



Nhận diện các loại phương tiện

Huỳnh Trọng Trí

201462090

Thông tin	Tóm tắt
<i>Trường đại học Sư phạm Kỹ thuật thành phố Hồ Chí Minh, khoa Cơ khí Chế tạo máy.</i> <i>20/05/2023</i>	<p>Việc nhận diện và phân loại các loại phương tiện đóng vai trò quan trọng trong việc quản lý giao thông hiệu quả và đảm bảo an toàn.</p> <p>Trong lĩnh vực an ninh giao thông, việc nhận các loại phương tiện giúp cơ quan chức năng theo dõi và kiểm soát các vi phạm luật giao thông như vượt đèn đỏ, tốc độ quá nhanh và không tuân thủ luật an toàn. Hệ thống nhận diện phương tiện có thể ghi lại dữ liệu về các phương tiện vi phạm và cung cấp bằng chứng để xử lý hợp lý.</p> <p>Ngoài ra, việc nhận các loại phương tiện cũng hỗ trợ quản lý luồng giao thông. Hệ thống có thể phân tích và theo dõi lưu lượng phương tiện trên đường, từ đó cung cấp thông tin về tình trạng kẹt xe và đề xuất các biện pháp xử lý như thay đổi đèn giao thông, điều phối luồng giao thông hoặc cung cấp đường tuyến phụ trợ để giảm thiểu ùn tắc và tăng hiệu suất giao thông.</p> <p>Trong lĩnh vực logistics, việc nhận các loại phương tiện giúp theo dõi quá trình vận chuyển hàng hoá. Hệ thống nhận diện phương tiện có thể phân loại xe tải và container, theo dõi chuyển động của chúng, và cung cấp thông tin liên quan để quản lý kho bãi và đảm bảo tính chính xác trong quá trình vận chuyển hàng hoá.</p> <p>Tóm lại, việc nhận diện và phân loại các loại phương tiện có vai trò quan trọng trong an ninh giao thông, quản lý luồng giao thông và quản lý logistics. Sự ứng dụng của công nghệ và trí tuệ nhân tạo trong lĩnh vực này giúp nâng cao hiệu suất và an toàn của hệ thống giao thông trong đời sống hàng ngày.</p>
<i>Từ khóa</i> Vehicle Identification	

1. Giới thiệu

Trí tuệ nhân tạo và các công nghệ liên quan đang ngày càng được áp dụng rộng rãi trong việc nhận dạng và phân loại các loại phương tiện. Một trong những phương pháp tiên tiến được sử dụng là mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network - CNN). CNN đã chứng minh hiệu quả cao trong việc nhận dạng và phân loại hình ảnh, bao gồm cả việc nhận dạng các loại phương tiện.

CNN là một kiến trúc mạng nơ-ron sâu được thiết kế dựa trên cấu trúc của hệ thống thị giác của con người. Nó sử dụng các lớp tích chập để tự động học các đặc trưng cấu trúc của hình ảnh, từ đó nhận dạng và phân loại các đối tượng. Điều này làm cho CNN trở thành một công cụ mạnh mẽ để nhận dạng các loại phương tiện, từ ô tô, xe máy đến xe buýt, xe tải và nhiều hơn nữa.

Sử dụng CNN để nhận dạng các loại phương tiện mang lại nhiều lợi ích. Đầu tiên, CNN có khả năng học tập tự động từ các dữ liệu huấn luyện, giúp nó tự động học và nhận biết các đặc trưng đặc biệt của từng loại phương tiện. Điều này cho phép nó nhận dạng và phân loại các phương tiện một cách chính xác và nhanh chóng.

Thứ hai, CNN có khả năng xử lý hình ảnh với độ phức tạp cao. Với các lớp tích chập và các kỹ thuật xử lý đặc trưng của mạng nơ-ron, CNN có thể nhận dạng các đặc điểm nhỏ và phức tạp trên hình ảnh phương tiện, cho phép nó phân loại các loại phương tiện một cách chính xác và đáng tin cậy.

Cuối cùng, sử dụng CNN giúp tăng tốc độ xử lý. Nhờ vào cấu trúc và tính chất song song của CNN, nó có thể xử lý nhiều hình ảnh đồng thời, cho phép nhận dạng và phân loại các loại phương tiện một cách nhanh chóng và hiệu quả.

Với sự phát triển của trí tuệ nhân tạo và các công nghệ liên quan, việc sử dụng CNN để nhận dạng và phân loại các loại phương tiện ngày càng trở nên phổ biến và quan trọng trong việc quản lý giao thông, an ninh và logistics.

2. Phương pháp và dữ liệu

Sử dụng thuật toán mạng nơ-ron tích chập CNN để:

- Xây dựng một hệ thống nhận diện phương tiện đáng tin cậy và chính xác.
- Ứng dụng kết quả nghiên cứu vào thực tế và đóng góp vào việc cải thiện quản lý giao

thông, an ninh và các lĩnh vực khác.

3. Thuật toán CNN - Convolutional Neural Network

Mạng nơ ron tích chập (CNN – Convolution Neral Network) là một trong những mạng truyền thẳng đặc biệt. Mạng nơ ron tích chập là một mô hình học sâu phổ biến và tiên tiến nhất hiện nay. Hầu hết các hệ thống nhận diện và xử lý ảnh hiện nay đều sử dụng mạng nơ ron tích chập vì tốc độ xử lý nhanh và độ chính xác cao. Trong mạng nơ ron truyền thống, các tầng được coi là một chiều, thì trong mạng nơ ron tích chập, các tầng được coi là 3 chiều, gồm: chiều cao, chiều rộng và chiều sâu. Mạng nơ ron tích chập có hai khái niệm quan trọng: kết nối cục bộ và chia sẻ tham số. Những khái niệm này góp phần giảm số lượng trọng số cần được huấn luyện, do đó tăng nhanh được tốc độ tính toán.

Mạng CNN là một tập hợp các lớp Convolution chồng lên nhau và sử dụng các hàm nonlinear activation như ReLU và tanh để kích hoạt các trọng số trong các node. Mỗi một lớp sau khi thông qua các hàm kích hoạt sẽ tạo ra các thông tin trừu tượng hơn cho các lớp tiếp theo.

Mỗi một lớp sau khi thông qua các hàm kích hoạt sẽ tạo ra các thông tin trừu tượng hơn cho các lớp tiếp theo. Trong mô hình mạng truyền ngược (feedforward neural network) thì mỗi neural đầu vào (input node) cho mỗi neural đầu ra trong các lớp tiếp theo.

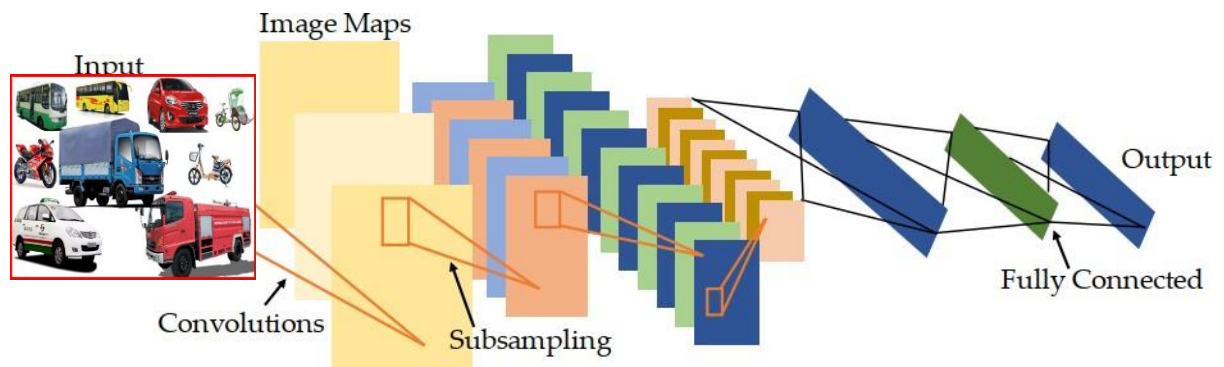
Mô hình này gọi là mạng kết nối đầy đủ (fully connected layer) hay mạng toàn vẹn (affine layer). Còn trong mô hình CNNs thì ngược lại. Các layer liên kết được với nhau thông qua cơ chế convolution.

Layer tiếp theo là kết quả convolution từ layer trước đó, nhờ vậy mà ta có được các kết nối cục bộ. Như vậy mỗi neuron ở lớp kế tiếp sinh ra từ kết quả của filter áp đặt lên một vùng ảnh cục bộ của neuron trước đó.

Mỗi một lớp được sử dụng các filter khác nhau thông thường có hàng trăm hàng nghìn filter như vậy và kết hợp kết quả của chúng lại. Ngoài ra có một số layer khác như pooling/subsampling layer dùng để chắt lọc lại các thông tin hữu ích hơn (loại bỏ các thông tin nhiễu).

Trong quá trình huấn luyện mạng (training) CNN tự động học các giá trị qua các lớp filter dựa vào cách thức mà bạn thực hiện. Ví dụ trong tác vụ phân lớp ảnh, CNNs sẽ cố gắng tìm ra

thông số tối ưu cho các filter tương ứng theo thứ tự raw pixel > edges > shapes > facial > high-level features. Layer cuối cùng được dùng để phân lớp ảnh.



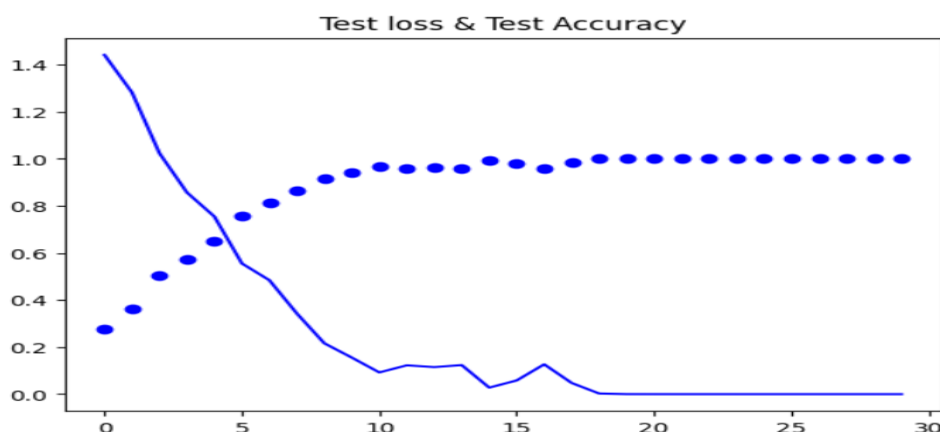
Hình 1. Cấu trúc CNN

Trong mô hình CNN có 2 khía cạnh cần quan tâm là tính bất biến (Location Invariance) và tính kết hợp (Compositionality). Với cùng một đối tượng, nếu đối tượng này được chiếu theo các góc độ khác nhau (translation, rotation, scaling) thì độ chính xác của thuật toán sẽ bị ảnh hưởng đáng kể.

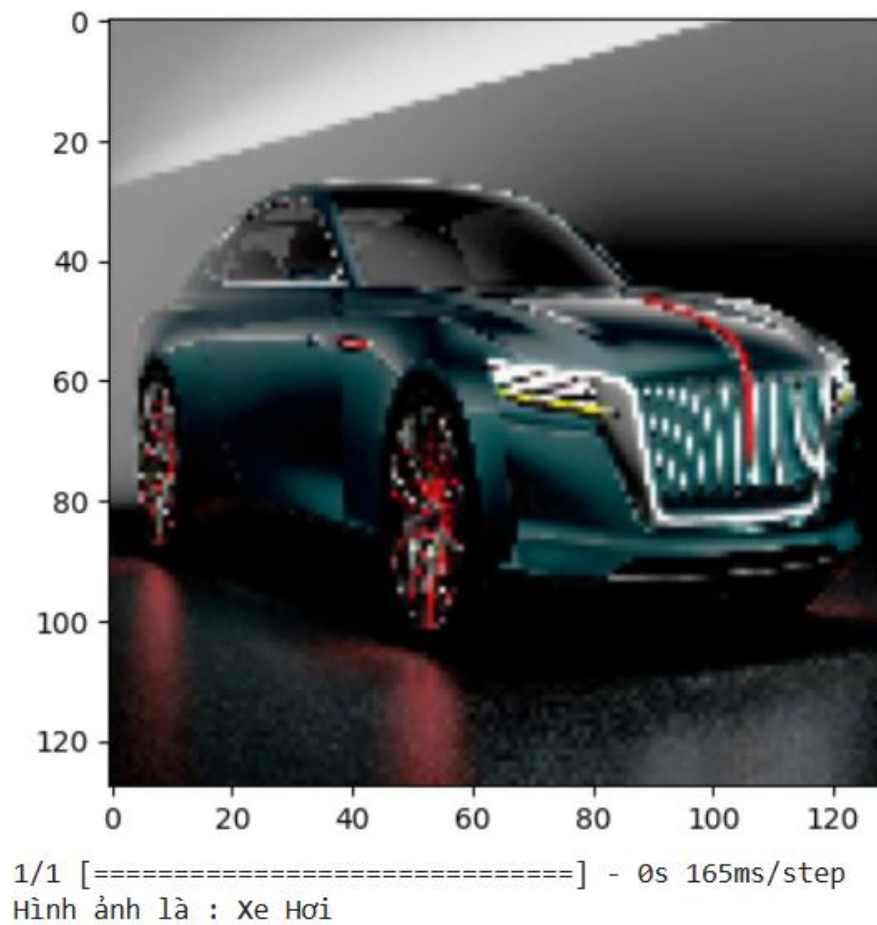
Pooling layer sẽ cho bạn tính bất biến đối với phép dịch chuyển (translation), phép quay (rotation) và phép co giãn (scaling). Tính kết hợp cục bộ cho ta các cấp độ biểu diễn thông tin từ mức độ thấp đến mức độ cao và trừu tượng hơn thông qua convolution từ các filter. Đó là lý do tại sao CNNs cho ra mô hình với độ chính xác rất cao. Cũng giống như cách con người nhận biết các vật thể trong tự nhiên.

4. Kết quả

Mô hình CNN nhận diện các phương tiện cho ra kết quả chuẩn đoán khá chính xác, phân biệt được các loại phương tiện cơ bản như : Xe hơi, xe tải, xe máy, xe đạp.

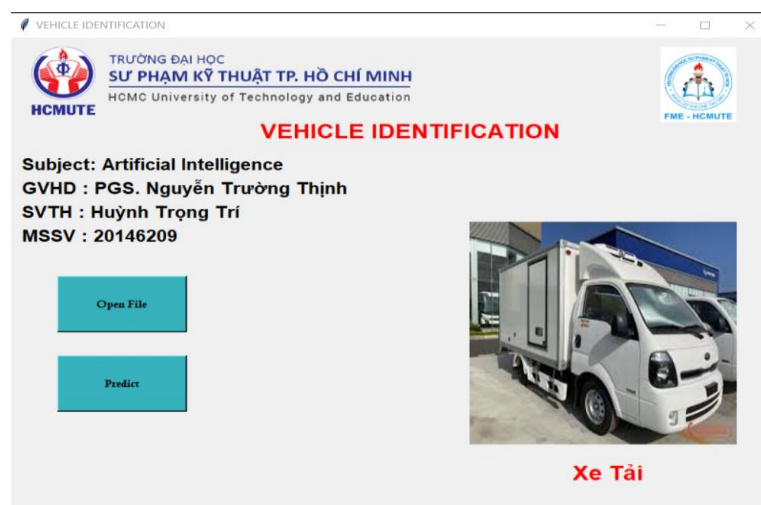


Hình 2: Đồ thị độ chính xác của mô hình và giá trị mất mát theo số lần học
Các hình ảnh được đưa lên driver, sau khi xử lý dữ liệu sẽ được đưa vào để dự đoán.



Hình 3: Kết quả dự đoán trên Google Colab

Để mô hình được ứng dụng rộng rãi, bất cứ ai cũng có thể sử dụng ở bất cứ nơi nào có internet, webapp được xây dựng với giao diện như sau:



Hình 4: Kết quả dự đoán trên webapp

5. Kết luận

Sử dụng trí tuệ nhân tạo (AI) để nhận diện phương tiện đã mang lại những tiến bộ đáng kể. AI giúp tự động hóa việc nhận diện và phân loại phương tiện với độ chính xác và hiệu suất cao. Ứng dụng của AI trong lĩnh vực này rất đa dạng và góp phần cải thiện an toàn và hiệu suất trong giao thông và vận tải. Mặc dù còn một số thách thức, nhưng tiềm năng của AI trong nhận diện phương tiện là rất hứa hẹn và đang tiếp tục được nghiên cứu và phát triển.

Tài Liệu Tham Khảo

Link drive:

<https://drive.google.com/drive/u/0/folders/1PInhTZWOZFacTKQkr19ybjtECj62nwUI>

QR GitHub

