở dữ liệu và webserver hỗ trợ lưu trữ, xử lý và hiển thị thông tin trực quan trên bản đồ.

2. TÍN HIỆU ĐÈN GIAO THÔNG

2.1. Giới thiệu về đèn giao thông

Đèn giao thông, còn được gọi là đèn tín hiệu hoặc đèn điều khiển giao thông, là thiết bị quan trọng giúp điều tiết phương tiện tại các giao lộ có lưu lượng xe cao, chẳng hạn như ngã ba, ngã tư hoặc các khu vực đông phương tiện qua lại (Hình 1). Đây là một trong những hệ thống báo hiệu đường bộ quan trọng, đóng vai trò kiểm soát và đảm bảo an toàn giao thông. Ngoài việc duy trì trật tự giao thông, đèn tín hiệu còn góp phần giảm ùn tắc, đặc biệt trong giờ cao điểm. Chúng thường được lắp đặt ở những vị trí dễ quan sát và có thể hoạt động tự động hoặc do cơ quan chức năng điều khiển trong trường hợp sự cố xảy ra.



Hình 1. Đèn tín hiệu giao thông

2.2. Tín hiệu đèn giao thông

Đèn tín hiệu giao thông có ba màu chính: xanh, vàng và đỏ, mỗi màu được thiết kế với các tín hiệu khác nhau nhằm đáp ứng nhu cầu điều tiết giao thông trong nhiều tình huống khác nhau. Tuy nhiên, hệ thống tín hiệu giao thông chủ yếu gồm ba loại chính (Hình 2). Đèn xanh có màu xanh lá cây, cho phép phương tiện di chuyển. Đèn vàng báo hiệu người điều khiển phương tiện phải dừng trước "vạch dừng xe" khi tín hiệu được bật. Đèn đỏ yêu cầu

phương tiện dừng lại trước "vạch dừng xe" để đảm bảo an toàn giao thông.



Hình 2. Tín hiệu đèn giao thông cơ bản

Một số lỗi thường gặp bao gồm tín hiệu đèn mất nét, đèn xanh và đỏ bất đồng thời hoặc đèn mất tín hiệu hoàn toàn (dừng hoạt động). Tín hiệu đèn mất nét xảy ra khi đèn hiển thị bị mờ hoặc mất một phần do tác động bên ngoài hoặc lỗi hệ thống, gây khó khăn cho người tham gia giao thông trong việc quan sát và tuân thủ tín hiệu (Hình 3).



Hình 3. Tín hiệu đèn mất nét

Tín hiệu đèn xanh, đỏ bất thành linh là một lỗi trong hệ thống điều khiển giao thông, khi các tín hiệu đèn hoạt động ngoài lập trình dự kiến. Các trường hợp phổ biến bao gồm việc cả ba đèn tín hiệu sáng đồng thời, hai đèn sáng cùng lúc hoặc đèn nhấp nháy bất thường. Điều này có thể gây nhầm lẫn và nguy hiểm cho người tham gia giao thông, đặc biệt tại các giao lộ đông đúc, do người điều khiển phương tiện không thể xác định đúng tín hiệu ưu tiên, dẫn đến xung đột trong lưu thông và tăng nguy cơ va chạm (Hình 4).



Hình 4. Tín hiệu đèn xanh, đỏ bất ngờ thay đổi

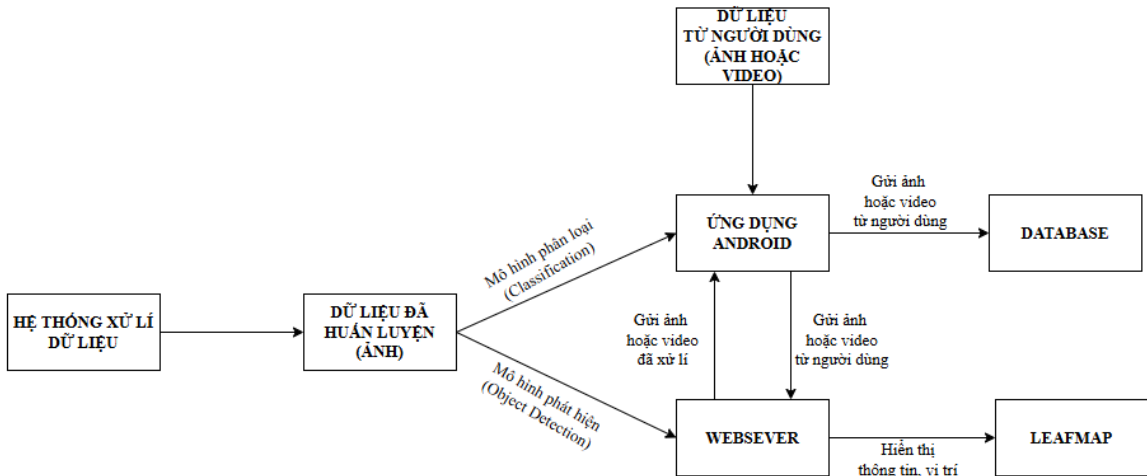
Các lỗi đèn giao thông có thể do hư hỏng phần cứng, lỗi phần mềm, mất điện hoặc nhiễu tín hiệu, gây gián đoạn giao thông và tăng nguy cơ tai nạn. Để khắc phục, hệ thống giám sát thông minh cần được triển khai giúp phát hiện lỗi tự động, gửi cảnh báo kịp thời và hỗ trợ bảo trì hiệu quả. Giải pháp tiềm năng là ứng dụng trí tuệ nhân tạo để nhận diện hư hỏng đèn tín hiệu, kết hợp với ứng dụng di động và webserver. Dữ liệu được thu thập bởi hệ thống theo thời gian thực, xử lý nhanh chóng và cung cấp cảnh báo sớm, giúp tối ưu hóa quản lý giao thông.

3. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

3.1. Hệ thống hỗ trợ thu thập dữ liệu và nhận diện tín hiệu đèn giao thông

Hệ thống hỗ trợ thu thập dữ liệu và nhận diện tín hiệu đèn giao thông được thiết kế gồm bốn thành phần chính: hệ thống xử lý dữ liệu huấn luyện, ứng dụng Android, webserver và cơ sở dữ liệu (database) được trình bày trong Hình 5. Mỗi thành phần đảm nhận một vai trò quan trọng trong quá trình thu thập, xử lý và quản lý thông tin.

Hệ thống xử lý dữ liệu huấn luyện đóng vai trò xây dựng mô hình nhận diện bằng cách tiếp nhận dữ liệu đầu vào từ người thiết kế hệ thống, bao gồm hình ảnh hoặc video. Sau đó, hệ thống huấn luyện mô hình mạng học sâu để cải thiện độ chính xác trong nhận diện tín hiệu đèn giao thông.



Hình 5. Hệ thống hỗ trợ thu thập dữ liệu và nhận diện tín hiệu đèn giao thông

Ứng dụng Android là giao diện tương tác giữa người dùng và người giám sát. Người dân có thể sử dụng ứng dụng này để báo cáo tình trạng đèn giao thông (bình thường hoặc lỗi). Đồng thời, ứng dụng cũng nhận phản hồi từ hệ thống để cung cấp thông tin chính xác hơn về trạng thái tín hiệu đèn.

Webserver đóng vai trò trung gian, giúp người giám sát tiếp nhận báo cáo từ người dùng, xử lý dữ liệu hình ảnh/video và đưa ra phản hồi. Hệ thống này cũng tích hợp bản đồ để hiển thị vị trí gửi dữ liệu, giúp người giám sát nhanh chóng xác định vị trí sự cố và có biện pháp khắc phục kịp thời.

Database (cơ sở dữ liệu) lưu trữ toàn bộ thông tin từ cả người dùng và người giám sát, bao gồm dữ liệu đầu vào, kết quả nhận diện và phản hồi của hệ

thống. Điều này giúp duy trì tính nhất quán và hỗ trợ phân tích, đánh giá dữ liệu trong dài hạn.

Leafmap được tích hợp vào hệ thống giám sát giao thông trên webserver giúp hiển thị dữ liệu vi phạm, tín hiệu đèn giao thông và phản hồi từ AI theo thời gian thực. Hệ thống bao gồm ba thành phần chính: frontend, backend và cơ sở dữ liệu. Khi người dùng gửi ảnh hoặc video từ điện thoại, hệ thống trích xuất thông tin GPS, thời gian, trạng thái đèn giao thông và hiển thị lên bản đồ tương tác.

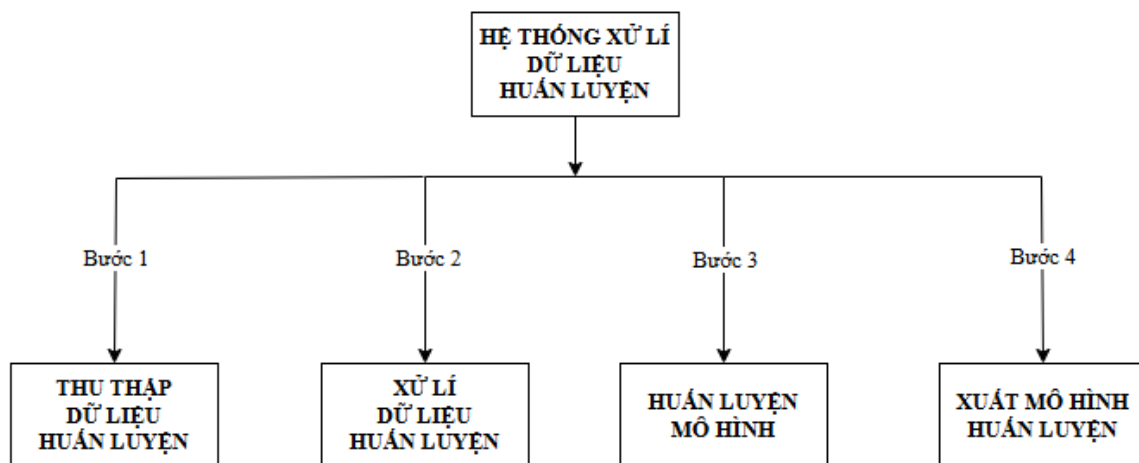
Hệ thống này không chỉ giúp thu thập và xử lý dữ liệu nhanh chóng mà còn nâng cao hiệu quả quản lý giao thông, hỗ trợ cơ quan chức năng phát hiện và xử lý sự cố kịp thời. Việc kết hợp trí tuệ nhân tạo và công nghệ di động giúp tối ưu hóa quy trình giám

sát, giảm thiểu nguy cơ tai nạn và thúc đẩy sự phát triển của giao thông thông minh.

3.2. Thiết kế hệ thống xử lý dữ liệu huấn luyện

Hệ thống xử lý dữ liệu huấn luyện đóng vai trò quan trọng trong việc phát triển công cụ nhận diện

tín hiệu đèn giao thông. Để đảm bảo độ chính xác cao, quá trình thu thập và huấn luyện dữ liệu cần được thực hiện chặt chẽ, tối ưu từ khâu chuẩn bị đến triển khai mô hình. Hệ thống này hoạt động theo bốn bước chính: thu thập dữ liệu huấn luyện, xử lý dữ liệu, huấn luyện mô hình và xuất mô hình huấn luyện (Hình 6).



Hình 6. Hệ thống xử lý dữ liệu huấn luyện

Dữ liệu được thu thập từ nhiều nguồn khác nhau, bao gồm hình ảnh và video về tín hiệu đèn giao thông, nhằm đảm bảo tính đa dạng và phong phú. Sau đó, dữ liệu được xử lý bằng cách chuẩn hóa hình ảnh, loại bỏ nhiễu, điều chỉnh độ sáng và gán nhãn chính xác để tăng độ tin cậy khi huấn luyện. Tiếp theo, mô hình học sâu (YOLOv8) được đào tạo để nhận diện tín hiệu đèn, tối ưu hóa các tham số nhằm nâng cao độ chính xác. Cuối cùng, mô hình sau huấn luyện được kiểm tra, đánh giá và triển khai vào hệ thống giám sát giao thông. Việc áp dụng mô hình này không chỉ giúp cải thiện khả năng phát hiện và phân loại tín hiệu đèn giao thông mà còn hỗ trợ cơ quan chức năng trong việc giám sát và điều phối giao thông hiệu quả hơn, giảm thiểu tình trạng ùn tắc và tai nạn.

3.2.1. Thu thập và xử lý dữ liệu đầu vào

Dữ liệu đầu vào có thể được thu thập từ nhiều nguồn khác nhau, bao gồm hình ảnh và video, thông qua việc ghi nhận trực tiếp hoặc sử dụng các bộ dữ liệu có sẵn từ các nền tảng như: Kaggle, Google Hình ảnh, Roboflow (Chen, 2022; Hua et al., 2023). Để đảm bảo chất lượng nhận diện, quá trình thu thập cần được thực hiện ở nhiều góc độ khác nhau, trong các điều kiện ánh sáng đa dạng và đặc biệt phải tập trung vào đúng tín hiệu đèn giao thông cần nhận diện, như minh họa trong Hình 7.

Trong nghiên cứu này, hệ thống nhận diện bốn loại tín hiệu đèn giao thông: đèn xanh bình thường (Normal Green), đèn đỏ bình thường (Normal Red), đèn vàng bình thường (Normal Yellow) và đèn bị lỗi (Abnormal Light). Trong đó, nhóm đèn bị lỗi có tính chất phức tạp do có nhiều trường hợp khác nhau, bao gồm đèn xanh, đèn vàng hoặc đèn đỏ bị mờ hoặc mất nét, các tín hiệu đèn sáng đồng thời hoặc tắt cả tín hiệu đèn tắt đồng thời. Tất cả các trường hợp này đều được phân loại vào nhóm đèn bị lỗi (Abnormal Light). Việc nhận diện chính xác tín hiệu đèn bị lỗi đóng vai trò quan trọng, vì trong thực tế, những lỗi này có thể gây nhầm lẫn hoặc ảnh hưởng đến an toàn giao thông.

Dữ liệu thu thập bao gồm hình ảnh chụp trực tiếp từ camera hoặc trích xuất từ video quay tín hiệu đèn giao thông. Quá trình thu thập được thực hiện theo hai phương pháp: từ thực tế và từ nguồn dữ liệu mở. Với dữ liệu thực tế, các vị trí có đèn bình thường hoặc gặp sự cố tại Cần Thơ và Long Xuyên được xác định, sau đó quay chụp từ nhiều góc độ để đảm bảo tính đa dạng. Trong khi đó, dữ liệu từ nguồn trực tuyến mở giúp mở rộng phạm vi thu thập, tuy nhiên, cần được chọn lọc kỹ lưỡng để đảm bảo tính phù hợp. Quá trình này bao gồm việc sàng lọc lần cuối để loại bỏ ảnh kém chất lượng, chẳng hạn như ảnh bị méo, sai lệch góc nhìn hoặc không rõ tín hiệu đèn.

Hai phương pháp được kết hợp giúp tăng tính đa dạng và độ chính xác của mô hình.



Hình 7. Tín hiệu đèn giao thông

Ghi chú: (a) Đèn vàng mắt nết, (b) đèn đỏ mắt nết, (c) đèn xanh mắt nết, (d) tín hiệu sáng đồng thời, (e) tín hiệu tắt đồng thời

3.2.2. Xử lý dữ liệu huấn luyện

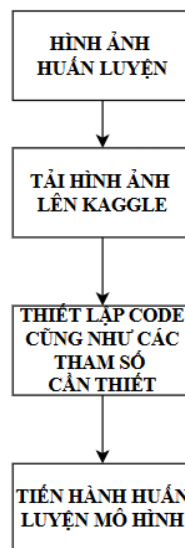
Mô hình được sử dụng trong nghiên cứu là mô hình phát hiện vật thể (Object Detection), yêu cầu dán nhãn dữ liệu trước khi huấn luyện. Sau khi hình ảnh, dữ liệu được chọn lọc được tải lên Roboflow để gán nhãn trực tiếp. Trong quá trình đánh nhãn, vùng bao (bounding box) hoặc vùng đánh dấu (polygon) cần được đảm bảo khớp với vật thể để tránh nhiễu, giúp mô hình nhận diện chính xác hơn. Trên Roboflow, nhóm tạo Project Object Detection với các nhãn: Normal Green, Normal Red, Normal Yellow, Abnormal Light. Sau đó, các tín hiệu đèn được khoanh vùng và gán nhãn bằng công cụ Bounding Box hoặc Polygon. Dữ liệu được chia theo tỷ lệ 70-20-10 hoặc 80-20 thành Train, Valid, Test, giúp huấn luyện và đánh giá mô hình (Philipsen et al., 2015; Duong et al., 2024; Khan et al., 2024). Kích thước ảnh được chuẩn hóa về 640×640 trước khi xuất theo định dạng YOLOv8, kèm theo file .yaml để mô hình đọc nhãn. Việc đánh nhãn chính xác giúp cải thiện hiệu suất nhận diện và độ chính xác của mô hình.

Bên cạnh phát hiện vật thể, nghiên cứu còn tích hợp mô hình phân loại hình ảnh để hỗ trợ dự đoán trên ứng dụng di động. Quá trình xử lý ảnh cho mô hình phân loại đơn giản hơn vì không cần đánh nhãn, chỉ cần sắp xếp hình ảnh vào các thư mục theo nhãn đã xác định. Khi chia dữ liệu, hình ảnh rõ nét, ít

hiều cần được chọn để cải thiện độ chính xác khi huấn luyện. Dữ liệu được phân thành Train, Valid, Test, tương tự mô hình phát hiện vật thể. Việc kết hợp cả hai mô hình giúp tối ưu khả năng nhận diện và phân loại trên thiết bị di động.

3.2.3. Huấn luyện mô hình

Huấn luyện mô hình phát hiện vật thể trên Kaggle, sử dụng YOLOv8 và thư viện Ultralytics (Hình 8). Trước khi huấn luyện, thí nghiệm điều chỉnh tham số để tìm cấu hình phù hợp, tập trung vào Batch Size, Learning Rate (Lr), Optimizer và Epochs được thực hiện. Ban đầu, khi thử nghiệm với $Lr = 0.01$, mô hình hội tụ nhanh nhưng không ổn định, gây dao động lớn ở mAP, Precision và Recall. Khi giảm Lr xuống 0.000001, độ chính xác không cải thiện mà còn làm các chỉ số dao động bất thường. Cuối cùng, với $Lr = 0.0001$ và bộ tối ưu AdamW, mô hình đạt tốc độ hội tụ tốt, ổn định và chính xác hơn, nên chọn $Lr = 0.000125$ để huấn luyện chính thức. Tuy nhiên, mAP50-95 của tín hiệu đèn xanh và vàng chưa đạt 0,7 nên tiếp tục tăng cường dữ liệu (lật ảnh, thay đổi màu) và điều chỉnh tham số để nâng cao độ chính xác. Việc theo dõi và điều chỉnh liên tục giúp mô hình đạt hiệu suất tối ưu.



Hình 8. Các bước huấn luyện mô hình

3.2.4. Xuất mô hình sau huấn luyện

Sau khi hoàn thành huấn luyện, mô hình phát hiện vật thể xuất ra nhiều tệp khác nhau để đánh giá hiệu suất, độ chính xác và hỗ trợ triển khai ứng dụng thực tế. Trong số đó, hai tệp quan trọng nhất là best.pt và last.pt. Tệp last.pt chứa trọng số từ lần huấn luyện cuối cùng, trong khi best.pt lưu trọng số tốt nhất đạt được trong toàn bộ quá trình huấn luyện.

Khi triển khai thực tế, tệp best.pt thường được ưu tiên sử dụng để đảm bảo độ chính xác cao nhất.

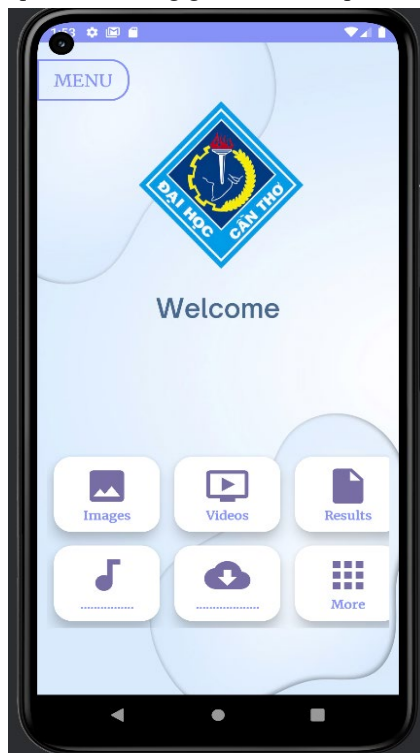
Đối với mô hình phân loại vật thể (Classification), quá trình huấn luyện và xuất tệp cũng tương tự. Tệp best.pt được sử dụng để triển khai mô hình trên ứng dụng di động. Tuy nhiên, để tích hợp hiệu quả trên nền tảng di động, mô hình từ định dạng best.pt cần được chuyển sang TensorFlow Lite (TFLite). Việc chuyển đổi này giúp tối ưu hóa khả năng xử lý, giảm kích thước mô hình và tăng tốc độ dự đoán, phù hợp với các thiết bị có tài nguyên hạn chế.

3.3. Thiết kế ứng dụng di động

Giao diện **khởi động** của ứng dụng được thiết kế dưới dạng một trang duy nhất, cung cấp các phím chức năng giúp người dùng thao tác dễ dàng (Hình 9). Giao diện gồm ba mục chính: **Images**, **Video** và **Results**, mỗi mục đảm nhận một chức năng cụ thể để hỗ trợ thu thập và xử lý dữ liệu. **Images** cho phép người dùng chụp ảnh, gửi ảnh và xem kết quả dự đoán; sau khi chụp ảnh bằng camera cá nhân, người dùng có thể gửi phản hồi đến cơ quan chức năng, đồng thời hệ thống có thể thêm chủ thích giúp giám sát viên xác định lỗi dễ dàng hơn. **Video** hỗ trợ quay, gửi và phát lại video, giúp người dùng ghi lại sự cố bằng camera cá nhân và gửi dữ liệu trực tiếp để cơ quan chức năng xử lý. **Results** hiển thị kết quả phân tích và phản hồi từ hệ thống, giúp người dùng đánh giá tính chính xác của dữ liệu đã gửi. Giao diện được thiết kế đơn giản, trực quan, đảm bảo tiện lợi và tối ưu trải nghiệm người dùng.

Việc sử dụng điện thoại di động trong hệ thống trí tuệ nhân tạo để nhận diện và giám sát tín hiệu đèn giao thông mang lại nhiều lợi ích nhờ tính di động, chi phí thấp và khả năng cập nhật dữ liệu theo thời gian thực. Người dùng có thể chụp ảnh, quay video và gửi dữ liệu trực tiếp để hệ thống AI phân tích, đồng thời hỗ trợ huấn luyện mô hình nhằm nâng cao độ chính xác. Tuy nhiên, giải pháp này cũng gặp một số thách thức như điều kiện môi trường phức tạp (ánh sáng yếu, vật cản), yêu cầu tối ưu hóa mô hình AI trên thiết bị di động và đảm bảo đồng bộ dữ liệu khi nhiều người gửi cùng lúc. Ngoài ra, kết nối mạng không ổn định, bảo mật dữ liệu và động lực tham gia của người dùng cũng là những vấn đề cần quan tâm. Để giải quyết, có thể áp dụng các mô hình AI nhẹ như MobileNet (Li et al., 2021) hoặc YOLOv8-nano (Bakirci, 2024), kết hợp xử lý trên thiết bị với điện toán đám mây, đồng thời sử dụng Federated Learning để đảm bảo quyền riêng tư. Hệ thống cũng có thể tích hợp tính năng cảnh báo vi phạm giao

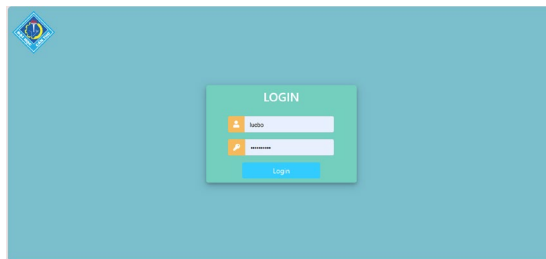
thông, giúp nâng cao ý thức người tham gia và hỗ trợ cơ quan chức năng giám sát hiệu quả hơn.



Hình 9. Giao diện khởi động ứng dụng nhận dạng thông minh

3.4. Thiết kế hệ thống Webserver

Hệ thống Webserver được thiết kế nhằm hỗ trợ giám sát tình trạng đèn tín hiệu giao thông thông qua dữ liệu hình ảnh, video và thông tin vị trí (GPS) được thu thập từ ứng dụng di động (Hình 10) (Gupta et al., 2023; Susilawati et al., 2023). Khi người dùng gửi dữ liệu từ ứng dụng Android, hệ thống tiếp nhận, lưu trữ và xử lý bằng mô hình YOLOv8 để nhận diện tín hiệu đèn giao thông, xác định trạng thái của đèn (bình thường hoặc hư hỏng), đồng thời xuất kết quả gồm loại đèn, độ tin cậy và khung giới hạn (bounding box).



Hình 10. Màn hình đăng nhập hệ thống Webserver

Dữ liệu sau khi xử lý được lưu trữ vào cơ sở dữ liệu MySQL, đảm bảo tính toàn vẹn và an toàn thông tin. Giao diện trực quan sử dụng bản đồ Leaflet giúp người giám sát theo dõi tình trạng đèn theo thời gian thực và truy xuất dữ liệu một cách linh hoạt. Ngoài ra, hệ thống cung cấp tài khoản đăng nhập cho người giám sát với đầy đủ thông tin cá nhân như: họ tên, chức vụ, email, đồng thời áp dụng các cơ chế bảo mật để đảm bảo an toàn thông tin. Với lợi thế tích hợp AI hiện đại, giao diện thân thiện và khả năng mở rộng cao, hệ thống giúp nâng cao hiệu quả giám sát đèn giao thông.

Hệ thống nhận diện tín hiệu đèn giao thông hỗ trợ hai phương thức nhập ảnh: chụp trực tiếp từ camera và chọn ảnh từ thư viện, với hình ảnh được chuẩn hóa kích thước trước khi hiển thị và gửi lên máy chủ, giúp nâng cao độ chính xác nhận diện. Khi sử dụng camera, người dùng cần giữ thiết bị ổn định, đảm bảo đèn giao thông rõ nét, không bị che khuất hay nhiễu sáng. Nếu chọn ảnh từ thư viện, nên ưu tiên ảnh có chất lượng cao, đủ sáng để hệ thống xử lý tốt hơn. Đặc biệt, hệ thống tự động lấy tọa độ GPS để xác định vị trí tín hiệu đèn và có thể yêu cầu thông tin người gửi nhằm xác thực dữ liệu. Đối với cơ quan chức năng, việc tích hợp dữ liệu vị trí và hình ảnh giúp xác minh, xử lý sự cố nhanh chóng, đồng thời lưu trữ và phân tích dữ liệu nhằm tối ưu hóa công tác quản lý giao thông. So với việc gửi ảnh trực tiếp, hệ thống này cải thiện độ chính xác nhận diện, hỗ trợ định vị chính xác và cảnh báo nếu ảnh không đạt yêu cầu, giúp giảm thiểu lỗi.

4. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Trong quá trình thu thập và xây dựng bộ dữ liệu huấn luyện, dữ liệu được tổng hợp từ hai nguồn chính: thu thập thực tế và các nguồn dữ liệu trực tuyến. Dữ liệu thực tế được thu thập tại nhiều địa điểm ở Cần Thơ (quận Bình Thủy, Ninh Kiều, Ô Môn) và thành phố Châu Đốc, trong khi dữ liệu trực tuyến được lấy từ Kaggle, Google hình ảnh và Roboflow nhằm đảm bảo tính phong phú và đa dạng.

Để nâng cao chất lượng và độ tổng quát của mô hình, dữ liệu sau đó được chọn lọc kỹ lưỡng, loại bỏ các hình ảnh bị mờ, nhiễu hoặc không phù hợp. Tiếp theo, các phương pháp tăng cường dữ liệu (data augmentation) được áp dụng như xoay ảnh $\pm 10^\circ$ để mô phỏng các góc chụp khác nhau, lật ngang ảnh để tăng số lượng mẫu mà không làm mất đặc trưng và điều chỉnh độ sáng $\pm 20\%$ để mô phỏng các điều kiện ánh sáng thay đổi (Alomar et al., 2023; Kumar et al., 2024). Những phương pháp này giúp mô hình

YOLOv8 nhận diện tín hiệu đèn giao thông hiệu quả hơn trong nhiều bối cảnh thực tế khác nhau. Số lượng dữ liệu sau khi tăng cường được tổng hợp trong Bảng 1.

Bảng 1. Tổng hợp thu thập dữ liệu từ các nguồn thực tế và trực tuyến

Phương pháp Nhận	Xoay các góc $\pm 10^\circ$	Lật ảnh ngang	Tăng giảm độ sáng ($\pm 20\%$)
Abnormal	2.700	1.350	2.700
Light			
Normal Red	3.288	1.644	3.288
Normal Green	3.326	1.663	3.326
Normal Yellow	2.064	1.032	2.064
Tổng cộng	28.445		

4.1. Kết quả huấn luyện mô hình

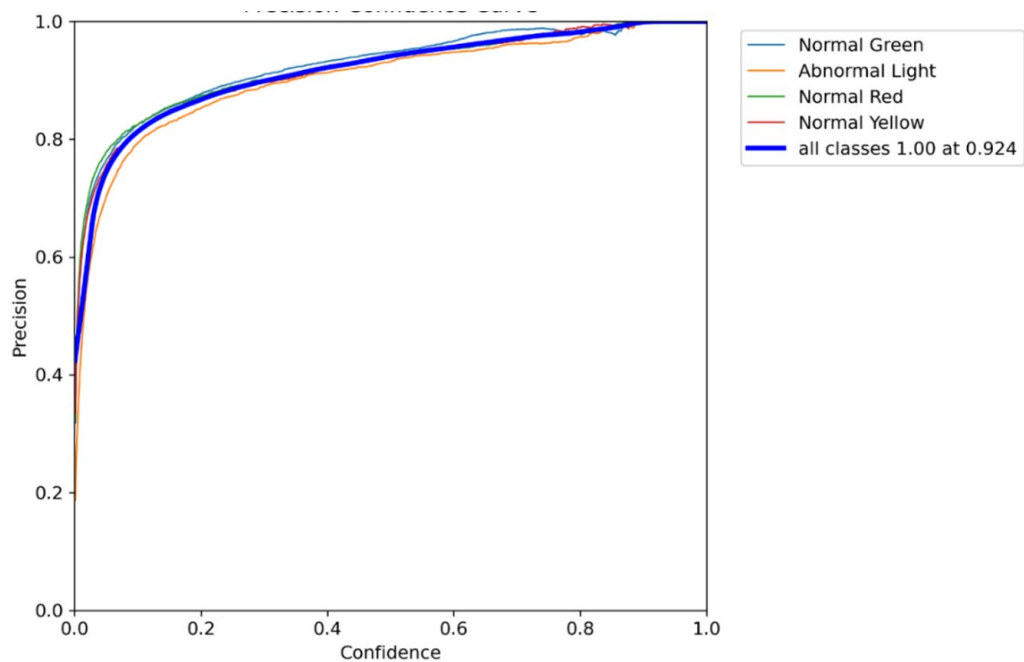
Sau nhiều thử nghiệm với các cấu hình tham số khác nhau, các giá trị tối ưu được lựa chọn để huấn luyện mô hình, bao gồm: learning rate (Lr) = 0.001, số epoch = 100, optimizer = AdamW, batch size = 32. Việc huấn luyện được thực hiện trên tập dữ liệu đã được tăng cường nhằm tối ưu hóa khả năng nhận diện tín hiệu đèn giao thông của mô hình.

Precision (Flores-Calero et al., 2024) đo lường tỷ lệ giữa số mẫu dương tính mà mô hình dự đoán chính xác so với tổng số mẫu mà mô hình nhận diện, được tính theo công thức:

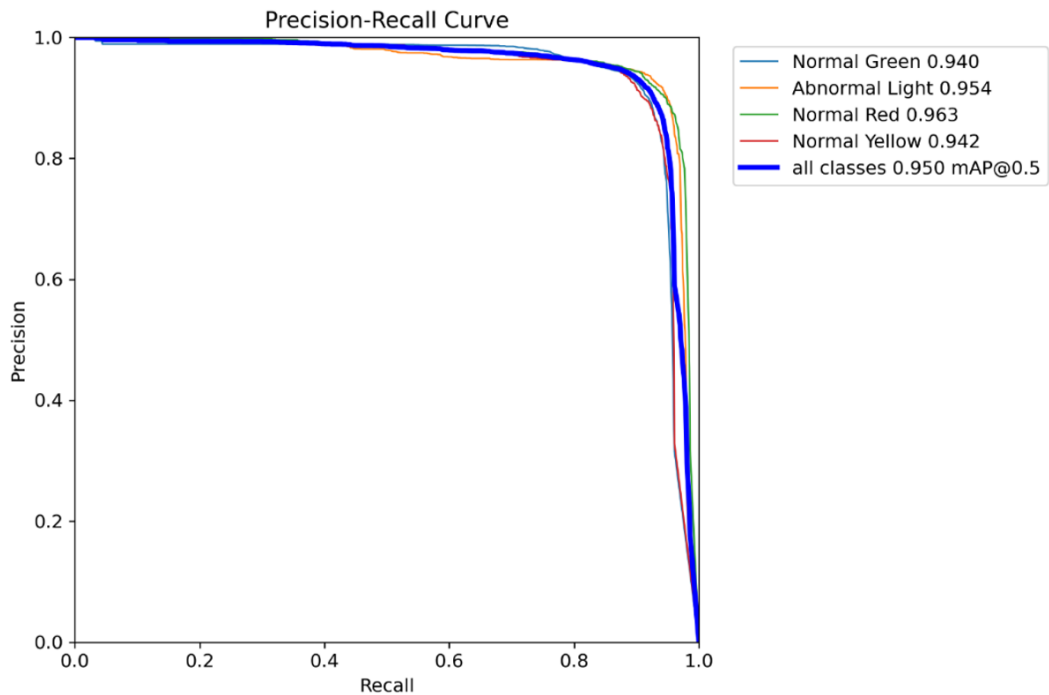
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{0}$$

Trong đó, TP (True Positive) là số lượng mẫu dương mà mô hình dự đoán đúng và FP (False Positive) là số lượng mẫu âm nhưng mô hình dự đoán sai là dương tính.

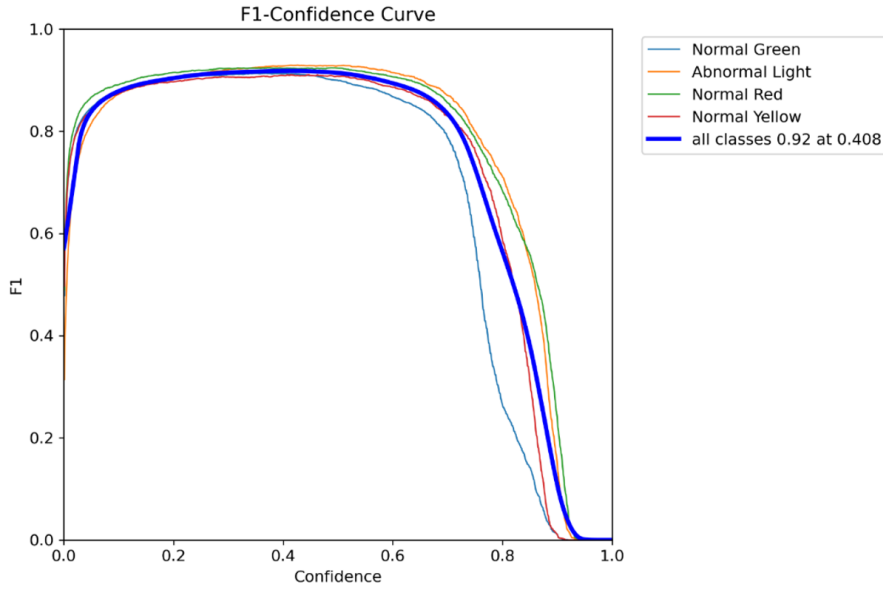
Kết quả thể hiện ở Hình 11 minh họa hiệu suất của mô hình, cho thấy Precision của các nhãn có xu hướng tăng, chứng tỏ mô hình có khả năng phân loại chính xác ngay cả ở mức xác suất nhỏ. Đặc biệt, đường màu xanh đậm thể hiện hiệu suất tổng thể của mô hình trên tất cả các nhãn, với Precision đạt giá trị 1.00 khi Confidence cao. Điều này cho thấy mô hình hoạt động ổn định, có độ chính xác cao trong nhận diện tín hiệu đèn giao thông, đồng thời giảm thiểu lỗi phát hiện nhầm (FP thấp), giúp tăng cường tính tin cậy của hệ thống.



Hình 11. Biểu đồ độ tin cậy



Hình 12. Biểu đồ độ thu hồi



Hình 13. Biểu đồ tương quan giữa Precision (P) và Recall (R)

Recall (Flores-Calero et al., 2024) đo lường tỷ lệ số mẫu dương tính được mô hình dự đoán chính xác so với tổng số mẫu dương tính thực tế, được tính theo công thức:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

Trong đó: FN (False Negative) là số lượng mẫu dương nhưng mô hình lại dự đoán sai là âm tính.

Kết quả trình bày ở Hình 12 thể hiện hiệu suất nhận diện tín hiệu đèn của mô hình qua các nhãn khác nhau. $mAP@50$ của tổng các nhãn đạt 0,95, cho thấy mô hình có khả năng phát hiện tốt. Trong đó, Normal Red có mAP cao nhất (0,963), tiếp theo là Abnormal Light (0,954), Normal Yellow (0,942) và Normal Green (0,94).

F1-score (Flores-Calero et al., 2024) là chỉ số cân bằng giữa **Precision** và **Recall**, được tính theo công thức:

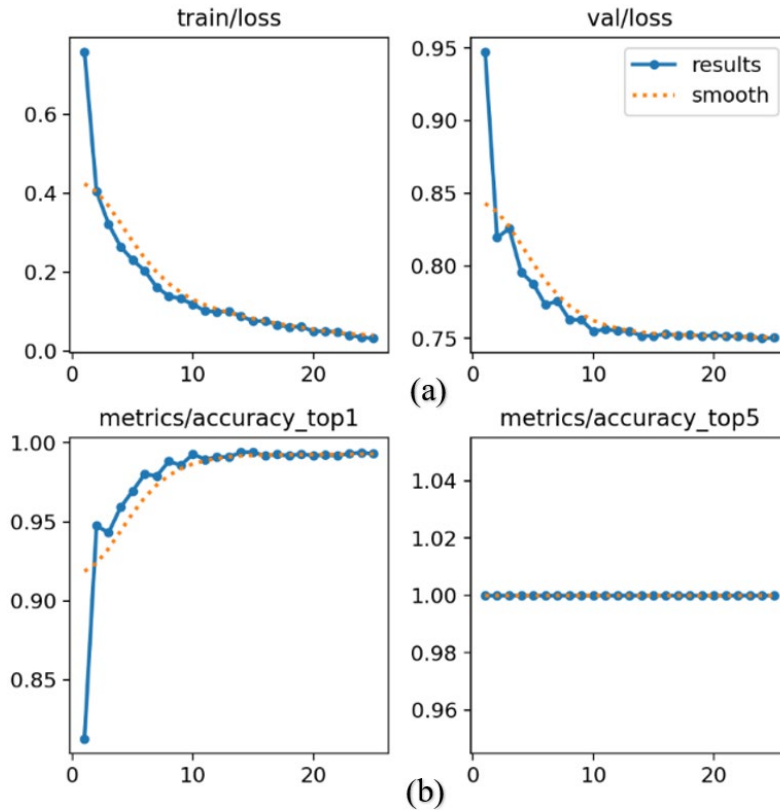
$$F1 - score = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

Hình 13 minh họa mối quan hệ giữa $F1$ -score (trục Y) và độ tin cậy - Confidence (trục X). $F1$ -score tăng dần khi Confidence tăng, đạt đỉnh khoảng 0,9 sau đó giảm khi Confidence quá cao. Đường

tổng hợp các nhãn đạt $F1$ -score cao nhất là 0,92 tại Confidence = 0,408, xác định đây là ngưỡng tối ưu. Hiệu suất từng nhãn trong mô hình có $F1$ -score trên 0,8 cho thấy khả năng nhận diện tín hiệu đèn giao thông tốt. Tuy nhiên, Abnormal Light và Normal Green có dao động nhẹ, có thể do đặc điểm dữ liệu hoặc sự chồng lấn giữa các nhãn.

Biểu đồ kết quả huấn luyện (Hình 14) cho thấy train/loss có xu hướng giảm dần, chứng tỏ mô hình ngày càng tối ưu hóa và dự đoán gần với nhãn thực tế hơn. Tuy nhiên, val/loss có xu hướng bão hòa, điều này cho thấy việc tiếp tục huấn luyện có thể dẫn đến quá khớp. Do đó, quá trình huấn luyện được dừng tại epoch 25 để đảm bảo mô hình đạt hiệu suất tốt nhất. Bên cạnh đó, metrics/accuracy_top1 có xu hướng tiến dần đến 1, cho thấy mô hình có độ chính xác cao trong việc nhận diện tín hiệu đèn giao thông.

Ma trận nhầm lẫn (Hình 15) phản ánh hiệu suất của từng lớp. Normal Green và Normal Red đạt hiệu suất cao, với 2.937 và 2.960 dự đoán đúng. Abnormal Light có 1.459 dự đoán chính xác, trong khi Normal Yellow đạt 1.838, cho thấy khả năng nhận diện ở mức tương đối tốt. Số lượng nhầm lẫn tổng thể giữa các lớp khá thấp, chứng tỏ mô hình phân loại chính xác và ổn định. Tóm lại, mô hình đạt hiệu suất nhận diện cao, tối ưu ở epoch 25 và có khả năng tổng quát hóa tốt, sẵn sàng áp dụng vào thực tế.



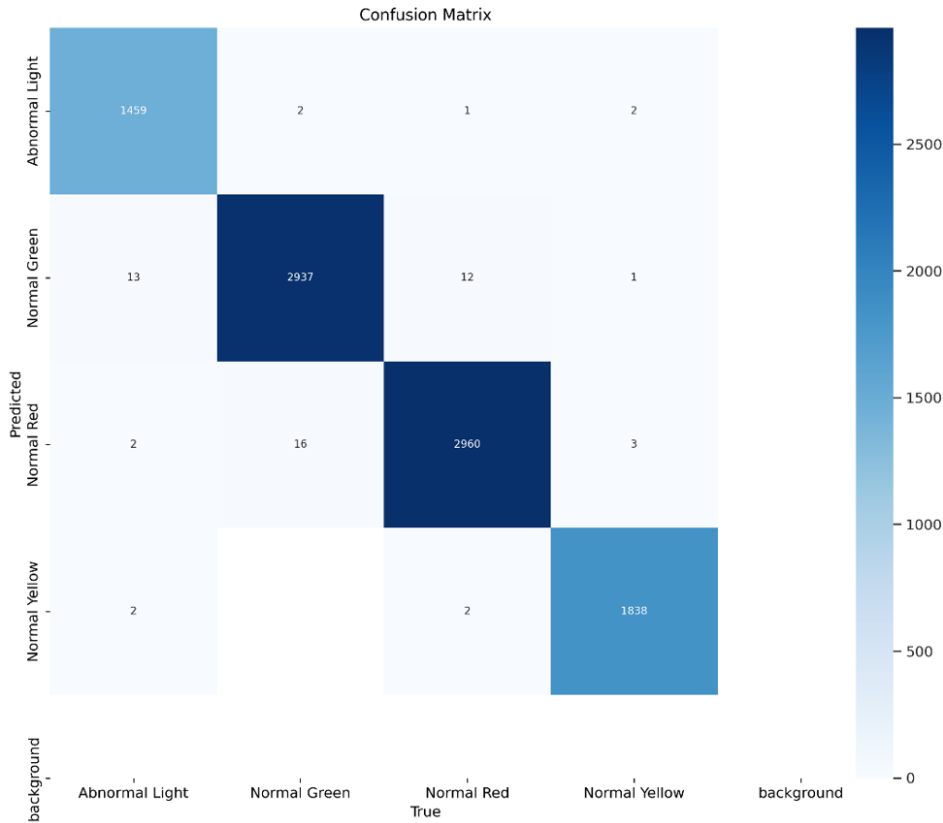
Hình 14. Kết quả sau huấn luyện. (a) Kết quả huấn luyện lần cuối, (b) Biểu đồ kết quả huấn luyện

Một ứng dụng di động hỗ trợ gửi dữ liệu hình ảnh và video lên webserver để thực hiện nhận diện tín hiệu đèn giao thông được phát triển trong nghiên cứu. Ứng dụng được thiết kế với giao diện trực quan, thân thiện, giúp người dùng dễ dàng thao tác. Các chức năng cơ bản như chụp ảnh, quay video được tích hợp nhằm đảm bảo trải nghiệm sử dụng quen thuộc. Tuy nhiên, điểm nổi bật của ứng dụng là khả năng gửi dữ liệu trực tiếp đến hệ thống xử lý và nhận phản hồi nhanh chóng từ người giám sát, giúp nâng cao hiệu quả giám sát tín hiệu đèn giao thông.

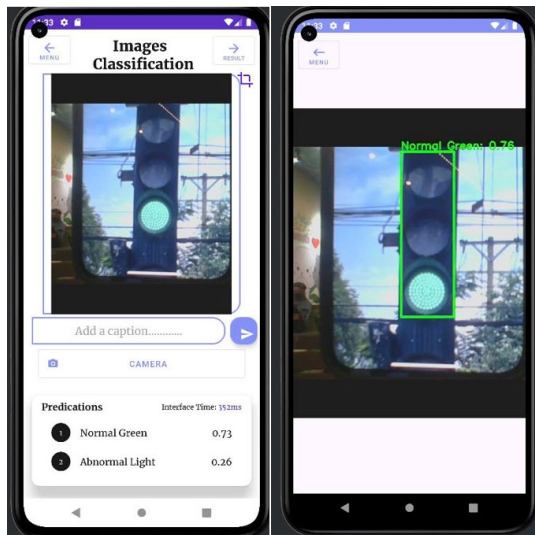
Ứng dụng bao gồm ba giao diện chính: giao diện giới thiệu, giao diện menu, và giao diện chức năng (Hình 16). Kết quả thử nghiệm cho thấy hệ thống đã thành công trong việc gửi dữ liệu (hình ảnh hoặc video) lên server để xử lý, đồng thời có thể nhận lại kết quả đã phân tích từ mô hình

YOLOv8. Điều này chứng tỏ ứng dụng hoạt động ổn định và hiệu quả, đáp ứng tốt nhu cầu giám sát tín hiệu đèn giao thông.

Quá trình mô phỏng thử nghiệm trên Android Studio cho thấy hệ thống truyền và nhận dữ liệu giữa server và ứng dụng di động hoạt động ổn định (Hình 17). Cụ thể, ứng dụng đã gửi thành công dữ liệu hình ảnh hoặc video lên server và nhận lại kết quả sau xử lý một cách nhanh chóng. Điều này chứng tỏ sự đồng bộ giữa hai hệ thống, giúp quá trình nhận diện tín hiệu đèn giao thông diễn ra hiệu quả. Ngoài dữ liệu hình ảnh, server cũng tiếp nhận thêm các thông tin quan trọng như: ghi chú, vị trí ảnh và thời gian tải lên, hỗ trợ tối ưu hóa việc giám sát. Điều này giúp cơ quan quản lý dễ dàng theo dõi lịch sử xử lý, đối chiếu thông tin và đưa ra quyết định nhanh chóng.



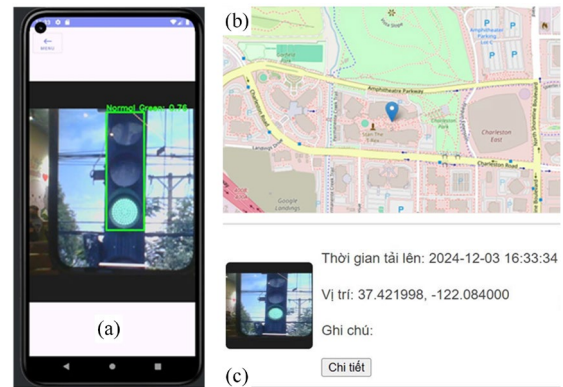
Hình 15. Ma trận nhầm lẫn



Hình 16. Kết quả gửi và nhận phản hồi

Một điểm đáng chú ý là tỷ lệ dự đoán trên ứng dụng di động so với server có sự chênh lệch nhưng không đáng kể, cho thấy việc triển khai thuật toán nhận diện trên thiết bị di động là khả thi. Tuy nhiên, để cải thiện hơn nữa, có thể tối ưu quá trình xử lý ảnh trên thiết bị nhằm giảm độ trễ, đồng thời đảm

bảo độ chính xác cao hơn trong các điều kiện môi trường khác nhau.

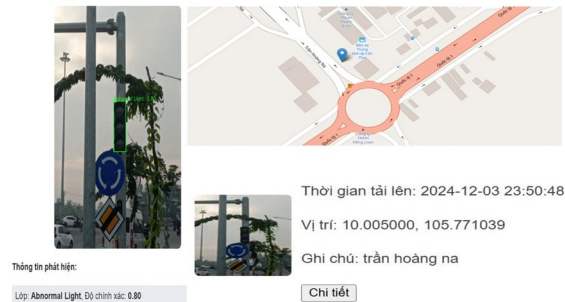


Hình 17. Kết quả thực nghiệm

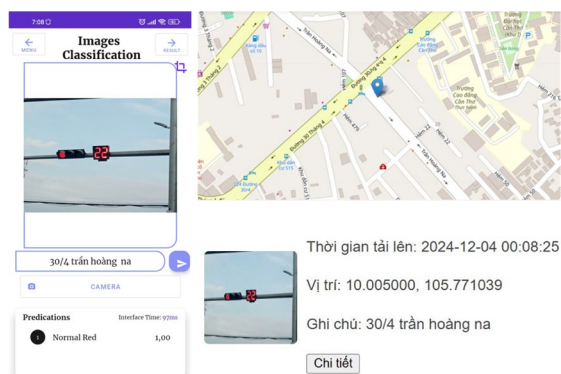
Ghi chú: (a) Hình xử lý trên ứng dụng điện thoại, (b) Bản đồ từ Webservice, (c) Thông tin từ hình ảnh

Kết quả chạy thử nghiệm mô hình trên máy tính và dữ liệu thu thập thực tế tại thành phố Cần Thơ được so sánh trong nghiên cứu nhằm đánh giá độ chính xác và khả năng ứng dụng của hệ thống trong môi trường thực tế. Quá trình khảo sát được thực hiện tại ba địa điểm giao thông quan trọng, bao gồm:

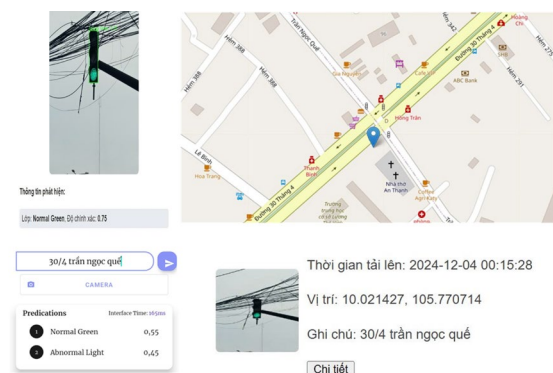
Vòng xoay Trần Hoàng Na, Ngã tư 30/4 - Trần Hoàng Na và Ngã tư 30/4 - Trần Ngọc Quế (Hình 18 và Hình 19). Kết quả cho thấy mô hình đạt độ chính xác cao, với tỷ lệ nhận diện tín hiệu đèn giao thông đạt 83%. Kết quả thực nghiệm được phân tích chi tiết cho thấy hệ thống nhận diện đèn xanh, đỏ, vàng và đèn hồng với độ tin cậy cao, ngay cả trong điều kiện ánh sáng thay đổi.



Hình 18. Kết quả thử nghiệm ở vòng xoay Trần Hoàng Na



Hình 19. Kết quả thử nghiệm ở ngã tư 30/4 Trần Hoàng Na



Hình 20. Kết quả thử nghiệm ở ngã tư 30/4 Trần Ngọc Quế

Kết quả thử nghiệm tại ngã tư 30/4 – Trần Ngọc Quế, với lỗi nhận dạng "Abnormal Light (0,45)" trong Hình 20, cho thấy hệ thống nhận diện tín hiệu đèn giao thông chưa đạt độ chính xác tối ưu. Nguyên nhân có thể xuất phát từ chất lượng ảnh/video đầu vào chưa đảm bảo, bao gồm hiện tượng mờ, nhiễu, thiếu sáng hoặc góc chụp không phù hợp, gây khó khăn cho quá trình nhận diện. Bên cạnh đó, các yếu tố môi trường như cường độ ánh sáng cao, điều kiện thời tiết bất lợi hoặc sự che khuất của đèn tín hiệu cũng ảnh hưởng đến độ chính xác của mô hình. Ngoài ra, giới hạn của mô hình YOLOv8 vẫn tồn tại sai số nhất định mặc dù đạt độ chính xác trung bình mAP50-95 khoảng 83%.

Để nâng cao hiệu suất, hệ thống cần tích hợp cơ chế kiểm tra chất lượng hình ảnh trước khi xử lý, đồng thời cảnh báo khi ảnh không đạt tiêu chuẩn. Trong quá trình hiển thị kết quả nhận dạng trên ứng dụng, chức năng kiểm tra chất lượng ảnh/video do người dùng cung cấp cần được bổ sung; nếu dữ liệu không đạt yêu cầu (mờ, thiếu sáng, góc chụp không phù hợp), hệ thống hiển thị cảnh báo và yêu cầu người dùng cung cấp lại hình ảnh hoặc video rõ nét hơn. Hơn nữa, việc áp dụng các thuật toán cải thiện chất lượng hình ảnh và mở rộng tập dữ liệu huấn luyện với nhiều điều kiện môi trường đa dạng là cần thiết để tối ưu hóa khả năng nhận diện của mô hình.

5. KẾT LUẬN

Hệ thống nhận diện và giám sát tín hiệu đèn giao thông bằng trí tuệ nhân tạo, sử dụng mô hình YOLOv8 để nhận diện chính xác trạng thái đèn giao thông trong môi trường thực tế đã được phát triển và đánh giá trong nghiên cứu. Kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình đạt độ chính xác cao (83%) khi so sánh giữa dữ liệu thử nghiệm trên máy và khảo sát thực tế tại thành phố Cần Thơ. Hệ thống hoạt động ổn định trong nhiều điều kiện khác nhau, tuy nhiên vẫn gặp một số thách thức như góc quay camera, vật cản, điều kiện ánh sáng và thời tiết. Với khả năng phát hiện nhanh, độ chính xác cao và khả năng triển khai linh hoạt, hệ thống có tiềm năng ứng dụng trong giám sát giao thông thông minh, hỗ trợ quản lý đô thị, phát hiện sự cố và cải thiện an toàn giao thông. Trong tương lai, hệ thống có thể được mở rộng bằng cách kết hợp trí tuệ nhân tạo với điện toán biên (Edge AI), triển khai trên nền tảng đám mây và tích hợp cảm biến IoT, nhằm tối ưu hóa việc nhận diện và điều phối giao thông trong các đô thị thông minh.

TÀI LIỆU THAM KHẢO (REFERENCES)

- Ali, Y., Rafay, M., Khan, R. D. A., Sorn, M. K., & Jiang, H. (2023). Traffic problems in Dhaka City: causes, effects, and solutions (Case study to develop a business model). *Open Access Library Journal*, 10(5), 1-15.
<https://doi.org/10.4236/oalib.1109994>
- Almarat, K. M. (2024). Smart transportation planning and its challenges in the Kingdom of Saudi Arabia. *Sustainable Futures*, 8, 100238.
<https://doi.org/10.1016/j.sft.2024.100238>
- Alomar, K., Aysel, H. I., & Cai, X. (2023). Data augmentation in classification and segmentation: A survey and new strategies. *Journal of Imaging*, 9(2), 46.
<https://doi.org/10.3390/jimaging9020046>
- Bakirci, M. (2024). Real-time vehicle detection using YOLOv8-nano for intelligent transportation systems. *Traitement du Signal*, 41(4), 1727.
<https://doi.org/10.18280/ts.410407>
- Berhanu, Y., Alemayehu, E., & Schröder, D. (2023). Examining Car Accident Prediction Techniques and Road Traffic Congestion: A Comparative Analysis of Road Safety and Prevention of World Challenges in Low-Income and High-Income Countries. *Journal of advanced transportation*, 2023(1), 6643412.
<https://doi.org/10.1155/2023/6643412>
- Chen, X. (2022). Traffic lights detection method based on the improved yolov5 network. *2022 IEEE 4th International Conference on Civil Aviation Safety and Information Technology (ICCASIT)*, 1111-1114.
<https://doi.org/10.1109/ICCASIT55263.2022.9986726>
- Dikshit, S., Atiq, A., Shahid, M., Dwivedi, V., & Thusu, A. (2023). The use of artificial intelligence to optimize the routing of vehicles and reduce traffic congestion in urban areas. *EAI Endorsed Transactions on Energy Web*, 10.
<https://doi.org/10.4108/ew.4613>
- Ding, R.-X., Palomares, I., Wang, X., Yang, G.-R., Liu, B., Dong, Y., Herrera-Viedma, E., & Herrera, F. (2020). Large-Scale decision-making: Characterization, taxonomy, challenges and future directions from an Artificial Intelligence and applications perspective. *Information fusion*, 59, 84-102.
<https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.01.006>
- Du, S., Pan, W., Li, N., Dai, S., Xu, B., Liu, H., Xu, C., & Li, X. (2024). TSD-YOLO: Small traffic sign detection based on improved YOLO v8. *IET Image Processing*.
<https://doi.org/10.1049/ipr2.13141>
- Duc, Q.-A. N., Kim, T. D., Nguyen, Q.-C., Thi, T. H. N., Vu, Q., Do Xuan, M.-D., & Nguyen, V.-N. (2024). Optimizing Traffic Light Control using YOLOv8 for Real-Time Vehicle Detection and Traffic Density. *2024 9th International Conference on Integrated Circuits, Design, and Verification (ICDV)*, 119-124.
<https://doi.org/10.1109/ICDV61346.2024.10616901>
- Duong, M.-T., Phan, T.-D., Nguyen, V.-B., & Le, M.-H. (2024). Identifying Traffic Congestion Through Vehicle Counting and Motion Estimation. *International Conference on Green Technology and Sustainable Development*, 124-137. https://doi.org/10.1007/978-3-031-76197-3_11
- Flores-Calero, M., Astudillo, C. A., Guevara, D., Maza, J., Lita, B. S., Defaz, B., Ante, J. S., Zabala-Blanco, D., & Armingol Moreno, J. M. (2024). Traffic sign detection and recognition using YOLO object detection algorithm: A systematic review. *Mathematics*, 12(2), 297.
<https://doi.org/10.3390/math12020297>
- Greer, R., Gopalakrishnan, A., Landgren, J., Rakla, L., Gopalan, A., & Trivedi, M. (2023). Robust traffic light detection using saliency-sensitive loss: Computational framework and evaluations. *2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 1-7.
<https://doi.org/10.1109/IV55152.2023.10186624>
- Gupta, R., Singh, A. K., Dabral, S., & Tewari, P. P. (2023). IOT based traffic light control based on traffic density. *2023 Second International Conference on Informatics (ICI)*, 1-5.
<https://doi.org/10.1109/ICI60088.2023.10420867>
- Han, T., Sun, L., & Dong, Q. (2023). An improved YOLO model for traffic signs small target image detection. *Applied Sciences*, 13(15), 8754.
<https://doi.org/10.3390/app13158754>
- Hua, H. K., Nguyen, K. H., Quach, L.-D., & Tran, H. N. (2023). Traffic lights detection and recognition method using deep learning with improved YOLOv5 for autonomous vehicle in ROS2. *Proceedings of the 2023 8th International Conference on Intelligent Information Technology*, 117-122.
<https://doi.org/10.1145/3591569.3591589>
- Huu, P. N., Anh, B. N., & Minh, Q. T. (2024). Proposing Smart System for Detecting and Monitoring Vehicle Using Multiobject Multicamera Tracking. *International Journal of Digital Multimedia Broadcasting*, 2024(1), 6667738.
<https://doi.org/10.1155/2024/6667738>
- Jutury, D., Kumar, N., Sachan, A., Daultani, Y., & Dhakad, N. (2023). Adaptive neuro-fuzzy enabled multi-mode traffic light control system for urban transport network. *Applied*

- Intelligence*, 53(6), 7132-7153.
<https://doi.org/10.1007/s10489-022-03827-3>
- Khan, M., Raza, M. A., Abbas, G., Othmen, S., Yousef, A., & Jumani, T. A. (2024). Pothole detection for autonomous vehicles using deep learning: a robust and efficient solution. *Frontiers in Built Environment*, 9, 1323792. <https://doi.org/10.3389/fbuil.2023.1323792>
- Krishna, S. S., Parisha, V., Varma, B. U. K., & Srinivasulu, C. (2024). Traffic Light Detection and Recognition using YOLOv8. *2024 3rd International Conference on Applied Artificial Intelligence and Computing (ICAAIC)*, 1227-1233. <https://doi.org/10.1109/ICAAIC60222.2024.10575768>
- Kumar, T., Brennan, R., Mileo, A., & Bendeache, M. (2024). Image data augmentation approaches: A comprehensive survey and future directions. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3470122>
- Li, L. y., Yue, Q., & Luo, R. w. (2021). Road traffic sign recognition based on lightweight neural network. *AOPC 2021: Optical Sensing and Imaging Technology*, 12065, 393-398. <https://doi.org/10.1117/12.2605902>
- Luo, Y., Ci, Y., Jiang, S., & Wei, X. (2024). A novel lightweight real-time traffic sign detection method based on an embedded device and YOLOv8. *Journal of Real-Time Image Processing*, 21(2), 24. <https://doi.org/10.1007/s11554-023-01403-7>
- Musa, A. A., Malami, S. I., Alanazi, F., Ounaies, W., Alshammari, M., & Haruna, S. I. (2023). Sustainable Traffic Management for Smart Cities Using Internet-of-Things-Oriented Intelligent Transportation Systems (ITS): Challenges and Recommendations. *Sustainability*, 15(13), 9859. <https://doi.org/10.3390/su15139859>
- Nishant, R., Kennedy, M., & Corbett, J. (2020). Artificial intelligence for sustainability: Challenges, opportunities, and a research agenda. *International Journal of Information Management*, 53, 102104. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104>
- Philipsen, M. P., Jensen, M. B., Møgelmoose, A., Moeslund, T. B., & Trivedi, M. M. (2015). Traffic light detection: A learning algorithm and evaluations on challenging dataset. *2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2341-2345. <https://doi.org/10.1109/ITSC.2015.378>
- Pillai, A. S. (2024). Traffic management: implementing AI to optimize traffic flow and reduce congestion. *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research*, 11(7). <https://doi.org/10.2139/ssrn.4916398>
- Reis, D., Kupec, J., Hong, J., & Daoudi, A. (2023). Real-time flying object detection with YOLOv8. *arXiv preprint arXiv:2305.09972*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2305.09972>
- Susilawati, H., Rahman, S. L. P., Rukmana, A., Matin, I. M. M., & Ismail, N. (2023). Smart Traffic Light Using Raspberry Pi and Digital Image Processing. *2023 9th International Conference on Wireless and Telematics (ICWT)*, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICWT58823.2023.10335398>
- Tran, X. K., Dinh, X. T., Pham, T. T., & Le, M. D. (2023). Research on computer vision techniques applied to vehicle tracking and real-time traffic monitoring. *Journal of Science and Technology*, 3(59), 20-24. <https://doi.org/10.57001/huih5804.2023.103>
- Vietnam Government Portal. (2024). Law No. 36/2024/QH15 of the National Assembly: Law on road traffic order and safety. <https://chinhphu.vn/?pageid=27160&docid=211194&classid=1&orggroupid=1>
- Zhao, R., Tang, S. H., Shen, J., Supeni, E. E. B., & Rahim, S. A. (2024a). Enhancing autonomous driving safety: a robust traffic sign detection and recognition model TSD-YOLO. *Signal Processing*, 225, 109619. <https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2024.109619>
- Zhao, Z., Wang, K., Wang, Y., & Liang, X. (2024b). Enhancing traffic signal control with composite deep intelligence. *Expert Systems with Applications*, 244, 123020. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.123020>
- Zhou, L., Min, W., Lin, D., Han, Q., & Liu, R. (2020). Detecting motion blurred vehicle logo in IoV using filter-DeblurGAN and VL-YOLO. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(4), 3604-3614. <https://doi.org/10.1109/TVT.2020.2969427>
- Zhou, Q., Zhang, D., Liu, H., & He, Y. (2024). KCS-YOLO: An Improved Algorithm for Traffic Light Detection under Low Visibility Conditions. *Machines*, 12(8), 557. <https://doi.org/10.3390/machines12080557>