

ỨNG DỤNG MÁY HỌC TRONG XÁC ĐỊNH VỊ TRÍ BIỂN SỐ XE

Trần Xuân Thắng¹, Phan Thị Đài Trang¹

Ngày nhận bài: 19/8/2022; Ngày phản biện thông qua: 28/11/2022; Ngày duyệt đăng: 30/11/2022

TÓM TẮT

Bài toán quản lý giao thông thông minh thông qua nhận diện biển số xe tự động đã và đang nhận được sự quan tâm nghiên cứu, phát triển của đông đảo các nhà nghiên cứu, nhà khoa học, cũng như các doanh nghiệp và nhà quản lý. Có nhiều phương pháp và hướng tiếp cận để xác định đối tượng (biển số xe) trong ảnh và video, trong đó phương pháp ứng dụng trí tuệ nhân tạo trong tự động nhận diện vị trí của biển số xe đang được ứng dụng rộng rãi. Bài báo này trình bày kết quả nhận diện vị trí biển số xe trong ảnh ứng dụng máy học với mô hình YOLOv4 (một mô hình mạng CNN) thông qua việc huấn luyện và kiểm thử với bộ dữ liệu Open Images của Google. Kết quả, YOLOv4 được huấn luyện từ mô hình được huấn luyện trước với 137 lớp (yolov4.conv.137) đạt tỷ lệ chính xác trung bình mAP là 88,7%, và với mô hình đã huấn luyện trước với 29 lớp (yolov4-tiny.conv.29) đạt tỷ lệ mAP là 83,7%. Bên cạnh đó, mô hình có thể nhận dạng vị trí biển số xe trong các hình ảnh tình huống giao thông thực tế, phức tạp với độ chính xác cao.

Từ khóa: nhận diện biển số xe, trí tuệ nhân tạo, YOLOv4.

1. MỞ ĐẦU

Nhận diện biển số xe tự động (Automatic License Plate Recognition – ALPR) là công nghệ cho phép hệ thống tự động xác định vị trí biển số xe và trích xuất ký tự biển số xe trong ảnh hoặc video sử dụng công nghệ nhận diện ký tự quang học. Trước đây, việc xác định biển số xe trong ảnh thường được áp dụng các giải thuật xử lý ảnh số, ví dụ:

- **Xác định thông tin viền/cạnh (edge):** vì biển số xe thường có tỷ lệ và hình dáng xác định, các thuật toán phát hiện cạnh (bộ lọc Sobel, Canny, Gabor & Log-Gabor...) có thể được sử dụng để xác định tất cả hình chữ nhật có dạng biển số xe, sau đó trích xuất các ký tự bên trong (Farhat et al., 2017, p.1-9), (Yepez et al., 2018, p.542-549), (Hommos et al., 2016, p.1-5). Lê Anh Duy (2016) sử dụng phương pháp làm nổi biên và cải tiến bộ lọc canny để nhận dạng biển số xe. Bên cạnh đó, phương pháp hình thái học cũng được ứng dụng để nhận diện biển số xe (Nguyễn Văn Huân, 2016).

- **Xác định thông qua màu sắc:** biển số xe thường được quy định màu sắc theo từng loại, từng quốc gia. Thông thường, màu sắc giữa ký tự số và màu nền của biển số sẽ có sự tương phản rõ rệt. Trong nghiên cứu của Chang và cộng sự (2004, p.42-53), các màu sắc: đen, xanh lá, đỏ được dùng cho ký tự, màu trắng được dùng cho nền biển số. Sử dụng thuật toán xác định sự khác biệt giữa các nhóm đỏ-trắng, đen-trắng, xanh lá-trắng, bài báo đã xác định được vị trí biển số xe với độ chính xác lên tới 97,9% khi thực nghiệm trên 1.088 bức ảnh

với nhiều điều kiện khác nhau.

Cùng với sự phát triển và cải tiến không ngừng của máy học, biển số xe trong ảnh có thể xác định tự động một cách nhanh chóng, thậm chí bằng mili giây, với độ chính xác cao. Ter Brugge và cộng sự (1998, p.212-217) áp dụng hai mạng nơron để xác định đặc điểm về màu sắc và kết cấu của biển số. Một mạng nơron được huấn luyện để xác định kết cấu biển số với nhiều góc cạnh, vị trí của biển số trong ảnh, trong khi mạng nơron còn lại được dùng để xác định màu sắc. Bulan và cộng sự (2017, p.2351-2363) áp dụng mô hình Markov ẩn (Hidden Markov Models – HHMs) nhằm nhận dạng và phân đoạn các ký tự trong biển số xe. Montazzolli et al. (2017, p.55-62) đề xuất một cải tiến của Mạng nơron tích chập (Convolutional Neural Networks – CNNs) nhằm xác định và phân đoạn các ký tự. Kết quả, 99% các ký tự trong biển số đã được phân đoạn, với độ chính xác khi nhận dạng đạt 93%.

Trong thực tế, nhiều doanh nghiệp công nghệ đã đầu tư và phát triển hệ thống, sản phẩm tích hợp công nghệ nhận diện biển số xe. Ở Việt Nam, có thể kể đến các tập đoàn lớn như BKAV, với bộ sản phẩm BKAV SmartHome (<https://bkavsmarhome.vn>) cung cấp camera thông minh tích hợp nhận diện biển số xe để tự động mở cổng,... Trên thế giới, nhiều quốc gia đã ứng dụng hệ thống nhận diện biển số xe để giải quyết các vấn đề thực tiễn như đo tốc độ xe tự động (kết hợp chụp biển số), kiểm soát phương tiện giao thông, an ninh (https://en.wikipedia.org/wiki/Automatic_number_plate_recognition), ...

¹Khoa Khoa học Tự nhiên và Công nghệ, Trường Đại học Tây Nguyên;

Tác giả liên hệ: Trần Xuân Thắng; ĐT: 0372150076; Email: txthang@ttn.edu.vn.

Tuy nhiên, các hệ thống trên thường được nghiên cứu và thương mại hoá dưới dạng sản phẩm đóng gói, rất khó để can thiệp và tìm hiểu nguyên lý. Vì vậy, trong nghiên cứu này, tác giả xây dựng và phát triển một mô hình xác định vị trí biển số xe tự động sử dụng mô hình máy học ứng dụng YOLOv4 (một mô hình thuộc họ mạng nơron tích chập – CNN) trên khía cạnh khoa học. Kết quả của nghiên cứu sẽ là tiền đề cho việc xây dựng một hệ thống tự động phát hiện vị trí và nhận diện biển số xe (ký tự) nhằm giải quyết các vấn đề thực tiễn của xã hội, như hệ thống gửi xe thông minh, quản lý giao thông thông minh,...

2. NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

2.1. Nội dung nghiên cứu

Bài toán nhận diện biển số xe ứng dụng mô hình máy học. Huấn luyện mô hình YOLOv4 trên bộ dữ liệu đã được gắn nhãn và so sánh kết quả khi sử dụng mô hình đã được huấn luyện với 137 và 29 lớp tích chập dựa vào thông số độ chính xác trung bình mAP và tổng thời gian sau 3.000 vòng huấn luyện. Kiểm thử kết quả hoạt động của mô hình máy học trên một số hình ảnh phương tiện giao thông thực tế.

2.2. Phương pháp nghiên cứu

Bài báo sử dụng hai phương pháp nghiên cứu chính: nghiên cứu lý thuyết và phương pháp thực nghiệm.

Phương pháp nghiên cứu lý thuyết: Tổng hợp các kết quả của các công trình nghiên cứu, bài báo khoa học có liên quan đến nội dung bài báo, sau đó so sánh kiểm chứng với kết quả chạy thực nghiệm của tác giả.

Phương pháp thực nghiệm: Sử dụng bộ dữ liệu hình ảnh có gắn nhãn của Open Images của Google về phương tiện và biển số xe để huấn luyện và kiểm thử mô hình YOLOv4 và YOLOv4 tiny. Đánh giá kết quả của các mô hình, đồng thời tinh chỉnh các thông số để đạt được mô hình tối ưu với bài toán nhận diện biển số xe. Kết quả của thực nghiệm được đánh giá, so sánh dựa trên độ chính xác trung bình mAP (mean Average Precision - thang đo được sử dụng phổ biến cho các bài toán phát hiện đối tượng) của mô hình, thời gian chạy, độ chính xác khi xác định vị trí của biển số trong hình ảnh ngẫu nhiên.

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

3.1. Bài toán nhận diện biển số xe tự động

Nhận diện biển số xe tự động là một trong nhiều ứng dụng của thị giác máy tính. Nó là sự kết hợp của nhiều phương pháp, bao gồm nhận diện đối

tượng (Object detection), nhận dạng ký tự quang học (Optical Character Recognition – OCR), phân đoạn ký tự (character segmentation),... Đối với phần cứng, hệ thống nhận dạng biển số xe tự động chỉ cần camera và máy tính với vi xử lý đồ họa (Graphis Processing Unit – GPU) đủ tốt. Để đơn giản vấn đề, hệ thống nhận diện biển số xe tự động có thể được mô tả bằng hai quy trình như sau:

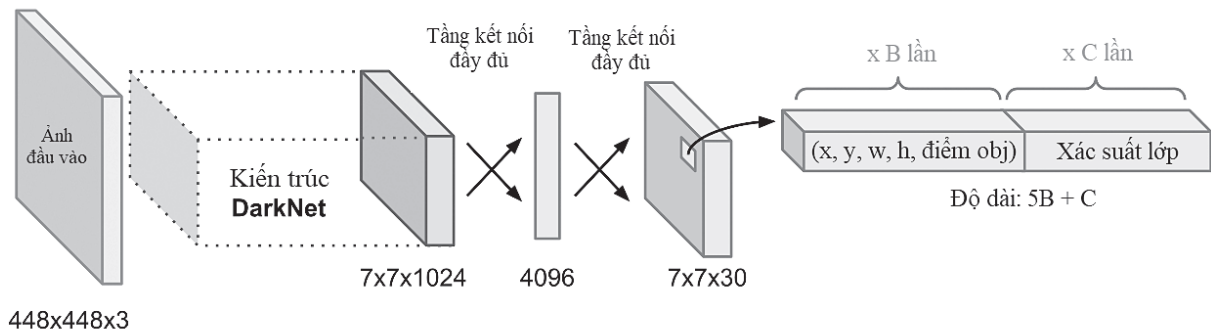
- **Nhận diện vị trí biển số:** một bức ảnh hoặc một khung hình (cắt từ video) nhận trực tiếp từ camera hoặc lưu sẵn sẽ được xử lý bằng một giải thuật nhằm phát hiện vị trí của biển số. Sau khi xử lý, biển số xe được xác định và gán nhãn bằng đường bao xung quanh.

- **Nhận dạng ký tự biển số:** giải thuật nhận dạng ký tự quang học OCR sẽ được áp dụng vào biển số xe đã được xác định ở bước trên nhằm nhận dạng các ký tự trên biển số. Kết quả, các ký tự trên biển số sẽ được chuyển thành định dạng chữ đúng theo thứ tự và được lưu trữ vào cơ sở dữ liệu hoặc hiển thị trực tiếp trên ảnh. Trong bài báo này, tác giả tập trung xây dựng hệ thống nhận diện vị trí biển số xe ứng dụng mô hình máy học, bằng cách huấn luyện mô hình YOLO với bộ dữ liệu gắn nhãn sẽ được giới thiệu sau đây.

3.2. Mô hình You Only Look Once (YOLO)

YOLO là một trong những mô hình thuộc họ mạng nơron tích chập CNN được dùng tốt nhất trong nhận diện đối tượng. Từ khi mới xuất hiện, YOLO đã cho thấy sự vượt trội về tốc độ xử lý so với các mô hình trong “gia đình” R-CNN (Region-Based Convolutional Neural Networks). Trước đây, các mô hình này thường bao gồm hai bước (2-stage models): đề xuất vùng đối tượng và phân loại đối tượng, vì vậy tốc độ xử lý thường không cao. YOLO phát triển đúng theo ý tưởng “Bạn chỉ nhìn một lần” khi mô hình chỉ dùng một bước để vừa xác định đồng thời cả tọa độ đường bao và xác suất của nhóm đối tượng tương ứng (Redmon et al., 2016)

Về kiến trúc, YOLO bao gồm phần cốt lõi (base network) là các mạng CNNs làm nhiệm vụ trích xuất đặc trưng. Ở phía sau, các lớp mở rộng (extra layers) được sử dụng để phát hiện các đối tượng trên bản đồ đặc trưng (feature map) của mô hình. Phần cốt lõi của YOLO thường sử dụng các lớp tích chập (convolutional layers) với tầng kết nối đầy đủ (fully connected layers). Tùy vào mục đích và đối tượng sử dụng, kiến trúc của YOLO có thể được tùy biến đa dạng thành nhiều phiên bản khác nhau.



Hình 1. Sơ đồ kiến trúc cơ bản của mô hình YOLO

Hình 1 mô tả một sơ đồ kiến trúc mạng cơ bản của YOLO sử dụng ảnh màu RGB đầu vào có kích thước (3 ma trận màu R, G, B). Kiến trúc DarkNet được coi là phần cốt lõi với các mạng CNNs có tác dụng trích xuất đặc trưng của ảnh. Một bản đồ đặc trưng có kích thước ở đầu ra sẽ tiếp tục được xử lý ở các lớp mở rộng tiếp theo nhằm dự đoán nhãn và tọa độ đường bao của vật thể.

Bochkovskiy và cộng sự (2020) giới thiệu phiên bản YOLOv4 với sự cải thiện về độ chính xác mAP đạt 43.5% trên tập dữ liệu mẫu MS COCO với tốc độ xử lý thực ~ 65 FPS sử dụng bộ xử lý đồ họa Tesla V100. Khác với các phiên bản tiền nhiệm, kiến trúc của YOLOv4 được chia thành 3 phần (Hình 2):

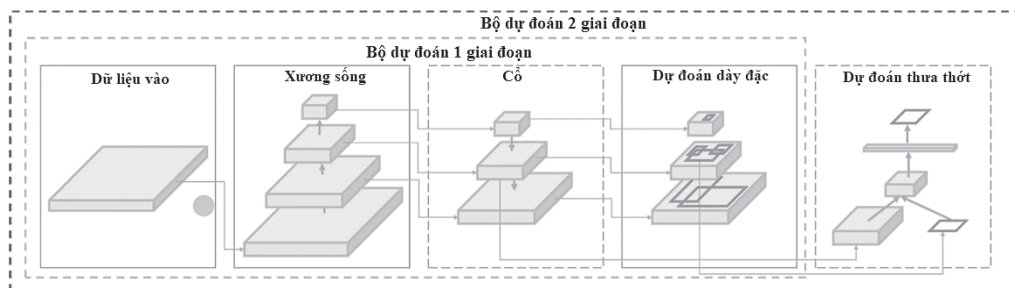
- Xương sống (Backbone): dùng để trích xuất đặc trưng của ảnh. Bằng cách sử dụng các mô hình đã được đào tạo trước (pre-trained model). Trong

YOLOv4, CSPDarknet53 (với 53 lớp tích chập) được sử dụng để làm xương sống cho mô hình vì đạt được độ chính xác cao hơn trong phát hiện đối tượng trong ảnh.

- Cổ (Neck): dùng để trộn và kết hợp các bản đồ đặc trưng đã học được thông qua trích xuất đặc trưng và nhận dạng.

- Đầu (Head): bao gồm Dự đoán dày đặc (Dense prediction) và Dự đoán thưa thớt (Sparse prediction) dùng để xác định các vùng có khả năng chứa đối tượng.

Trong bài báo này, tác giả sử dụng Darknet Framework để triển khai mô hình YOLOv4 (sử dụng mô hình đã được đào tạo trước với 137 lớp và 29 lớp) nhằm xác định vị trí biển số xe, mô hình sử dụng dữ liệu mẫu Open Images của Google trong cả bước huấn luyện và đánh giá tính chính xác của mô hình.



Hình 2. Sơ đồ kiến trúc YOLOv4

3.3. Bộ dữ liệu mẫu Google Open Images

Để huấn luyện YOLOv4 trong bài toán xác định vị trí biển số xe, tác giả sử dụng bộ dữ liệu mẫu Open Images chứa các hình ảnh về phương tiện giao thông của Google. Open Image là bộ dữ liệu mở với hơn 15 triệu bức ảnh thuộc 600 thể loại chứa các đối tượng đã được gán nhãn và được sử dụng rộng rãi trong các bài toán về thị giác máy tính như nhận dạng đối tượng, phân loại đối tượng,... Trong thực nghiệm này, bộ dữ liệu mẫu bao gồm 1.800 bức ảnh về phương tiện giao thông được gán nhãn vị trí của biển số được phân chia

thành hai phần: 1.500 ảnh dùng để huấn luyện mô hình, 300 ảnh dùng để kiểm thử mô hình. Các ảnh trong bộ dữ liệu đều được gán nhãn với số lượng các biển số trong ảnh, và vị trí của chúng (tính theo tỉ lệ khung hình).

3.4. Huấn luyện và đánh giá mô hình

Tác giả sử dụng Darknet Framework để xây dựng và huấn luyện mô hình YOLOv4 trên dịch vụ đám mây Colab của Google (<https://colab.research.google.com/>). Colab cung cấp môi trường ảo miễn phí cho phép thực thi các dòng lệnh Python phục vụ cho nhu cầu không chỉ của sinh viên, giáo viên,

mà cho đến các nhà khoa học dữ liệu, nhà nghiên cứu AI (trí tuệ nhân tạo). Cấu hình máy ảo chạy thực nghiệm được công bố như Bảng 1.

Bảng 1. Cấu hình máy ảo Google Colab

Tham số	Cấu hình
CPU	Intel(R) Xeon(R)@ 2.20GHz
CPU Cores	2
RAM	13 GB
GPU	Nvidia Tesla T4
GPU Memory	16GB
CUDA	Yes
Disk Space	41 GB

Nguồn: Google Colab system specifications.

Để huấn luyện YOLOv4 trên darknet cho bài toán nhận diện vị trí biển số xe cần cấu hình các thông số về số lớp, số lần huấn luyện, tốc độ học,... vào tập tin config như Bảng 2.

Bảng 2. Cấu hình file config trong darknet

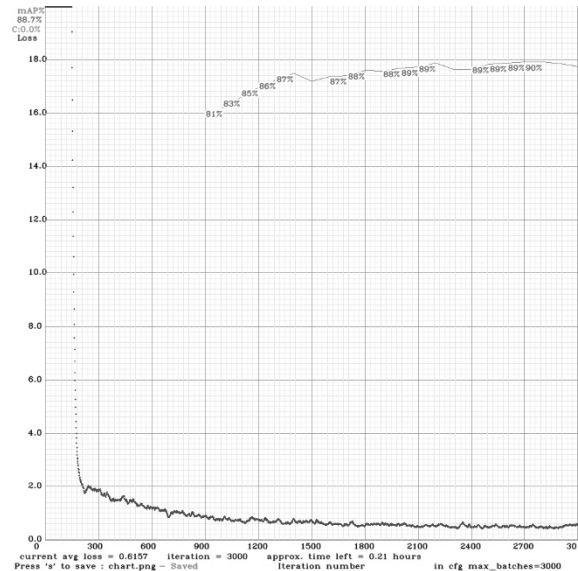
Tham số	Giá trị	Ý nghĩa
Learning rate	0.001	Tốc độ học
Channels	3	3 kênh RGB của ảnh
Batch	64	Số ảnh/lần học
Max_batches	3000	Số lần học
Steps	2400, 2700	Thay đổi tốc độ học
Scales	0.1, 0.1	
Classes	1	
Class_name	Bien_so_xe	Lớp

Về đánh giá kết quả huấn luyện mô hình YOLOv4 trên bộ dữ liệu Open Images, tác giả thực nghiệm mô hình sử dụng trọng số đã được huấn luyện trước với 137 lớp tích chập và 29 lớp tích chập để so sánh độ chính xác và thời gian chạy.

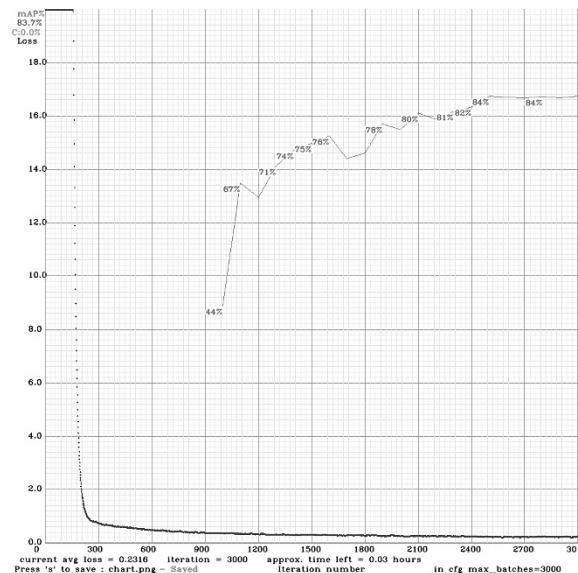
Kết quả sau 3.000 vòng huấn luyện, YOLOv4 sử dụng mô hình huấn luyện sẵn với 137 lớp đạt độ chính xác mAP là 88,7% với thời gian huấn luyện hơn 6 giờ. Mô hình đạt AP cực đại 90% sau khoảng 2.700 vòng huấn luyện, và độ chính xác có xu hướng giảm dần. Biểu đồ giá trị của hàm mất mát (Loss function) trong Hình 3 cũng thể hiện xu hướng tăng dần của hàm mất mát trong 300 vòng huấn luyện sau cùng. Chứng tỏ mô hình đã đạt độ chính xác ổn định và không có khả năng tăng cao hơn.

Đối với YOLOv4-tiny sử dụng mô hình huấn luyện với 29 lớp tích chập đạt mAP = 83,7% sau 1,5 giờ. Mô hình đạt được độ chính xác cực đại

AP=84% sau khoảng 2.500 lần huấn luyện và có xu hướng tăng nhẹ về cuối. Hình 4 cho thấy giá trị hàm mất mát có xu hướng tiếp tục giảm, chứng tỏ mô hình có khả năng cải thiện độ chính xác. Tuy nhiên với tốc độ học tại sau vòng lặp 2.700 là 0,00001, độ chính xác của mô hình sẽ tăng chậm và không đáng kể.



Hình 3. Kết quả huấn luyện YOLOv4 với mô hình 137 lớp tích chập



Hình 4. Kết quả huấn luyện YOLOv4-tiny với mô hình 29 lớp tích chập

3.5. Kiểm thử mô hình trong điều kiện thực tế

Sau khi huấn luyện, tác giả sử dụng mô hình YOLOv4 đạt độ chính xác cao nhất (AP= 90%) và kiểm thử trên các hình ảnh giao thông thực tế. Các hình ảnh với độ phức tạp khác nhau sẽ được đưa vào mô hình để dự đoán xác suất và xác định vị trí biển số xe trong ảnh, bao gồm: một biển số xe, nhiều biển số xe, không chứa biển số xe,...

Kết quả, mô hình có thể xác định được vị trí của biển số trong ảnh với độ chính xác cao. Các đường bao xác định biển số cũng được hiển thị chính xác trên ảnh cùng với xác suất mà mô hình dự đoán được. Bên cạnh việc xác định hình ảnh phương tiện đơn lẻ (một biển số), mô hình còn có thể xác định được cùng phương tiện mang biển số, cũng như phân biệt chính xác các hình ảnh không chứa biển số xe (Hình 5).



Hình 5. Kết quả kiểm thử mô hình

Trong **Hình 5**, mô hình có thể xác định vị trí biển số xe đơn lẻ với độ tin cậy (chính xác) cao – 90.06% (Hình **A**). Với hình ảnh có nhiều phương tiện giao thông như ô tô (Hình **B**), ô tô và xe máy (Hình **C**), mô hình cũng có thể chỉ ra được vị trí xuất hiện cấu trúc có dạng biển số. Bên cạnh đó, mô hình còn phát hiện chính xác các hình ảnh giao thông không có chứa biển số xe (Hình **D**), góp phần tăng độ tin cậy của mô hình.

Tuy nhiên, thông qua so sánh hình ảnh trong bộ dữ liệu huấn luyện Open Images với hình ảnh biển số xe thực tế của Việt Nam, nhóm tác giả nhận thấy một vài điểm khác biệt như màu sắc biển số, kích thước biển số (ví dụ **Hình 6**). Điều này sẽ ảnh hưởng đến độ chính xác khi kiểm thử mô hình với dữ liệu hình ảnh giao thông của Việt Nam.



Hình 6. So sánh hình thái biển số xe nước ngoài và Việt Nam

4. KẾT LUẬN

Bài báo này đã trình bày bài toán quản lý giao thông thông minh thông qua nhận diện biển số xe tự động ứng dụng trí tuệ nhân tạo bằng việc huấn luyện mô hình YOLOv4 với bộ dữ liệu Open Images của Google.

Với các kết quả từ việc huấn luyện và kiểm thử sau 3.000 lần chạy, YOLOv4 sử dụng mô hình được huấn luyện trước với 137 lớp đạt tỷ lệ chính xác trung bình mAP là 88,7% (với kết quả tốt nhất là 90%), và với mô hình sử dụng 29 lớp đạt tỷ lệ mAP là 83,7% (kết quả tốt nhất đạt 84%). Trong quá trình huấn luyện và kiểm thử trên bộ dữ liệu mẫu, giải thuật ứng dụng máy học có thể nhận diện được vị trí của biển số xe trong ảnh với độ chính xác cao một cách tự động. Khi kiểm thử với các hình ảnh giao thông thực tế với nhiều tình huống phức tạp: chỉ một phương tiện, nhiều phương tiện, nhiều loại phương tiện, hình ảnh không có biển số xe,... mô hình có thể xác định vị trí biển số xe trong ảnh với độ chính xác cao. Kết quả khả quan từ mô hình xác định vị trí biển số xe sử dụng YOLOv4 sẽ là tiền đề để xây dựng hệ thống tự động xác định và đọc biển số xe. Mô hình này có thể được áp dụng rộng rãi trong thực tế với chi phí thấp, ví dụ: bãi đỗ xe thông minh, kiểm soát ra vào công doanh nghiệp, quản lý an ninh trật tự,...

Tuy nhiên ở giải thuật này, vì chính sách bảo mật và lý do riêng tư của người tham gia giao thông, dữ liệu huấn luyện phải sử dụng hình ảnh các phương tiện giao thông sử dụng biển số xe nước ngoài (được công khai), vì vậy sẽ có độ sai lệch nhất định khi ứng dụng mô hình vào nhận dạng biển số xe Việt Nam. Ngoài ra, các thông số cài đặt khi huấn luyện mô hình như tốc độ học, số vòng huấn luyện,... cũng cần được tinh chỉnh và thay đổi đa dạng hơn để tìm được thông số tối ưu. Do đó, trong thời gian tới tác giả sẽ tiếp tục cải tiến mô hình, bổ sung bộ dữ liệu các phương tiện gắn biển số xe Việt Nam để huấn luyện mô hình sát với điều kiện và hình ảnh giao thông của Việt Nam, cũng như áp dụng giải thuật nhận dạng ký tự quang học OCR vào biển số xe đã được xác định nhằm nhận dạng các ký tự trên chúng.

APPLYING MACHINE LEARNING ON DETECTING LICENSE-PLATE LOCATION

Tran Xuan Thang², Phan Thi Dai Trang²

Received Date: 19/8/2022; Revised Date: 28/11/2022; Accepted for Publication: 30/11/2022

SUMMARY

Intelligent Traffic Management System using Automatic License Plate Recognition (ALPR) has been receiving research and development not only from researchers and scientists but also from business and policy-makers. There are many methods and approaches to detect an object (such as license plates) in an image or video; however, applying artificial intelligence on automatically locating and identifying the license plates is being widely applied. In this paper, we present the results of using YOLOv4 (an algorithm that employs convolutional neural network – CNN) to detect and recognise car license plates on Google’s “Open Images” dataset (both for training and testing). As a result, after the 3000-training iterations, YOLOv4 using a 137-layer pre-trained model (yolov4.conv.137) archived 88.7 percent on Mean Average Precision (mAP), compared to 83.7 percent of YOLOv4 using 29-layer pre-trained model (yolov4-tiny.conv.29). Moreover, the model can capture the location of license plates in real-time traffic images with high accuracy.

Keywords: License plate recognition, Artificial Intelligence, YOLOv4.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Lê Anh Duy (2016). Nghiên cứu đề xuất các phương pháp bóc tách biển số xe sử dụng công nghệ xử lý ảnh, *Trường Đại học Bách Khoa Hà Nội*.
- Nguyễn Văn Huân (2016). Nhận dạng biển số xe máy dựa trên phương pháp hình thái học, *Học viện Công nghệ bưu chính viễn thông*.
- Farhat, A. A., Al-Zawqari, A., Hommos, O., Al-Qahtani, A., Bensaali, F., Amira, A., & Zhai, X. (2017, May). OCR-based hardware implementation for qatari number plate on the Zynq SoC. In *2017 9th IEEE-GCC Conference and Exhibition (GCCCE)* (pp. 1-9). IEEE.
- Yepez, J., & Ko, S. B. (2018). Improved license plate localisation algorithm based on morphological operations. *IET Intelligent Transport Systems*, 12(6), pp. 542-549.
- Hommos, O., Al-Qahtani, A., Farhat, A., Al-Zawqari, A., Bensaali, F., Amira, A., & Zhai, X. (2016, March). HD Qatari ANPR system. In *2016 International Conference on Industrial Informatics and Computer Systems (CIICS)* (pp. 1-5). IEEE.
- Chang, S. L., Chen, L. S., Chung, Y. C., & Chen, S. W. (2004). Automatic license plate recognition. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, 5(1), pp. 42-53.
- Ter Brugge, M. H., Stevens, J. H., Nijhuis, J. A. G., & Spaanenburg, L. (1998, April). License plate recognition using DTCNNs. In *1998 Fifth IEEE International Workshop on Cellular Neural Networks and their Applications. Proceedings (Cat. No. 98TH8359)* (pp. 212-217). IEEE.
- Montazzolli, S., & Jung, C. (2017, October). Real-time brazilian license plate detection and recognition using deep convolutional neural networks. In *2017 30th SIBGRAPI conference on graphics, patterns and images (SIBGRAPI)* (pp. 55-62). IEEE.
- 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* (pp. 779-788).
- Bochkovskiy, A., Wang, C. Y., & Liao, H. Y. M. (2020). Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint arXiv:2004.10934*.
- Bulan, O., Kozitsky, V., Ramesh, P., & Shreve, M. (2017). Segmentation-and annotation-free license plate recognition with deep localization and failure identification. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(9), pp. 2351-2363.

²Faculty of Natural Science and Technology, Tay Nguyen University;

Corresponding author: Tran Xuan Thang; Tel: 0372150076; Email: txthang@ttn.edu.vn.