

ỨNG DỤNG MÔ HÌNH YOLOv8 NHẬN DẠNG BIỂN SỐ XE Ở VIỆT NAM

Nguyễn Quang Hưng*, Trần Thị Phương Chi

Khoa Công nghệ Thông tin, Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế

*Email: nqhung@husc.edu.vn

Ngày nhận bài: 3/8/2024; ngày hoàn thành phản biện: 11/8/2024; ngày duyệt đăng: 01/11/2024

TÓM TẮT

Hiện nay, các mô hình mạng nơ-ron tích chập CNN (Convolutional Neural Network - CNN) được áp dụng rộng rãi trong việc phát hiện các đối tượng trong lĩnh vực thị giác máy tính. Một trong những bài toán phát hiện đối tượng hiện nay đó là việc nhận dạng biển số xe đóng vai trò vô cùng quan trọng trong việc quản lý và kiểm soát giao thông thông minh. Mặc dù bài toán nhận diện biển số xe là một bài toán không còn mới, đã được phát triển dựa trên các phương pháp xử lý ảnh truyền thống và cả những kỹ thuật mới sử dụng học sâu (deep learning), tuy nhiên việc cân bằng giữa tốc độ nhận dạng hình ảnh và độ chính xác theo thời gian thực là một thách thức đối với các hệ thống giám sát giao thông. Trong bài báo này, các kỹ thuật học sâu đã được áp dụng, đặc biệt là các mô hình phát hiện phương tiện giao thông cho bài toán phát hiện biển số xe dựa trên mô hình xác định đối tượng thời gian thực YOLOv8.

Từ khóa: CNN, Thị giác máy tính, YOLO, phát hiện đối tượng.

1. MỞ ĐẦU

Trong những năm gần đây, lĩnh vực thị giác máy tính (Computer Vision) đã chứng kiến những tiến bộ đáng kể, đặc biệt là trong việc áp dụng các mô hình mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network - CNN) để phát hiện các đối tượng (object detection). Phát hiện đối tượng đóng vai trò quan trọng trong thị giác máy tính. Phát hiện đối tượng là quá trình kết hợp giữa việc phân loại và xác định vị trí của các đối tượng trong ảnh. Các thuật toán phát hiện đối tượng được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực đặc biệt trong việc quản lý giao thông thông minh. Một trong những bài toán quan trọng của hệ thống giao thông thông minh là nhận dạng biển số xe một cách chính xác và hiệu quả trong thời gian thực (Loce et al., 2023) [1]. Có nhiều nghiên cứu trên về việc phát hiện phương tiện giao thông dựa trên các mô hình CNN (Bautista et al., 2016 [2]; Hsu et al., 2018 [3]; Nguyen, 2019 [4]). Mặc dù mô hình CNN có thể phát hiện đối tượng và đạt hiệu suất tốt nhưng hạn chế trong vấn đề xử lý thời gian thực

(Bautista et al., 2016) [5]. Mô hình Faster R-CNN (Ren et al., 2015) [6] là một trong những mô hình đã cải thiện được vấn đề trên. Vì vậy, Phuong et al. (2021) [7] áp dụng mô hình Faster-RCNN để phát hiện đối tượng phương tiện giao thông.

Hiện nay, việc nhận dạng biển số xe đóng vai trò vô cùng quan trọng trong việc quản lý và kiểm soát giao thông thông minh. Đây là bài toán được ứng dụng rộng rãi trong cuộc sống thường ngày như các hệ thống thu phí đường bộ, bãi đỗ xe thông minh [13]. Việc nhận dạng biển số xe tự động thông qua công nghệ nhận dạng hình ảnh và xử lý đã thu hút được nhiều sự quan tâm của các nhà nghiên cứu và tổ chức liên quan. Mặc dù bài toán nhận diện biển số xe là một bài toán không còn mới, đã được phát triển dựa trên các phương pháp xử lý ảnh truyền thống và cả những kỹ thuật mới sử dụng học sâu (deep learning) tuy nhiên việc nhận diện biển số xe vẫn còn là một thách thức đối với các hệ thống giám sát giao thông. Những thách thức hiện tại đối với việc nhận dạng biển số xe đó là trong điều kiện môi trường khác nhau như thay đổi về ánh sáng, góc nhìn, độ mờ, kích thước hay phong chữ biển số xe thì các mô hình hiện tại như CNN chưa đạt được độ chính xác cao. Việc xử lý và phân tích dữ liệu từ các hình ảnh chứa biển số xe theo thời gian thực đòi hỏi được tối ưu hóa để đạt được độ chính xác và tin cậy cao.

Trong bài báo này, chúng tôi trình bày kiến thức nền tảng về phát hiện đối tượng, các thuật toán phát hiện đối tượng và các họ mô hình YOLO được trình bày ở phần 2. Nội dung phần 3 minh họa và đánh giá bài toán phát hiện biển số xe dựa trên mô hình xác định đối tượng thời gian thực YOLOv8. Cuối cùng là phần kết luận và hướng phát triển của bài báo.

2. PHÁT HIỆN ĐỐI TƯỢNG

Phát hiện đối tượng (Object Detection) là một công nghệ máy tính liên quan đến thị giác máy tính (Computer Vision) và xử lý hình ảnh (Image Processing) nhằm phát hiện đối tượng ngữ nghĩa của một lớp nhất định trong hình ảnh và video kỹ thuật số [8]. Các mô hình phát hiện đối tượng thường được huấn luyện để phát hiện sự hiện diện của các đối tượng cụ thể trong hình ảnh, video hoặc hoạt động thời gian thực (real-time). Phát hiện đối tượng được coi là một trong những lĩnh vực quan trọng nhất trong phát triển của học sâu (Deep Learning) và xử lý hình ảnh.

2.1 Các thuật toán phát hiện đối tượng

Các thuật toán phát hiện đối tượng được chia làm hai loại: họ các mô hình mạng nơ-ron tích chập theo vùng R-CNN (Region-Based Convolutional Neural Networks) để giải quyết các bài toán về định vị và nhận diện đối tượng và họ các mô hình về YOLO (You Only Look Once) dùng để nhận dạng đối tượng được thiết kế theo thời gian thực.

2.1.1 Mô hình mạng nơ-ron tích chập theo vùng R-CNN

Mô hình mạng nơ-ron tích chập theo vùng R-CNN là một cải tiến mới trong kỹ thuật phát hiện đối tượng từ HOG và SIFT (Scale-invariant feature transform). Trong các mô hình R-CNN thường trích xuất các đặc trưng cần thiết nhất của đối tượng (~2000 đặc trưng) bằng cách sử dụng giải thuật chọn lọc (selective search). Quá trình lựa chọn các đặc trưng quan trọng nhất có thể được tính toán với sự trợ giúp của thuật toán tìm kiếm chọn lọc. Mô hình Fast R-CNN và Faster R-CNN là họ các mô hình R-CNN đã được phát triển để giải quyết vấn đề tốc độ mô hình và xử lý các nhược điểm của R-CNN. Trong khi mô hình R-CNN và Fast R-CNN sử dụng thuật toán tìm kiếm chọn lọc để tính toán các đề xuất vùng, thì phương pháp Faster R-CNN sẽ thay thế phương pháp hiện có này bằng một mạng đề xuất các vùng đặc trưng (Region Proposal Network – RPN).

2.1.2 Họ các mô hình YOLO

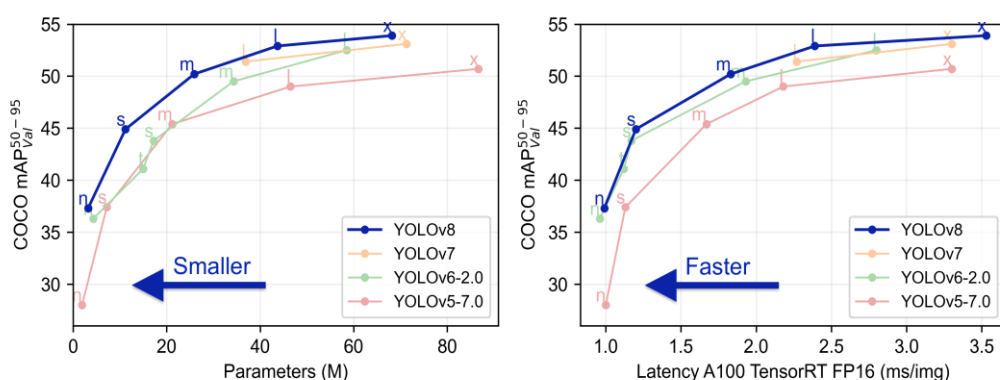
Họ các mô hình về YOLO (You Only Look Once) dùng để nhận dạng đối tượng được thiết kế theo thời gian thực. Yolo là một mô hình mạng tích chập CNN (Convolutional Neural Network) cho việc phát hiện, nhận dạng, phân loại đối tượng. Loạt mô hình YOLO đã trở nên nổi tiếng trong lĩnh vực thị giác máy tính những năm gần đây. YOLO đã được cộng đồng thị giác máy tính phát triển không ngừng kể từ lần ra mắt đầu tiên vào năm 2015 bởi Joseph Redmond [9]. Trong những ngày đầu (phiên bản 1-4), YOLO được duy trì bằng mã C do Redmond viết có tên là Darknet. Phiên bản YOLOv5 sau khi được Ultralytics ra mắt đã nhanh chóng được sử dụng rộng rãi nhờ cấu trúc linh hoạt của nó. Trong hai năm qua, nhiều mô hình đã phân nhánh từ YOLOv5, bao gồm Scaled-YOLOv4, YOLOR và YOLOv7. Các mô hình khác đã xuất hiện từ những phiên bản ban đầu chẳng hạn như YOLOX và YOLOv6. Đồng thời, mỗi mô hình YOLO đã mang đến các kỹ thuật mới để tiếp tục nâng cao độ chính xác và hiệu quả của mô hình. Trong bài báo này chúng tôi sử dụng YOLOv8, đây là phiên bản YOLO mới nhất hiện nay được sử dụng để giải quyết bài toán nhận dạng biển số xe ở Việt Nam.

2.2 Mô hình YOLOv8

YOLOv8 là một mô hình nhận dạng đối tượng dựa trên mạng nơ-ron tích chập (CNN) được phát triển bởi Joseph Redmon và nhóm nghiên cứu của ông tại Đại học Washington. YOLOv8 là phiên bản nâng cấp của YOLOv7, với khả năng nhận diện đối tượng nhanh hơn và chính xác hơn so với các mô hình YOLO trước đó được mô tả ở hình [1]. Như chúng ta có thể thấy từ biểu đồ thứ 1 ở hình 1, YOLOv8 có nhiều tham số hơn so với các phiên bản tiền nhiệm như YOLOv5. YOLOv8 cung cấp khoảng 33% mAP (Mean Average Precision) nhiều hơn so với các mô hình YOLO khác với cùng kích thước n, trong đó mAP là tiêu chí đo lường nhận dạng đối tượng của các mô hình. Từ biểu đồ thứ hai ở hình 1, chúng ta có thể thấy YOLOv8 có thời gian suy luận nhanh

hơn so với tất cả các phiên bản YOLO khác. Trong YOLOv8, ta có các kích thước mô hình khác nhau như yolov8- n – nano, s – small, m – medium, l – large và x – extra large. Điều này được đạt được thông qua một số cải tiến của YOLOv8 bao gồm mạng kim tự tháp đặc trưng, các mô-đun không gian và các kỹ thuật tăng cường dữ liệu tiên tiến. Mô hình YOLOv8 sử dụng một mạng nơ-ron kiến trúc darknet-53 để trích xuất đặc trưng của hình ảnh và áp dụng thuật toán nhận dạng đối tượng YOLOv8 trên các đặc tính đó. Các đặc tính quan trọng của YOLOv8 bao gồm:

- Bổ sung các kênh phân tán để tăng tốc độ tính toán cho mô hình YOLOv8.
- Sử dụng kỹ thuật Attention để cải thiện khả năng nhận dạng đối tượng của mô hình.
- Áp dụng phương pháp huấn luyện mới để tăng tốc độ hội tụ.
- Sử dụng kiến trúc mạng nơ-ron mới: Sử dụng kiến trúc YOLOv4 làm cơ sở để tăng hiệu suất và độ chính xác của mô hình.
- Tích hợp cơ chế tự động điều chỉnh tỷ lệ tăng kích thước của hình ảnh đầu vào (AutoScale).
- Hỗ trợ giám sát bằng video (Video Supervision): Mô hình có khả năng phát hiện và giám sát vật thể trong các video và đưa ra dự đoán liên tục trên toàn bộ video.
- Tích hợp công nghệ Ensemble.
- Tính năng điều chỉnh tỷ lệ tự động (AutoAnchor): Cải thiện việc phát hiện đối tượng với nhiều tỷ lệ khác nhau.



Hình 1. So sánh độ chính xác và hiệu suất của các mô hình YOLO [10]

2.3. Các bước huấn luyện mô hình YOLOv8

2.3.1 Chuẩn bị dữ liệu huấn luyện

Để huấn luyện mô hình YOLOv8, ta cần có tập dữ liệu hình ảnh được gắn nhãn và chú thích đối tượng tương ứng. Việc gắn nhãn vào dữ liệu cho biết vị trí và loại của

các đối tượng trong ảnh. Các chú thích bao gồm nhãn lớp đối tượng (class) và tọa độ của hộp giới hạn (bounding box) của nó trong ảnh. Dữ liệu này được sử dụng để đào tạo mô hình phát hiện chính xác các đối tượng trong hình ảnh mới.

2.3.2 Quá trình huấn luyện

Đầu tiên, việc cài đặt tham số rất quan trọng trong quá trình huấn luyện bởi vì quyết định hiệu suất và độ chính xác của mô hình. Tham số là các biến ảnh hưởng đến cách mô hình học và khái quát hóa các mẫu trong dữ liệu. Các tham số này có thể có tác động đáng kể đến hiệu suất, độ chính xác và thời gian huấn luyện của mô hình:

- Batch size: là một trong những tham số xác định số lượng dữ liệu huấn luyện được sử dụng trong một lần lặp lại thuật toán. Việc lựa chọn batch size phụ thuộc vào kích thước của tập dữ liệu, độ phức tạp của mô hình và tài nguyên máy tính.
- Learning rate: là một tham số xác định kích thước weight (giá trị) mà tại đó các tham số của mô hình được cập nhật trong quá trình đào tạo. Learning rate lớn có nghĩa là các tham số của mô hình được cập nhật nhanh hơn, điều này có thể dẫn đến việc học nhanh hơn nhưng điều đó có thể dẫn đến vấn đề vượt quá các giá trị tối ưu. Learning rate nhỏ có nghĩa là các tham số của mô hình được cập nhật thận trọng hơn, điều này có thể làm chậm quá trình học nhưng có thể dẫn đến độ ổn định và độ chính xác được cải thiện.
- Epochs cải thiện độ chính xác của mô hình bằng cách điều chỉnh giá trị trên toàn bộ tập dữ liệu nhiều lần.

2.3.3. Đánh Giá Mô Hình

Sau khi thiết lập tham số thì việc đào tạo hoàn toàn được máy tính xử lý, tuy nhiên ta cần đánh giá mô hình sau khi hoàn thành là một bước quan trọng để kiểm tra hiệu suất của mô hình với những tập dữ liệu mới. Một số chỉ số được sử dụng để đánh giá hiệu suất của mô hình như: độ chính xác (accuracy), độ chuẩn xác (Precision), khả năng thu hồi (recall), F1 Score: là một chỉ số giữa độ chính xác và khả năng thu hồi, cung cấp sự cân bằng giữa hai số liệu độ chính xác và khả năng thu hồi.

Nhìn chung, đánh giá mô hình là một bước quan trọng trong học máy giúp chúng ta hiểu hiệu suất của một mô hình và xác định các điểm cần cải thiện. Bằng cách hiểu được điểm mạnh và điểm yếu của một mô hình, chúng ta có thể cải thiện bằng cách lặp đi lặp lại để đạt được kết quả tốt hơn.

3. MÔ HÌNH BÀI TOÁN NHẬN DẠNG BIẾN SỐ XE

3.1 Phát biểu bài toán

Mô hình bài toán nhận dạng biến số xe bao gồm các bước như sau:

- Thu thập dữ liệu: thông qua video, camera hoặc các ảnh về phương tiện giao thông và gán nhãn đối tượng.

- Chọn mô hình huấn luyện YOLOv8

- Đánh giá kết quả.

3.2 Đánh giá thực nghiệm qua mô hình YOLOv8

Bước 1:

- Trong bài báo này chúng tôi sử dụng bộ dữ liệu biển số xe Việt Nam tại [11].
- Gán nhãn đối tượng chữ-số trong biển số xe theo số lớp quy định tại [12].



Hình 2. Quá trình gán nhãn chữ - số biển số xe

Kết quả: Sau khi có tập dữ liệu, ta phân ra thành 3 nhóm (Huấn luyện, Kiểm chứng, Thử nghiệm) theo tỉ lệ (80%, 15%, 5%). Vd: Ta có 10,000 hình ảnh đã gán nhãn, thì tỉ lệ nhóm sẽ là (8,000 – 1,500 – 500).



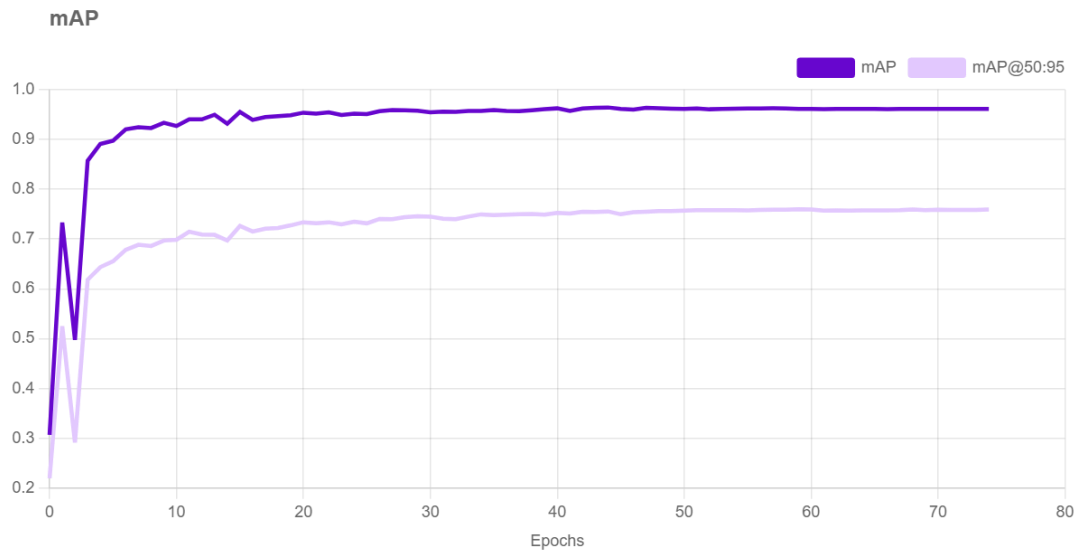
Hình 3. Tập dữ liệu đã được gán nhãn

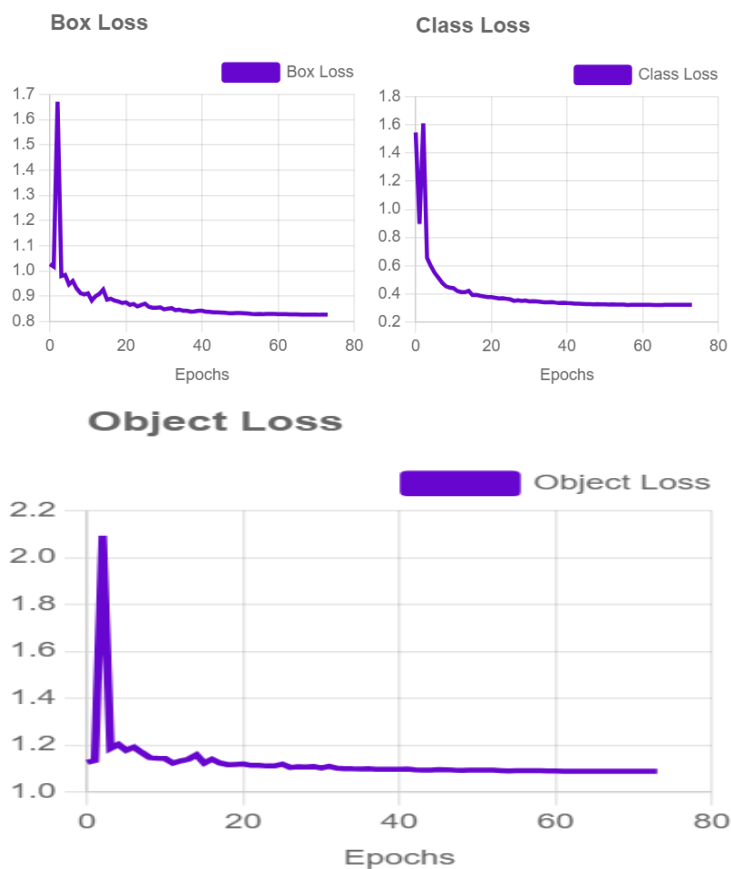
Bước 2: Huấn luyện mô hình với YOLOv8

```
model = YOLO("yolov8n.pt")
torch multiprocessing.freeze_support()
results = model.train(data="ocr.yaml", epochs=300, batch=32, imgsz=640)
```

Bước 3: Đánh giá hiệu suất của mô hình trên tập dữ liệu kiểm chứng

```
metrics = model.val()
```





Hình 4. Kết quả huấn luyện bài toán phát hiện biển số xe

```

ca Command Prompt - yolo task=detect mode=train data=datasets/ocr_merge_v1234_x3/data.yaml model="yolov8n.yaml" epochs=100...
361/1000  4.56G  0.6308  0.3677  0.9743  443  640: 100% | ██████████ 1326/1326 [06:12<00:00
Class    Images Instances Box(P)  R    mAP50  mAP50-95): 100% | ██████████ 104/104 [00
all      6649  57371  0.976  0.979  0.986  0.858

Epoch   GPU_mem box_loss  cls_loss  dfl_loss Instances  Size
362/1000 4.47G   0.6314   0.3688   0.9755   471         640: 100% | ██████████ 1326/1326 [06:22<00:00
Class    Images Instances Box(P)  R    mAP50  mAP50-95): 100% | ██████████ 104/104 [00
all      6649  57371  0.977  0.979  0.986  0.858

Epoch   GPU_mem box_loss  cls_loss  dfl_loss Instances  Size
363/1000 4.67G   0.6321   0.3682   0.9754   405         640: 100% | ██████████ 1326/1326 [06:20<00:00
Class    Images Instances Box(P)  R    mAP50  mAP50-95): 100% | ██████████ 104/104 [00
all      6649  57371  0.977  0.978  0.986  0.858

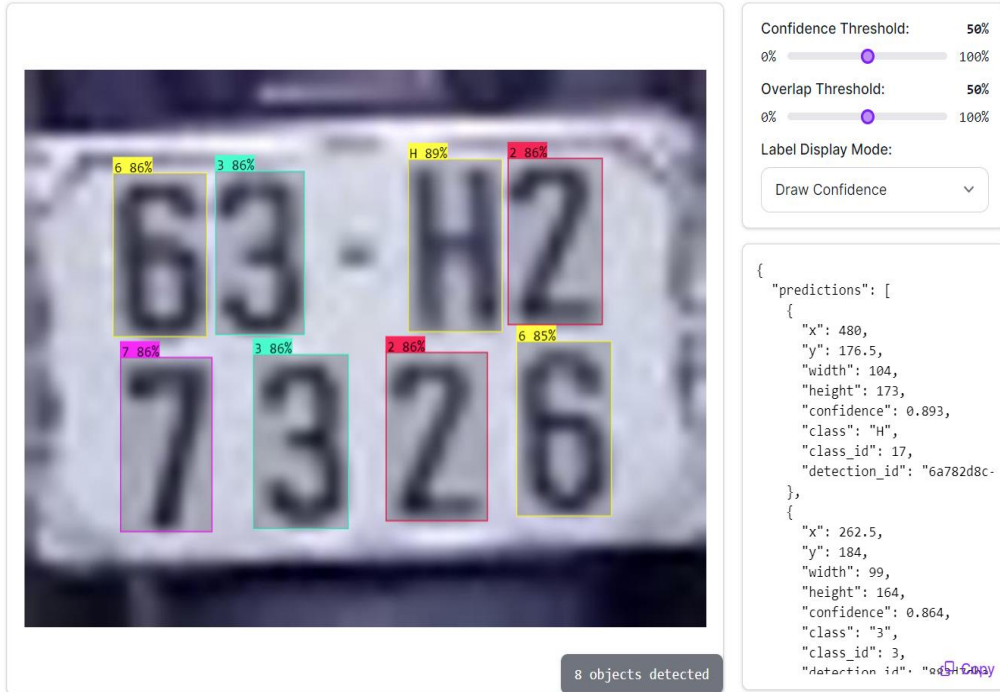
Epoch   GPU_mem box_loss  cls_loss  dfl_loss Instances  Size
364/1000 4.48G   0.6303   0.3671   0.9756   462         640: 100% | ██████████ 1326/1326 [06:25<00:00
Class    Images Instances Box(P)  R    mAP50  mAP50-95): 100% | ██████████ 104/104 [00
all      6649  57371  0.977  0.978  0.986  0.858

Epoch   GPU_mem box_loss  cls_loss  dfl_loss Instances  Size
365/1000 4.56G   0.632   0.3683   0.9757   473         640: 92% | ██████████ 1215/1326 [05:57<00:28
    
```

Hình 5. Kết quả tham số của mô hình huấn luyện

Bước 5: Dự đoán

```
results = model("bienso.jpg")
```



Hình 6. Kết quả dự đoán phát hiện biển số xe

4. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Mục tiêu chính của bài báo là ứng dụng mô hình YOLOv8 cho bài toán nhận dạng biển số xe ở Việt Nam. Bài báo tập trung vào việc huấn luyện mô hình YOLOv8 dựa vào tập dữ liệu đầu vào và gán nhãn, huấn luyện thông qua một số tham gia số đầu vào và đánh giá kết quả mô hình thu được. Kết quả đạt được của bài báo, với dữ liệu đầu vào 5000 ảnh, đối với những hình ảnh rõ ràng thuận lợi thì việc nhận dạng biển số xe đạt được độ chính xác cao từ 93%-95%. Để nâng cao hiệu quả, độ chính xác của mô hình huấn luyện, chúng tôi sẽ tập trung vào việc xây dựng tập dữ liệu đầu vào cụ thể tăng cường sự đa dạng bộ dữ liệu như đa dạng kích thước biển số, thay đổi độ sáng và xoay ảnh. Bên cạnh đó, việc xây dựng một hệ thống hoàn thiện cho bài toán nhận dạng biển số xe sẽ được chúng tôi phát triển trong tương lai.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Loce, R. P., Bernal, E. A., Wu, W., & Bala, R. (2013). Computer vision in roadway transportation systems: a survey. *Journal of Electronic Imaging*, 22(4), 041121-041121. <https://doi.org/10.1117/1.JEI.22.4.041121>
- [2]. Bautista, C. M., Dy, C. A., Mañalac, M. I., Orbe, R. A., & Cordel, M. (2016). Convolutional neural network for vehicle detection in low-resolution traffic videos. In 2016 IEEE Region 10 Symposium (TENSYMP) (pp. 277-281). IEEE. <https://doi.org/10.1109/TENCONSpring.2016.7519418>
- [3]. Hsu, S. C., Huang, C. L., & Chuang, C. H. (2018). Vehicle detection using simplified fast R-CNN. In 2018 International Workshop on Advanced Image Technology (IWAIT) (pp. 1-3). IEEE. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.06785>
- [4]. Nguyen, H. (2019). Improving faster R-CNN framework for fast vehicle detection. *Mathematical Problems in Engineering* 2019 (pp. 1-11). <https://doi.org/10.1155/2019/3808064>
- [5]. Bautista, C. M., Dy, C. A., Mañalac, M. I., Orbe, R. A., & Cordel, M. (2016). Convolutional neural network for vehicle detection in low-resolution traffic videos. In 2016 IEEE Region 10 Symposium (TENSYMP) (pp. 277-281). IEEE. <https://doi.org/10.1109/TENCONSpring.2016.7519418>
- [6]. Ren, S., He, K., Girshick, R., & Sun, J. (2015). Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(6), 1137-1149. IEEE. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031>
- [7]. Phuong, V. L. Q., Tai, B. N., Huy, N. K., Thu, T. N. M., & Khang, P. N. (2021). Estimating the traffic density from traffic cameras. In *Future Data and Security Engineering. Big Data, Security and Privacy, Smart City and Industry 4.0 Applications: 8th International Conference, FDSE 2021, Virtual Event, November 24–26, 2021, Proceedings 8*, 248-263. Springer Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-16-8062-5_17
- [8]. <https://hackmd.io/@58ZC49ZfS86wYX--LRGGOG/Viewperm>
- [9]. [GitHub - ultralytics/ultralytics: NEW - YOLOv8 🚀 in PyTorch > ONNX > OpenVINO > CoreML > TFLite](#)
- [10]. [YOLOv8 - Ultralytics YOLO Documents](#)
- [11]. [Tổng hợp data - THI GIÁC MÁY TÍNH \(thigiacmaytinh.com\)](#)
- [12]. [Roboflow: Computer vision tools for developers and enterprises](#)
- [13]. Phuong, V. L. Q., Thu, T. N. M., & Khang, P. N. (2024). Hiệu quả các nhóm mô hình học sâu trong bài toán phát hiện phương tiện giao thông. *Tạp chí Khoa học Đại học Cần Thơ*, 60(1), 20-27. <https://doi.org/10.22144/ctujos.2024.240>

THE APPLICATION OF YOLOv8 FOR LICENSE PLATE RECOGNITION IN VIETNAM

Nguyen Quang Hung*, Tran Thi Phuong Chi

Faculty of Information Technology, University of Sciences, Hue University

*Email: nqhung@husc.edu.vn

ABSTRACT

Convolutional Neural Networks - CNN models are widely applied in object detection within computer vision. One significant application of object detection is the recognition of license plates, which plays a crucial role in intelligent traffic management and control. Although license plate recognition is not a new problem and has been developed using traditional image processing methods and newer deep learning techniques, balancing real-time image recognition speed with accuracy remains challenging for traffic surveillance systems. In this paper, deep learning techniques, specifically real-time object detection models like YOLOv8, have been applied to the problem of license plate detection.

Keywords: CNN, Computer vision, YOLO, object detection.



Nguyễn Quang Hưng sinh ngày 3/11/1979. Ông tốt nghiệp cử nhân ngành Công nghệ Thông tin năm 2001 và thạc sĩ chuyên ngành Khoa học Máy tính tại trường Đại học Khoa Học, Đại học Huế vào năm 2005. Hiện ông công tác tại Khoa Công nghệ Thông tin, trường Đại học Khoa học, Đại học Huế.

Lĩnh vực nghiên cứu: mạng máy tính, truyền thông dữ liệu.



Trần Thị Phương Chi sinh ngày 09/10/1983 tại Thừa Thiên Huế. Bà tốt nghiệp cử nhân ngành Công nghệ thông tin năm 2005 và thạc sĩ chuyên ngành Khoa học máy tính năm 2009 tại trường Đại học Khoa học, Đại học Huế. Từ năm 2013 đến nay, bà công tác tại khoa Công nghệ Thông tin, Trường Đại học Khoa học, Đại học Huế.

Lĩnh vực nghiên cứu: Cơ sở dữ liệu.