





BÁO CÁO ĐỒ ÁN Học kỳ II, năm học 2023 - 2024 Học phần: KHAI PHÁ DỮ LIỆU LỚN

Số phách

(Do hội đồng chấm thi ghi)

Thừa Thiên Huế, tháng....năm 2023





ĐẠI HỌC HUẾ

KHOA KỸ THUẬT VÀ CÔNG NGHỆ

ĐỊCH



BÁO CÁO ĐỒ ÁN Học kỳ II, năm học 2023 - 2024

Học phần:

KHAI PHÁ DỮ LIỆU LỚN

Giảng viên hướng dẫn: Hồ Quốc Dũng

Lóp: KHDL&TTNT K1

Sinh viên thực hiện: Phạm Quốc Đạt

(ký tên và ghi rõ họ tên)

Số phách

(Do hội đồng chấm thi ghi)

Thừa Thiên Huế, tháng.....năm 2023

ĐẠI HỌC HUẾ KHOA KỸ THUẬT VÀ CÔNG NGHỆ మీళి

PHIẾU ĐÁNH GIÁ ĐỒ ÁN/TIỂU LUẬN/BÀI TẬP LỚN

Học kỳ II, năm học 2022 - 2023

Cán bộ chấm thi 1	Cán bộ chấm thi 2		
Nhận xét:	Nhận xét:		
Điểm đánh giá của CBCT1:	Điểm đánh giá của CBCT2:		
Bằng số:	Bằng số:		
Bằng chữ: Bằng chữ:			
Điểm kết luận:			
Bằng số:			
Bằng chữ:			
Thi	ra Thiên Huế, ngày tháng năm 2023		
Cán bộ chấm thi 1	Cán bộ chấm thi 2		
(Ký và ghi rõ họ và tên)	(Ký và ghi rõ họ và tên)		

LÒI CẨM ƠN

Em xin gửi lời cảm ơn chân thành đến thầy Hồ Quốc Dũng giảng viên môn "Khai phá dữ liệu lớn" đã trang bị giúp chúng em những kỹ năng cơ bản và kiến thức cần thiết để hoàn thành được bài tập này.

Tuy nhiên, trong quá trình thực hiện do kiến thức chuyên ngành của em còn hạn chế không thể tránh khỏi một vài thiếu sót khi trình bày và đánh giá vấn đề. Rất mong nhận được sự góp ý, đánh giá của các thầy cô để đề ài của chúng em hoàn thiện hơn.

Em xin chân thành cảm ơn!

LỜI CAM ĐOAN

Em xin cam đoan rằng: toàn bộ nội dung và kết quả bài làm trong đồ án này là sản phẩm của em thực hiện và được hoàn thiện với sự trung thực, không xuất hiện bất kì sự sao chép nào.

Tất cả sự giúp đỡ cho việc xây dựng bài làm đều được trích dẫn nguồn đầy đủ ở phần tài liệu tham khảo.

MỤC LỤC

LỜI CẨM ƠN	5
LÒI CAM ĐOAN	6
MỤC LỤC	7
DANH MỤC HÌNH ẢNH	8
MỞ ĐẦU	9
1. Lý do chọn đề tài	9
2. Mục tiêu nghiên cứu	10
3. Đối tượng và Phương pháp nghiên cứu	10
4. Cấu trúc báo cáo	
CHƯƠNG I: CRAWL DỮ LIỆU BÁN Ô TÔ	12
1.1 Xây dựng crawl Error! Bookmark	not defined.
CHƯƠNG II: XÂY DỰNG MÔ HÌNH NHẬN DIỆN Ô TÔ	18
2.1 Bộ dữ liệu huấn luyện	18
2.2 Huấn luyện mô hình	19
CHƯƠNG III: THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ	21
3.1 Các phương pháp đánh giá mô hình	21
3.2 Kết quả thực nghiệm	23
CHƯƠNG IV: KẾT LUÂN	26

DANH MỤC HÌNH ẢNH

Hình	1. Popular searchs	. 12
Hình	2. Phân tích trang web	. 13
Hình	3. Phân tích Url	.13
Hình	4. Xác định các trường dữ liệu cần crawl	. 14
Hình	5. Khai báo các thư viện cần dùng	. 15
Hình	6. Kết nối google colab với mongoDB	. 15
Hình	7. Duyệt qua các trang để crawl dữ liệu	. 16
Hình	8. Xây dựng hàm crawl dữ liệu	. 16
Hình	9. Crawl thông tin sản phẩm	. 17
Hình	10. Crawl ảnh sản phẩm	. 17
Hình	11. Dữ liệu sau crawl	. 17
Hình	12. Một vài mẫu dữ liệu từ bộ nhận diện ô tô	.18
Hình	13. Phân phối ảnh của dữ liệu	. 18
Hình	14. Xây dựng các lớp CNN	.20
Hình	15. Ma trận nhầm lẫn	.21
Hình	16. Trực quan hóa quá trình huấn luyện mô hình	.23
Hình	17. Ma trận nhầm lẫn cho quá trình huấn luyện	.23
Hình	18. Kết quả mô hình dự đoán	. 24
Hình	19. Mô hình dự đoán cho tập dữ liệu mới	.25
Hình	20. Trích xuất dữ liệu từ MongoDB	.25

MỞ ĐẦU

1. Lý do chọn đề tài

Thị trường ô tô Việt Nam đã chứng kiến một sự phát triển đáng kể trong thời gian gần đây, với sự xuất hiện liên tục của các mẫu xe mới. Thông tin từ Hiệp hội các nhà sản xuất ô tô trong nước (VAMA) chỉ ra rằng doanh số bán hàng của các doanh nghiệp thành viên trong 09 tháng đầu năm 2019 đã đạt 219,205 xe, tăng 18% so với cùng kỳ năm trước. Mặc dù có sự tăng trưởng đáng kể, tỷ lệ sở hữu ô tô tại Việt Nam vẫn duy trì ở mức thấp, chỉ dưới 30 xe ô tô/1,000 dân. Con số này đáng chú ý khi so sánh với một số quốc gia khác như Trung Quốc (120 xe/1,000 dân) và đặc biệt là Mỹ (800 xe/1,000 dân). Điều này chỉ ra rằng, khách hàng tiềm năng ở Việt Nam là rất lớn trong môi trường phát triển nhanh chóng như hiện nay. [1]

Bên cạnh đó, ô tô không chỉ là một phương tiện di chuyển mà còn là biểu tượng của tài sản có giá trị. Quyết định mua ô tô đòi hỏi sự cân nhắc và đánh giá kỹ lưỡng từ phía người tiêu dùng. Trong bối cảnh này, đặt ra thách thức lớn cho các doanh nghiệp về việc thu hút khách hàng mới và giữ chân khách hàng cũ, cũng như khuyến khích họ tiếp tục mua ô tô mới.

Đối mặt với thách thức này, việc nhận biết những yếu tố ảnh hưởng đến ý định mua xe ô tô của khách hàng trở nên quan trọng. Đội ngũ tư vấn chuyên nghiệp đóng một vai trò không nhỏ trong quá trình này, giúp doanh nghiệp duy trì mối quan hệ tích cực với khách hàng và tối ưu hóa doanh số bán hàng.

Dựa trên nhận những yếu tố trên, việc xây dựng mô hình gợi ý ô tô dựa trên hình ảnh trở nên thiết thực, giúp cung cấp những tư vấn chính xác và phù hợp. Mô hình này có tiềm năng nâng cao hiệu suất và chất lượng trong quá trình tư vấn sản phẩm, đồng thời hỗ trợ doanh nghiệp trong việc đáp ứng nhu cầu và mong muốn của khách hàng.

2. Mục tiêu nghiên cứu

Mục tiêu tổng quát:

Phát triển một hệ thống nhận gợi ý bán xe ô tô thông qua việc kết hợp mô hình Convolutional Neural Network [2] để nhận diện hình ảnh, thông qua đó lấy thông tin sản phẩm từ cơ sở dữ liệu để tư vấn thông tin cho khách hàng.

Muc tiêu cu thể:

- Độ chính xác cao trong nhận diện
 - Phát triển mô hình CNN với độ chính xác cao để nhận dạng các mẫu xe, hãng xe ô tô.
 - Giảm thiểu sai sót trong quá trình nhận diện, từ đó đề xuất thông tin chính xác hơn, đáp ứng đúng yêu cầu mà khách hàng mong muốn.
 - Đảm bảo mô hình nhận diện và phân loại các mẫu xe khác nhau: từ sedan, suv, coupe, xe thể thao, ...
- Hiệu quả trong điều kiện môi trường khác nhau:
 - Tối ưu hóa mô hình để hoạt động hiệu quả trong các điều kiện ánh sáng, thời tiết, địa hình, ... khác nhau.

3. Đối tượng và Phương pháp nghiên cứu

3.1 Đối tượng nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu: hệ thống phân loại và gợi ý xe ô tô, tập trung vào việc áp dụng mô hình Neural Network (CNN) để đạt kết quả cao trong việc nhận diện xe ô tô.

3.2 Phương pháp nghiên cứu

- Thu thập dữ liệu:
 - Xây dựng tập dữ liệu đa dạng chứa các hình ảnh về xe ô tô của nhiều hãng xe khác nhau trên thế giới.
- Xây dựng mô hình CNN
 - O Thiết kế mô hình CNN để nhận diện và phân loại các mẫu xe.

- Sử dụng các lớp Convolutional, Pooling, Fully Connected để học các đặc trưng từ dữ liệu
- Huấn luyện mô hình
 - O Tối ưu các tham số để mô hình nhận diện chính xác
- Kiểm thử và đánh giá
 - O Sử dụng mô hình để đánh giá hiệu suất trên các hình ảnh mới
 - o Đo lường độ chính xác, độ nhạy của mô hình

4. Cấu trúc báo cáo

Nội dung báo cáo bao gồm các chương sau:

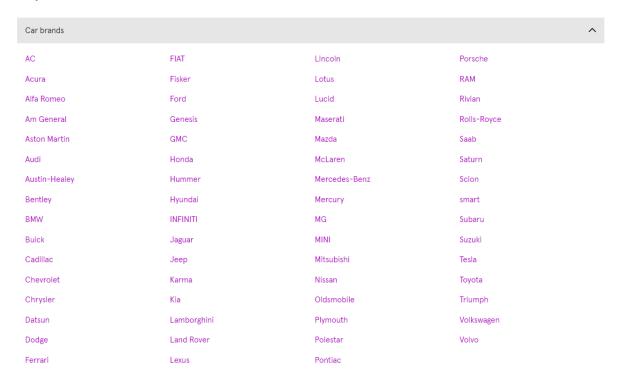
- Chương 1: Xây dựng bot crawl dữ liệu bán xe ô tô
- Chương 2: Xây dựng mô hình nhận diện
- Chương 3: Thực nghiệm và đánh giá
- Chương 4: Kết luận

CHƯƠNG I: CRAWL DỮ LIỆU BÁN Ô TÔ

1.1 Hiểu về trang web

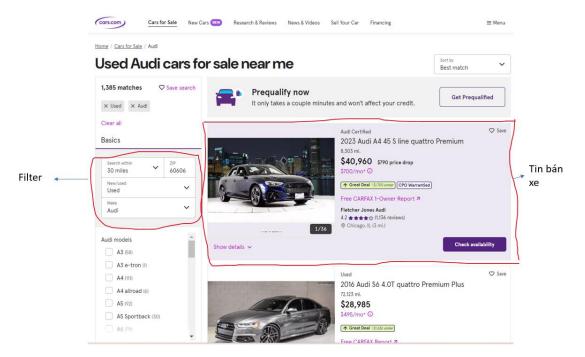
Ngoài bộ tìm kiếm thông thường, trang web đã lọc và xếp hạng những phương thức tìm kiếm phổ biến nhất, như: tìm kiếm theo brands, styles, price, city, ... Vì vậy chúng ta sẽ lấy tất cả brand của các hãng xe và tìm kiếm tin bán xe theo brand.

Popular searches



Hình 1. Popular searchs

Truy cập vào một brand để tìm kiếm tin bán xe.



Hình 2. Phân tích trang web

Chúng ta sẽ nhận được một URL:

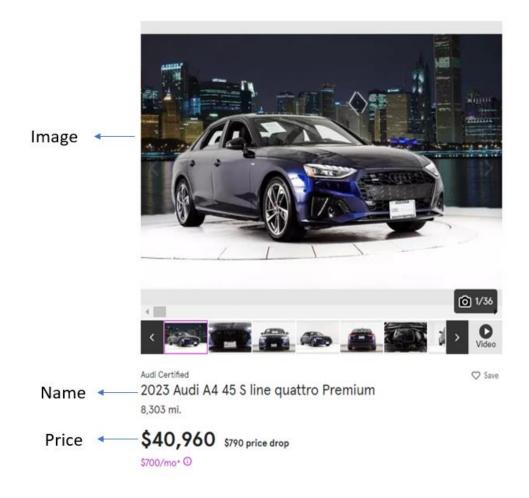
```
1 # https://www.cars.com/shopping/results/?dealer_id=&keyword=&list_price_max=
2 # &list_price_min=&makes[]=audi&maximum_distance=30&mileage_max=&monthly_payment
3 # =&page=2&page_size=20&sort=best_match_desc&stock_type=all&year_max=&year_min=&zip=60606
```

Hình 3. Phân tích Url

Trong đó:

- ✓ makes: là hãng xe ô tô, trong trường hợp của chúng ta là makes[] = audi.
- ✓ page: vị trí của trang hiện tại

Bằng cách sử dụng các tham số trên, chúng ta có thể truy cập đến các page chứa tin bán xe và thông tất cả các đường link dẫn đến chi tiết sản phẩm. Từ đó lấy thông tin chi tiết sản phẩm.



Hình 4. Xác định các trường dữ liệu cần crawl

1.2 Xây dựng crawl bot

Trong con crawl bot này, tôi sử dụng BeautifulSoup [3] là một thư viện Python được sử dụng để trích xuất thông tin từ các trang web và phân tích các đoạn mã HTML hoặc XML. Nó cung cấp các công cụ mạnh mẽ để đánh chỉ mục, điều hướng và tìm kiếm dữ liệu trong cấu trúc cây phân cấp của tài liệu HTML hoặc XML.

```
1!pip install pymongo
2 import requests
3 from bs4 import BeautifulSoup
4 import re
5 from pymongo.mongo_client import MongoClient
6 from pymongo.server_api import ServerApi
7 from threading import Thread
8 import random
```

Hình 5. Khai báo các thư viện cần dùng

Sau khi crawl dữ liệu thì kết nối với MongoDB [4] để lưu dữ liệu. MongoDB Atlas là cloud database của MongoDB được ra mắt vào năm 2016 chạy trên AWS, Microsoft Azure và Google Cloud Platform.



Hình 6. Kết nối google colab với mongoDB

Với mỗi brand chúng ta sẽ quét qua 150 trang chứa thông tin bán xe, để kiểm tra xem url đó có tồn tại hay không, chúng ta đặt nó trong "try except" nếu url tồn tại thì lấy url sản phẩm và sang trang tiếp theo, nếu url không tồn tại thì bỏ qua và sang brand mới.

Hình 7. Duyệt qua các trang để crawl dữ liệu

Tạo hàm để lấy thông tin chi tiết, bao gồm tên sản phẩm (name), id sản phẩm (listing_id), giá bán (price), số tiền trả mỗi tháng trong 6 năm (pay_per_month), basics, features, cosumer review, ...

```
def crawl_item(link):
    soup = BeautifulSoup(requests.get(link).text, 'html.parser') #läy source page

#Läy các thông tin từ source page:

# Name
try:
    name = soup.find('h1', class_='listing-title').get_text()
except:
    name = "NaN"

# Id
try:
    parsed_url = urlparse(link)
    listing_id = parsed_url.path.split("/")[-2]
except:
    listing_id = "NaN"

# Price
try:
    price = soup.find('span', class_='primary-price').get_text()
except:
    price = "NaN"
```

Hình 8. Xây dựng hàm crawl dữ liệu

Sau khi lấy được dữ liệu thì định dạng dữ liệu và lưu vào trong MongoDB:

```
#data lấy về dạng:
data = {
    "Id": listing_id,
    "Name": name,
    "Price": price,
    "pay_per_month_in_6_years": pay_per_month_in_6_years,
    "Basics": data_dict,
    "Features": features_dict,
    "review": {
        "star": star,
        "total_review": total_review,
    },
    'img':0
    }
return data
```

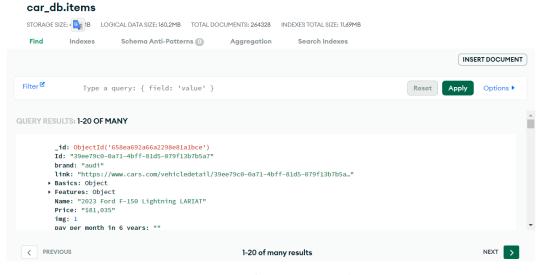
Hình 9. Crawl thông tin sản phẩm

Lấy dữ liệu ảnh của sản phẩm:

Hình 10. Crawl ảnh sản phẩm

1.3 Kết quả

Sau khi hoàn tất quá trình crawl, chúng ta đã thu được 260k record về sản phẩm:



Hình 11. Dữ liệu sau crawl

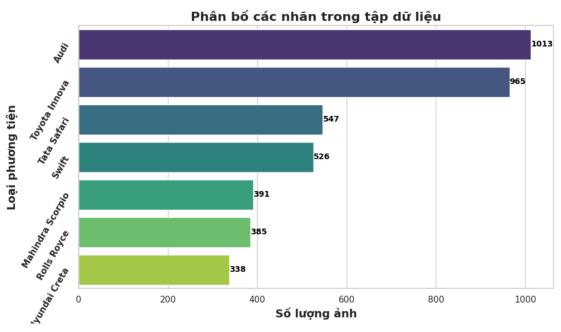
CHƯƠNG II: XÂY DỰNG MÔ HÌNH NHẬN DIỆN Ô TÔ

2.1 Bộ dữ liệu huấn luyện

Bộ dữ liệu "Car_Images" [5] bao gồm 4165 ảnh màu , được chia thành 2 thư mục huấn luyện và kiểm thử theo tỉ lệ 80-20 với mỗi thư mục gồm 7 class: Audi, Huyndai Creta, Mahindra Scoprio, Rolls Royce, Swift, Tata Safari, Toyota Innova.

STT	Desciption	Examples				
1	Toyota					
2	Suzuki	2020 CRETA E-VARIANT				
3	Tata Safari					
4	Rolls Royce					
5	Huyndai					
6	Mahindra					
7	Audi					

Hình 12. Một vài mẫu dữ liệu từ bộ nhận diện ô tô



Hình 13. Phân phối ảnh của dữ liệu

2.2 Huấn luyện mô hình

Xây dựng mô hình CNN ứng với bài toán nhận diện ô tô dựa trên tập dữ liệu "Car_Image":

Khởi tạo mô hình Sequential() từ thư viện Tensorflow, giúp chúng ta thêm lần lượt các lớp vào vào mô hình.

Lớp Convolution và MaxPool thứ nhất:

- Convolution2D(32, (3, 3), input_shape=(sz, sz, 3), activation='relu'): Thêm một lớp Convolution với:
 - Số filter/kernel: 32
 - Kích thước mỗi filter: 3x3
 - \circ Kích thước của ảnh: sz = 128
 - o Hàm kích hoạt: ReLu
- MaxPooling2D(pool_size=(2, 2)): Thêm một lớp MaxPooling với kích thước pool là (2, 2).

Lớp Convolution và MaxPool thứ hai:

- Convolution2D(32, (3, 3), activation='relu')
- MaxPooling2D(pool_size=(2, 2))

Lớp Flatten(): lớp Flatten giúp chuyển các kết quả từ lớp Convolution, Maxpool thành các vector để đưa vào lớp Fully Connected.

Lớp Fully Connected và Dropout:

- Dense(units=1280, activation='relu'): Thêm một lớp fully connected với:
 - o Số lượng node: 1280.
 - o Hàm kích hoat: ReLU.
- Dropout(0.40): Thêm một lớp Dropout với tỷ lệ dropout là 40% để giảm overfitting.
- Dense(units=32, activation='relu'): Thêm một lớp fully connected khác với
 32 đơn vị và hàm kích hoạt là ReLU.

Lớp Output:

- Dense(units=7, activation='softmax'): Thêm một lớp fully connected output với:
 - Số lượng node: 7 (tương ứng với số lượng class trong tập dữ liệu)
 - o Hàm kích hoạt: Softmax.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output	Shape	Param #
conv2d (Conv2D)		126, 126, 32)	
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None,	63, 63, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None,	61, 61, 32)	9248
max_pooling2d_1 (MaxPooling2			0
flatten (Flatten)	(None,	28800)	0
dense (Dense)	(None,	1280)	36865280
dropout (Dropout)	(None,	1280)	0
dense_1 (Dense)	(None,	32)	40992
dense_2 (Dense)	(None,	7)	231
Total params: 36,916,647			

Total params: 36,916,647 Trainable params: 36,916,647 Non-trainable params: 0

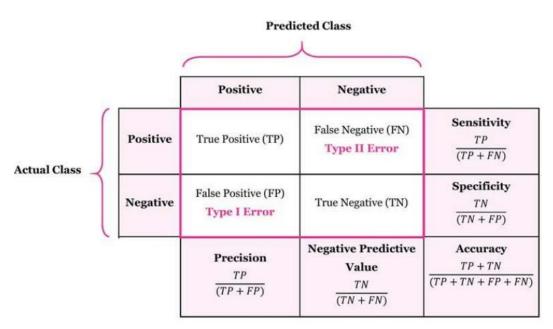
Hình 14. Xây dựng các lớp CNN

CHƯƠNG III: THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ

3.1 Các phương pháp đánh giá mô hình

3.1.1 Ma trận nhầm lẫn

Confusion Matrix [6] – Ma trận nhầm lẫn: là một công cụ đánh giá hiệu suất của mô hình phân loại, đặc biệt là khi áp dụng cho bài toán phân loại đa lớp. Nó thống kê số lượng nhãn dự đoán và thực tế cuả từng kết quả. Từ đó giúp tính toán các chỉ số đánh giá hiệu suất như precision, recall, F1-score và accuracy cho từng lớp cũng như toàn bộ mô hình. Nó cung cấp cái nhìn chi tiết về cách mô hình của bạn đang phân loại dữ liệu và giúp xác định những lớp nào mà mô hình có hiệu suất tốt hoặc kém.



Hình 15. Ma trận nhầm lẫn

3.1.2 Precision

Precision là một phép đo độ chính xác của mô hình trong việc dự đoán các mẫu thuộc positive class (lớp tích cực). Precision được tính bằng cách chia số lượng true positives cho tổng số lượng dự đoán được xác định là positive, bao gồm cả true positives và false positives.

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

3.1.3 Recall

Recall, còn được gọi là sensitivity hoặc true positive rate, là một phép đo đánh giá khả năng của mô hình trong việc tìm ra tất cả các mẫu thuộc positive class (lớp tích cực). Recall được tính bằng cách chia số lượng True Positives cho tổng số lượng mẫu thực sự thuộc positive class, bao gồm cả True Positives và False Negatives

$$R = \frac{FP}{TP + FP}$$

3.1.4 F1-score

F1 Score— Chỉ số F1: là một độ đo hiệu suất được sử dụng trong việc đánh giá chất lượng của mô hình phân loại, đặc biệt là khi có sự không cân bằng giữa các lớp (class imbalance). F1 score kết hợp giữa precision và recall, hai chỉ số quan trọng khác trong việc đánh giá mô hình phân loại. F1 score càng cao tương ứng precision và recall càng cao, mô hình phân loại càng tốt.

$$F1 - score = \frac{2 * P * R}{P + R}$$

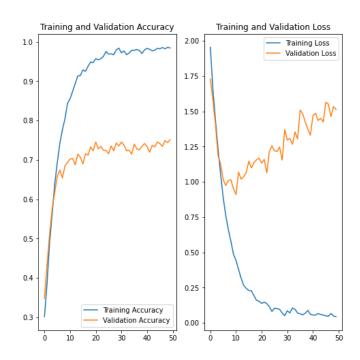
3.1.5 Độ chính xác

Accuracy – Độ chính xác: Đây là cách đơn giản nhất để đánh giá một mô hình phân lớp đó là sử dụng độ chính xác (Accuracy). Ý tưởng đơn giản là tỷ lệ giữa các mẫu dự đoán đúng trên tổng số mẫu của dữ liệu kiểm thử.

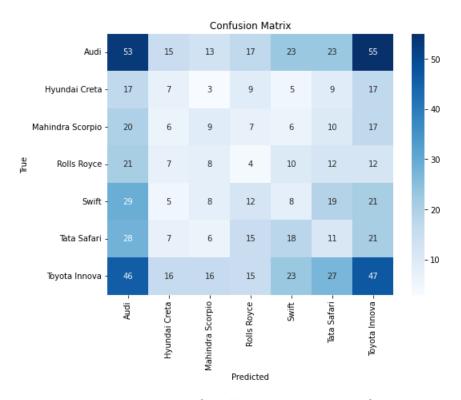
$$Accuracy = \frac{S\~o lượng dự đoán đúng}{Tổng số mẫu}$$

3.2 Kết quả thực nghiệm

3.2.1 Quá trình huấn luyện



Hình 16. Trực quan hóa quá trình huấn luyện mô hình



Hình 17. Ma trận nhầm lẫn cho quá trình huấn luyện

Actual: Audi, Predicted: Audi. Confidence: 100.0%



Actual: Hyundai Creta, Predicted: Hyundai Creta. Confidence: 99.99%



Actual: Audi, Predicted: Audi. Confidence: 95.85%



Actual: Swift, Predicted: Toyota Innova. Confidence: 97.84%



Actual: Hyundai Creta, Predicted: Toyota Innova. Confidence: 99.06%

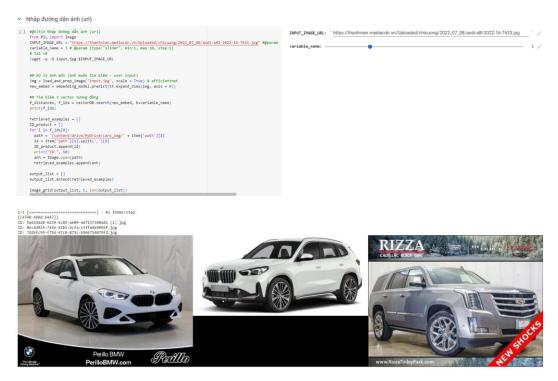


Actual: Hyundai Creta, Predicted: Hyundai Creta. Confidence: 99.94%



Hình 18. Kết quả mô hình dự đoán

3.2.2 Dự đoán trên dữ liệu thực tế



Hình 19. Mô hình dự đoán cho tập dữ liệu mới

Mô hình trả về kết quả cuối cùng là ảnh và id của sản phẩm tương tự, người dùng có thể trích xuất thông tin của các sản phẩm từ cơ sở dữ liệu. Từ đó có thể đề xuất và tư vấn cho khách hàng các sản phẩm hiệu quả.



Hình 20. Trích xuất dữ liệu từ MongoDB

CHƯƠNG IV: KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã thành công đề xuất giải pháp nhận diện và gợi ý bán ô tô từ hình ảnh, sử dụng Convolutional Neural Network (CNN). Qua kết quả thực nghiệm, chúng tôi đã chứng minh rằng phương pháp tiếp cận của chúng tôi không chỉ đạt được độ chính xác cao mà còn có khả năng xử lý nhanh chóng. Mô hình của chúng tôi đã nhận diện các hãng xe ô tô phổ biến như Toyota, Audi, Huyndai một cách chính xác, không làm giảm chất lượng kết quả. Hiệu suất tốt không chỉ được chứng minh trong điều kiện thử nghiệm mà còn được thể hiện qua sự linh hoạt và khả năng ứng dụng trong các tình huống thực tế. Chúng tôi tin rằng mô hình này có thể đóng góp tích cực vào việc nâng cao khả năng tư vấn từ đó thỏa mãn được nhu cầu của và tạo mối quan hệ tốt với khách hàng, giúp nâng cao được hiệu quả bán xe ô tô.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] Tiên Đ. T. T. và Thuận L. T., "Các yếu tố ảnh hưởng đến ý định tiếp tục mua ô tô thương hiệu Toyota của khách hàng tại Thành phố Vĩnh Long", *TẠP CHÍ KHOA HỌC ĐẠI HỌC MỞ THÀNH PHÓ HỞ CHÍ MINH KINH TÉ VÀ QUẢN TRỊ KINH DOANH*, vol 17, số p.h 3, tr 135–147, 2022, doi: 10.46223/HCMCOUJS.econ.vi.17.3.1981.2022.
- [2] "CS231n Convolutional Neural Networks for Visual Recognition". Truy cập: 4 Tháng Giêng 2024. [Online]. Available at: https://cs231n.github.io/convolutional-networks/
- [3] "Beautiful Soup Documentation Beautiful Soup 4.4.0 documentation". Truy cập: 17 Tháng Giêng 2024. [Online]. Available at: https://beautiful-soup-4.readthedocs.io/en/latest/
- [4] "MongoDB Atlas: Cloud Document Database | MongoDB". Truy cập: 17 Tháng Giêng 2024. [Online]. Available at: https://www.mongodb.com/cloud/atlas/lp/try4?utm_source=google&utm_campaign= search_gs_pl_evergreen_atlas_core_prosp-brand_gic-null_apac-vn_ps-all_desktop_eng_lead&utm_term=mongodb&utm_medium=cpc_paid_search&utm_ad=e&utm_ad_campaign_id=12212624377&adgroup=115749709583&cq_cmp=122 12624377&gad_source=1&gclid=CjwKCAiA75itBhA6EiwAkho9e1SinEeA22IuGT z6LrC-8hhqqvdlFa1fE2I6vAxiMDac17hlrUcrGhoCL-gQAvD_BwE
- [5] "Car Images Dataset". Truy cập: 17 Tháng Giêng 2024. [Online]. Available at: https://www.kaggle.com/datasets/kshitij192/cars-image-dataset
- [6] H. N. B, "Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall, F1 Score", Analytics Vidhya. Truy cập: 17 Tháng Giêng 2024. [Online]. Available at: https://medium.com/analytics-vidhya/confusion-matrix-accuracy-precision-recall-f1-score-ade299cf63cd