

ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO TRONG HỖ TRỢ PHÂN TÍCH LUỒNG GIAO THÔNG ĐƯỜNG BỘ

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SUPPORTING ROAD TRAFFIC FLOW ANALYSIS

PHẠM TRUNG MINH*, NGUYỄN CẢNH TOÀN

Khoa Công nghệ Thông tin, Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

*Email liên hệ: minhpt@vimaru.edu.vn

Tóm tắt

Hiện nay, nhu cầu phát triển các hệ thống quản lý giao thông thông minh, bền vững đã xác định tầm quan trọng của các công nghệ trí tuệ nhân tạo trong việc phát hiện, theo dõi phương tiện di chuyển để quản lý luồng giao thông theo thời gian thực. Có nhiều thách thức cần giải quyết về khả năng phát hiện, phân loại, theo dõi sự di chuyển của các loại phương tiện giao thông. Để giải quyết, một mô hình hệ thống thông minh, hiệu quả, có hiệu suất hoạt động tốt đã được đề xuất bằng kết hợp giữa YOLO và DeepSORT. Hệ thống bao gồm hai pha hoạt động, pha đầu tiên phát hiện, nhận dạng các phương tiện giao thông bằng YOLO, pha thứ hai gán định danh và theo dõi quỹ đạo di chuyển của phương tiện giao thông bằng DeepSORT. Mô hình đề xuất đã huấn luyện trên bộ dữ liệu tự xây dựng, cho phép phát hiện và phân loại với độ chính xác 94%, các chỉ số recall, mAP50 và mAP50-95 đạt lần lượt là 94%, 97% và 74%.

Từ khóa: Giám sát giao thông, YOLO, DeepSORT.

Abstract

Currently, the increasing demand for the development of intelligent and sustainable traffic management systems has underscored the significance of artificial intelligence technologies in vehicle detection and tracking for real-time traffic flow management. Several challenges need to be addressed regarding the ability to detect, classify, and track the movement of various types of vehicles. To tackle these challenges, an efficient and high-performance intelligent system that integrates YOLO and DeepSORT has been proposed. The system operates in two phases: the first phase detects and identifies vehicles using YOLO, the second phase assigns unique identities and tracks vehicle trajectories using DeepSORT. The proposed model has been trained on a self-

constructed dataset, achieving a detection and classification accuracy of 94%. The recall, mAP50, and mAP50-95 metrics are reported as 94%, 97%, and 74%, respectively.

Keywords: Traffic Monitoring, YOLO, DeepSORT.

1. Mở đầu

Ngày nay, kinh tế Việt Nam đã có sự tăng trưởng ấn tượng. Hệ thống giao thông đường bộ có vai trò hết sức quan trọng, đóng góp không nhỏ vào sự thành công tăng trưởng đó. Tuy nhiên, hệ thống giao thông đường bộ hiện nay chưa tương ứng với sự phát triển nhanh chóng của các loại phương tiện giao thông đường bộ. Đây là một trong những nguyên nhân gây mất an toàn, ùn tắc giao thông đường bộ tại các tuyến đường có lưu lượng giao thông cao [1]. Do đó, cần có thêm các giải pháp hỗ trợ việc quản lý, giám sát nhằm tăng cường khả năng quản lý giao thông đường bộ. Việc áp dụng trí tuệ nhân tạo là một giải pháp hữu ích trong việc nhận dạng, theo dõi các đối tượng phương tiện giao thông, từ đó cho phép phân tích thực trạng tham gia giao thông của các xe đang lưu thông để làm căn cứ đưa ra các quyết định quản lý, điều phối giao thông.

Đã có nhiều nghiên cứu sử dụng các thuật toán học sâu để phát hiện các đối tượng theo thời gian thực [2], [3]. Trong các nghiên cứu [4], [5], [6] đã sử dụng các kỹ thuật học sâu dựa trên mạng nơ-ron tích chập (Convolutional neural network - CNN) cho phép phát hiện và dán nhãn nhận dạng đối tượng, quá trình hoạt động cần thực thi trong 2 giai đoạn khác nhau. [7] áp dụng mô hình YOLO (You Only Look Once) [8] đã phát hiện và dán nhãn đối tượng trong một giai đoạn, điều này đã tăng độ chính xác, tốc độ và độ tin cậy. Tuy nhiên, các hệ thống phát hiện đối tượng kiểu này thường có kết quả không tốt trong khả năng phát hiện các đối tượng bị che khuất, điều kiện ánh sáng kém. Đặc biệt không cho phép giám sát sự di chuyển của các đối tượng là phương tiện tham gia giao thông theo dòng thời gian.

Trong một hệ thống giám sát giao thông hiện đại, bên cạnh việc phát hiện và phân loại các phương tiện

tham gia giao thông, cần phải có thêm khả năng theo dõi được sự di chuyển của từng đối tượng này. Nó sẽ cho phép các cơ quan quản lý giao thông xác định được nhanh chóng, chính xác các rủi ro tiềm ẩn về tai nạn, vi phạm luật giao thông, dự đoán khả năng khả năng ùn tắc của tuyến đường để có quyết định phân luồng giao thông kịp thời và phù hợp thực tế.

Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả đề xuất một mô hình trí tuệ nhân tạo kết hợp giữa YOLO và thuật toán DeepSORT [9] có khả năng nhận diện và theo phương tiện giao thông. Dữ liệu đầu ra của mô hình sẽ cung cấp một cách chính xác và theo thời gian thực về mật độ các loại phương tiện giao thông cũng như hướng di chuyển của chúng. Những dữ liệu này có thể được sử dụng để cải thiện sự an toàn và tối ưu hóa việc phân luồng lưu lượng phương tiện giao thông.

Mục tiêu của mô hình đề xuất cần đạt được những tiêu chí cụ thể như sau:

- Độ chính xác trong phát hiện phương tiện giao thông: Đảm bảo thuật toán có thể phát hiện chính xác đối tượng trong nhiều tình huống khác nhau, như sự đa dạng về loại phương tiện, vật cản.
- Theo dõi phương tiện giao thông chính xác và ổn định: Thuật toán cần duy trì định danh của đối tượng theo dòng thời gian di chuyển, ngay cả khi bị che khuất hoặc thay đổi hình dạng do thay đổi góc nhìn.
- Theo dõi nhiều đối tượng cùng lúc: Hệ thống cần có khả năng theo dõi nhiều phương tiện giao thông đồng thời, đặc biệt trong điều kiện giao thông đông đúc. Thuật toán phải đảm bảo không nhầm lẫn hoặc hoán đổi định danh giữa các phương tiện.

- Khả năng thích ứng với nhiều môi trường: Hệ thống phải hoạt động hiệu quả trong nhiều bối cảnh khác nhau như ngã tư đô thị, đường cao tốc.

2. Mô hình đề xuất

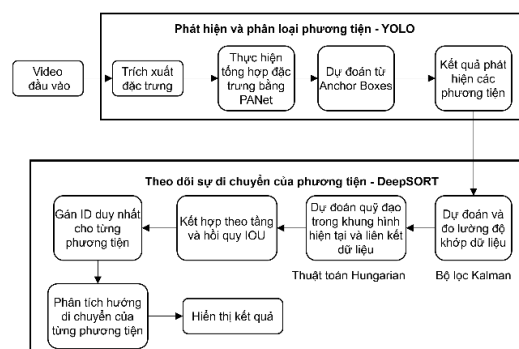
2.1. Các nghiên cứu liên quan

Trong những năm gần đây, đã có nhiều công bố nghiên cứu khoa học về phát hiện và theo dõi phương tiện giao thông, trong đó có một số công bố có ảnh hưởng đến vấn đề nghiên cứu của nhóm tác giả chúng tôi. Trong [10] sử dụng mạng R-CNN để phát hiện đối tượng có độ chính xác và tốc độ cao. Một mô hình mạng SPP 2 giai đoạn cho phép phát hiện, đếm phương tiện giao thông để quản lý và dự đoán lưu lượng giao thông trên từng làn đường được trình bày trong [11]. Thuật toán DeepSORT được sử dụng trong [12], [13] để dự đoán quỹ đạo di chuyển cũng như gán định danh cho các phương tiện giao thông đã được phát hiện. Tuy nhiên, trong các nghiên cứu này không

đề cập đến hướng di chuyển thực tế của các phương tiện giao thông tại các nút giao thông giao cắt nhau, do đó không có tác dụng trong việc phân tích luồng giao thông đường bộ.

2.2. Sơ đồ khối hệ thống

Nhằm đạt được các mục tiêu đã đề ra ở phần trên, nhóm tác giả đề xuất một mô hình trí tuệ nhân tạo kết hợp giữa YOLO và thuật toán DeepSORT. Hình 1 mô tả sơ đồ khối hoạt động của mô hình cho phép phát hiện, phân loại và theo dõi sự chuyển động của các phương tiện giao thông. Trong đó, YOLO có nhiệm vụ phát hiện và phân loại các phương tiện giao thông xuất hiện trong từng khung hình của video đầu vào, tiếp theo DeepSORT được sử dụng để định danh cũng như xác định các vị trí di chuyển của các phương tiện giao thông. Từ đó tiến hành phân tích và đưa ra kết quả là các dữ liệu liên quan đến hiện trạng các phương tiện tham gia giao thông.



Hình 1. Sơ đồ khối hệ thống của mô hình đề xuất

Điểm quan trọng của mô hình đề xuất là liên kết kết quả của YOLO với DeepSORT, từ các hộp giới hạn đối tượng phương tiện giao thông do YOLO tạo ra sẽ tiếp tục được định danh và duy trì sự giám sát sự dịch chuyển bằng DeepSORT. Cơ chế này được thực hiện chi tiết như dưới đây:

1. Phát hiện các phương tiện giao thông bằng YOLO

- YOLO được sử dụng để phát hiện và phân loại các phương tiện giao thông trong mỗi khung hình video.

- Kết quả đầu ra của YOLO là các hộp giới hạn xung quanh các phương tiện giao thông và thông tin về phân loại cũng như điểm tin cậy của kết quả.

2. Trích xuất đặc trưng và liên kết dữ liệu bằng DeepSORT

- Giải thuật DeepSort được sử dụng để theo dõi và duy trì định danh duy nhất cho từng phương tiện giao thông trên các khung hình.

- Các đặc trưng được xác định từ thông tin về hình dáng, hướng di chuyển của phương tiện giao thông được trích xuất từ các hộp giới hạn do YOLO tạo ra.

- Áp dụng bộ lọc Kalman [14] để dự đoán vị trí tiếp theo của mỗi phương tiện giao thông dựa trên lịch sử chuyển động của phương tiện đó.

- Thuật toán Hungary [15] được triển khai để liên kết các dấu vết đã được dự đoán đối với từng phương tiện đã đặt trong hộp giới hạn, từ đó tạo ra tập dữ liệu liên kết của từng phương tiện qua các khung hình.

3. Cập nhật thông tin

- Liên kết các hộp giới hạn phương tiện đã từng được phát hiện trước đó với khung hình hiện tại, điều này cho phép cập nhật thông tin vị trí di chuyển mới của phương tiện đã được định danh.

- Các vị trí hiện tại của phương tiện giao thông nếu không được liên kết với bất kỳ phát hiện mới nào trong một khoảng thời gian nhất định, thì được coi như là hoàn thành việc theo dõi di chuyển.

4. Xử lý các tình huống trở ngại

- DeepSORT được thiết kế để giải quyết các vấn đề khó khăn khi theo dõi sự chuyển động của các phương tiện giao thông, cụ thể là một phương tiện đang được theo dõi tạm thời bị che khuất bởi phương tiện hoặc vật thể khác.

- Sự kết hợp giữa tính năng phát hiện, phân loại của YOLO với tính năng theo dõi của DeepSORT cho phép luôn duy trì được định danh duy nhất của phương tiện giao thông ngay cả khi phương tiện bị tạm thời che khuất trong chuỗi khung hình.

2.3. Thuật toán của mô hình đề xuất

Thuật toán: Phát hiện, phân loại và theo dõi phương tiện bằng YOLO và DeepSORT.

Đầu vào: Chuỗi khung hình của video đầu vào.

Đầu ra: Vị trí các hộp giới hạn phương tiện (mx , my) và dữ liệu phân tích theo dõi sự di chuyển của phương tiện.

1. **Cài đặt thông số hệ thống**
2. $xi, yj \leftarrow$ tọa độ của hình ảnh đầu vào
3. $p \leftarrow$ Xác suất lớp
4. $c \leftarrow$ Điểm tin cậy
5. $bbox \leftarrow$ Hộp giới hạn
6. $r \leftarrow$ vùng
7. **BEGIN:**
8. **for** $i=1$ to n do
9. Đọc hình ảnh đầu vào $zi = (xi, yj)$
10. Áp dụng tính năng phát hiện đối tượng YOLO để tìm hộp giới hạn và phân loại xe.
11. Thực hiện trích xuất đặc trưng và tổng hợp dữ

liệu bằng cách sử dụng CSPNet và PANet.

12. **if** ($p > c$)
13. Xác định hộp giới hạn với class label.
14. **Nestedif** ($bbox$ not in class label)
15. Chuyển đến bước số 12.
16. **Elseif** ($r > bbox$):
17. Xe được phát hiện nếu class = 1
18. Xe không được phát hiện nếu class = 0
19. **endif**
20. Vẽ hộp giới hạn cho dữ liệu đầu vào
21. **EndFor**
22. Áp dụng bộ lọc Kalman dự đoán quỹ đạo của các xe dựa trên khung hình trước đó.
23. Sử dụng thuật toán Hungarian để thực hiện so khớp theo kiểu chuỗi cũng như so khớp IOU để dự đoán quỹ đạo di chuyển của xe, gán định danh ID cho từng xe.
24. Cập nhật bộ lọc Kalman để dự đoán khung hình tiếp theo.
25. Áp dụng thuật toán phân tích dữ liệu để xác định hướng di chuyển của từng xe.
26. Tổng hợp kết quả phân tích dữ liệu và hiển thị thông tin kết quả.
27. **END**

Phía trên là thuật toán của mô hình đề xuất đã thể hiện trong Hình 1. YOLO giúp phát hiện các phương tiện giao thông, tạo ra các dự đoán cho các hộp giới hạn và phân loại gán nhãn tương ứng của từng phương tiện xuất hiện trong khung hình đầu vào. Nó trích xuất các đặc trưng của các phương tiện được phát hiện bằng cách sử dụng CNN được huấn luyện. Các kết quả này sẽ được sử dụng để đối sánh và liên kết trong giai đoạn theo dõi tiếp theo. Thuật toán DeepSORT sẽ liên kết các phương tiện đã được phát hiện trên các khung hình. DeepSORT kết hợp các tính năng đặc trưng về hình dáng, hướng di chuyển được trích xuất ở bước trước với thông tin di chuyển các hộp giới hạn để liên kết theo dõi các phương tiện theo thời gian nhằm gán và duy trì định danh của các phương tiện theo chuỗi khung hình đầu vào.

Quá trình theo dõi cập nhật các dấu vết di chuyển của phương tiện, đồng thời ước tính vị trí của chúng bằng bộ lọc Kalman. Như vậy, mô hình đề xuất phát hiện và theo dõi phương tiện di chuyển trong 2 giai đoạn. Thứ nhất, nó sử dụng thuật toán YOLO để xác định các hộp giới hạn của các phương tiện trong hình ảnh ban đầu. Tiến hành trích xuất đặc trưng và tổng hợp dữ liệu bằng cách sử dụng CSPNet và PANet nhằm nâng cao kết quả phát hiện đối tượng. Đầu ra của YOLO là các thông tin hộp giới hạn và phân loại, sẽ là đầu vào cho DeepSORT để dự đoán quỹ đạo của

các phương tiện, trong đó x_i, y_j là tọa độ của hình ảnh đầu vào; p là xác suất lớp; c là điểm tin cậy; $bbox$ là hộp giới hạn; r là vùng; z_i là khung hình đầu vào; và n là số khung hình trong tập hợp dữ liệu. Kết quả của DeepSORT là thông tin dấu vết di chuyển (lịch sử tọa độ $bbox$) của từng phương tiện đã được định danh ID. Tiếp theo sử dụng thuật toán phân tích dữ liệu để xác định hướng di chuyển của các phương tiện, tiến hành tổng hợp và đưa ra bảng thông tin phân tích về hiện trạng luồng di chuyển của các phương tiện.

3. Triển khai mô hình

3.1. Tập dữ liệu và huấn luyện mô hình phát hiện phương tiện

Để đạt được mục tiêu của mô hình đã đề ra ban đầu, vấn đề phát hiện được các loại phương tiện tham gia giao thông là một nhiệm vụ quan trọng. Một bộ dữ liệu về hình ảnh 4 loại phương tiện (car, bus, truck và motorbike) đã được thu thập. Bộ dữ liệu bao gồm 2704 hình ảnh chụp 4 loại phương tiện với sự đa dạng về góc chụp, kích thước, màu sắc, hình dáng đối với từng loại phương tiện. Việc dán nhãn chú thích (Hình 2) các loại phương tiện được thực hiện với thông số cụ thể với từng loại phương tiện bus, car, motorbike, truck lần lượt là 860, 3935, 6245 và 2751 nhãn.



(a)



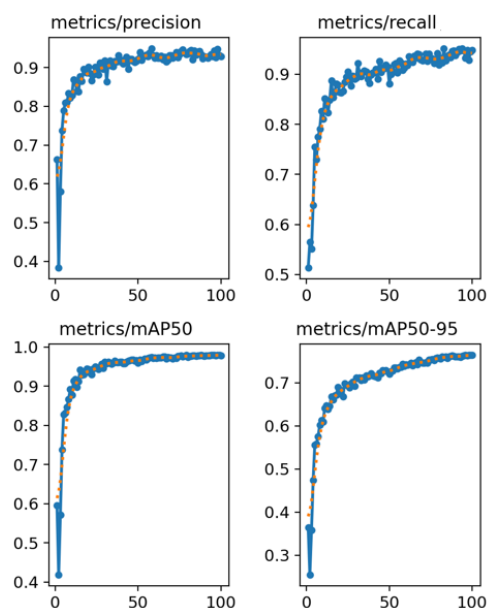
(b)

Hình 2. Một số hình ảnh của bộ dữ liệu

Bộ dữ liệu được chia thành 3 tập hợp nhỏ, mỗi tập hợp được sử dụng với mục đích riêng biệt phục vụ việc huấn luyện và đánh giá chất lượng mô hình phát hiện phương tiện. Tập con "Train" bao gồm 1896 hình ảnh (tỉ lệ 70%) được dùng để huấn luyện phát hiện các đối tượng phương tiện. Tập con "Val" có 538 hình ảnh

(tỉ lệ 20%) dùng để xác thực trong quá trình huấn luyện, cho phép đánh giá hiệu suất của mô hình. Tập con "Test", bao gồm 270 hình ảnh (tỉ lệ 10%), đóng vai trò là bộ hình ảnh chuẩn để kiểm tra khả năng phát hiện phương tiện của mô hình đã được huấn luyện.

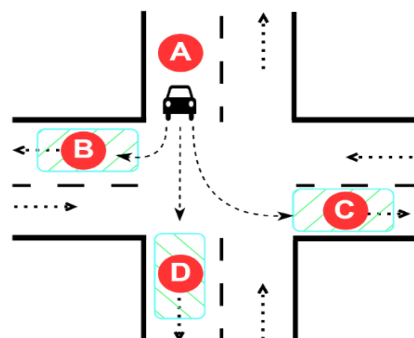
Mô hình YOLOv9 được áp dụng để huấn luyện với bộ dữ liệu trên môi trường Kaggle với kết quả các điểm chỉ số precision, recall, mAP50 và mAP50-95 lần lượt là 0,94; 0,94; 0,97 và 0,74. Hình 3 biểu diễn chi tiết các kết quả này.



Hình 3. Kết quả huấn luyện bằng mô hình YOLOv9

3.2. Kịch bản thực nghiệm

Thuật toán phân tích, thống kê dữ liệu luồng phương tiện di chuyển sẽ được triển khai theo kịch bản giao thông được thể hiện trong Hình 4. Kết quả phân tích cần xác định tại một ngã tư, có bao nhiêu phương tiện di chuyển theo các hướng: $A \rightarrow B$, $A \rightarrow C$, $A \rightarrow D$, đồng thời đưa ra số liệu phân loại chi tiết về từng loại phương tiện.



Hình 4. Mô tả kịch bản thực nghiệm

Nguyên lý xây dựng thuật toán dựa trên sự theo dõi vết di chuyển của từng phương tiện có định danh riêng biệt. Dữ liệu về định danh, vết di chuyển là kết quả đầu ra của mô hình đề xuất kết hợp YOLO và DeepSORT. Tại mỗi khung hình, hộp giới hạn của mỗi phương tiện đã định danh sẽ được xác định có nằm trong một trong 4 vùng giám sát A, B, C hoặc D không? Theo chuỗi thời gian xử lý các khung hình, sự cập nhật vị trí và tính toán vùng giám sát cho phép xác định được hướng di chuyển của từng phương tiện.

4. Thực nghiệm và thảo luận kết quả

Mô hình đề xuất được thực nghiệm bằng các video giao thông thực tế trên một máy tính có cấu hình phần cứng như sau: CPU Intel(R) Core(TM) i7-8850H, 2.60GHz; Ram 16Gb; Không có GPU. Trước hết, để có thể theo dõi sự di chuyển của các phương tiện, mô hình cần phải giải quyết được việc gán cho mỗi phương tiện một định danh duy nhất xuyên suốt các khung hình. Trong trường hợp tại một vài khung hình, phương tiện có thể bị che khuất, coi như không có trong khung hình, nhưng khi phương tiện xuất hiện trở lại thì vẫn được nhận dạng và gán lại định danh cũ đã được cấp phát. Hình 5 bao gồm hình ảnh 3 khung hình theo dòng thời gian, phương tiện car màu đen có ID=1 đã được nhận dạng và gán lại ID chính xác sau khi bị che khuất bởi một phương tiện khác. Điều này thể hiện khả năng xử lý các vấn đề trở ngại có hiệu quả rất tốt của mô hình đề xuất.



(a) Phương tiện 1-car được phát hiện và gán ID



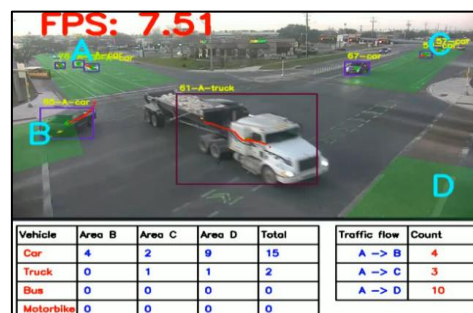
(b) Phương tiện 1-car bị che khuất, mất dấu



(c) Phương tiện 1-car được phát hiện gán lại đúng ID

Hình 5. Khả năng định danh chính xác phương tiện

Hình 6 mô tả kết quả hoạt động của mô hình, điểm nút giao thông ngã tư đô thị phù hợp với kịch bản thử nghiệm đã nêu trong phần trước. Các phương tiện giao thông được phát hiện sẽ bao quanh bởi một hộp giới hạn, có thông tin về loại phương tiện. Các phương tiện này được gán và duy trì định danh theo thời gian, thể hiện bằng thông tin ID phía trên mỗi hộp giới hạn. Bên cạnh đó, vết di chuyển của từng phương tiện được thể hiện bằng vết dải màu đỏ mảnh chạy theo vị trí tâm của hộp giới hạn. Khi quan sát dải màu đỏ hình cong của phương tiện car có ID=65 phía cạnh trái trong Hình 6, dễ dàng nhận thấy phương tiện này đã di chuyển từ vùng A và rẽ sang phải đi vào vùng B. Mô hình đề xuất hoạt động với số khung hình trên giây (FPS - Frames per second) đạt 7,51, thông số này chưa thực sự đáp ứng kỳ vọng của một hệ thống giám sát, đo lường lưu lượng giao thông theo thời gian thực. Tuy nhiên cần lưu ý nhóm tác giả tiến hành thực nghiệm trên một máy tính có cấu hình trung bình, không có GPU. Do đó giá trị FPS đạt 7,51 là mức giá trị phù hợp, thể hiện mô hình đề xuất sẽ đáp ứng yêu cầu xử lý thời gian thực khi được triển khai thực tế trên các hệ thống máy tính chuyên dụng xử lý trí tuệ nhân tạo.



Hình 6. Hệ thống giám sát luồng giao thông

Theo kịch bản, chức năng phân tích dữ liệu hướng di chuyển sẽ chỉ thiết lập quan sát, xử lý các thông tin liên quan đến các phương tiện bắt đầu xuất hiện từ vùng A, di chuyển đến một trong các vùng B, C và D còn lại. Bên cạnh thông tin ID và loại phương tiện, các phương tiện này sẽ có thêm ký hiệu "A" xuất hiện phía trên hộp giới hạn để phân biệt với các phương tiện xuất hiện từ các vùng khác. Thuật toán phân tích dữ liệu cho ra kết quả giám sát luồng giao thông, kết quả hiển thị trực tiếp trên màn hình theo thời gian thực, bao gồm 2 bảng thông tin. Bảng bên trái hiển thị kết quả thống kê số lượng chi tiết các loại phương tiện đã di chuyển từ vùng A tới từng vùng B, C và D. Bảng thông tin này, các cơ quan quản lý có căn cứ xác định chính mật độ giao thông tại mỗi tuyến đường. Bảng thông tin bên phải thống kê tổng số lượng phương tiện đã di chuyển theo từng hướng. Việc này giúp phân

mềm hiểu rõ thêm lượng phương tiện xuất hiện tại một tuyến đường có nguồn gốc xuất phát từ đâu, cho phép dự đoán cũng như xác định được nguyên nhân xảy ra ùn tắc tại nút giao thông tiếp theo. Từ đó có thể triển khai các phương án điều phối giao thông từ xa nhằm giải quyết vấn đề ùn tắc giao thông.

Dựa vào các kết quả trên, quá trình thực nghiệm đã minh chứng khả năng hoạt động của mô hình đề xuất, đáp ứng được các mục tiêu đã đặt ra ban đầu.

5. Kết luận

Sự kết hợp giữa YOLO và DeepSORT cho phép tạo một hệ thống có hiệu quả cao trong việc phát hiện, theo dõi, giám sát sự di chuyển của các phương tiện theo thời gian thực. Các kết quả phân tích có tính hữu ích đối với công tác quản lý giao thông. Mô hình đề xuất đã giải quyết các mục tiêu, các thách thức bao gồm: Phát hiện phương tiện, duy trì định danh, giải quyết vấn đề che khuất, theo dõi vết di chuyển. Mô hình huấn luyện phát hiện và phân loại phương tiện trên bộ dữ liệu tự xây dựng có tính hiệu quả cao, với thông số precision đạt 94%, điểm mAP50 và mAP50-95 lần lượt 0.97 và 0.74. Kết quả này có thể triển khai ứng dụng trên thực tế, góp phần minh chứng sự cần thiết, hiệu quả khi giao thoa công nghệ tiên tiến và các giải pháp quản lý giao thông bền vững.

Lời cảm ơn

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Hàng hải Việt Nam trong đề tài mã số: **DT24-25.78**.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Chính Phủ (2024), *576/BC-CP Báo cáo về kết quả thực hiện nhiệm vụ bảo đảm trật tự, an toàn giao thông năm 2024 và phương hướng, nhiệm vụ bảo đảm trật tự, an toàn giao thông năm 2025*.
- [2] X. Q. Li, L. K. Song, Y. S. Choy, and G. C. Bai (2023), *Multivariate ensembles-based hierarchical linkage strategy for system reliability evaluation of aeroengine cooling blades*, *Aerosp Sci Technol*, Vol.138.
- [3] J. Redmon and A. Farhadi (2017), *YOLO9000: Better, faster, stronger*, in *Proceedings - 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, CVPR 2017.
- [4] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun (2017), *Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks*, *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, Vol.39, No.6.
- [5] E. Okafor, D. Udekwe, Y. Ibrahim, M. Bashir Mu'azu, and E. G. Okafor (2021), *Heuristic and*

deep reinforcement learning-based PID control of trajectory tracking in a ball-and-plate system, *Journal of Information and Telecommunication*, Vol.5, No.2.

- [6] S. Kumar, M. Jailia, S. Varshney, N. Pathak, S. Urooj, and N. A. Elmunim (2023), *Robust Vehicle Detection Based on Improved You Look Only Once*, *Computers, Materials and Continua*, Vol.74, No. 2.
- [7] A. Malta, M. Mendes, and T. Farinha (2021), *Augmented reality maintenance assistant using YOLOv5*, *Applied Sciences (Switzerland)*, Vol.11, No.11.
- [8] M. Hussain (2023), *YOLO-v1 to YOLO-v8, the Rise of YOLO and Its Complementary Nature toward Digital Manufacturing and Industrial Defect Detection*, *Machines*, Vol.11, No.7.
- [9] N. Wojke, A. Bewley, and D. Paulus (2017), *Simple online and realtime tracking with a deep association metric*, in *Proceedings - International Conference on Image Processing*, ICIP.
- [10] S. Kumar, M. Jailia, S. Varshney, N. Pathak, S. Urooj, and N. A. Elmunim (2022), *Robust Vehicle Detection Based on Improved You Look Only Once*, *Computers, Materials and Continua*, Vol.74, No.2, pp.3561-3577.
- [11] Z. Xue, R. Xu, D. Bai, and H. Lin (2023), *YOLO-Tea: A Tea Disease Detection Model Improved by YOLOv5*, *Forests* 2023, Vol.14, No.2, p.415.
- [12] H. Kang and C. Chen (2020), *Fast implementation of real-time fruit detection in apple orchards using deep learning*, *Comput Electron Agric*, Vol.168, p.105108.
- [13] R. Gandhi, Y. Pasrija, A. Chauhan, and R. Rani (2024), *Multiple Object Detection and Tracking Using DeepSORT*, pp.438-448.
- [14] J. D. Borrero and J. Mariscal (2022), *Predicting Time Series Using an Automatic New Algorithm of the Kalman Filter*, *Mathematics*, vol. 10, no. 16.
- [15] X. Yang, N. Zhao, and S. Yu (2020), *Combined Internal Trucks Allocation of Multiple Container Terminals with Hungarian Algorithm*, *J Coast Res*, Vol.103, No.sp1.

Ngày nhận bài:	15/03/2025
Ngày nhận bản sửa:	02/04/2025
Ngày duyệt đăng:	04/04/2025