

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC HÀNG HẢI VIỆT NAM**  
**KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**



**THUYẾT MINH**  
**BÁO CÁO BÀI TẬP LỚN**  
**ĐỀ TÀI**

**XÂY DỰNG CHƯƠNG TRÌNH NHẬN DẠNG**  
**QUỐC KỲ CÁC QUỐC GIA**

**GVHD: TS. NGUYỄN HỮU TUÂN**

**SVTH: PHẠM BÁ HUY**

**MSV: 87726**

**Hải Phòng, tháng 5/2023**

## MỤC LỤC

MỞ ĐẦU .....	1
1. Tính cấp thiết của vấn đề nghiên cứu .....	1
2. Tổng quan về tình hình nghiên cứu thuộc lĩnh vực đề tài .....	2
3. Mục tiêu, đối tượng, phạm vi nghiên cứu .....	3
4. Phương pháp nghiên cứu, kết cấu của công trình nghiên cứu .....	3
5. Kết quả đạt được của đề tài .....	4
CHƯƠNG 1 : BÀI TOÁN NHẬN DẠNG CỜ CÁC QUỐC GIA .....	6
1.1. Giới thiệu bài toán nhận dạng cờ các quốc gia .....	6
1.2. Một số yếu tố tác động tới hiệu năng của chương trình nhận dạng cờ các quốc gia .....	6
1.3. Các phương pháp nhận dạng cờ các quốc gia .....	7
CHƯƠNG 2 : CHƯƠNG TRÌNH NHẬN DẠNG CỜ CÁC QUỐC GIA .....	8
2.1. Kiến trúc của hệ thống .....	8
2.2. Giới thiệu công cụ Teachable Machine .....	9
2.3. Mô hình MobileNet .....	10
2.4. Mạng K-NN .....	10
2.5. Teachable Machines phát hiện đối tượng như thế nào? .....	13
2.6. Thuật toán của chương trình nhận dạng cờ các quốc gia .....	14
CHƯƠNG 3 : XÂY DỰNG CHƯƠNG TRÌNH NHẬN DẠNG CỜ CÁC QUỐC GIA .....	16
3.1. Công cụ lập trình .....	16
3.2. Dữ liệu thử nghiệm .....	16
3.3. Kết quả nhận dạng .....	17
KẾT LUẬN .....	19
TÀI LIỆU THAM KHẢO .....	20

## DANH SÁCH HÌNH ẢNH

HÌNH 2.1: KIẾN TRÚC HỆ THỐNG NHẬN DẠNG CỜ CÁC QUỐC GIA ...	8
HÌNH 2.2: TL-MOBILENET DỰA TRÊN MÔ HÌNH HỌC CHUYỂN GIAO.	9
HÌNH 2.3: MÔ PHỎNG CÁCH XÁC ĐỊNH NHÃN CHO DỮ LIỆU A. ....	11
HÌNH 2.4: TẬP DỮ LIỆU D GỒM 15 ĐIỂM. ....	12
HÌNH 2.5: NĂM ĐIỂM CÓ VỊ TRÍ GẦN A NHẤT. ....	13
<i>HÌNH 2.6: LƯU ĐỒ THUẬT TOÁN CỦA CHƯƠNG TRÌNH NHẬN DẠNG CỜ.</i>	<i>15</i>
HÌNH 3.1: HÌNH ẢNH DỮ LIỆU THỬ NGHIỆM. ....	17
HÌNH 3.2: KẾT QUẢ NHẬN DẠNG CÁC LÀ CỜ CỦA MỘT SỐ QUỐC GIA	18

## DANH SÁCH THUẬT NGỮ, CHỮ VIẾT TẮT

K-Nearest Neighbors	<b>K-NN</b>
recurrent neural network	<b>RNN</b>
Neural Network	<b>NN</b>
Convolutional Neural Network	<b>CNN</b>
Machine Learning	<b>ML</b>
Tiny Layout	<b>TL</b>
Version 3	<b>V3</b>

## **MỞ ĐẦU**

### **1. Tính cấp thiết của vấn đề nghiên cứu**

Nhận dạng cờ các quốc gia là vấn đề rất quan trọng trong nhiều lĩnh vực khác nhau như thể thao, du lịch, địa lý, giáo dục và đặc biệt là an ninh quốc phòng. Việc nhận dạng cờ quốc gia là một công việc quan trọng trong việc phân biệt các quốc gia và khu vực khác nhau, đóng vai trò quan trọng trong việc kiểm soát và giám sát biên giới, đảm bảo an ninh và an toàn cho quốc gia. Ngoài ra, trong lĩnh vực thể thao, việc nhận dạng cờ các quốc gia cũng là một yếu tố quan trọng trong việc phân biệt giữa các đội tuyển quốc gia khác nhau. Trong du lịch, nhận dạng cờ quốc gia cũng giúp du khách có thể nhận biết các quốc gia và khu vực khác nhau một cách nhanh chóng và dễ dàng hơn. Trong giáo dục, việc nhận dạng cờ quốc gia cũng có thể giúp cho học sinh và sinh viên hiểu rõ hơn về các quốc gia khác nhau, tăng cường kiến thức về địa lý và lịch sử. Do đó, việc nghiên cứu và phát triển các phương pháp và công nghệ để nhận dạng cờ quốc gia là rất cần thiết và có tính ứng dụng cao trong nhiều lĩnh vực. Nó không chỉ giúp cho việc phân biệt các quốc gia và khu vực khác nhau một cách nhanh chóng và chính xác mà còn đóng vai trò quan trọng trong việc bảo đảm an ninh quốc phòng, đảm bảo sự an toàn và tiện lợi cho các hoạt động du lịch, giáo dục và thể thao.

Để giải quyết bài toán nhận dạng cờ các quốc gia, có thể chia thành hai hướng chính như sau:

Hướng dựa trên các kỹ thuật xử lý ảnh:

Sử dụng các kỹ thuật xử lý ảnh như phân đoạn (segmentation) và phân loại đối tượng (object classification) để phát hiện và nhận dạng các đặc trưng của các

quốc kỳ trên cờ, như màu sắc, hình dáng, biểu tượng, kí hiệu, ... Từ đó, xác định được quốc gia tương ứng với mỗi cờ.

Hướng dựa trên các mô hình học sâu:

Sử dụng các mô hình học sâu như mạng nơ-ron tích chập (CNN), mạng nơ-ron hồi quy (RNN), mạng nơ-ron đối với đối tượng (object detection networks),... để huấn luyện trên các dữ liệu hình ảnh cờ các quốc gia. Các mô hình này sẽ học được các đặc trưng quan trọng của các cờ quốc gia và có thể phân loại các cờ quốc gia khác nhau dựa trên các đặc trưng này.

Ở đây, em chọn theo hướng mô hình học sâu.

## **2. Tổng quan về tình hình nghiên cứu thuộc lĩnh vực đề tài**

Lĩnh vực nhận dạng cờ các quốc gia là một trong những lĩnh vực phát triển nhanh chóng trong thời gian gần đây. Nghiên cứu này liên quan đến việc nhận dạng và phân loại các cờ quốc gia từ các hình ảnh được cung cấp. Các nghiên cứu trong lĩnh vực này đang tập trung vào việc sử dụng kỹ thuật học sâu để xử lý các hình ảnh cờ. Các mô hình mạng học sâu, đặc biệt là các mô hình mạng nơ-ron tích chập (CNN), đã được sử dụng để tạo ra các giải pháp nhận dạng cờ chính xác và hiệu quả. Các công trình nghiên cứu trong lĩnh vực này bao gồm các phương pháp nhận dạng cờ dựa trên kỹ thuật mô hình mạng CNN, nhận dạng và phân tích các đặc trưng của cờ sử dụng các kỹ thuật xử lý ảnh, và các phương pháp kết hợp giữa hai hướng này. Ngoài ra, một số nghiên cứu cũng đã tập trung vào việc xây dựng các tập dữ liệu chứa các hình ảnh cờ của các quốc gia khác nhau để sử dụng cho việc huấn luyện các mô hình nhận dạng cờ. Tuy nhiên, vẫn còn một số thách thức trong việc nhận dạng cờ các quốc gia, như sự khác biệt về cờ và tỷ lệ giữa các cờ, sự mất mát thông tin do nhiễu và biến dạng của hình ảnh, và sự phân biệt giữa các cờ giống nhau của các quốc gia khác nhau. Do đó, việc nghiên cứu và phát triển các phương pháp nhận dạng cờ chính xác và hiệu quả vẫn là một thách thức đối với cộng đồng nghiên cứu.

### **3. Mục tiêu, đối tượng, phạm vi nghiên cứu**

Mục tiêu của đề tài là xây dựng một hệ thống nhận dạng cờ các quốc gia bằng cách sử dụng các kỹ thuật học sâu.

Đối tượng nghiên cứu của đề tài là các cờ quốc gia trên thế giới.

Phạm vi của đề tài bao gồm:

- Tìm hiểu các phương pháp và kỹ thuật học sâu hiện đang được sử dụng để nhận dạng đối tượng trong ảnh.
- Xây dựng một bộ dữ liệu chứa các hình ảnh về các cờ quốc gia trên thế giới.
- Áp dụng các kỹ thuật học sâu để huấn luyện mô hình nhận dạng cờ.
- Đánh giá độ chính xác của mô hình trên các bộ dữ liệu thử nghiệm và so sánh với các phương pháp nhận dạng cờ khác.

### **4. Phương pháp nghiên cứu, kết cấu của công trình nghiên cứu**

Phương pháp nghiên cứu:

- Tìm hiểu và thu thập các tài liệu, nghiên cứu liên quan đến lĩnh vực nhận dạng cờ các quốc gia.
- Tìm hiểu và áp dụng các phương pháp học sâu để giải quyết bài toán nhận dạng cờ các quốc gia.
- Tiến hành xây dựng và huấn luyện các mô hình mạng học sâu.
- Tiến hành đánh giá các mô hình đã xây dựng bằng các chỉ số đánh giá phù hợp, như độ chính xác, độ nhạy, độ đặc hiệu, và thời gian xử lý.
- Phân tích và đánh giá kết quả của nghiên cứu, rút ra các kết luận và đưa ra các đề xuất để cải thiện hiệu quả của bài toán nhận dạng cờ các quốc gia.

Kết cấu của công trình nghiên cứu:

1. Giới thiệu về bài toán nhận dạng cờ các quốc gia và tầm quan trọng của việc nghiên cứu trong lĩnh vực này.

2. Tổng quan về các phương pháp truyền thống và các phương pháp học sâu được sử dụng để giải quyết bài toán nhận dạng cờ các quốc gia.

3. Phân tích và đánh giá các mô hình mạng học sâu được áp dụng cho bài toán nhận dạng cờ các quốc gia, bao gồm các kiến trúc mô hình và các kỹ thuật huấn luyện.

4. Thực nghiệm và đánh giá các mô hình mạng học sâu đã được xây dựng.

5. Đánh giá và phân tích kết quả của nghiên cứu, rút ra các kết luận và đưa ra các đề xuất để cải thiện hiệu quả của bài toán nhận dạng cờ các quốc gia.

6. Kết luận và hướng phát triển cho các nghiên cứu tiếp theo.

## **5. Kết quả đạt được của đề tài**

Em đã nghiên cứu các kiến trúc mạng học sâu phổ biến áp dụng cho bài toán nhận dạng cờ các quốc gia bằng các huấn luyện thông qua dịch vụ được cung cấp bởi Google- Teachable Machines, kỹ thuật lập trình với Python, các nền tảng lập trình có liên quan, cài đặt được chương trình demo và thu được các kết quả chính sau:

+ Nghiên cứu nền tảng lý thuyết cho bài toán nhận dạng cờ các quốc gia, tìm hiểu các công bố có liên quan về bài toán nhận dạng nói chung và nhận dạng cờ các quốc gia nói riêng.

+ Cài đặt được chương trình demo cho phép thực hiện nhận dạng cờ các quốc gia.

+ Chương trình demo sử dụng mô hình được huấn luyện trên Teachable Machines khi nhận dạng có độ chính xác cao.

+ Chương trình đã được thử nghiệm và có độ chính xác cao trên tập dữ liệu mà em tự thu thập từ một ảnh có sẵn và các góc khác nhau chụp bởi webcam.

Em đã sử dụng các công cụ Chorme, OpenCV và Spyder để cài đặt chương trình demo với ngôn ngữ lập trình Python, Sublime Text 3 để cài đặt chương trình demo với html-css JavaScript.



### ***Thuyết minh đề tài báo cáo bài tập lớn***

---

Hệ thống demo được thử nghiệm trên tập dữ liệu do em tự thu thập là các ảnh từ mạng Internet, từ webcam thực tế.

Kết quả thử nghiệm cho thấy độ chính xác của hệ thống rất tốt khi phát hiện được tất cả các nước trên thế giới. Hệ thống cũng có tốc độ đủ nhanh để có thể áp dụng cho các ứng dụng đòi hỏi thời gian thực.

## **CHƯƠNG 1:**

### **BÀI TOÁN NHẬN DẠNG CỜ CÁC QUỐC GIA**

#### **1.1. Giới thiệu bài toán nhận dạng cờ các quốc gia**

Bài toán nhận dạng cờ các quốc gia là một trong những bài toán thú vị và có ứng dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau như phân loại, quản lý thông tin và bảo mật. Mục tiêu của bài toán là nhận dạng và phân loại các cờ quốc gia từ hình ảnh. Để giải quyết bài toán này, chúng ta cần phải sử dụng các kỹ thuật xử lý ảnh và học máy. Các phương pháp tiếp cận phổ biến hiện nay là sử dụng kỹ thuật học sâu, đặc biệt là mạng nơ-ron tích chập (CNN) để phân loại các cờ quốc gia. Các ứng dụng của bài toán này rất đa dạng. Ví dụ, trong lĩnh vực bảo mật, bài toán nhận dạng cờ các quốc gia có thể được sử dụng để kiểm tra tính hợp lệ của các tài liệu được gửi qua mạng hoặc để kiểm tra địa điểm của các thiết bị định vị. Trong lĩnh vực giáo dục, bài toán này có thể được sử dụng để giúp học sinh học tập về các quốc gia trên thế giới. Ngoài ra, bài toán còn có thể được sử dụng trong lĩnh vực thể thao, chẳng hạn như giúp các nhà tuyển dụng xác định quốc tịch của các vận động viên để đăng ký tham gia các giải đấu quốc tế.

#### **1.2. Một số yếu tố tác động tới hiệu năng của chương trình nhận dạng cờ các quốc gia**

Tuy là một bài toán con của bài toán nhận dạng nhưng bài toán nhận dạng cờ các quốc gia không phải là một bài toán dễ do các yếu tố sau đây:

- + ánh sáng ngoài trời, gió, thời tiết xấu ảnh hưởng đến độ chính xác của chương trình.

- + tốc độ, các lá cờ thường được treo ngoài trời, tốc độ gió sẽ ảnh hưởng rất lớn đến sự thay đổi vị trí cũng như hình dạng của cờ không kể việc lá cờ bị che mất một phần bởi chính nó làm chương trình khó có thể nhận dạng đúng.

- + các lá cờ bị che khuất lẫn nhau nên dễ bị nhận nhầm do trong các đại hội hay các cuộc hội nghị, lá cờ thường để gần nhau.

- + kích thước, các lá cờ có nhiều kích thước khác với đầu vào được huấn luyện gây khó khăn.

Bên cạnh đó, mặc dù cùng 1 loại đối tượng (như kẻ ngang hai màu hay ba màu như Poland và Indonesia, Đức và Bỉ) lại có các màu sắc xếp như nhau nhưng ngược với nhau để ảnh hưởng tới độ chính xác.

### **1.3. Các phương pháp nhận dạng cờ các quốc gia**

Teachable Machines là một công cụ được cung cấp bởi Google giúp người dùng có thể tạo ra các mô hình học máy đơn giản mà không cần phải có kiến thức chuyên sâu về lập trình hay machine learning. Để nhận dạng các cờ quốc gia bằng Teachable Machines, ta có thể sử dụng phương pháp phân loại hình ảnh (image classification).

#### **Bước 1: Chuẩn bị dữ liệu**

Thu thập ảnh của các cờ quốc gia cần nhận dạng. Các ảnh này nên được chụp trong điều kiện ánh sáng đồng đều và góc chụp đồng nhất.

Cắt ảnh để chỉ lấy phần cờ, loại bỏ phần nền xung quanh.

Chia tập dữ liệu thành 3 phần: tập huấn luyện (training set), tập xác nhận (validation set) và tập kiểm tra (test set).

#### **Bước 2: Xây dựng mô hình**

Sử dụng công cụ Teachable Machines để tạo ra một mô hình phân loại hình ảnh đơn giản.

Sử dụng tập huấn luyện để huấn luyện mô hình.

Sử dụng tập xác nhận để kiểm tra độ chính xác của mô hình và tinh chỉnh các tham số nếu cần thiết.

#### **Bước 3: Kiểm tra mô hình**

Sử dụng tập kiểm tra để đánh giá độ chính xác của mô hình.

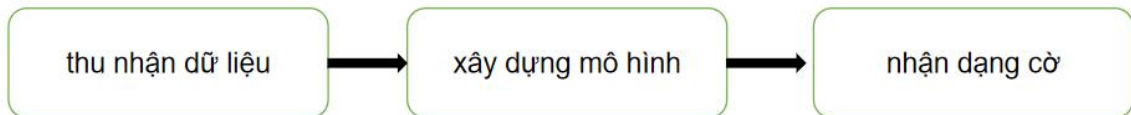
Nếu độ chính xác chưa đạt yêu cầu, có thể cần thiết phải cải thiện tập dữ liệu hoặc điều chỉnh tham số của mô hình.

## CHƯƠNG 2:

### CHƯƠNG TRÌNH NHẬN DẠNG CỜ CÁC QUỐC GIA

#### 2.1. Kiến trúc của hệ thống

Hình 2.1 là minh hoạ các thành phần trong kiến trúc của hệ thống nhận dạng cờ các quốc gia mà em xây dựng.



*Hình 2.1: Kiến trúc hệ thống nhận dạng cờ các quốc gia*

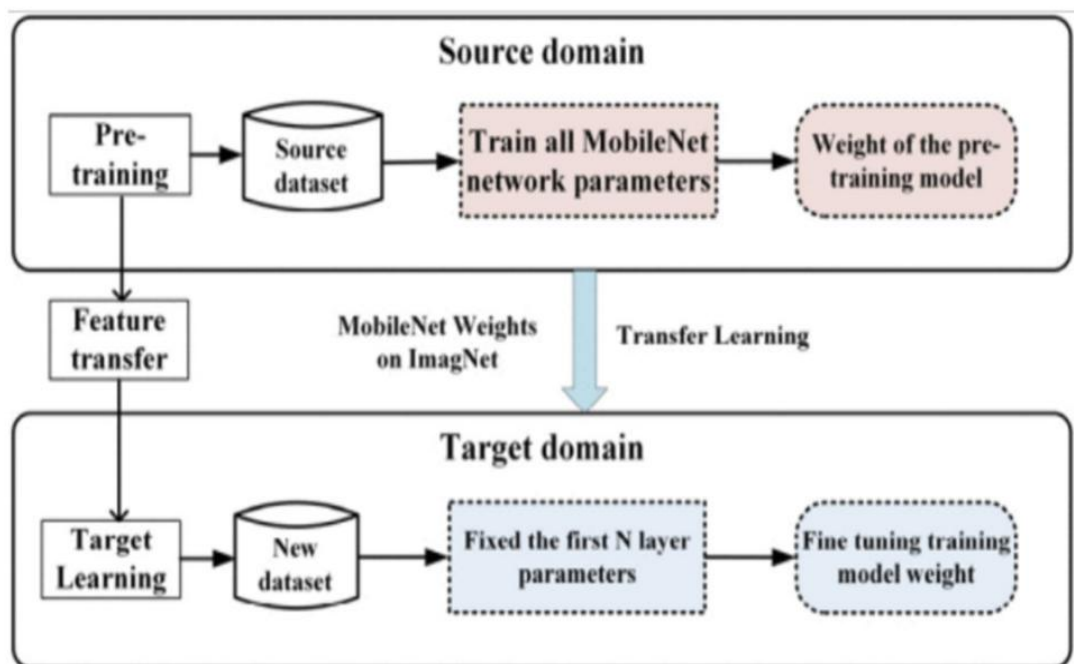
Như được minh hoạ ở hình 2.1, hệ thống nhận dạng cờ các quốc gia gồm các bước cụ thể sau:

- + Thu thập dữ liệu từ 220 ảnh gốc của 220 quốc gia và vùng lãnh thổ.
- + : Sử dụng nguồn dữ liệu đã thu thập được ở bước 1 để huấn luyện, mỗi ảnh gốc sẽ thêm 20 đến 30 ảnh chụp bằng webcam các góc độ rồi tải mô hình sử dụng công cụ Teachable Machine.
- + Trong đề tài này, em sử dụng Teachable Machines cho bước nhận dạng các hình ảnh cờ. Bước thứ 2 của hệ thống sẽ cho kết quả là danh sách các lá cờ có trong mẫu huấn luyện.
- + Các lá cờ này được gắn với tên của labels và lấy ảnh ra trong thư mục flag.
- + Chương trình nhận dạng sẽ đọc ảnh đầu từ thư mục input vào sau đó thực hiện phỏng đoán từ mô hình trên.
- + Hệ thống sẽ ghi lại kết quả thực hiện hiển thị ra tại cửa sổ console đồng thời hiển thị kết quả ngay trên màn hình.

Trong hệ thống trên, có hai thành phần cốt lõi là mạng K-NN của Teachable Machines và kỹ thuật TL-MobileNet dựa trên mô hình học chuyên giao. Vì vậy, ở các phần tiếp theo của đề tài, em sẽ trình bày chi tiết về hai kỹ thuật này.

## 2.2. Giới thiệu công cụ Teachable Machine

Teachable Machine sử dụng phương pháp học chuyển giao, một kỹ thuật ML để tìm các mẫu và xu hướng trong hình ảnh hoặc mẫu âm thanh, đồng thời tạo ra một mô hình phân loại đơn giản và dễ dàng trong vòng vài giây. Để xây dựng các lớp phân loại hình ảnh, Teachable Machine dựa trên mạng nhận dạng hình ảnh được đào tạo trước gọi là MobileNet - Mạng này đã được đào tạo để nhận ra hàng ngàn đối tượng (chẳng hạn như mèo, chó, ô tô, trái cây và chim). Hình 2.2 cho thấy quá trình đào tạo TL-MobileNet dựa trên mô hình học chuyển giao. Các trọng số và đặc trưng của mô hình MobileNet được đào tạo trước trong bộ miền nguồn (Source domain), sau đó chúng được chuyển sang miền đích (Target domain) để phân loại. Miền đích không sử dụng khởi tạo ngẫu nhiên để bắt đầu quá trình học dữ liệu ngay từ đầu và các tham số mô hình được chia sẻ giữa miền nguồn và miền đích, vì vậy phương pháp này sẽ giúp cải thiện hiệu quả học tập. MobileNet sử dụng Depthwise Separable Convolutions để giảm số lượng tính toán, giảm số lượng params, đồng thời có thể thực hiện trích xuất đặc trưng một cách tách biệt trên các channel khác nhau.



Hình 2.2: TL-MobileNet dựa trên mô hình học chuyển giao.

### **2.3. Mô hình MobileNet**

MobileNet là một kiến trúc mạng nơ-ron tích chập (CNN) dựa trên cấu trúc mạng ResNet, được thiết kế để đạt được độ chính xác tốt nhất với số lượng tham số và tính toán nhỏ hơn so với các kiến trúc CNN truyền thống khác.

MobileNet có thể được sử dụng để phân loại ảnh, nhận diện đối tượng và nhiều tác vụ học máy khác. Ở đây, em sử dụng bản MobileNet v3 có nhiều tính năng mới, bao gồm:

1. Tăng tốc độ xử lý: MobileNet v3 sử dụng một số kỹ thuật mới như hộp đầu vào kiểm soát, hộp thông tin chính xác, và điều chỉnh rộng để giảm thiểu số lượng tham số và tăng tốc độ tính toán.

2. Độ chính xác cao hơn: MobileNet v3 sử dụng một số kỹ thuật như phát hiện đặc trưng động, chèn lần lượt và lớp tăng cường để tăng độ chính xác so với các phiên bản trước đó.

3. Hỗ trợ cho một loạt các tác vụ học máy: MobileNet v3 có thể được sử dụng cho nhiều tác vụ học máy, bao gồm phân loại ảnh, phát hiện đối tượng, nhận dạng khuôn mặt, phát hiện hành động và nhận dạng giọng nói.

Điểm khác biệt của MobileNet với các mô hình CNN truyền thống khác là sử dụng kỹ thuật phân tách tính toán. Thay vì sử dụng các bộ lọc cố định, MobileNet sử dụng các bộ lọc được phân tách thành hai bộ lọc nhỏ hơn để giảm thiểu số lượng tham số và tăng tốc độ tính toán. MobileNet cũng sử dụng các lớp tách biệt thông tin để phân tách đặc trưng của ảnh thành các phần có tính chất khác nhau.

### **2.4. Mạng K-NN**

Mạng K- NN?

Mạng K-NN (K-Nearest Neighbors) là một thuật toán học máy không giám sát được sử dụng để phân loại hoặc dự đoán giá trị của một mẫu dữ liệu dựa trên các mẫu dữ liệu tương tự trong tập dữ liệu huấn luyện.

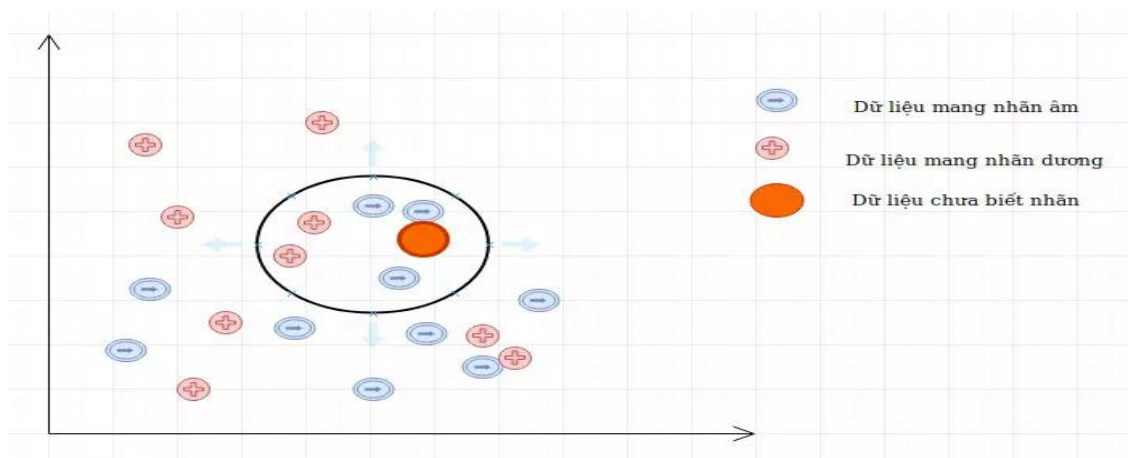
Ý tưởng của thuật toán K-NN là tìm ra K điểm gần nhất với mẫu dữ liệu đang xét trong không gian đặc trưng. Sau đó, thuật toán sẽ sử dụng phương pháp bình chọn đa số hoặc trung bình để dự đoán giá trị của mẫu dữ liệu.

Ví dụ:

Giả sử ta có  $D$  là tập các dữ liệu đã được phân loại thành 2 nhãn (+) và (-) được biểu diễn trên trục tọa độ như hình vẽ và một điểm dữ liệu mới  $A$  chưa biết nhãn. Vậy làm cách nào để chúng ta có thể xác định được nhãn của  $A$  là (+) hay (-)?

Có thể thấy cách đơn giản nhất là so sánh tất cả các đặc điểm của dữ liệu  $A$  với tất cả tập dữ liệu học đã được gán nhãn và xem nó giống cái nào nhất, nếu dữ liệu (đặc điểm) của  $A$  giống với dữ liệu của điểm mang nhãn (+) thì điểm  $A$  mang nhãn (+), nếu dữ liệu  $A$  giống với dữ liệu nhãn (-) hơn thì nó mang nhãn (-), trông có vẻ rất đơn giản nhưng đó là những gì mà KNN làm.

Trong trường hợp của KNN, thực tế nó không so sánh dữ liệu mới (không được phân lớp) với tất cả các dữ liệu khác, thực tế nó thực hiện một phép tính toán học để đo khoảng cách giữa dữ liệu mới với tất cả các điểm trong tập dữ liệu học  $D$  để thực hiện phân lớp. Phép tính khoảng cách giữa 2 điểm có thể là Euclidian, Manhattan, trọng số, Minkowski, ...



Hình 2.3: Mô phỏng cách xác định nhãn cho dữ liệu  $A$ .

Các bước trong KNN

Ta có  $D$  là tập các điểm dữ liệu đã được gán nhãn và  $A$  là dữ liệu chưa được phân loại.

Đo khoảng cách (Euclidian, Manhattan, Minkowski, Minkowski hoặc Trọng số) từ dữ liệu mới  $A$  đến tất cả các dữ liệu khác đã được phân loại trong  $D$ .

Chọn K (K là tham số mà bạn định nghĩa) khoảng cách nhỏ nhất.

Kiểm tra danh sách các lớp có khoảng cách ngắn nhất và đếm số lượng của mỗi lớp xuất hiện.

Lấy đúng lớp (lớp xuất hiện nhiều lần nhất).

Lớp của dữ liệu mới là lớp mà bạn đã nhận được ở bước 5.

Ví dụ:

E2			$f_x = \text{SQRT}((A18-A2)^2 + (B18-B2)^2)$			
	A	B	C	D	E	F
1	x	y	label		Distance	
2	2	17	+		8.06	
3	3	11	-		11.40	
4	4	23	+		23.35	
5	1	12	+		12.04	
6	2	6	-		6.32	
7	6	2	+		6.32	
8	11	4	-		11.70	
9	3	24	-		24.19	
10	14	2	-		14.14	
11	9	4	+		9.85	
12	24	23	+		33.24	
13	7	6	+		9.22	
14	23	4	-		23.35	
15	14	16	-		21.26	
16	12	3	+		12.37	
17						
18	3	9				

Hình 2.4: Tập dữ liệu D gồm 15 điểm.

Giả sử ta có tập dữ liệu D có gán nhãn gồm 15 điểm như trên ảnh.

Điểm cần dự đoán nhãn A(3,9)

Ta tính khoảng cách từ điểm A đến các điểm dữ liệu trong D bằng công thức Euclidian.

Ta chọn K= 5, và tìm ra 5 điểm có khoảng cách gần với điểm A nhất.

Trong 5 điểm ta thấy có 4 điểm mang nhãn (+) và 1 điểm mang nhãn (-).

Vậy ta có thể đưa ra kết luận là điểm A cần dự đoán mang nhãn (+).



E2					$\text{=SQRT}((A18-A2)^2 + (B18-B2)^2)$		
	A	B	C	D	E	F	G
1	x	y	label		Distance	Rank	
2	2	17	+		8.06	3	
3	3	11	-		11.40		
4	4	23	+		23.35		
5	1	12	+		12.04		
6	2	6	-		6.32	1	
7	6	2	+		6.32	2	
8	11	4	-		11.70		
9	3	24	-		24.19		
10	14	2	-		14.14		
11	9	4	+		9.85	5	
12	24	23	+		33.24		
13	7	6	+		9.22	4	
14	23	4	-		23.35		
15	14	16	-		21.26		
16	12	3	+		12.37		
17							
18	3	9					

*Hình 2.5: Năm điểm có vị trí gần A nhất.*

Ưu điểm

Thuật toán đơn giản, dễ dàng triển khai.

Độ phức tạp tính toán nhỏ.

Xử lý tốt với tập dữ liệu nhiều

Nhược điểm

Với K nhỏ dễ gặp nhiễu dẫn tới kết quả đưa ra không chính xác

Cần nhiều thời gian để thực hiện do phải tính toán khoảng cách với tất cả các đối tượng trong tập dữ liệu.

Cần chuyển đổi kiểu dữ liệu thành các yếu tố định tính.

Mạng K-NN được sử dụng rộng rãi trong các ứng dụng nhận dạng hình ảnh, bài toán phân loại văn bản và các bài toán dự đoán giá trị.

## **2.5. Teachable Machines phát hiện đối tượng như thế nào?**

Trước hết, chúng ta cần hiểu một số thông tin cơ bản về mô hình mạng Teachable Machines như sau:

Kích thước input của Teachable Machine phụ thuộc vào loại đầu vào được sử dụng để huấn luyện mô hình phân loại.

Nếu người dùng sử dụng hình ảnh làm đầu vào, thì Teachable Machine sẽ chấp nhận các hình ảnh có kích thước bất kỳ, tuy nhiên, nó sẽ tự động chuyển đổi tất cả các hình ảnh thành kích thước 224x224 pixel để phù hợp với mô hình mạng nơ-ron rút trích đặc trưng (Convolutional Neural Network) được sử dụng bên dưới. Tương tự như với tất cả các bộ phát hiện đối tượng, các đặc trưng học được qua các lớp nhân chập sẽ được truyền vào một bộ phân lớp/hồi quy để thực hiện việc dự đoán phát hiện (vị trí tọa độ của các nhân của lớp, ...).

Trong Teachable Machine, việc dự đoán được thực hiện bằng cách sử dụng một mô hình mạng nơ-ron (neural network) đơn giản được huấn luyện trên dữ liệu đầu vào của người dùng.

Để huấn luyện mô hình, Teachable Machine sử dụng một phương pháp gọi là transfer learning, trong đó mô hình được lấy từ một mạng nơ-ron rút trích đặc trưng (Convolutional Neural Network - CNN) đã được huấn luyện sẵn trên hàng triệu hình ảnh.

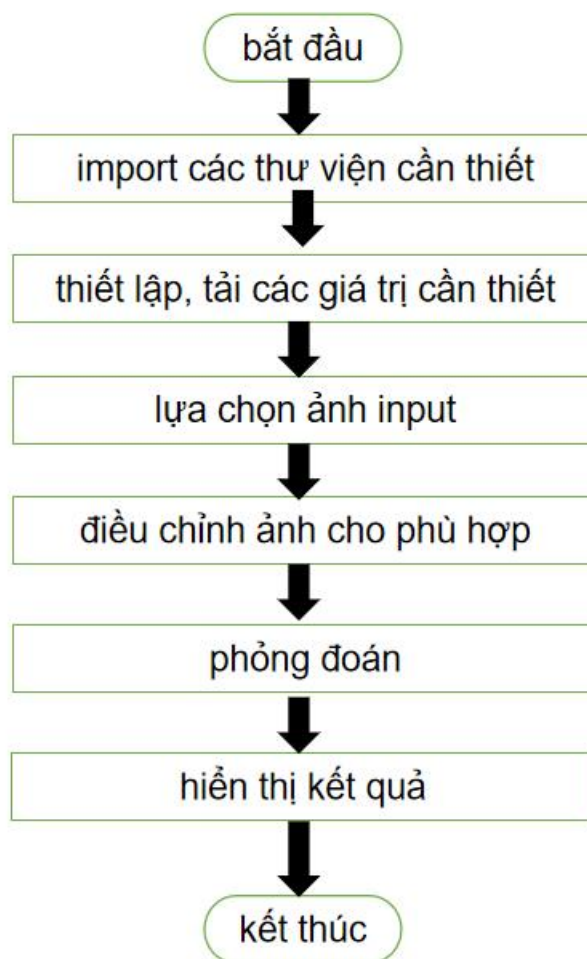
Sau đó, người dùng có thể chọn loại đầu vào (hình ảnh, âm thanh hoặc các cảm biến) và tạo ra một bộ dữ liệu huấn luyện bằng cách cung cấp các tập tin đầu vào và nhãn tương ứng với mỗi tập tin đó. Teachable Machine sẽ sử dụng các tập tin này để huấn luyện mô hình mạng nơ-ron của nó để dự đoán nhãn tương ứng cho mỗi đầu vào mới.

Khi đầu vào mới được cung cấp cho Teachable Machine, mô hình sẽ trích xuất các đặc trưng của đầu vào và sử dụng chúng để dự đoán nhãn tương ứng bằng cách sử dụng một bộ phân loại đơn giản, chẳng hạn như một mô hình hồi quy logistic (logistic regression) hoặc một mạng nơ-ron truyền thẳng (feedforward neural network).

Tổng quan, Teachable Machine sử dụng một mô hình mạng nơ-ron đơn giản được huấn luyện trên dữ liệu đầu vào của người dùng để dự đoán nhãn tương ứng cho các đầu vào mới, dựa trên các đặc trưng của đầu vào được trích xuất và sử dụng một bộ phân loại đơn giản.

## **2.6. Thuật toán của chương trình nhận dạng cờ các quốc**

---



*Hình 2.6: Lưu đồ thuật toán của chương trình nhận dạng cờ.*

Dữ liệu thử nghiệm tương tự với ảnh đầu vào. Tuy nhiên đã thay đổi tên để kiểm tra bằng chương trình đổi tên ảnh trong thư mục thành các chữ số từ 1 đến ảnh cuối cùng.

## **CHƯƠNG 3:**

### **XÂY DỰNG CHƯƠNG TRÌNH NHẬN DẠNG CỜ CÁC QUỐC GIA**

#### **3.1. Công cụ lập trình**

Trong đề tài này, em sử dụng ngôn ngữ lập trình Python 3.9 (Anaconda3), thư viện OpenCV, TensorFlow. Bộ công cụ viết code là Spyder 5.4.3. Các thư viện OpenCV và thư viện Keras, hệ thống phần cứng thử nghiệm là 1 laptop sử dụng chip Core i5 1135G7, có trang bị 1 card Intel(R) Iris(R) Xe Graphics 4070MB. Chi tiết về các công cụ nêu trên có thể tham khảo đầy đủ tại các tài liệu và địa chỉ web được cung cấp ở phần tài liệu tham khảo.

#### **3.2. Dữ liệu thử nghiệm**

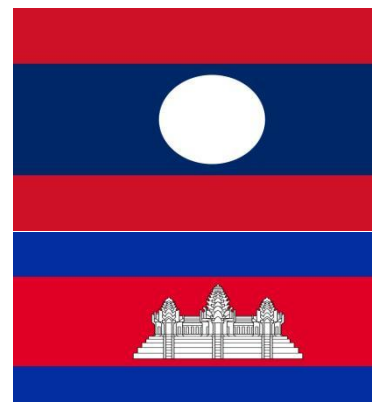


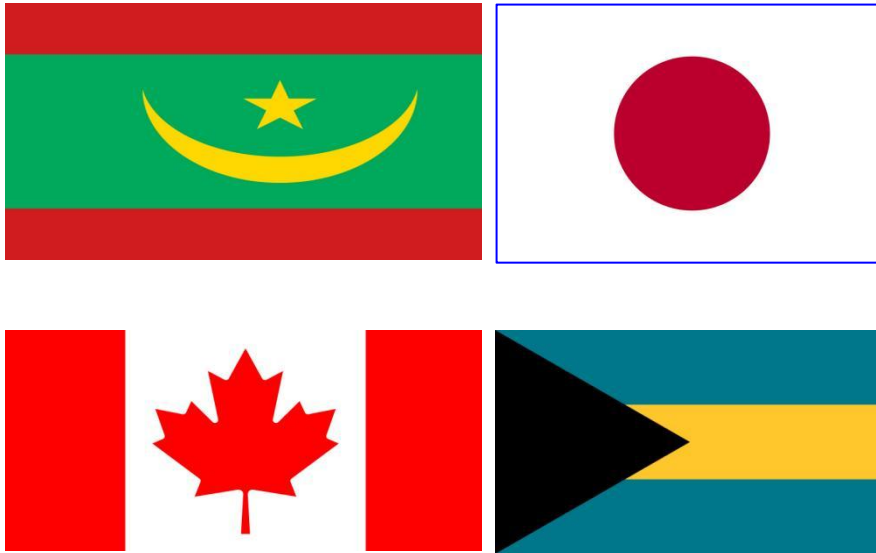


*Hình 3.1: Hình ảnh dữ liệu thử nghiệm.*

Để đánh giá kết quả của chương trình demo đã xây dựng, em đã thu thập dữ liệu là các ảnh chứa cờ của các quốc gia từ ba nguồn: từ Internet, từ webcam trên máy tính và ảnh tự chụp (xem hình 3.1). Các dữ liệu thu thập đều có chất lượng tốt và có khả năng đánh giá độ chính xác cũng như tốc độ thực hiện của hệ thống.

### **3.3. Kết quả nhận dạng**





*Hình 3.2: Kết quả nhận dạng các lá cờ của một số quốc gia*

Kết quả thử nghiệm trên các file ảnh (xem hình 3.2) sau khi chương trình nhận dạng xong cho thấy:

- + Độ chính xác của việc nhận dạng các lá cờ là khá tốt.
- + Tốc độ của hệ thống đủ nhanh để có thể áp dụng vào các bài toán thực tế như giáo dục: kiểm tra một lá cờ và cho kết quả dự đoán một cách tức thì.

Mặc dù kết quả là khá tốt nhưng vẫn còn có một số vấn đề cần đầu tư thời gian nhiều hơn để giải quyết: đầu tiên là vẫn có sự nhầm lẫn giữa Monaco với Indonesia do cùng hình dáng, cùng gam màu (khác mỗi độ đậm nhạt của màu đỏ của 2 quốc gia, cách giải quyết là bổ sung dữ liệu huấn luyện và học tăng cường, tiếp đến những ảnh nhận dạng đa số phải cắt bỏ phần viền xung quanh như màu của bầu trời, màu của các vật thể khác xung quanh cũng ảnh hưởng khá lớn.

## **KẾT LUẬN**

Để xây dựng một chương trình nhận dạng cờ các quốc gia, em đã lựa chọn hướng đi là dựa trên các mô hình mạng học sâu. Dựa trên việc phân tích các mô hình mạng học sâu và mục đích của đề tài, các thuật toán học máy như k-Nearest Neighbors (k-NN), TL-MobileNet, và Neural Networks đã được áp dụng để nhận dạng cờ các quốc gia.

Em sử dụng ngôn ngữ Python trên thư viện OpenCV, Numpy, TensorFlow và Keras để xây dựng một chương trình demo và đánh giá hiệu năng (độ chính xác 81,82%- nhận dạng sai 38/220 ảnh) trên tập các ảnh tự thu thập.

Các kết quả đạt được trên tập dữ liệu thử nghiệm cho thấy hệ thống xây dựng đã đáp ứng được tốt các yêu cầu của đề tài.

Trong tương lai em mong muốn bổ sung thêm dữ liệu để học tăng cường nhằm tránh các nhầm lẫn có thể xảy ra (như hướng của cờ hay hình dạng tương đồng) và sử dụng một thuật toán mạnh hơn để tránh những dự đoán không chính xác.

## **TÀI LIỆU THAM KHẢO**

- [1] TL-MobileNet: <https://arxiv.org/abs/1704.04861>
- [2] Python 3.9(anaconda 3): <https://www.anaconda.com/about-us>
- [3]TensorFlow: <https://www.tensorflow.org/?hl=vi>
- [4]Keras: <https://keras.io/api/>
- [5]OpenCV: <https://opencv.org/>
- [6]Tài liệu về Teachable Machine: <https://jst-hauai.vn/media/31/uffile-upload-no-title31020.pdf>
- [7]Mô hình huấn luyện Teachable Machine:  
<https://teachablemachine.withgoogle.com/train/image>
- [8]Cộng đồng Teachable Machine trên GitHub:  
<https://github.com/googlecreativelab/teachablemachine-community/blob/master/snippets/markdown/image/tensorflowjs/javascript.md>
- [9]Hướng dẫn sử dụng trên Youtube về Teachable Machine:  
[https://www.youtube.com/watch?v=T1pneI\\_VKIw](https://www.youtube.com/watch?v=T1pneI_VKIw)
- [10]Tìm hiểu về K-NN:  
<https://viblo.asia/p/knn-k-nearest-neighbors-1-djeZ14ejKWz>