XÂY DỰNG HỆ THỐNG NHẬN DIỆN BIỂN BÁO GIAO THÔNG HỖ TRỢ LÁI XE AN TOÀN

Nguyễn Đôn Quốc Tuấn[a], Trần Thị Kiều Vy[b], Nguyễn Minh Vũ[c], Nguyễn Thị Phương Lam[d], Trương Văn Hiệu[e]

Tóm tắt:

Trong bối cảnh Việt Nam đang có tốc độ đô thị hóa và phát triển hạ tầng giao thông nhanh, lưu lượng phương tiện tham gia giao thông ngày càng gia tăng trên phạm vi cả nước. Điều này đặt ra nhiều thách thức với về an toàn giao thông, bao gồm nguy cơ tai nạn gia tăng, việc không nhận diện kịp thời hoặc bỏ sót biển báo, đặc biệt trong điều kiện thời tiết không thuận lợi. Nghiên cứu này nhằm xây dựng hệ thống nhận diện biển báo giao thông hỗ trợ lái xe an toàn dựa trên các phương pháp học sâu trong lĩnh vực Trí tuệ nhân tạo, Thị giác máy tính. Mô hình YOLO sử dụng để phát hiện, hỗ trợ nhận diện biển báo theo thời gian thực và đưa ra cảnh báo cho người lái. Tuy nhiên, hệ thống vẫn gặp nhiều thách thức do các yếu tố như ánh sáng yếu, thời tiết xấu hoặc biển báo bị che khuất, ảnh hưởng đến độ chính xác của hệ thống. Ngoài ra, yêu cầu xử lý theo thời gian thực và khả năng triển khai trên thiết bị phần cứng hạn chế cũng cần giải quyết. Kết quả nghiên cứu cho thấy mô hình có khả năng nhận diện biển báo giao thông với độ chính xác tốt và đáp ứng yêu cầu về thời gian thực. Hệ thống tích hợp với camera để đưa ra cảnh báo kịp thời cho người lái, góp phần nâng cao an toàn giao thông trong điều kiện thực tế.

Từ khóa: *Nhận diện biển báo giao thông, Trí tuệ nhân tạo, Thị giác máy tính, YOLO, Học sâu.*

BUILDING A TRAFFIC SIGN RECOGNITION SYSTEM TO SUPPORT SAFE DRIVING

Abstract:

Amidst rapid urbanization and the development of transportation infrastructure in Vietnam, traffic volume is increasing nationwide. This poses numerous challenges to traffic safety, including an increased risk of accidents, failure to recognize or miss traffic signs, especially in adverse weather conditions. This research aims to build a traffic sign recognition system that supports safe driving based on deep learningmethods in the field of Artificial Intelligence and Computer Vision. The YOLO model is used to detect and support real-time sign recognition and give warnings to drivers. However, the system still faces many challenges due to factors such as low light, bad weather, or obscured signage, which affect the accuracy of the

[a] Khoa Công nghệ Thông tin Trường Đại học Đông Á. e-mail: tuan99478@donga.edu.vn
[b] Khoa Công nghệ Thông tin Trường Đại học Đông Á. e-mail: vy99506@donga.edu.vn
[c] Khoa Công nghệ Thông tin Trường Đại học Đông Á. e-mail: vu99435@donga.edu.vn
[d] Khoa Công nghệ Thông tin Trường Đại học Đông Á. e-mail: lam99322@donga.edu.vn
[e] Khoa Công nghệ Thông tin Trường Đại học Đông Á. e-mail: hieutv@donga.edu.vn

system. In addition, real-time processing requirements and limited deployment capabilities on hardware devices also need to be addressed. The results of the study show that the model is capable of recognizing traffic signs with good accuracy and meeting real-time requirements. The system can be integrated with cameras to give timely warnings to drivers, contributing to improving traffic safety in real conditions.

Keywords: *Traffic Sign Recognition, Artificial Intelligence, Computer Vision, YOLO, Deep Learning.*

Đặt vấn đề

Sự gia tăng mật độ phương tiện giao thông cùng với quá trình đô thị hóa nhanh chóng đã đặt ra nhiều thách thức đối với công tác bảo đảm an toàn giao thông tại Việt Nam. Mặc dù những năm gần đây tình hình tai nạn giao thông có xu hướng được cải thiện, đây vẫn là một vấn đề đáng quan tâm do những thiệt hại nghiêm trọng về người và tài sản. Theo số liệu của Bộ Công an, trong năm 2025, cả nước xảy ra 18.615 vụ tai nạn giao thông, làm chết 10.527 người và bị thương 12.294 người (Bộ Công an, 2026). Những con số này cho thấy nhu cầu cấp thiết trong việc nghiên cứu và ứng dụng các giải pháp công nghệ nhằm hỗ trợ người điều khiển phương tiện, nâng cao khả năng nhận biết tình huống giao thông và góp phần giảm thiểu tai nạn.

Trước khi các phương pháp học sâu được áp dụng rộng rãi, việc nhận diện biển báo giao thông thường dựa vào các đặc trưng được thiết kế thủ công như màu sắc, hình học và kết cấu ảnh. Tuy nhiên, khả năng thích ứng của các phương pháp này còn hạn chế khi điều kiện quan sát thay đổi về ánh sáng, khoảng cách hoặc góc nhìn. Sự phát triển của học sâu đã cho phép mô hình tự động học đặc trưng từ dữ liệu, từ đó nâng cao khả năng nhận diện trong các điều kiện thực tế đa dạng (Flores-Calero et al., 2024; Redmon et al., 2016).

Vì vậy, nghiên cứu này tập trung xây dựng hệ thống nhận diện biển báo giao thông dựa trên mô hình YOLO nhằm hỗ trợ lái xe an toàn trong thời gian thực, góp phần nâng cao hiệu quả an toàn giao thông (TFSVN, 2025).

Đối tượng và phương pháp nghiên cứu

Đối tượng

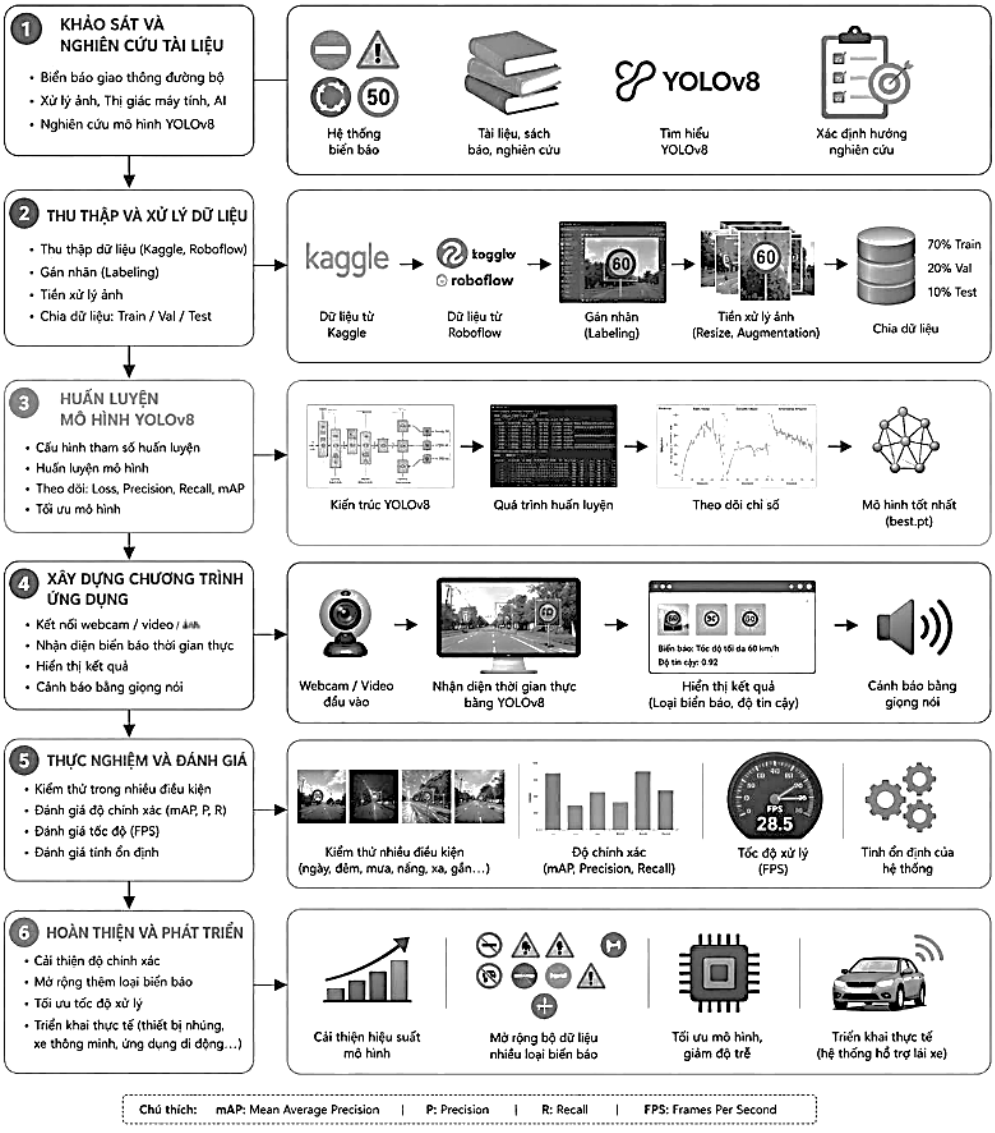
Đối tượng của nghiên cứu là xây dựng hệ thống nhận diện biển báo giao thông hỗ trợ lái xe an toàn ứng dụng trí tuệ nhân tạo nhằm hỗ trợ người lái xe nhận diện biển báo chính xác, nhanh chóng và nâng cao mức độ an toàn khi tham gia giao thông. Nghiên cứu tập trung vào các nhóm đối tượng chính gồm dữ liệu hình ảnh các biển báo, mô hình học sâu và cảnh báo thời gian thực.

Bảng 1. Đối tượng nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu	Khách thể nghiên cứu
Các loại biển báo giao thông	Người tham gia giao thông, người lái xe máy, ô tô
Mô hình hệ thống nhận diện biển báo giao thông	Tài liệu Internet và các mô hình thực nghiệm
Các công nghệ xử lý ảnh, học sâu	Tài liệu các nghiên cứu, nguồn dữ liệu mở và các mô hình thực nghiệm
Giải pháp cảnh báo biển báo giao thông theo thời gian thực	Người sử dụng phương tiện và môi trường thực tế

Phương pháp nghiên cứu

Để thực hiện đề tài "Xây dựng hệ thống nhận diện biển báo giao thông hỗ trợ lái xe an toàn", nghiên cứu được triển khai theo các giai đoạn sau:



Hình 1. Các giai đoạn nghiên cứu

Giai đoạn 1: Khảo sát và nghiên cứu tài liệu

Ở giai đoạn đầu, các tài liệu liên quan đến nhận diện biển báo giao thông, xử lý ảnh số, thị giác máy tính và trí tuệ nhân tạo được khảo sát. Các công trình trước đây về nhận diện đối tượng và hệ thống hỗ trợ lái xe cũng được phân tích nhằm lựa chọn phương pháp phù hợp.

Bảng 2. So sánh các mô hình nhận diện đối tượng

Tiêu chí	CNN	SSD	YOLOv8
Độ chính xác	Trung bình	Khá cao	Cao
Tốc độ xử lý	Chậm	Nhanh	Rất nhanh
Thời gian thực	Không phù hợp	Phù hợp	Rất phù hợp
Khả năng triển khai	Dễ	Trung bình	Tốt
Khả năng nhận diện nhiều đối tượng	Hạn chế	Tốt	Rất tốt

Các tiêu chí trong Bảng 2 được tổng hợp dựa trên kết quả đánh giá và so sánh được trình bày trong các nghiên cứu trước đây (Bochkovskiy et al., 2020; Redmon et al., 2016; Ultralytics, 2026), kết hợp với yêu cầu thực tế của bài toán nhận diện biển báo giao thông thời gian thực.

Sau quá trình đánh giá các mô hình phát hiện đối tượng phổ biến, YOLOv8 được lựa chọn vì đạt sự cân bằng giữa tốc độ xử lý và độ chính xác, phù hợp với yêu cầu nhận diện biển báo giao thông theo thời gian thực (Jocher, 2023; Ultralytics, 2026).

Giai đoạn 2: Thu thập và xử lý dữ liệu

Bộ dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu được tổng hợp từ các nguồn mở gồm Kaggle, Roboflow kết hợp với một số ảnh thực tế nhằm tăng tính đa dạng của tập dữ liệu (Kaggle, 2026; Roboflow, 2026). Bộ dữ liệu sau đó được tiền xử lý và chia thành các tập huấn luyện, xác thực và kiểm thử.

Quá trình tiền xử lý bao gồm làm sạch dữ liệu, chuẩn hóa kích thước và gán nhãn nhằm nâng cao chất lượng dữ liệu đầu vào cho mô hình.

Thông tin chi tiết về tập dữ liệu sau khi xử lý được trình bày trong Bảng 3.

Bảng 3. Thông tin tập dữ liệu huấn luyện

Dữ liệu	Giá trị
Tổng số ảnh	1.590
Số lớp biển báo	52
Train	70%
Validation	20%
Test	10%

Giai đoạn 3: Huấn luyện mô hình YOLOv8

Sau khi hoàn thiện bộ dữ liệu, mô hình YOLOv8 được huấn luyện trong môi trường Python với các thư viện học sâu phù hợp.

Các tham số huấn luyện chính bao gồm: số epoch, batch size, learning rate, kích thước ảnh đầu vào và thuật toán tối ưu hóa.

Các tham số huấn luyện chính của mô hình được trình bày trong Bảng 4.

Bảng 4. Tham số huấn luyện mô hình

Tham số	Giá trị
Model	YOLOv8n
Epoch	170
Batch size	16
Image Size	416x416
Optimizer	AdamW
Learning rate	0.01

Trong quá trình huấn luyện, mô hình học cách xác định vị trí và phân loại biển báo. Các chỉ số như Loss, Precision, Recall và mAP được sử dụng để đánh giá hiệu suất.

Kết quả đánh giá hiệu suất mô hình được thể hiện trong Bảng 5.

Bảng 5. Đánh giá hiệu suất mô hình

Chỉ số	Giá trị
Precision	91,8%
Recall	94,1%
mAP50	98,1%
FPS	~106

Khi kết quả chưa đạt yêu cầu, các tham số được điều chỉnh hoặc dữ liệu được bổ sung. Quá trình này được lặp lại nhiều lần nhằm tối ưu mô hình, và mô hình tốt nhất được lựa chọn cho hệ thống.

Giai đoạn 4: Xây dựng chương trình ứng dụng

Mô hình YOLOv8 sau khi huấn luyện được tích hợp vào chương trình ứng dụng phát triển trên nền tảng Python, với giao diện trực quan và khả năng xử lý video thời gian thực.

Hệ thống thực hiện các chức năng chính:

- Thu nhận dữ liệu từ webcam hoặc video đầu vào;

- Phát hiện và định vị biển báo trong khung hình;

- Hiển thị tên biển báo kèm độ tin cậy;

- Phát âm thanh tiếng Việt cảnh báo người lái xe;

- Cập nhật kết quả liên tục theo thời gian thực;

Hệ thống hoàn chỉnh cho phép triển khai thử nghiệm trong môi trường thực tế.

Giai đoạn 5: Thực nghiệm và đánh giá hệ thống

Mô hình YOLOv8 được huấn luyện trên nền tảng Kaggle Notebook sử dụng GPU NVIDIA Tesla T4 theo môi trường được khuyến nghị trong tài liệu của Kaggle và Ultralytics (Kaggle, 2026; Ultralytics, 2026). Sau khi huấn luyện, mô hình được triển khai và kiểm thử trên máy tính cá nhân nhằm đánh giá khả năng hoạt động trong điều kiện thực tế. Cấu hình chi tiết được trình bày trong Bảng 6 và Bảng 7.

Bảng 6. Môi trường huấn luyện

Thành phần	Cấu hình
Nền tảng huấn luyện	Kaggle Notebook
Hệ điều hành	Linux (Kaggle Environment)
GPU	NVIDIA Tesla T4 (15 GB VRAM)
Ngôn ngữ lập trình	Python 3.9
Thư viện chính	Ultralytics YOLOv8, OpenCV, NumPy
Mô hình huấn luyện	YOLOv8n

Bảng 7. Môi trường triển khai và kiểm thử

Thành phần	Cấu hình
Hệ điều hành	Windows 10 Pro (64-bit)
CPU	Intel Core i5-12400F (2.50-4.40 GHz)
RAM	32 GB
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3070 Ti (8 GB VRAM)
SSD	1 TB NVMe PCIe SSD
Camera đầu vào	Webcam hoặc video giao thông, độ phân giải tối thiểu 416 × 416 pixel
Màn hình	Màn hình hiển thị kết quả nhận diện
Hệ thống cảnh báo	Loa máy tính và Text-to-Speech tiếng Việt
Giao diện hiển thị	Cửa sổ video thời gian thực

Hệ thống được kiểm thử trên nhiều video giao thông với các điều kiện khác nhau nhằm đánh giá hiệu năng và tính ổn định. Các kịch bản thử nghiệm bao gồm:

- Biển báo ở khoảng cách gần và xa;

- Điều kiện ánh sáng ban ngày và ban đêm;

- Thời tiết bất lợi hoặc ánh sáng yếu;

- Biển báo bị che khuất một phần;

- Camera rung hoặc phương tiện di chuyển nhanh;

Các tiêu chí đánh giá:

- Độ chính xác nhận diện;

- Tốc độ xử lý (FPS);

- Độ trễ cảnh báo âm thanh;

- Khả năng xử lý thời gian thực;

- Độ ổn định khi hoạt động liên tục;

Kết quả thực nghiệm thu được từ các kịch bản trên sẽ được sử dụng để phân tích hiệu năng và đánh giá khả năng triển khai thực tế của hệ thống.

Giai đoạn 6: Hoàn thiện và đề xuất hướng phát triển

Dựa trên kết quả thực nghiệm, mô hình được tiếp tục tối ưu nhằm nâng cao hiệu năng và khả năng ứng dụng.

Các hướng cải tiến bao gồm:

- Nâng cao độ chính xác đối với biển báo nhỏ hoặc ở xa;

- Giảm thời gian xử lý nhằm cải thiện tốc độ phản hồi;

- Cải thiện khả năng nhận diện trong điều kiện thời tiết bất lợi;

- Mở rộng số lượng lớp biển báo;

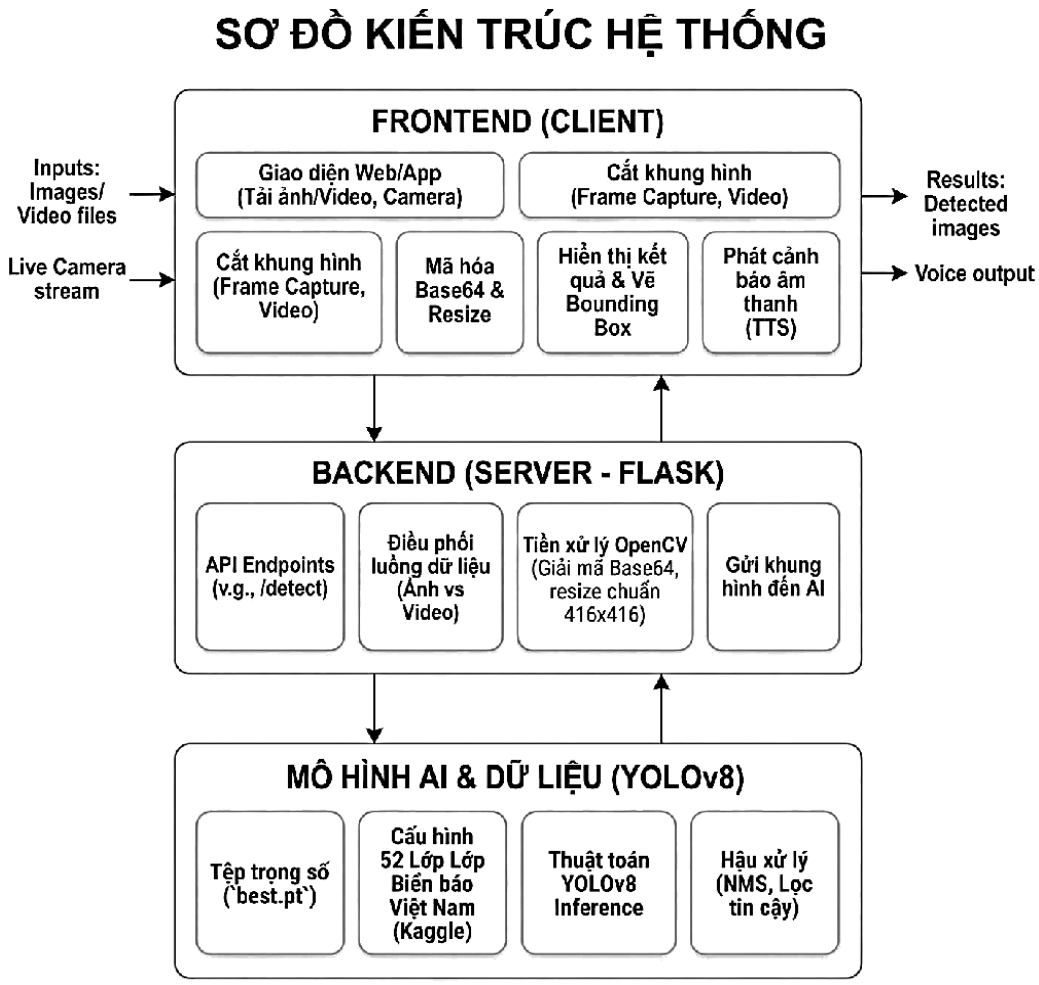
- Tích hợp trên các nền tảng thiết bị nhúng và hệ thống giao thông thông minh;

Kết quả đạt được là cơ sở để tiếp tục phát triển hệ thống theo hướng ứng dụng thực tế trong tương lai.

Mô hình đề xuất

Trong nghiên cứu này, hệ thống nhận diện biển báo giao thông ứng dụng mô hình YOLOv8 để hỗ trợ lái xe an toàn. Việc lựa chọn YOLOv8 xuất phát từ khả năng cân bằng giữa tốc độ xử lý và độ chính xác, cho phép hệ thống phát hiện và phân loại biển báo hiệu quả trong môi trường thời gian thực (Jocher, 2023; Ultralytics, 2026). Hệ thống được thiết kế để phát hiện vị trí, phân loại biển báo và cung cấp cảnh báo trực tiếp cho người điều khiển phương tiện.

Mô hình đề xuất bao gồm sáu khối chức năng chính: thu nhận dữ liệu đầu vào, tiền xử lý ảnh, nhận diện biển báo bằng YOLOv8, xử lý kết quả, hiển thị giao diện và cảnh báo âm thanh.



Hình 2. Sơ đồ kiến trúc tổng thể hệ thống nhận diện biển báo giao thông

Hệ thống được xây dựng theo mô hình Client-Server gồm ba thành phần chính: Frontend, Backend và mô hình AI YOLOv8. Frontend chịu trách nhiệm tiếp nhận dữ liệu từ ảnh, video hoặc camera và hiển thị kết quả. Backend thực hiện tiền xử lý, điều phối dữ liệu và giao tiếp với mô hình AI. Mô hình YOLOv8 thực hiện nhận diện biển báo và trả về kết quả để hiển thị cũng như phát cảnh báo bằng âm thanh.

Khối thu nhận dữ liệu đầu vào

Khối thu nhận dữ liệu được thiết kế để tiếp nhận dữ liệu hình ảnh từ webcam, camera hành trình hoặc video giao thông (OpenCV, 2026a, 2026b). Dữ liệu được trích xuất theo từng khung hình để xử lý. Chất lượng dữ liệu đầu vào ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu suất hệ thống.

Khối tiền xử lý ảnh

Sau khi tiếp nhận dữ liệu đầu vào, hệ thống thực hiện bước tiền xử lý ảnh nhằm chuẩn hóa dữ liệu nhằm cải thiện chất lượng dữ liệu đầu vào. Bao gồm thay đổi kích thước ảnh, giảm nhiễu, chuẩn hóa ánh sáng và chuyển đổi định dạng (OpenCV, 2026a, 2026b).

Khối nhận diện biển báo bằng YOLOv8

Đây là thành phần trung tâm của hệ thống. Mô hình YOLOv8 được sử dụng để phát hiện và phân loại biển báo (Jocher, 2023; Ultralytics, 2026).

Khi ảnh đầu vào được đưa vào mô hình, YOLOv8 thực hiện:

- Xác định vị trí biển báo trong ảnh thông qua khung giới hạn (Bounding Box);

- Phân loại biển báo thành đúng nhãn tương ứng;

- Mô hình được huấn luyện trên bộ dữ liệu biển báo giao thông thu thập từ Kaggle và Roboflow (Kaggle, 2026; Roboflow, 2026).

Khối xử lý kết quả

Sau khi mô hình YOLOv8 trả về kết quả dự đoán, hệ thống tiếp tục xử lý đầu ra.

Các bước xử lý gồm:

- Lọc bỏ các kết quả có độ tin cậy thấp.

- Loại bỏ các nhận diện trùng lặp.

- Sắp xếp danh sách biển báo được phát hiện.

- Ghép nhiều biển báo trong cùng một khung hình thành câu hoàn chỉnh để đọc cảnh báo.

Khối hiển thị giao diện

Kết quả nhận diện được hiển thị trực tiếp trên giao diện người dùng. Các biển báo phát hiện được sẽ được khoanh vùng bằng khung chữ nhật, đồng thời hiển thị tên biển báo và độ tin cậy dự đoán.

Giao diện trực quan giúp người dùng dễ dàng quan sát kết quả nhận diện theo thời gian thực, đồng thời hỗ trợ quá trình kiểm thử và đánh giá mô hình.

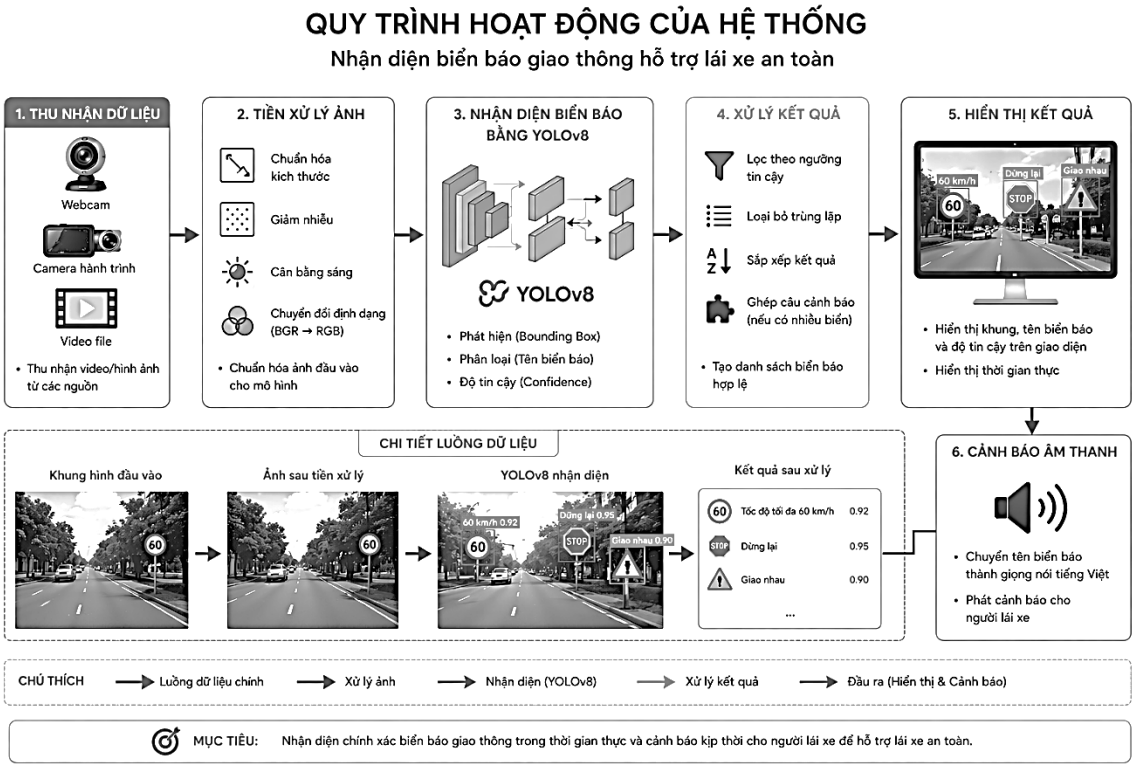
Khối cảnh báo bằng âm thanh

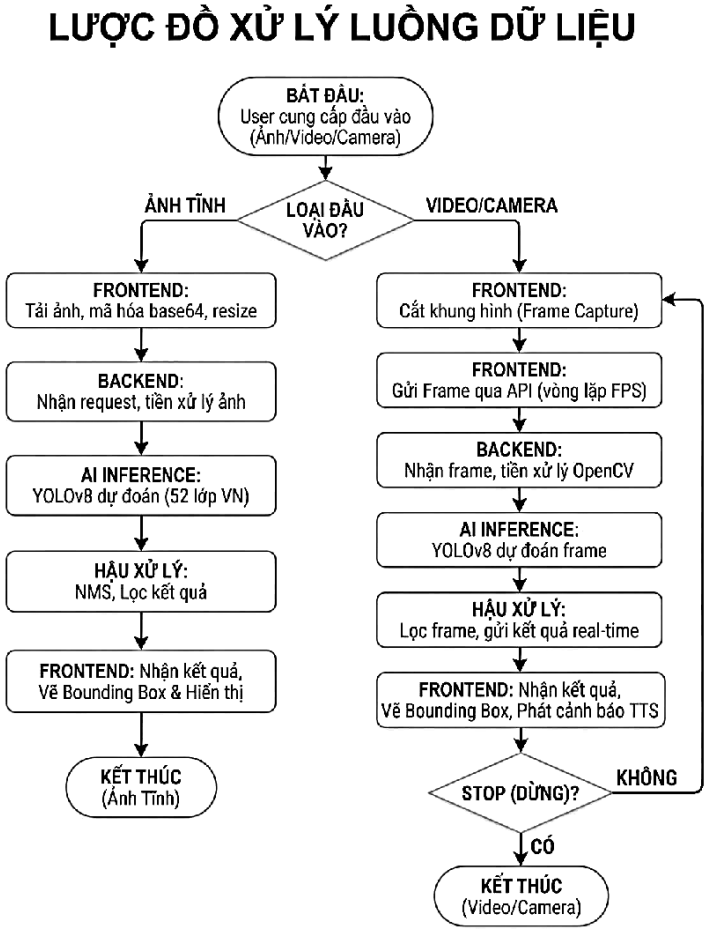
Ngoài việc hiển thị trên màn hình, hệ thống còn chuyển tên biển báo thành giọng nói tiếng Việt để cảnh báo cho người điều khiển phương tiện.

Chức năng cảnh báo bằng giọng nói góp phần nâng cao khả năng hỗ trợ người điều khiển phương tiện trong quá trình tham gia giao thông.

Quy trình hoạt động của hệ thống

Toàn bộ hệ thống vận hành theo chu trình sau:





Hình 4. Lược đồ xử lý dữ liệu của hệ thống

Lược đồ mô tả quy trình xử lý dữ liệu từ đầu vào đến đầu ra. Hệ thống hỗ trợ cả ảnh tĩnh và video/camera thời gian thực. Dữ liệu sau khi được tiền xử lý sẽ được đưa vào mô hình YOLOv8 để phát hiện biển báo. Kết quả sau khi hậu xử lý sẽ được hiển thị dưới dạng bounding box và có thể phát cảnh báo bằng giọng nói.

Môi trường cài đặt

Hệ thống được phát triển bằng ngôn ngữ Python và triển khai trên môi trường Kaggle Notebook. Quá trình xây dựng và kiểm thử sử dụng các thư viện YOLOv8, OpenCV, NumPy và Flask nhằm hỗ trợ nhận diện biển báo giao thông theo thời gian thực.

Bảng 8. Môi trường phát triển hệ thống

Thành phần	Phiên bản
Hệ điều hành	Linux (Kaggle)
Python	3.9
YOLO	YOLOv8
OpenCV	4.10.1
NumPy	1.26.4
Flask	3.0.3
GPU	NVIDIA Tesla T4

Ưu điểm của mô hình đề xuất

Mô hình đề xuất có một số ưu điểm nổi bật như:

- Nhận diện nhanh theo thời gian thực.
- Độ chính xác cao đối với nhiều loại biển báo.
- Có thể phát hiện nhiều biển báo cùng lúc.
- Hỗ trợ cảnh báo bằng giọng nói tiếng Việt.
- Có khả năng mở rộng thêm nhiều loại biển báo mới trong tương lai.

Hạn chế và hướng phát triển

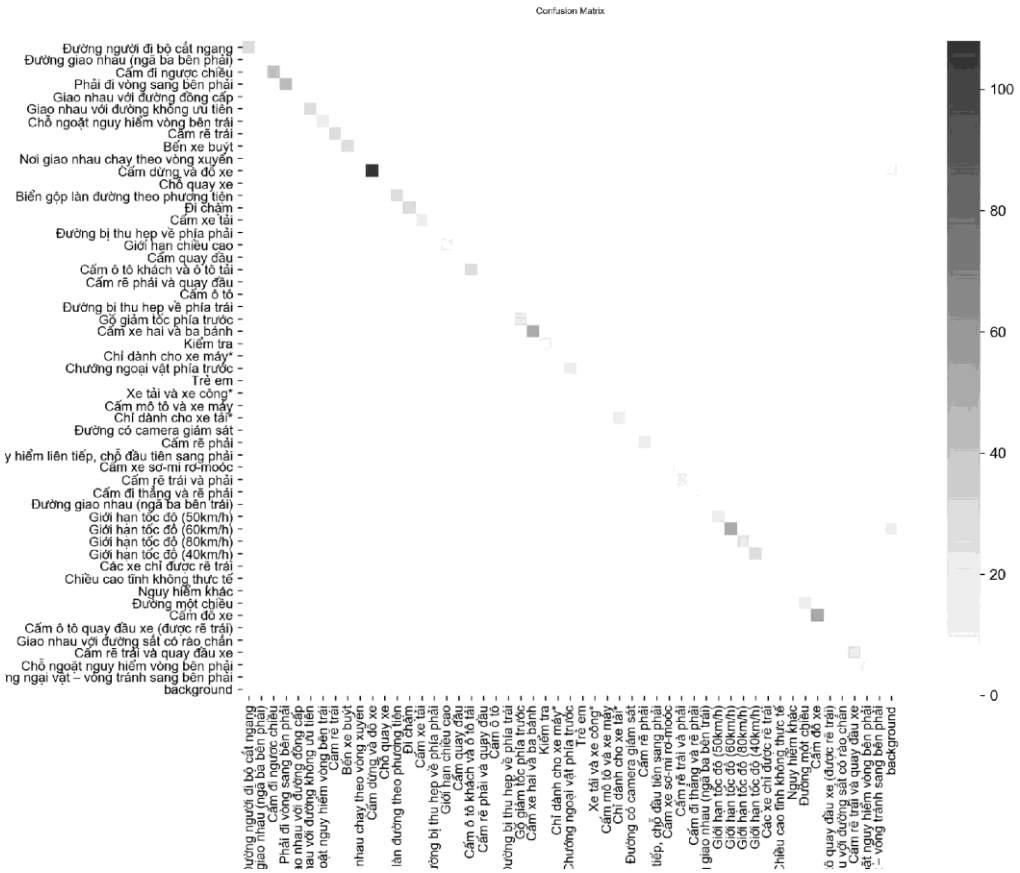
Bên cạnh các ưu điểm, hệ thống vẫn có thể gặp khó khăn trong trường hợp biển báo quá nhỏ, bị che khuất nhiều hoặc thời tiết xấu. Trong tương lai, mô hình có thể tiếp tục được cải tiến bằng cách mở rộng dữ liệu huấn luyện, tối ưu tốc độ xử lý và triển khai trên thiết bị nhúng hoặc xe thông minh.

Kết quả và thảo luận

Kết quả thực nghiệm

Kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình YOLOv8 đạt hiệu suất cao trong bài toán nhận diện biển báo giao thông. Các chỉ số đánh giá như Precision, Recall và mAP đều đạt giá trị tốt, chứng tỏ mô hình có khả năng phát hiện và phân loại đối tượng một cách chính xác.

Để đánh giá chi tiết hơn hiệu quả của mô hình, các biểu đồ trực quan được trình bày như sau.

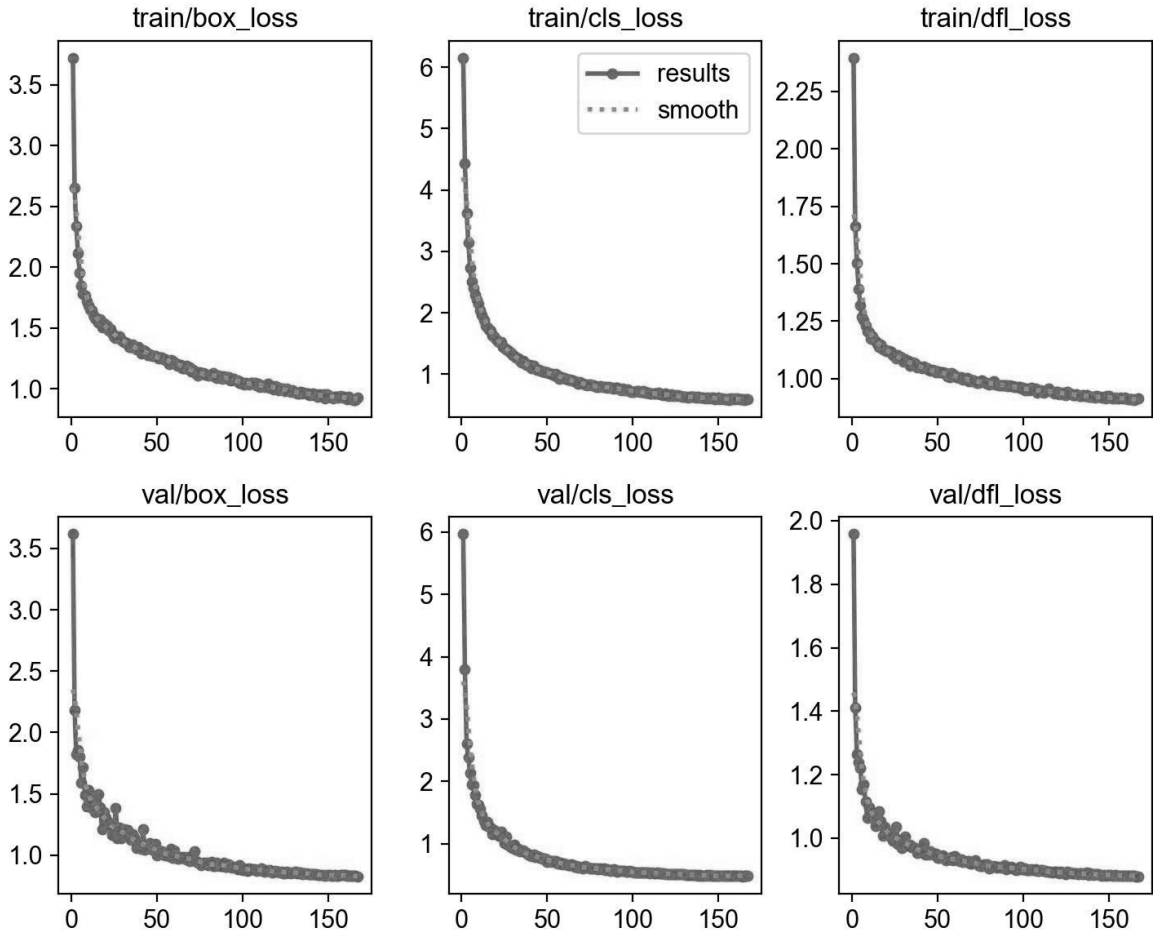


Hình 5. Confusion Matrix

Ma trận nhầm lẫn cho thấy phần lớn các giá trị nằm trên đường chéo chính, chứng tỏ mô hình phân loại chính xác các lớp biển báo. Một số ít điểm ngoài đường chéo thể hiện sự nhầm lẫn giữa các lớp có đặc trưng tương đồng.

Bên cạnh đó, quá trình huấn luyện của mô hình được thể hiện thông qua đồ thị hàm mất mát.

 ISBN: 978-604-45-3797-9



Hình 6. Loss Graph

Các giá trị loss giảm dần theo số epoch và dần hội tụ, cho thấy mô hình học hiệu quả. Đồng thời, sự tương đồng giữa loss của tập huấn luyện và validation cho thấy mô hình không bị overfitting.

Kết quả nhận diện biển báo trong ảnh thực tế của mô hình được thể hiện như sau:



Hình 7. Bounding Box

Mô hình có khả năng phát hiện và khoanh vùng chính xác các biển báo trong ảnh thông qua các bounding box.

Các đối tượng được nhận diện đúng lớp với độ tin cậy cao, cho thấy mô hình hoạt động hiệu quả trong điều kiện thực tế.

Kết quả trên hình ảnh tĩnh

Kết quả thực nghiệm trên tập ảnh tĩnh cho thấy mô hình YOLOv8 có khả năng phát hiện và phân loại biển báo giao thông hiệu quả trong nhiều điều kiện khác nhau. Các biển báo được xác định vị trí thông qua khung giới hạn (Bounding Box) với độ chính xác cao và được gán đúng nhãn tương ứng trong phần lớn trường hợp. Mô hình đạt kết quả khả quan đối với các biển báo có đặc điểm trực quan nổi bật, dễ phân biệt với môi trường xung quanh, từ đó làm tăng độ chính xác trong quá trình phát hiện và phân loại. Điều này cho thấy mô hình đã học được những đặc trưng mang tính phân biệt của từng lớp biển báo và vẫn duy trì được khả năng nhận diện khi áp dụng trên

dữ liệu chưa xuất hiện trong quá trình huấn luyện, phù hợp với xu hướng được ghi nhận trong các nghiên cứu trước đây (Flores-Calero et al., 2024; Stallkamp et al., 2012).

Tuy nhiên, hiệu suất của hệ thống vẫn suy giảm trong một số trường hợp đặc biệt như:

- Biển báo có kích thước nhỏ trong ảnh.

- Điều kiện ánh sáng không thuận lợi.

- Biển báo bị che khuất hoặc biến dạng.

- Góc quan sát lớn làm thay đổi hình dạng biểu kiến của biển báo.

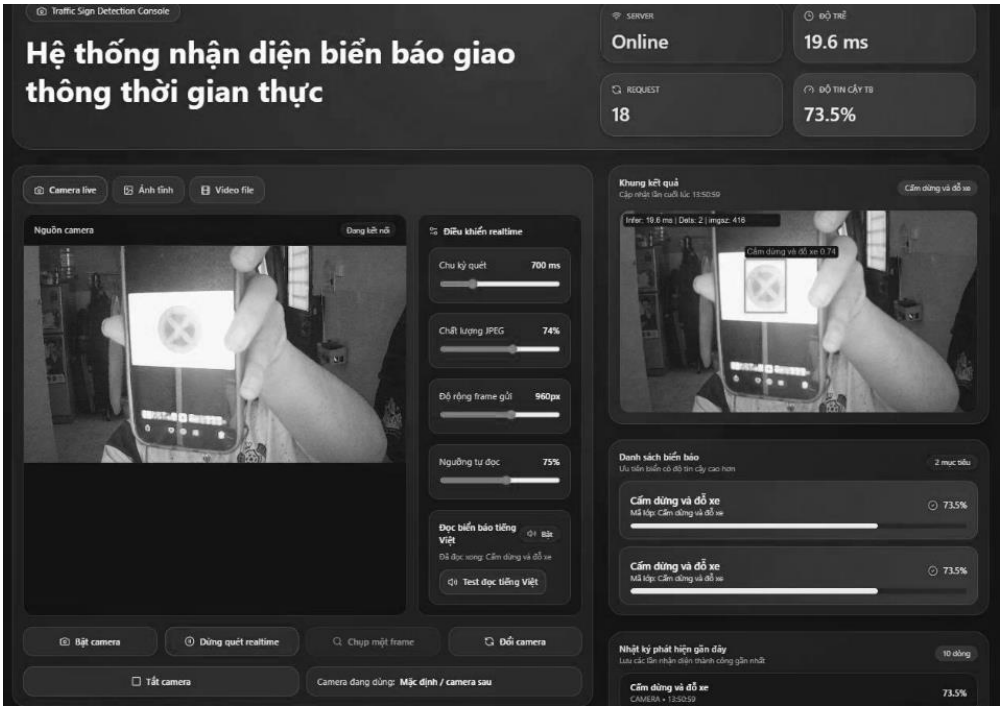
Những hạn chế này là đặc điểm thường gặp của các hệ thống nhận diện đối tượng sử dụng học sâu khi làm việc trong môi trường thực tế có nhiều yếu tố nhiễu và biến đổi phức tạp (Bochkovskiy et al., 2020; Flores-Calero et al., 2024; Goodfellow et al., 2016). Mặc dù vậy, kết quả đạt được vẫn cho thấy mô hình có khả năng tổng quát hóa tốt và đáp ứng yêu cầu nhận diện biển báo giao thông trong phần lớn các tình huống thông thường.

Kết quả trên video và webcam thời gian thực

Để kiểm chứng khả năng hoạt động thực tế, hệ thống được triển khai trên dữ liệu video và webcam. Mô hình thể hiện khả năng phát hiện đồng thời nhiều biển báo trong cùng một khung hình và cập nhật liên tục theo từng khung hình (frame) (Bochkovskiy et al., 2020).

Hệ thống phản hồi nhanh, bảo đảm tốc độ xử lý tiệm cận thời gian thực. Các đối tượng được hiển thị với khung giới hạn (Bounding Box) và nhãn tương ứng, giúp người điều khiển phương tiện tiếp cận thông tin biển báo một cách dễ dàng khi di chuyển.

Một điểm đáng chú ý là hệ thống có thể phát triển thêm tính năng chuyển văn bản thành giọng nói nhằm cung cấp thông tin biển báo dưới dạng âm thanh cho người dùng. Nhờ đó, tính thực tiễn của hệ thống được cải thiện, đặc biệt trong các tình huống người điều khiển phương tiện không thể quan sát rõ ràng.



Hình 9. Kết quả nhận diện biển báo trên webcam

Kết quả này tương thích với xu hướng phát triển của các hệ thống giao thông thông minh trong lĩnh vực Intelligent Transportation Systems (ITS) (Ghosh, 2000), nơi các công nghệ thị giác máy tính đóng vai trò quan trọng trong việc hỗ trợ người điều khiển phương tiện.

Đánh giá

Kết quả thực nghiệm cho thấy mô hình YOLOv8 phù hợp với bài toán nhận diện biển báo giao thông nhờ khả năng cân bằng giữa độ chính xác và tốc độ xử lý. Giá trị mAP@50 đạt 98,1% cho thấy mô hình có khả năng phát hiện đối tượng hiệu quả, trong khi tốc độ xử lý khoảng 50 FPS đáp ứng yêu cầu vận hành thời gian thực.

Hệ thống hoạt động ổn định trong điều kiện môi trường thông thường và đáp ứng yêu cầu xử lý gần thời gian thực.

Bảng 9. Đánh giá tổng quan hệ thống

Tiêu chí đánh giá	Kết quả
Precision	91,8%
Recall	94,1%
mAP@50	98,1%
mAP@50-95	73,1%
F1-Score	91,0%
Số lớp biển báo nhận diện	52 lớp

Tuy nhiên, hiệu suất của mô hình có xu hướng giảm trong các điều kiện khó như ánh sáng yếu, đối tượng nhỏ hoặc bị che khuất.

Thảo luận

Các kết quả thực nghiệm cho thấy YOLOv8 là một lựa chọn phù hợp cho bài toán nhận diện biển báo giao thông khi vừa đảm bảo tốc độ xử lý cao vừa duy trì độ chính xác ở mức tốt. So với các phương pháp truyền thống, mô hình học sâu cho phép tự động trích xuất đặc trưng và thích nghi tốt hơn với sự thay đổi của môi trường (Goodfellow et al., 2016).

Kết quả thực nghiệm cho thấy chất lượng dữ liệu huấn luyện đóng vai trò quan trọng đối với khả năng tổng quát hóa của mô hình. Khi tập dữ liệu có sự đa dạng về điều kiện môi trường và đặc điểm đối tượng, mô hình có xu hướng duy trì hiệu suất ổn định trên dữ liệu chưa từng xuất hiện trong quá trình huấn luyện (Christopher, 2006). Điều này lý giải cho hiệu suất ổn định của mô hình trong nghiên cứu.

Tuy nhiên, hệ thống vẫn tồn tại một số hạn chế như giảm hiệu suất trong điều kiện môi trường bất lợi, khó nhận diện các đối tượng nhỏ hoặc bị che khuất và phụ thuộc vào dữ liệu huấn luyện (Ghosh, 2000; Goodfellow et al., 2016).

Hướng phát triển

Trong thời gian tới, hệ thống nhận diện biển báo giao thông dựa trên mô hình YOLOv8 có thể được phát triển và hoàn thiện theo một số hướng sau:

Thứ nhất, cần mở rộng và bổ sung thêm dữ liệu huấn luyện nhằm cải thiện khả năng tổng quát của mô hình trong các điều kiện môi trường khác nhau. Việc bổ sung dữ liệu trong điều kiện ánh sáng kém, thời tiết xấu hoặc các trường hợp biển báo bị che khuất sẽ giúp nâng cao độ chính xác của hệ thống (Flores-Calero et al., 2024; Goodfellow et al., 2016).

Thứ hai, ứng dụng các kỹ thuật tăng cường dữ liệu (Data Augmentation) và tối ưu siêu tham số để cải thiện hiệu suất mô hình. Những phương pháp này giúp mô hình khai thác đặc trưng hiệu quả hơn và giảm thiểu hiện tượng quá khớp (overfitting) (Bochkovskiy et al., 2020; Goodfellow et al., 2016).

Thứ ba, nghiên cứu có thể mở rộng theo hướng sử dụng các phiên bản cải tiến của YOLO hoặc phối hợp với các mô hình tiên tiến khác để nâng cao hiệu suất nhận diện trong những tình huống khó. Bên cạnh đó, các phương pháp phát hiện đối tượng hiện đại ngày càng được hoàn thiện nhằm tối ưu đồng thời cả tốc độ và độ chính xác (Bochkovskiy et al., 2020).

Thứ tư, việc triển khai hệ thống trên các thiết bị nhúng như Raspberry Pi giúp tăng tính linh hoạt và khả năng áp dụng vào các bài toán thực tiễn. Điều này phù hợp với xu hướng phát triển các hệ thống giao thông thông minh trong lĩnh vực Intelligent Transportation Systems (Ghosh, 2000).

Cuối cùng, có thể tích hợp hệ thống với các công nghệ hỗ trợ lái xe tiên tiến (ADAS) hướng tới việc xây dựng một hệ thống hoàn chỉnh hỗ trợ người lái, qua đó góp phần nâng cao an toàn giao thông

Kết luận

Trong nghiên cứu này, một hệ thống nhận diện biển báo giao thông sử dụng YOLOv8 đã được thiết kế, triển khai và kiểm thử với mục tiêu hỗ trợ người điều khiển phương tiện trong môi trường thời gian thực. Kết quả thực nghiệm cho thấy hệ thống đạt hiệu quả tốt trong việc phát hiện và phân loại biển báo, phù hợp với các ứng dụng hỗ trợ lái xe an toàn (Bochkovskiy et al., 2020; Stallkamp et al., 2012).

Bên cạnh những kết quả đạt được, hệ thống vẫn còn gặp khó khăn trong một số trường hợp như biển báo kích thước nhỏ, bị che khuất hoặc xuất hiện trong điều kiện môi trường bất lợi. Trong tương lai, nghiên cứu có thể tiếp tục mở rộng tập dữ liệu, áp dụng các kỹ thuật tăng cường dữ liệu và tối ưu mô hình nhằm nâng cao độ chính xác cũng như khả năng triển khai trên các thiết bị phần cứng có tài nguyên hạn chế. Những hướng phát triển này sẽ góp phần hoàn thiện hệ thống và tăng khả năng ứng dụng trong các giải pháp giao thông thông minh và hỗ trợ lái xe tiên tiến (Goodfellow et al., 2016).

Tài liệu tham khảo

Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-0-387-45528-0

Bochkovskiy, A., Wang, C. Y., & Liao, H. Y. M. (2020). *YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection* [Preprint]. arXiv. https://arxiv.org/abs/2004.10934

Bộ Công an. (2026). *Tình hình tai nạn giao thông, cháy, nổ và xử lý hành chính về trật tự, an toàn giao thông năm 2025*. Cổng Thông tin điện tử Bộ Công an. Retrieved xx xx, 2026, from https://bocongan.gov.vn/

Ghosh, S., & Lee, T. S. (2000). *Intelligent transportation systems: New principles and architectures*. CRC Press.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press. https://www.deeplearningbook.org

Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). *Ultralytics YOLOv8* [Computer software]. GitHub. https://github.com/ultralytics/ultralytics

Kaggle. (n.d.). *Kaggle*. Retrieved April 19, 2026, from https://www.kaggle.com

Melo, J. P., et al. (2024). Traffic sign detection and recognition using YOLO object detection algorithm: A systematic review. *Mathematics, 12*(2), Article 297. https://doi.org/10.3390/math12020297

OpenCV. (n.d.). *Getting started with videos*. Retrieved April 19, 2026, from https://docs.opencv.org/4.x/dd/d43/tutorial_py_video_display.html

OpenCV. (n.d.). *Image processing (imgproc module)*. Retrieved April 19, 2026, from https://docs.opencv.org/4.x/d7/dbd/group__imgproc.html

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (pp. 779-788).

Roboflow. (n.d.). *Roboflow*. Retrieved April 19, 2026, from https://roboflow.com

Stallkamp, J., Schlipsing, M., Salmen, J., & Igel, C. (2012). Man vs. computer: Benchmarking machine learning algorithms for traffic sign recognition. *Neural Networks, 32*, 323-332. https://doi.org/10.1016/j.neunet.2012.02.016

TFSVN. (n.d.). *Tổng hợp đầy đủ các biển báo giao thông đường bộ từ 01/01/2025*. https://tfsvn.com.vn/cac-bien-bao-giao-thong-duong-bo-tu-01-01-2025/

Ultralytics. (n.d.). *YOLOv8 models*. Retrieved April 19, 2026, from https://docs.ultralytics.com/vi/models/yolov8/