TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI
VIỆN CÔNG NGHỆ THÔNG TIN VÀ TRUYỀN THÔNG

———————— * ————————

# ĐỒ ÁN
# TỐT NGHIỆP ĐẠI HỌC

## NGÀNH CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

# Ứng dụng học máy trong việc tự động xác định địa điểm du lịch nổi tiếng

Sinh viên thực hiện : **Lê Văn Mạnh**
Lớp KSVB2 – K37
Giáo viên hướng dẫn: **GV.Đinh Viết Sang**

HÀ NỘI 6-2019

# MỤC LỤC

# DANH MỤC BẢNG BIỂU

# DANH MỤC HÌNH VẼ

# CHƯƠNG 1 - MỞ ĐẦU

## 1.1. Nhiệm vụ của đồ án

Hiện nay để biết về một địa danh hay một điểm du lịch thông thường người dùng sẽ lên các trang tìm kiếm ví dụ google.com, bing.com …sau đó gõ từ khóa tên hoặc địa điểm du lịch muốn tới và sau đó đọc các thông tin liên quan tới địa điểm du lịch. Tuy nhiên, với sự bùng nổ của các mạng xã hội, các ứng dụng di động cùng với sự đa dạng về loại dữ liệu đặc biệt là dữ liệu ảnh nhiều trường hợp người dùng chỉ có một bức ảnh về địa điểm du lịch hoặc muốn tới một nơi có phong cảnh đẹp như trong bức ảnh mình đang có. Điều trên dẫn tới nhu cầu tìm kiếm thông tin địa danh thông qua hình ảnh ngày càn phổ biến.

Đồ án thực hiện trên dữ liệu ảnh về các địa điểm du lịch nổi tiếng, mỗi địa danh sẽ chứa khoảng 1000 ảnh kèm với thông tin về địa lý liên quan tới địa danh đó. Do giới hạn về thời gian và nền tảng phần cứng nên hệ thống xây dựng để nhận diện và gợi ý 64 địa điểm du lịch khác nhau trên lãnh thổ Việt Nam.

## 1.2. Phương pháp thực hiện

Với bài toán nhân diện thông tin qua ảnh việc lập trình truyền thống sẽ khó có độ chính xác cao do độ phức tạp và đặc thù của thông tin dữ liệu. Qua một thời gian tìm hiểu công nghệ, em lựa chọn phương pháp xây dựng hệ thống với phần lõi nhận diện ảnh sẽ sử dụng trí tuệ nhân tạo để đạt độ chính xác cao nhất có thể.

## 1.3. Ý nghĩa khoa học và thực tiễn

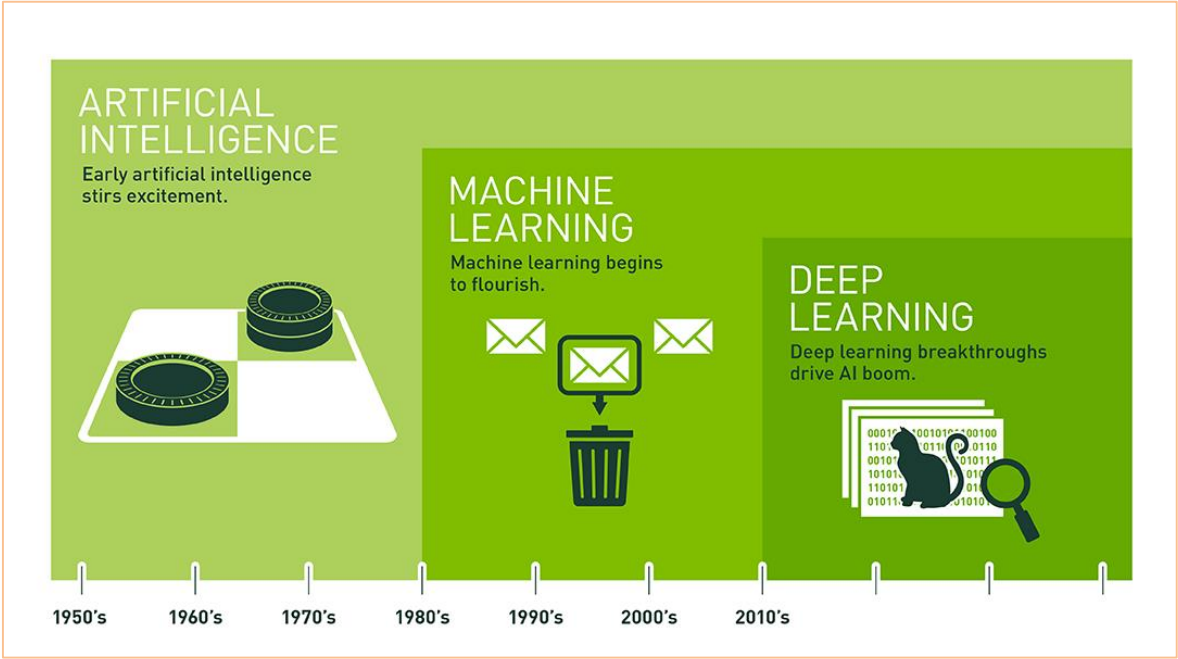
Người dùng khi xem ảnh có thể ngay lập tức tìm kiếm thông tin địa danh thông qua hình ảnh mình đang xem. Mọi thứ sẽ trờ lên nhanh chóng và thuận tiện cho người sử dụng góp phần thúc đẩy ngành dịch vụ và du lịch của Việt Nam.

## 1.4. Kết quả dự kiến

Xây dựng mạng neuron nhân tạo nhận diện 64 địa danh thông qua hình ảnh với độ chính xác trên 80%, triển khai hệ thống trên nền tăng web cho người dùng truy cập và upload ảnh lên sau đó trả lại kết quả cho người dùng trên giao diện website.

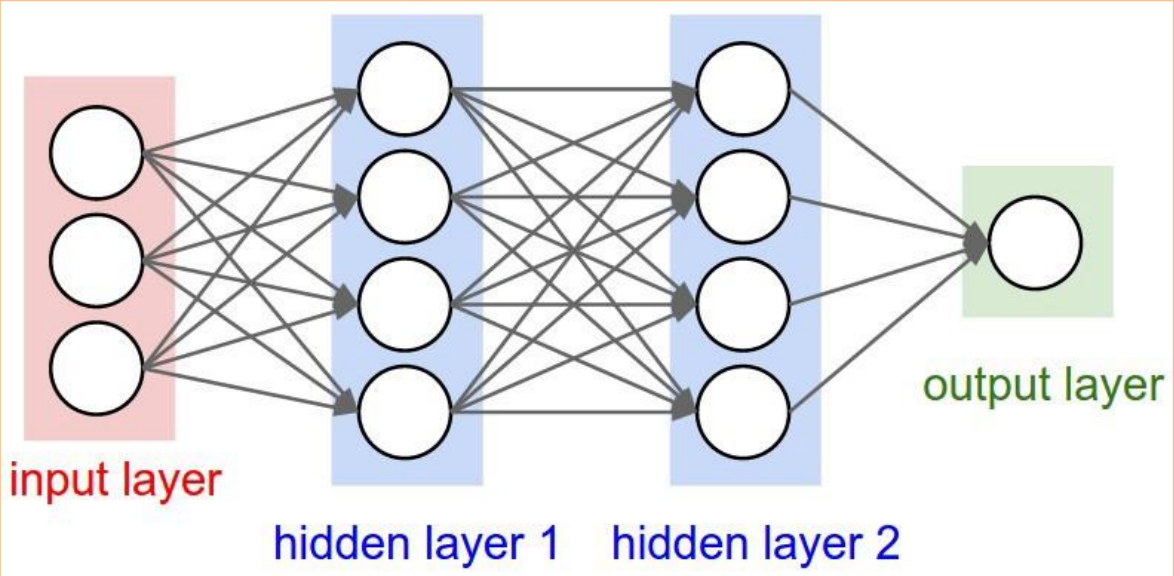
# CHƯƠNG 2 - CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

## 2.1. Tổng quan về mạng neural



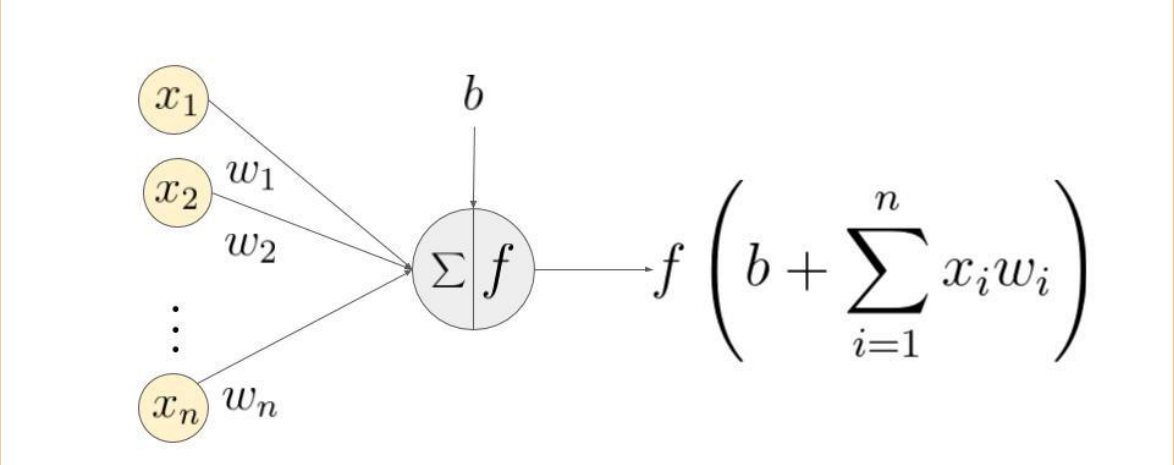

Hình 1 Tổng quan về trí tuệ nhân tạo

Trí tuệ nhân tạo là việc máy móc có thể hành động và suy diễn giống như con ngươi. Học máy là tập con của trí tuệ nhân tạo, là việc máy có khả năng cải thiện hiệu quả thực một công việc thông qua việc học từ một tập các kinh nghiệm cho trước. Học sâu là tập con của học máy, là việc máy thực hiện học các kinh nghiệm bằng mạng neural network. Sau đây là định nghĩa về mạng neural network.




Hình 2 Mạng neural network

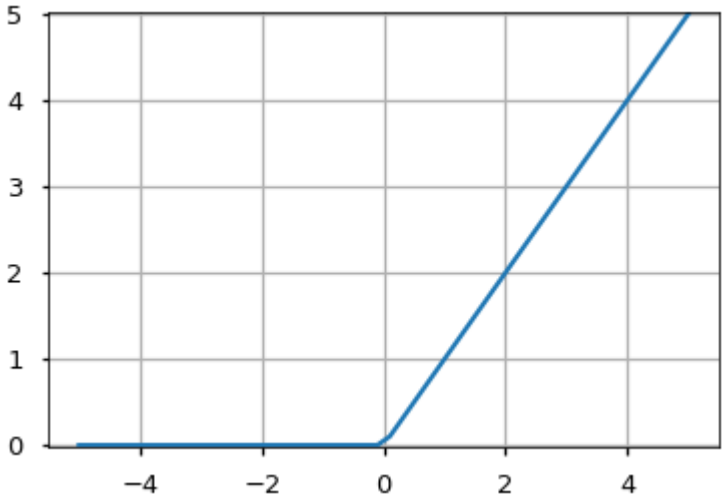
Mạng gồm lớp đầu vào, lớp đầu ra và một hoặc nhiều lớp ở giữa gọi là lớp ẩn (didden layer) các lớp được kết nối với nhau theo mô tả như hình trên. Mỗi một phần tử trong lớp ẩn gọi là một neural.




Hình 3 Neural trong mạng neural network

Một neural có đầu vào được kết nối với mọi phần tử đầu vào hoặc các neural ở lớp ẩn trước đó. Đầu ra của neural sẽ được nối với đầu ra của mạng hoặc các neural hớp lớp ẩn phía sau.

Kết quả đầu ra của neural sẽ là kết quả của hàm f được mô tả trên hình. Trong đó các giá gị x là đầu vào của neural, w là các con số đại diện cho một kết nối gọi là **weight**, b là **bias** đóng vai trò hiệu chỉnh, f là một hàm số gọi là hàm activation. Có nhiều hàm **activation** trong đó phổ biến nhất là hàm Relu.



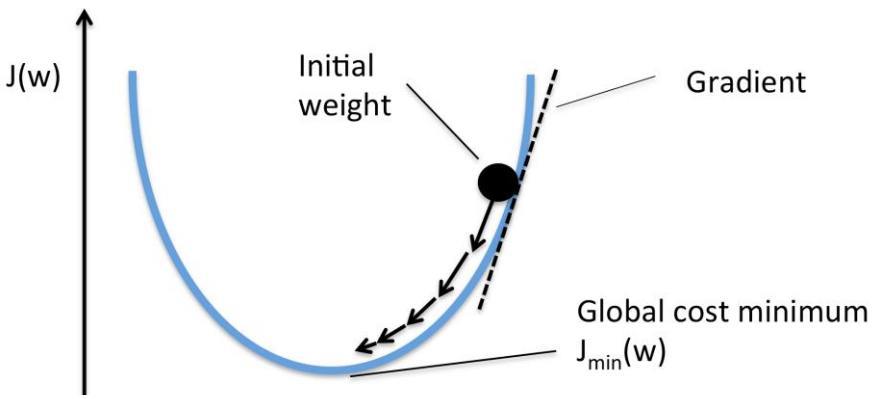

Hình 4 Hàm Relu

Giá trị đầu ra của hàm sẽ bằng giá trị đầu vào khi giá trị đầu vào lớn hơn 0. Giá trị đầu ra của hàm sẽ là 0 nếu giá trị của đầu vào nhỏ hơn hoặc bằng 0.

Trong quá trình huấn luyện mạng neural network ta sử dụng dữ liệu đã được gán nhãn sẵn, với mỗi dữ liệu đầu vào x sẽ có một nhãn tương ứng là y. Kết quả dự đoán của mạng đối với đầu vào x sẽ là $\bar{y}$. Dựa vào $\bar{y}$ và y ta thu được một hàm gọi là hàm mất mát J, hàm này sẽ là hàm số của w và b được nêu ở trên.

Việc máy học chính là việc máy tự tìm ra được giá trị các tham số w, b đối với toàn bộ neural trong mạng. Cơ sở của việc tìm ra được các giá trị của các tham số này chính là việc tối ưu hàm mất mát sử dụng dụng thuật toán **Gradient Descent**.

Kết quả đầu ra sẽ là một hàm số của các w và b, dựa vào đầu ra thực tế ta thu được hàm mất mát (loss function). Hàm mất mát cũng là một hàm số của w và b, công việc cần làm là tìm w và b sao cho hàm số này có giá trị nhỏ nhất trên




Hình 5 Minh họa thuật toán gradient descent

tập dữ liệu học cho trước.

Trên hình minh họa việc tìm w để hàm J có giá trị nhỏ nhất, đây là trường hợp cho hàm một biết. Ban đầu, w nhận một giá trị bất kì sau khi di chuyển theo chiều ngược với chiều của đạo hàm ở điểm hiện tại thì ta luôn tìm được giá trị w sao cho hàm J có giá trị bé hơn. Lặp lại việc di chuyển theo nguyên tắc ngược chiều của đạo hàm phía trên ta sẽ tìm được w sao cho J đạt giá trị nhỏ nhất.

Vậy giả sử ta cần tìm tham số $\theta \in R^n$ để hàm mất mát J(θ) đạt giá trị nhỏ nhất ta tiến hành bước lặp như sau

$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} - \eta \nabla_\theta J(\theta)$$

Trong bài toán tối ưu mạng neural $\eta$ được gọi là **learning rate**

Với hàm nhiều biến thì thay vì tính đạo hàm thông thường, ta sẽ tính đạo hàm riêng để tinh chỉnh từng biến số của hàm nhiều biến. Kết quả là sẽ thu được giá trị cho từng biến số để hàm mất mát có giá trị nhỏ nhất.

Với mạng có nhiều lớp ẩn thì việc tính giá trị đạo hàm của hàm mất mát theo từng weight và bias được thực hiện thông qua phép tính đạo hàm của hàm hợp.

$$J = g(f(x)) \Rightarrow \frac{dJ}{dx} = \frac{dJ}{df} \cdot \frac{df}{dx}$$

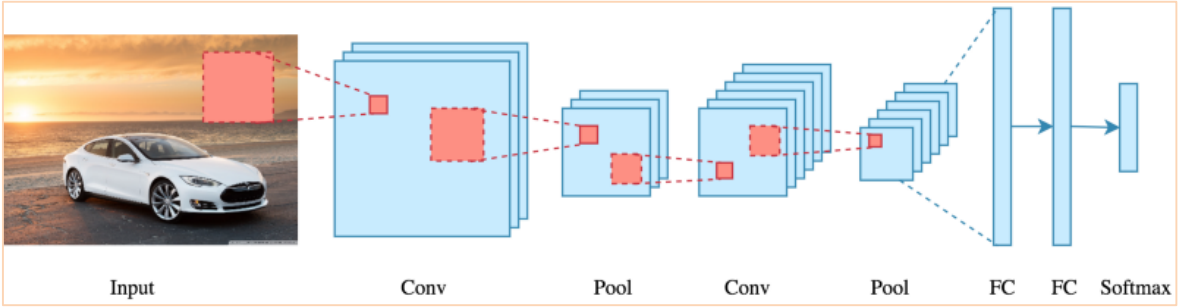
Có nhiều thuật toán tối ưu hàm mất mát nhưng đa số đều dựa vào nguyên lý của thuật toán gradient descent.

Quá trình để mạng tìm ra các tham số weight và bias được gọi là quá trình huấn luyện mạng neural. Kết thúc quá trình huấn luyện ta thu được tập hợp các weight và bias. Các giá trị này sẽ được lưu trong một tập tin gọi là **model** cùng với cá tham số cấu hình mạng.

## 2.2. Tổng quan về mạng CNN

Convolutional Neural Network (CNN – Mạng nơ-ron tích chập) là một trong những mô hình Deep Learning tiên tiến giúp cho chúng ta xây dựng được những hệ thống thông minh với độ chính xác cao như hiện nay như hệ thống xử lý ảnh lớn như Facebook, Google hay Amazon đã đưa vào sản phẩm của mình những chức năng thông minh như nhận diện khuôn mặt người dùng,

phát triển xe hơi tự lái hay drone giao hàng tự động. CNN được sử dụng nhiều trong các bài toán nhận dạng các object trong ảnh.




Hình 6 Sơ đồ tổng quát CNN

Sau đây là một số đặc điểm trong cách thức hoạt động của mạng CNN.

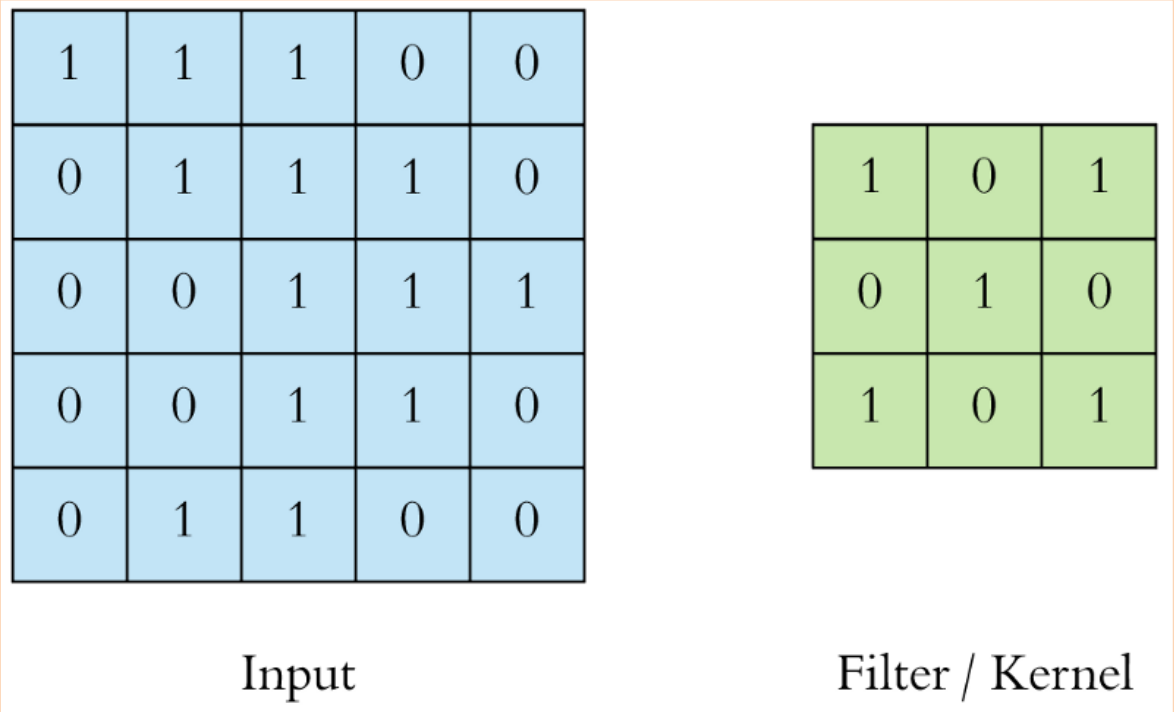
**Local receptive fields:** Trong mạng neural network truyền thống mỗi một neural trong input layer kết nối với một neural trọng hidden layer. Tuy nhiên trong CNN chỉ một vùng xác định trọng các neural trong input layer kết nối với một neural trong hidden layer. Những vùng xác định nêu trên gọi là Local receptive fields. Sự kết nỗi giữa input layer và hidden được chính là viêc từ Local receptive fields trên một ảnh đầu vào được biến đổi thông qua một phép toán được gọi là convolution để thu được một điểm trên hidden layer.

**Shared weights và biases:** Giống với mạng neural network truyền thống CNN cũng có tham số weights và biases. Các tham số này được học trong suốt quá trình trainning và liên tục cập nhật giá trị với mỗi mẫu mới (new trainning example). Tuy nhiên, các trọng số trong CNN là giống nhau đối với mọi neural trọng cùng một lớp (layer). điều này có nghĩ là tất cả các hidden neural trong cùng một lớp đang cùng tìm kiếm trung một đặc trưng (ví dụ như cạnh của ảnh) trong các vùng khác nhau của ảnh đầu vào.

**Activation và pooling:** Activation là một bước biến đổi giá trị đầu ra của mỗi neural thông qua việc sử dụng một số hàn ví dụ hàm ReLU. Giá trị thu được sau phép biến đổi là giá trị dương nhất có thể của output, trong trường hợp ouput mang giá trị âm thì giá trị nhận được là 0.

pooling là một bước nhằm giảm số chiều của ma trận, các thức phổ biến nhất là từ một vùng trên ma trận ta chọn ra số có giá trị lớn nhất làm kết quả thu được sau bước pooling (max pooling)

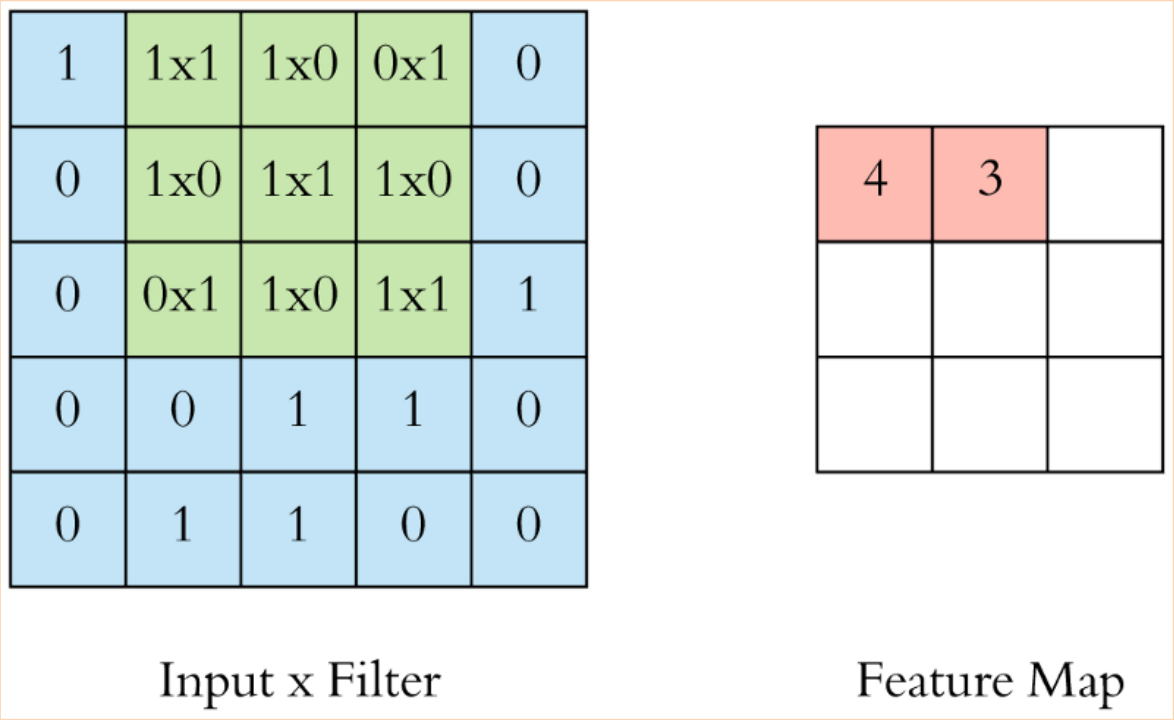
## 2.3. Định nghĩa convolution




Hình 7 Khái niệm convolutional

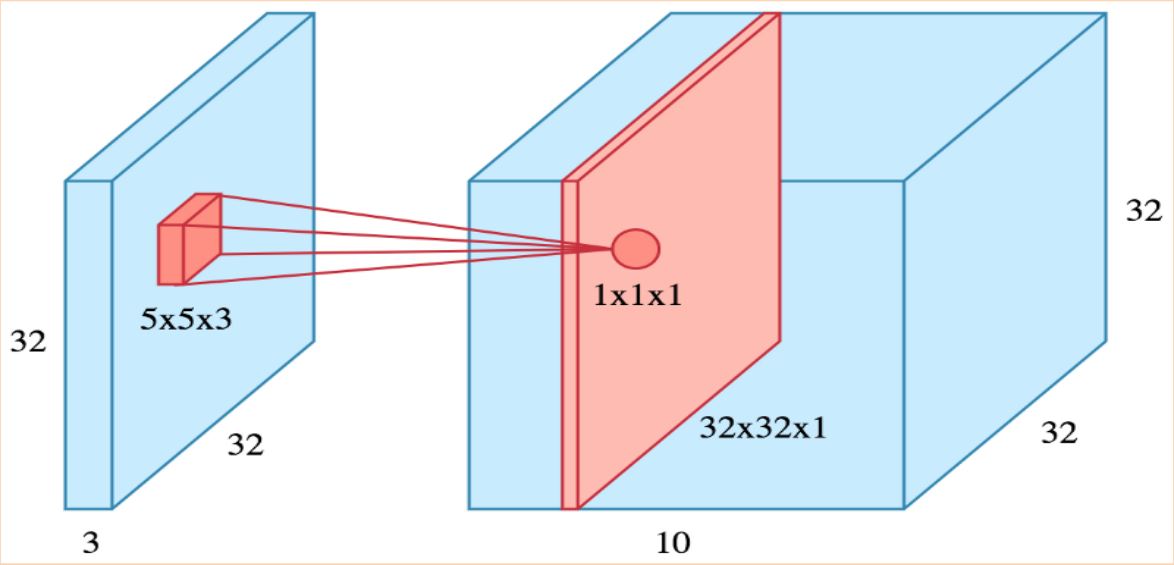
Khối cơ bản tạo lên CNN là convolutional layer. Convolution là một phép toán học để kết hợp hai khối thông tin với nhau. Trong trường hợp này, convolution được áp dụng trên dữ liệu đầu vào (ma trận) và sử dụng một mặt lạ gọi là convolution filter để tạo ra một mảng mới gọi là feature map.

Việc thực hiện phép toán convolution được mô tả như hình dưới dây với đầu vào là một mảng hai chiều 5x5 phần tử là filter có kích thước là 3x3 phần tử. Của sổ filter sẽ được trượt từ trái qua phải, từ trên xuống dưới. Tại mỗi vị trí của cửa sổ filter ta thực hiện nhân tương ứng từng phần tử trong ma trận đầu vào với từng phần tử trong filter, sau đó cộng tổng các tích với nhau ta thu được kết quả là một phần tử trên feature map. Quá trình thực hiện được mô tả trong hình minh họa sau đây.




Hình 8 Convolutional và mảng hai chiều

Trên đây là mô tả thực hiện phép toán convolution với ma trận hai chiều với một filter duy nhất. Trong thực tế đối với ảnh RGB ta thực hiện convolution với ma trận ba chiều ví dụ như ảnh RGB và với cùng một ảnh đầu vào ta áp dụng phép toán convolution với nhiều filter khác nhau. Mỗi một filter được áp dụng cho ta một feature layer. Nhiều feature layer xếp trồng lên nhau ta thu được một convolution layer. Ví dụ sau thể hiện ảnh có kích thước 32x32 và có ba kênh mầu, ta sử dụng 10 filter và thu được convolution layer là một ma trận 32x32x10.




Hình 9 Convolutional và mảng ba chiều

## 2.4. Định nghĩa stride và padding

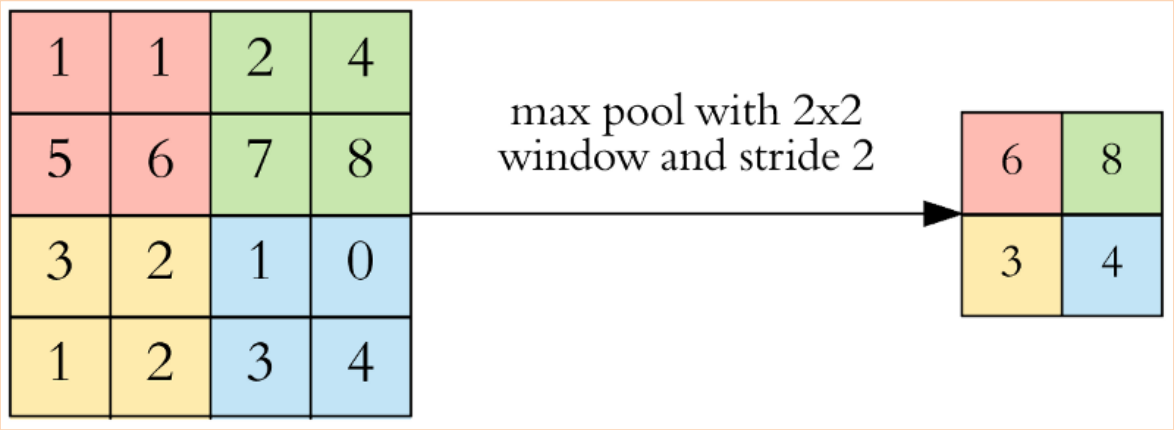
Stride là số bước nhảy của mỗi lần dịch chuyển convolution filter, trong ví dụ đầu tiên về convolution ta nhận thấy kích thước của feature map nhỏ hơn kích thước của ma trận đầu vào. Để kích thước của feature map bằng kích thước của ma trận đầu vào ta cần phải bổ xung thêm một số điểm bao quanh ma trận đầu vào thường là thêm các phần tử 0 vào xung quanh ma trận đầu vào, thao tác trên được gọi là padding.

Khi thực hiện phép toán convolution với đầu vào là ma trận vuông có kích thước là nxn, stride là s, kích thước filter là fxf, vùng padding có kích thước là p ta có kích thước của feature map thu được là:

$$Output\ size = \left(\frac{n+2p-f}{s}+1\right) x \left(\frac{n+2p-f}{s}+1\right)$$

## 2.5. Lớp pooling trong mạng CNN

Sau khi thực hiện phép toán convolution chúng ta thường sủ dụng pooling nhằm giảm số chiều của dữ liệu. Loại pooling thông dụng nhất là max pooling tức là trong một vùng  được chọn (pooling window) được chọn của ma trận, ta lấy phần tử có kích thước lớn nhất, cũng giống với convolution thì pooling window cũng được định nghĩa kích thước (size) và bước nhảu (tride). Dưới đây là ví dụ việc áp dụng max pooling sử dụng 2x2 window và stride là 2.




Hình 10 Minh họa max pooling

Các lớp phía sau cùng FC viết tắt của fully connection neural, chính là các lớp ẩn trong mạng neural truyền thống. Cuối cùng đầu ra thường được cho qua hàm có tên là softmax. Hàm này có tác dụng chuyển một vector đầu vào thành một vector đầu ra có cùng kích thước, các phần tử nằm trong khoảng 0 và 1, tổng các phần tử sẽ có giá trị là 1. Trong bài toán phân loại ảnh thì giá trị đầu ra của softmax chính là sác xuất rơi vào mỗi loại tương ứng khi đem một ảnh làm đầu vào của mạng để dự đoán.

# CHƯƠNG 3 – BÀI TOÁN NHẬN DẠNG ĐỊA DANH

## 3.1. Đầu vào và đầu ra của bài toán

Đầu vào bài toán em chia thành hai dạng đó là đầu vào dữ liệu (dataset) dùng cho việc huấn luyện mạng neuron và đầu vào của bài toán cần phải nhận diện.

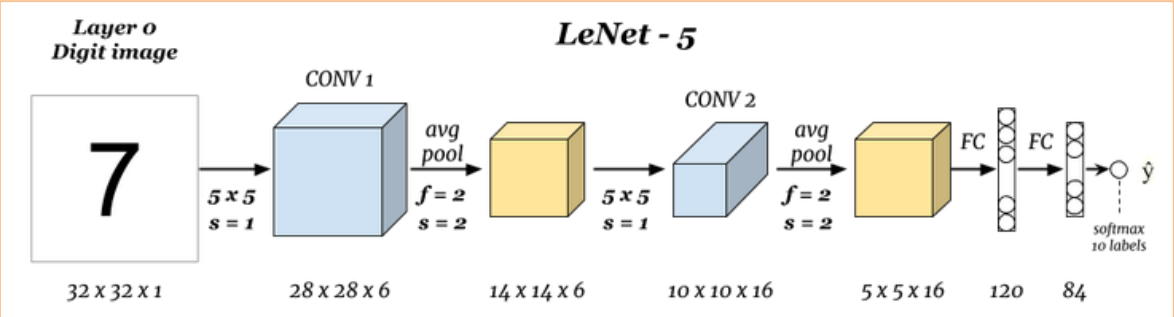
Dữ liệu đầu vào dùng cho huấn luyện mạng hay còn gọi là dataset là tập ảnh có kích tướng 480x480x3, đây là ảnh RGB về các địa danh du lịch nổi tiếng của Việt Nam. Như đã nói ở phần mởi đầu trong phần pham vi của đồ án, dữ liệu đầu vào chứa 64 loại ảnh về 64 địa danh tương ứng khác nhau. Các ảnh được lưu chữ trong từng thư mục khác nhau với mỗi thư mục chứa khoảng 1000 ảnh. Quá trình huấn luyện mạng sẽ chia tập dữ liệu thành hai phần, trong đó 70% dùng cho việc huấn luyện mạng và 30% dùng cho việc kiểm định độ chính xác của mạng. Trong quá trình huấn luyện và kiểm định độ chính xác của ảnh, các ảnh sẽ được thay đổi kích thước một cách hợp lý để phù hợp với thiết kế của mạng neuron. Do tập ảnh với số lượng 1000 cho mỗi địa danh là chưa đủ lớn để tăng số lượng ảnh cho việc huấn luyện em sẽ sử

dụng một số kĩ thuật như lật, xoay ảnh gốc để thu được một ảnh khác nhằm tăng số lượng ảnh cho việc huấn luyện.

Dữ liệu đầu vào dành cho việc nhận dạng địa danh là ảnh của địa danh có kích thước bất kìa với định dạng ảnh yêu cầu là RGB.

## 3.2. Một số kiến trúc mạng convolutional neural network

LeNet-5 là một mạng cổ điển và cơ bản nhất cho bài toán nhận diện ảnh, được ứng dụng cho bài toán nhận diện số và chữ viết tay với đặc điêm dữ liệu đầu là ảnh có độ chi tiết đơn giản và kích thước nhỏ. Kiến trúc được công bố trong bài báo của Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio and P. Haffner  vào năm 1998.




Hình 11 Sơ đồ kiến trúc mạng LeNet-5

Sau đây là bảng tóm tắt kiến trúc của mạng, gồm các lớp cùng với các tham số cần phải học tương ứng.

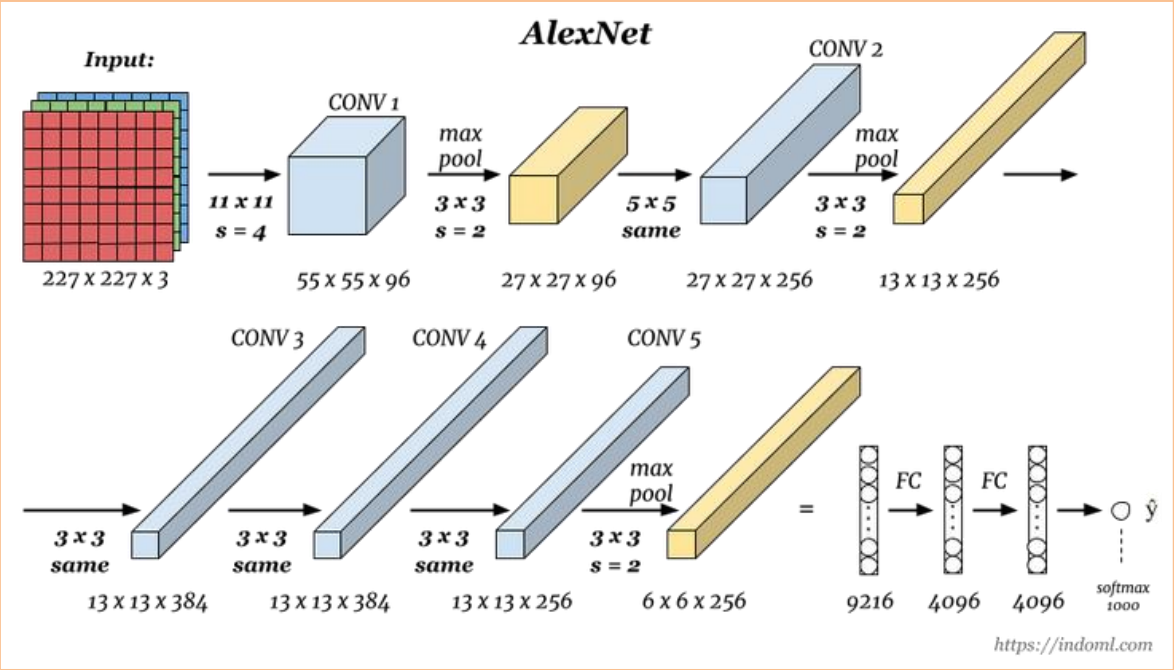
| Layer | Filters | Biases | Stride | Tensor | Parameteres |
|---|---|---|---|---|---|
| Input | 0 | 0 | 0 | 32x32x1 | 0 |
| Conv-1 | 5x5x1x6 | 6 | 1 | 28x28x6 | 156 |
| MaxPool-1 | 2x2 | 0 | 2 | 14x14x6 | 0 |
| Conv-2 | 5x5x6x16 | 16 | 1 | 10x10x16 | 2416 |
| MaxPool-2 | 2x2 | 0 | 2 | 5x5x16 | 0 |
| FC-1 | 400x120 | 120 | 0 | 120 | 48120 |
| FC-2 | 120x84 | 84 | 0 | 84 | 10164 |
| RBF | 0 | 0 | 0 | 10 | 0 |
| Total | | | | | 60856 |

Bảng 1 Kiến trúc mạng LeNet-5

Đầu vào là ảnh Gray với kích thước 32x32 pixel và đâu ra là khoảng các Euclidean giữa mỗi vector đầu vào vector trọng số tức tensor đầu ra của FC-2.

Ta có thể thấy đâu là mạng rất đơn giản với kích thước đầu vào cũng như số lượng các tham số phải học. Tiếp theo chúng ta tìm hiểu một kiến trúc phổ biến khác nhưng phức tạp hơn mạng LeNet-5.

Mạng AlexNet. Dùng để phân loại 1000 loại ảnh có kích thước 227x227x3. Kiến trúc được công bố bởi Alex Krizhevsky, Geoffrey Hinton, and Ilya Sutskever vào năm 2012




Hình 12 Sơ đồ kiến trúc mạng AlexNet

Sau đây là bảng tóm tắt các thông số của mạng chứa thông tin về kích thước tensor đầu ra của từng lớp cùng với số lượng tương ứng các tham số mà mạng cần phải học.

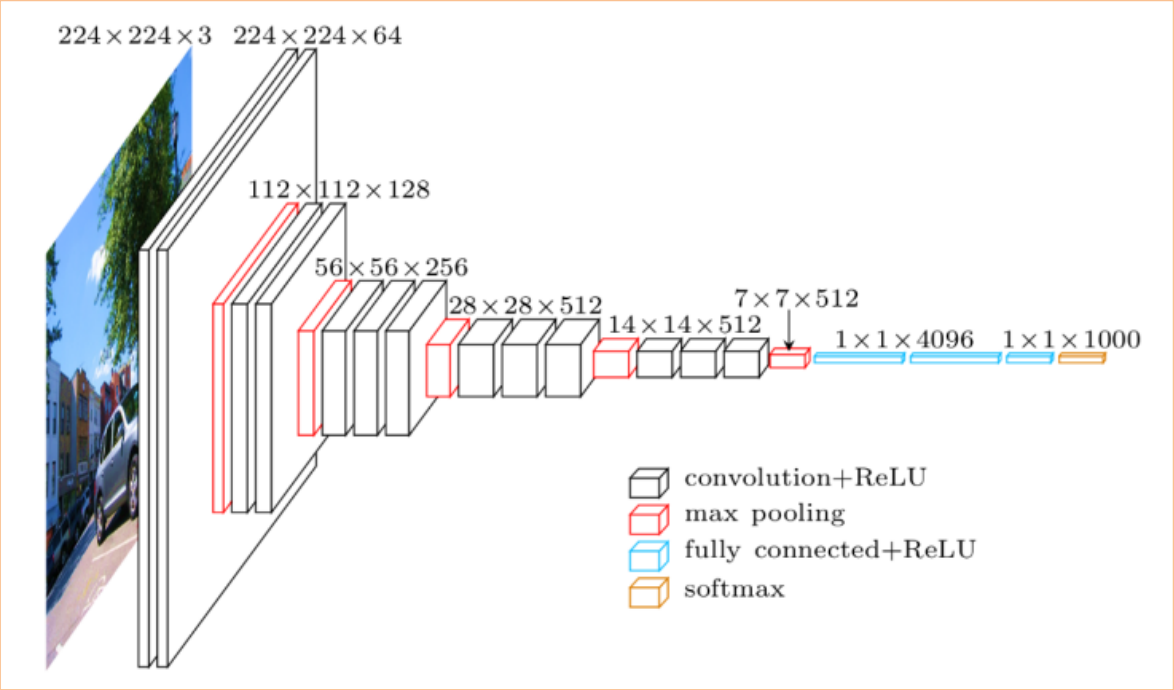
| Layer | Filters | Biases | Stride | Tensor | Parameteres |
|---|---|---|---|---|---|
| Input | 0 | 0 | 0 | 227x227x3 | 0 |
| Conv-1 | 11x11x3x96 | 96 | 4 | 55x55x96 | 34944 |
| MaxPool-1 | 3x3 | 0 | 2 | 27x27x96 | 0 |
| Conv-2 | 5x5x96x256 | 256 | 1 | 27x27x256 | 614656 |
| MaxPool-2 | 3x3 | 0 | 2 | 13x13x256 | 0 |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| Conv-3 | 3x3x256x384 | 384 | 1 | 13x13x384 | 885120 |
| Conv-4 | 3x3x384x384 | 384 | 1 | 13x13x384 | 1327488 |
| Conv-5 | 3x3x384x256 | 256 | 1 | 13x13x256 | 884992 |
| MaxPool-3 | 3x3 | 0 | 2 | 6x6x256 | 0 |
| FC-1 | 9216x4096 | 4096 | 0 | 4096 | 37752832 |
| FC-2 | 4096x4096 | 4096 | 0 | 4096 | 16781312 |
| FC-3 | 4096x1000 | 1000 | 0 | 1000 | 4097000 |
| Output | 0 | 0 | 0 | 1000 | |
| Total | | | | | 62378344 |

Bảng 2 Kiến trúc mạng AlexNet

Mạng với đầu vào là ảnh có kích thước 227x227x3 và kết quả đầu cần thực hiện là phân loại 100 ảnh khác nhau, tổng số tham số cần phải học của mạng là 62378344 lớn hơn so với mạng LeNet-5. Các trọng số được cập nhập thông qua quá trình tranning mạng bởi thuật toán backpropagation.

Mạng VGG-16 được công bố trong bài báo của Karen Simonyan and Andrew Zisserman vào năm 2014.




Hình 13 Sơ đồ kiến trúc mạng VGG16

Thông tin các tham số về mạng được mô tả tron bản sau, với đầu vào của mạng là ảnh RGB và đầu ra là vector chứa 1000 phần tử tương ứng với 1000 class được phân loại.

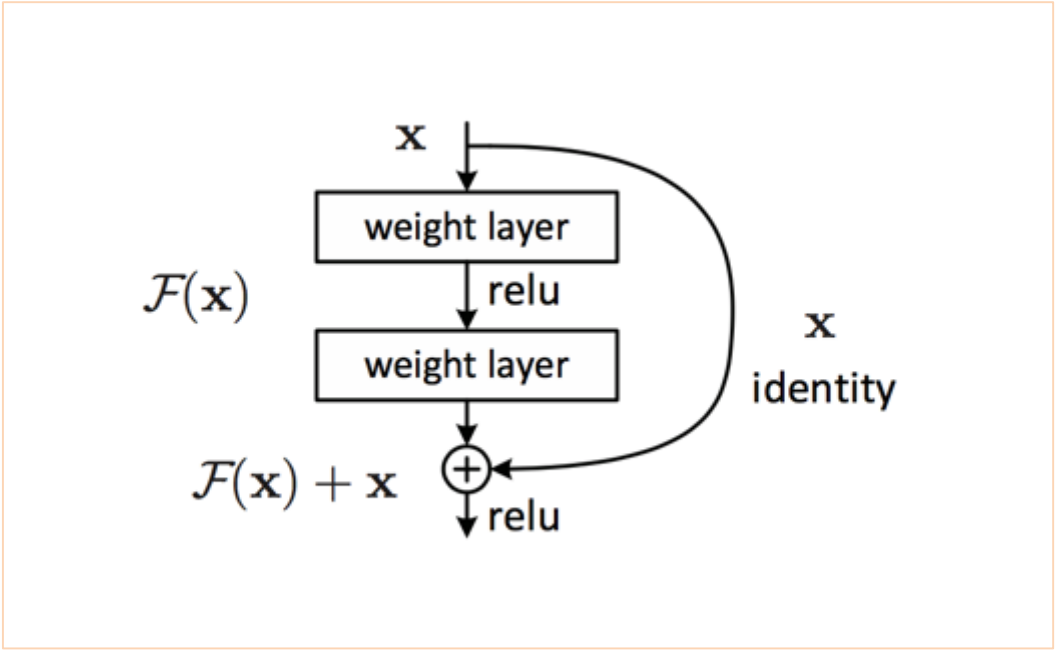
| Layer | Filters | Biases | Stride | Tensor | Parameteres |
|---|---|---|---|---|---|
| Input | 0 | 0 | 0 | 224x224x3 | 0 |
| Conv-11 | 3x3x3x64 | 64 | 1 | 224x224x64 | 1792 |
| Conv-12 | 3x3x64x64 | 64 | 1 | 224x224x64 | 36928 |
| MaxPool-1 | 2x2 | 0 | 2 | 112x112x64 | 0 |
| Conv-21 | 3x3x64x128 | 128 | 1 | 112x112x128 | 73856 |
| Conv-22 | 3x3x128x128 | 128 | 1 | 112x112x128 | 147584 |
| MaxPool-2 | 2x2 | 0 | 2 | 56x56x128 | 0 |
| Conv-31 | 3x3x128x256 | 256 | 1 | 56x56x256 | 295168 |
| Conv-32 | 3x3x256x256 | 256 | 1 | 56x56x256 | 590080 |
| Conv-33 | 3x3x256x256 | 256 | 1 | 56x56x256 | 590080 |
| MaxPool-3 | 2x2 | 0 | 2 | 28x28x256 | 0 |
| Conv-41 | 3x3x256x512 | 512 | 1 | 28x28x512 | 1180160 |
| Conv-42 | 3x3x512x512 | 512 | 1 | 28x28x512 | 2359296 |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| Conv-43 | 3x3x512x512 | 512 | 1 | 28x28x512 | 2359296 |
| MaxPool-4 | 2x2 | 0 | 2 | 14x14x512 | 0 |
| Conv-51 | 3x3x512x512 | 512 | 1 | 14x14x512 | 2359296 |
| Conv-52 | 3x3x512x512 | 512 | 1 | 14x14x512 | 2359296 |
| Conv-53 | 3x3x512x512 | 512 | 1 | 14x14x512 | 2359296 |
| MaxPool-5 | 2x2 | 0 | 2 | 7x7x512 | 0 |
| FC-1 | 25088x4096 | 4096 | 0 | 4096 | 102764544 |
| FC-2 | 4096x4096 | 4096 | 0 | 4096 | 16781312 |
| FC-3 | 4096x1000 | 1000 | 0 | 1000 | 4097000 |
| Soft-max | | | | 1000 | 0 |
| Total | | | | | 138354984 |

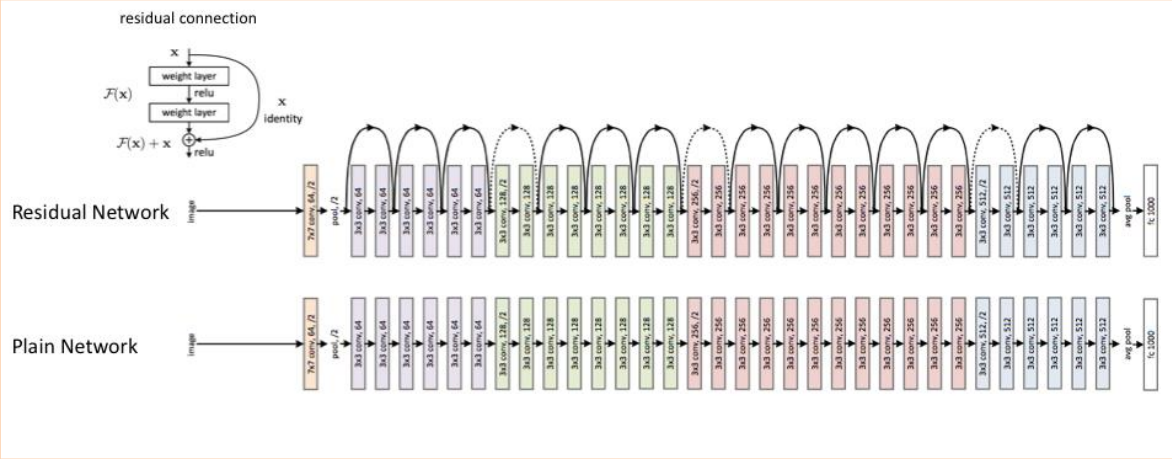
Bảng 3 Kiến trúc mạng VGG16

Ta có thể thấy số lượng các tham số phải học trong mạng VGG16 với cùng một đầu ra là 1000 class đã lớn hơn mạng AlexNet 2 lần.

Mạng ResNet được công bố bởi Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun vào năm 2015. Đặc điểm của mạng là số lượng layer lớn, với phần tử cơ bản có tên gọi là Residual Block được mô tả trong hình dưới đây.




Hình 14 Sơ đồ phần tử Residual Block

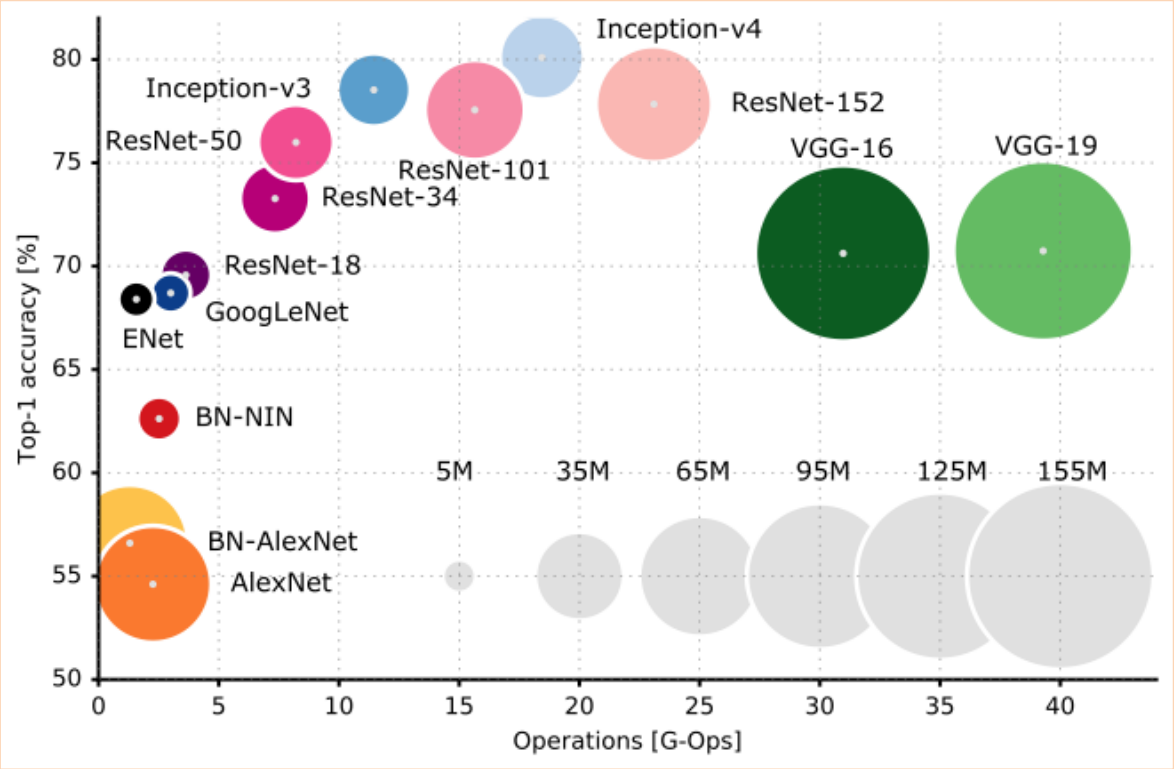



Hình 15 Sơ đồ kiến trúc mạng ResNet

| layer name | output size | 18-layer | 34-layer | 50-layer | 101-layer | 152-layer |
|---|---|---|---|---|---|---|
| conv1 | 112×112 | 7×7, 64, stride 2 | | | | |
| conv2_x | 56×56 | 3×3 max pool, stride 2 | | | | |
| | | [3×3, 64; 3×3, 64] ×2 | [3×3, 64; 3×3, 64] ×3 | [1×1, 64; 3×3, 64; 1×1, 256] ×3 | [1×1, 64; 3×3, 64; 1×1, 256] ×3 | [1×1, 64; 3×3, 64; 1×1, 256] ×3 |
| conv3_x | 28×28 | [3×3, 128; 3×3, 128] ×2 | [3×3, 128; 3×3, 128] ×4 | [1×1, 128; 3×3, 128; 1×1, 512] ×4 | [1×1, 128; 3×3, 128; 1×1, 512] ×4 | [1×1, 128; 3×3, 128; 1×1, 512] ×8 |
| conv4_x | 14×14 | [3×3, 256; 3×3, 256] ×2 | [3×3, 256; 3×3, 256] ×6 | [1×1, 256; 3×3, 256; 1×1, 1024] ×6 | [1×1, 256; 3×3, 256; 1×1, 1024] ×23 | [1×1, 256; 3×3, 256; 1×1, 1024] ×36 |
| conv5_x | 7×7 | [3×3, 512; 3×3, 512] ×2 | [3×3, 512; 3×3, 512] ×3 | [1×1, 512; 3×3, 512; 1×1, 2048] ×3 | [1×1, 512; 3×3, 512; 1×1, 2048] ×3 | [1×1, 512; 3×3, 512; 1×1, 2048] ×3 |
| | 1×1 | average pool, 1000-d fc, softmax | | | | |
| FLOPs | | $1.8\times10^9$ | $3.6\times10^9$ | $3.8\times10^9$ | $7.6\times10^9$ | $11.3\times10^9$ |

Hình 16 Thiết kế chi tiết một số mạng Resnet cơ bản

Trên đây là một số mạng CNN phổ biến được dùng mà em đã tìm hiểu, ngoài ra còn rất nhiều kiến trúc mạng khác nữa. Nhu cầu đặt ra cần có một bảng thống kê tổng quan về độ chính xác và yêu cầu tài nguyên tính toán cho các loại mạng




Hình 17 Độ chính xác và khối lương tính toán của một số mạng

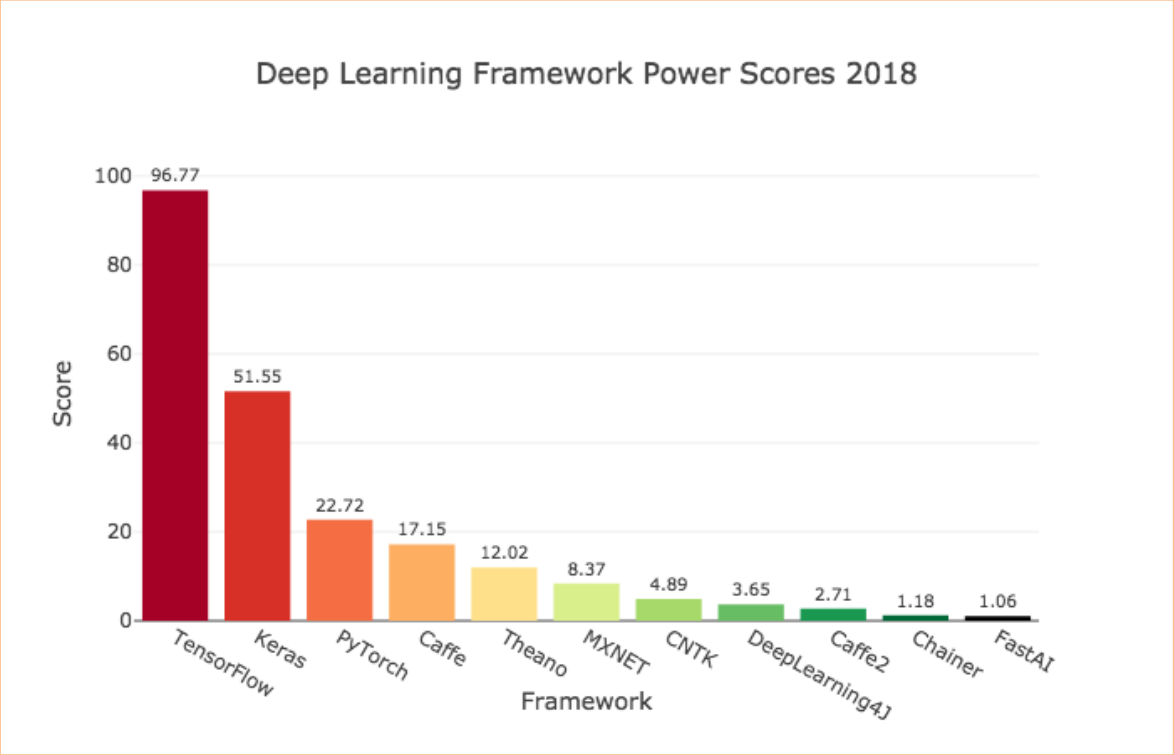
Hình trên được lấy từ kaggle.com, chúng ta có thể thấy được sự so sánh về khối lượng tính toán và độ chính xác giữa các cách xây dựng mạng CNN phổ biến hiện nay, trong đó ResNet 50 có độ chính xác khá cao trong khi khối lượng tính toán không nhiều. AlexNet cần khối lượng tính toán thấp nhưng độ chính xác tương đối thấp so với các kiến trúc mạng khác.

Trên đây là một số kiến trúc mạng phổ biến trên thế giới đã được xây dựng và kiểm nghiệm cũng như dùng trong các cuộc thi nhận diện ảnh lớn. Dựa vào các kiến trúc đã có cũng như cơ sở lý thuyết vê machine learning em đi tiến hành xây dựng và kiểm nghiệm với mạng được tùy biến đối với bài toán cụ thể của em là nhận dạng địa danh.

## CHƯƠNG 4 – TRIỂN KHAI NHẬN DẠNG ĐỊA DANH

Việc xây dựng và triển khai một mạng CNN trên máy tính là một công việc phức tạp đối với lập trình viên, ngoài ra mạng phải đảm bảo tận dụng tối đa nền tảng phần cứng của máy tính đặc biệt là GPU của máy tính do khối lượng tính toán trong quá trình huấn luyện mạng rất lợn. Vì lý do trên để đạt được mục tiêu xây dựng được mạng CNN trong khoảng thời gian giới hạn của việc thực hiện đồ án này em đã tìm hiểu một số thư viện hỗ trợ triển khai việc xây

dựng các thuật toán học máy. Trong số đó có một số thư viện rất phổ biến được đưa ra trong hình sau.




Hình 18 Các framework được dùng trong deep learning

Hình tên được lấy trên trang towardsdatascience.com, trong bài "Deep Learning Framework Power Scores 2018" cùng với nhiều nguồn khác có thể thấy TensorFlow là một thư viện được dùng rất phổ biến. TensorFlow là một thư viện rất nổi tiếng được phát triển bởi Google được sử dụng để xây dựng lên các hệ thống học máy, thư viện này được sử dụng phổ biến trong công nghiệp phù hợp cho việc xây dựng lên các hệ thống lớn hoặc hệ thống mà lập trình viên muốn có sự tùy biến cao.

Từ các đặt điểm trên em lựa chọn TensorFlow cho việc xây dựng mạng CNN của mình.

Do giới hạn của phần cứng máy tính nên em lựa chọn đầu vào của mạng có kích thước là ảnh 256 x 256 pixel.

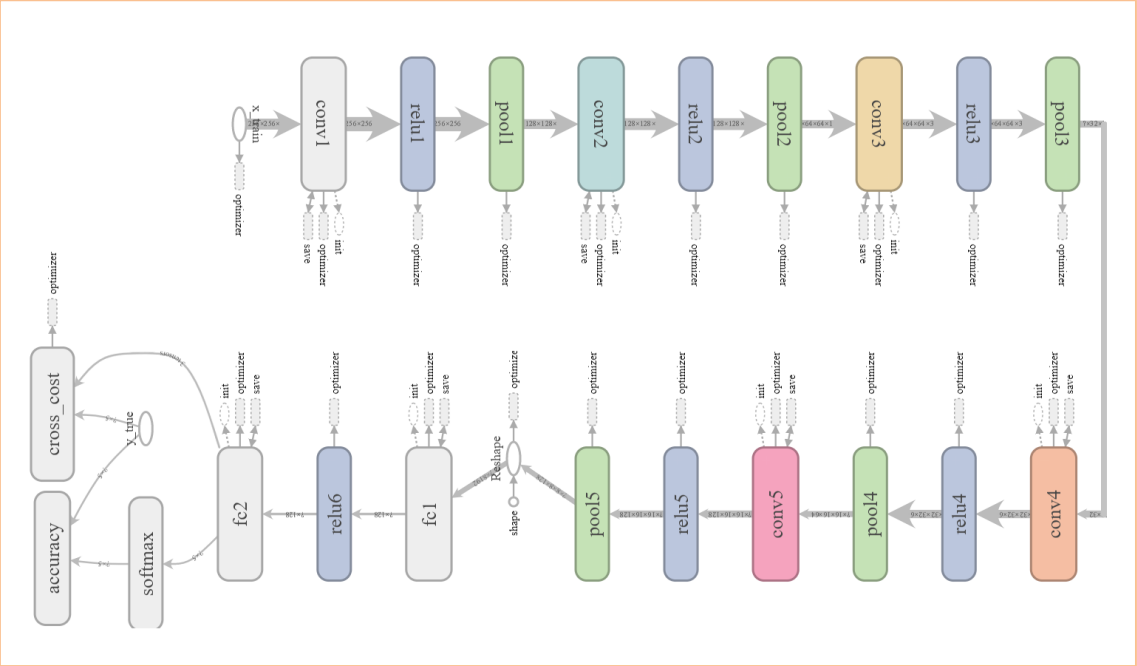
## 4.1. Triển khai mạng dựa trên kiến trúc mạng LeNet-5

Bảng thiết kế chi tiết các lớp của mạng với bài toán nhận diện địa danh.

| Layer | Filters | Biases | Stride | Tensor | Parameteres |
|---|---|---|---|---|---|
| Input | 0 | 0 | 0 | 256x256x3 | 0 |
| Conv-1 | 3x3x3x8 | 8 | 1 | 256x256x8 | 224 |
| MaxPool-1 | 2x2 | 0 | 2 | 128x128x8 | 0 |
| Conv-2 | 3x3x8x16 | 16 | 1 | 128x128x16 | 1178 |
| MaxPool-2 | 2x2 | 0 | 2 | 64x64x16 | 0 |
| Conv-3 | 3x3x16x32 | 32 | 1 | 64x64x32 | 4640 |
| MaxPool-3 | 2x2 | 0 | 2 | 32x32x32 | 0 |
| Conv-4 | 3x3x32x64 | 64 | 1 | 32x32x64 | 18496 |
| MaxPool-4 | 2x2 | 0 | 2 | 16x16x64 | 0 |
| Conv-5 | 3x3x64x128 | 128 | 1 | 16x16x128 | 73856 |
| MaxPool-5 | 2x2 | 0 | 2 | 8x8x128 | 0 |
| FC-1 | 8192x128 | 128 | 0 | 128 | 1048704 |
| FC-2 | 128x64 | 64 | 0 | 64 | 8256 |
| Total | | | | | 1155354 |

Bảng 4 Chi tiết thiết kế dựa trên mạng lenet-5

Sau đây là kết quả triển khai mạng bằng tensorflow, hình ảnh trên được xuất ra bởi tensorboard




Hình 19 Mô phỏng kiến trúc mạng dựa trên mạng lenet-5

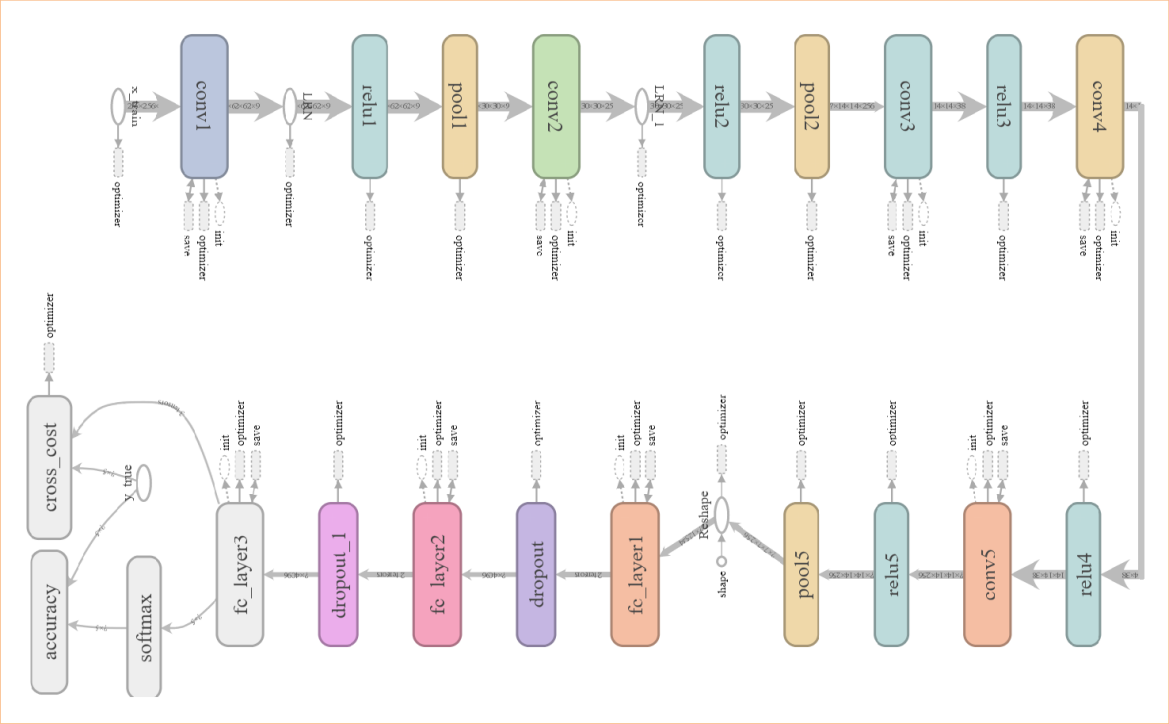
## 4.2. Triển khai mạng dựa trên kiến trúc mạng AlexNet

Dưới đây là bảng thiết kế các lớp của bài toán khi triển khai dựa trên mạng AlextNet.

| Layer | Filters | Biases | Stride | Tensor | Parameteres |
|---|---|---|---|---|---|
| Input | 0 | 0 | 0 | 256x256x3 | 0 |
| Conv-1 | 11x11x3x96 | 96 | 4 | 62x62x96 | 34944 |
| MaxPool-1 | 3x3 | 0 | 2 | 30x30x96 | 0 |
| Conv-2 | 5x5x96x256 | 256 | 1 | 30x30x256 | 614656 |
| MaxPool-2 | 3x3 | 0 | 2 | 14x14x256 | 0 |
| Conv-3 | 3x3x256x384 | 384 | 1 | 14x14x384 | 885120 |
| Conv-4 | 3x3x384x384 | 384 | 1 | 14x14x384 | 1327488 |
| Conv-5 | 3x3x384x256 | 256 | 1 | 14x14x256 | 884992 |
| MaxPool-3 | 3x3 | 0 | 2 | 7x7x256 | 0 |
| FC-1 | 12544x4096 | 4096 | 0 | 4096 | 51384320 |
| FC-2 | 4096x4096 | 4096 | 0 | 4096 | 16781312 |
| FC-3 | 4096x64 | 64 | 0 | 64 | 262208 |
| Total | | | | | 72175040 |

Bảng 5 Chi tiết thiết kế dựa trên mạng alexnet

Với các tính toán ở phía trên, mạng được triển khai trên tensorfow và sử dụng tensorboard để kiểm tra một cách trực quan cấu trúc của mạng.




Hình 20 Mô phỏng kiến trúc mạng dựa trên mạng alexnet

## 4.3. Triển khai mạng dựa trên kiến trúc mạng VGG16

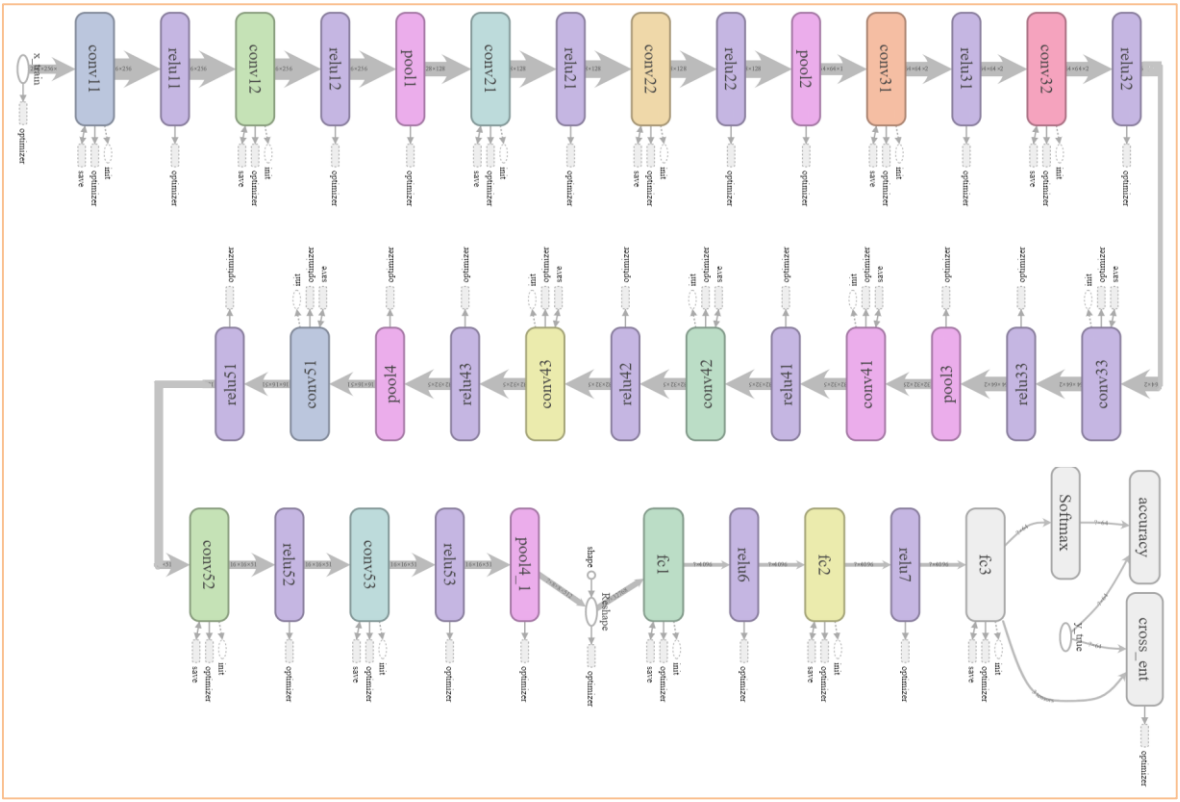
Dưới đây là bảng thiết kế các lớp của bài toán khi triển khai dựa trên mạng VGG16

| Layer | Filters | Biases | Stride | Tensor | Parameteres |
|---|---|---|---|---|---|
| Input | 0 | 0 | 0 | 256x256x3 | 0 |
| Conv-1 | 3x3x3x64 | 64 | 1 | 256x256x64 | 1792 |
| Conv-2 | 3x3x64x64 | 64 | 1 | 256x256x64 | 36928 |
| MaxPool-1 | 2x2 | 0 | 2 | 128x128x64 | 0 |
| Conv-3 | 3x3x64x128 | 128 | 1 | 128x128x128 | 73856 |
| Conv-3 | 3x3x128x128 | 128 | 1 | 128x128x128 | 147584 |
| MaxPool-2 | 2x2 | 0 | 2 | 64x64x128 | 0 |
| Conv-4 | 3x3x128x256 | 256 | 1 | 64x64x256 | 295168 |
| Conv-5 | 3x3x256x256 | 256 | 1 | 64x64x256 | 590080 |
| Conv-6 | 3x3x256x256 | 256 | 1 | 64x64x256 | 590080 |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| MaxPool-3 | 2x2 | 0 | 2 | 32x32x256 | 0 |
| Conv-7 | 3x3x256x512 | 512 | 1 | 32x32x512 | 1180160 |
| Conv-8 | 3x3x512x512 | 512 | 1 | 32x32x512 | 2359296 |
| Conv-9 | 3x3x512x512 | 512 | 1 | 32x32x512 | 2359296 |
| MaxPool-4 | 2x2 | 0 | 2 | 16x16x512 | 0 |
| Conv-10 | 3x3x512x512 | 512 | 1 | 16x16x512 | 2359296 |
| Conv-11 | 3x3x512x512 | 512 | 1 | 16x16x512 | 2359296 |
| Conv-12 | 3x3x512x512 | 512 | 1 | 16x16x512 | 2359296 |
| MaxPool-5 | 2x2 | 0 | 2 | 8x8x512 | 0 |
| FC-1 | 32768x4096 | 4096 | 0 | 4096 | 134221824 |
| FC-2 | 4096x4096 | 4096 | 0 | 4096 | 16781312 |
| FC-3 | 4096x64 | 64 | 0 | 64 | 262208 |
| Total | | | | | 165977472 |

Bảng 6 Chi tiết thiết kế dựa trên vgg16

Kiến trúc mạng được triển khai trong chương trình dùng thư viện tensorflow.




Hình 21 Mô phỏng kiến trúc mạng dựa trên mạng vgg16

Mạng sau khi triển khai sẽ được huấn luyện với tập dữ liệu ảnh về các địa danh.

Độ chính xác của mạng được mô tả trong hình dưới đây.

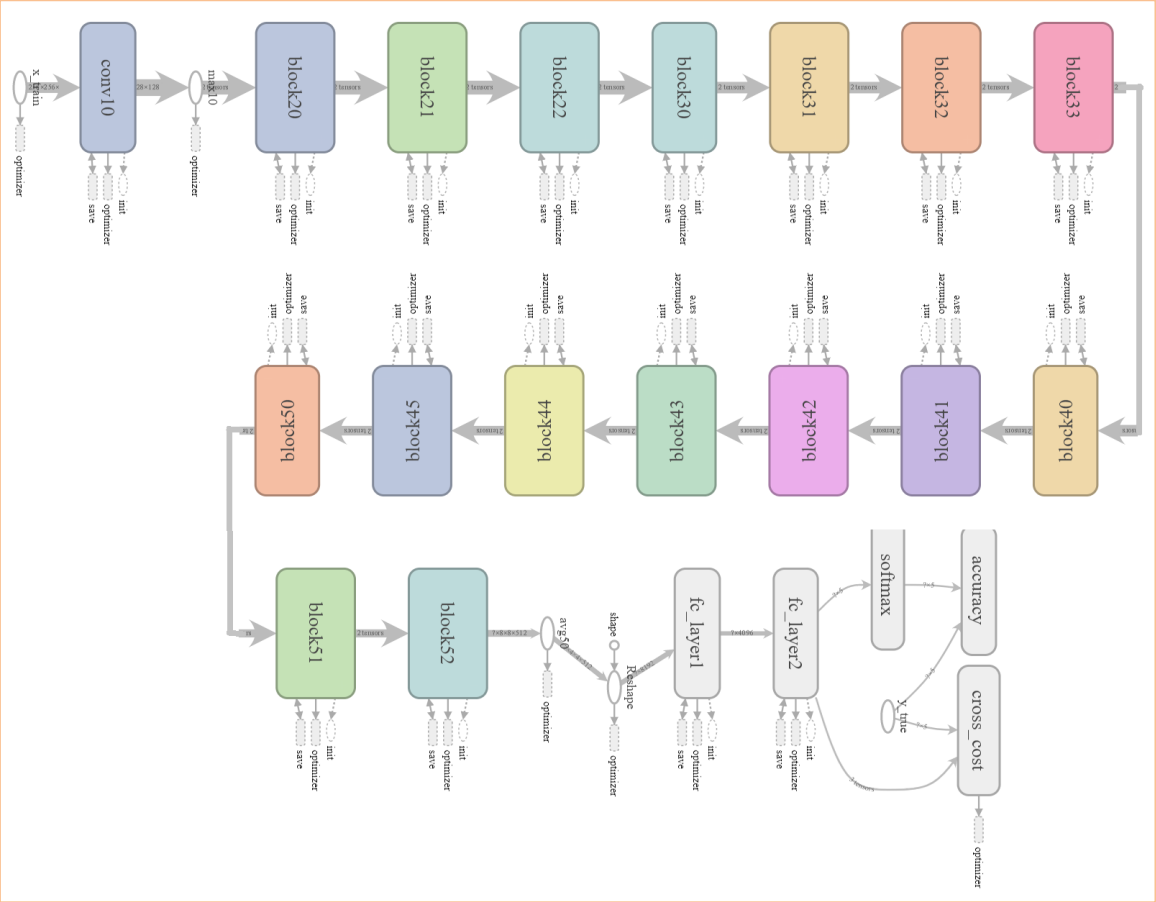
## 4.4. Triển khai mạng dựa trên kiến trúc mạng Resnet

Dưới đây là bảng thiết kế các lớp của bài toán khi triển khai dựa trên mạng Resnet34. Mạng resnet có nhiều phiên bản với số lượng các lớp khác nhau có thể lên tới 152 lớp. Với giới hạn của nền tảng phần cứng về bộ nhớ máy tính trong quá trình huấn luyện mạng. Em lựa chọn mạng Resnet34 để thử nghiệm, với đầu vào là ảnh 256x256x3. Chi tiết các lớp được mô tả trong bảng sau.

| Layers | Filters | Stride | Number | Tensor | Parameters |
|---|---|---|---|---|---|
| Input | 0 | 0 | 1 | 256x256x3 | 0 |
| Conv-0 | 7x7x3x64 | 2 | 1 | 128x128x64 | 9408 |
| MaxPool-0 | 2x2 | 2 | 1 | 64x64x64 | 0 |

| | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| Block-2 | 3x3x64<br>3x3x64<br>3x3x64 | 1 | 3 | 64x64x64 | 1728 |
| Block-3 | 3x3x128<br>3x3x128<br>3x3x128 | 1 | 4 | 32x32x128 | 3072 |
| Block-4 | 3x3x256<br>3x3x256<br>3x3x256 | 1 | 6 | 16x16x256 | 9216 |
| Block-5 | 3x3x512<br>3x3x512<br>3x3x512 | 1 | 4 | 8x8x512 | 12288 |
| AvgPool | 2x2 | 2 | 1 | 4x4x512 | 0 |
| FC-1 | 4x4x512x1024 | | | 1024 | 8388608 |
| FC-2 | 1024x64 | | | 64 | 65536 |
| Total | | | | | 8489856 |

Bảng 7 Chi tiết thiết kế dựa trên Resnet-34




Hình 22 Mô phỏng mạng dựa trên mạng resnet-34

Trên đây là kết quả mô phỏng mạng Resnet cùng với một số mạng cơ bản nhất được đã được thử nghiệm và sử dụng trong CNN. Tiếp theo em đi tới phần chạy thử nghiệm để chọn ra kiến trúc mạng phù hợp nhất với bài toán nhận dạng địa danh.

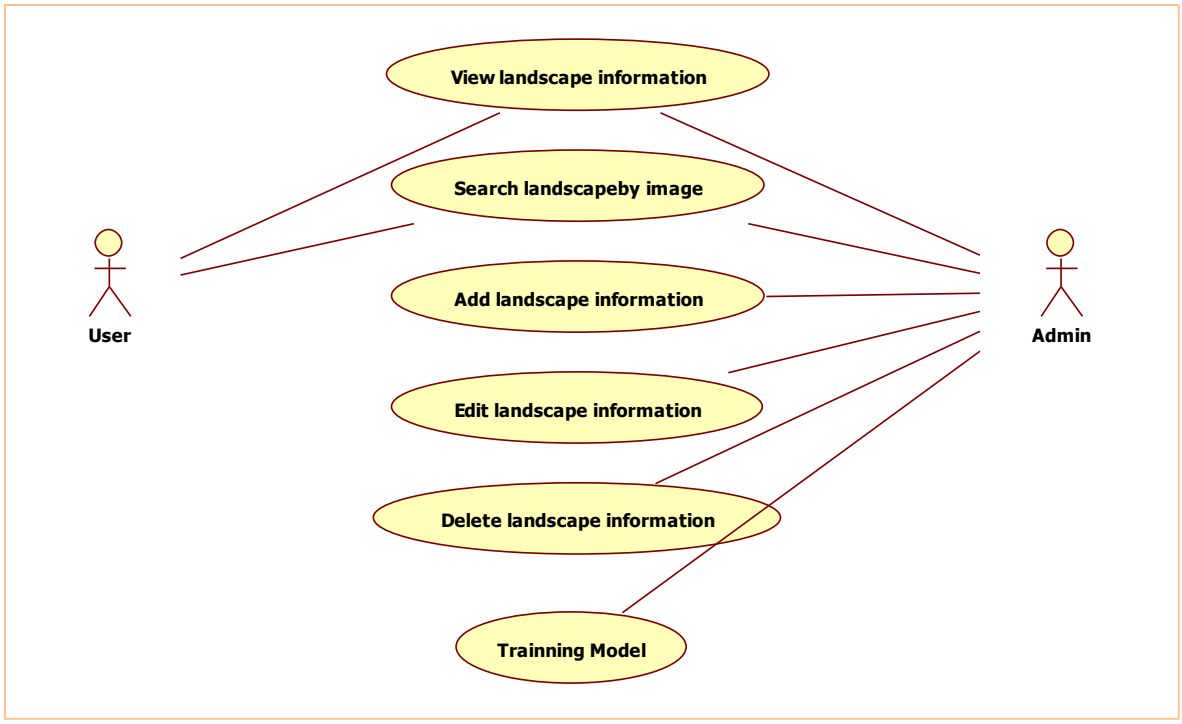
## 4.5. Kết quả thử nghiệm các mạng với đầu ra 5 địa danh

Việc huấn luyện mạng mất nhiều thời gian, nhằm chọn lựa ra mạng phù hợp nhất em sẽ cho mạng huấn luyện với số lượng đầu ra của mạng tăng dần.

## 4.6. Kết quả thử nghiệm mạng với đầu ra đầy đủ 64 địa danh

# CHƯƠNG 6 - THIẾT KẾ HỆ THỐNG

## 6.1. Biểu đồ ca sử dụng




Hình 6.1.1 biểu dồ ca sử dụng

Hệ thống gồm các chức năng cơ bản giúp người dùng có thể xem thông tin và tìm kiếm địa danh bằng hình ảnh. Người quản trị có thêm các quyền liên quan tới trang quản trị như thêm, sửa, xóa thông tin địa danh.

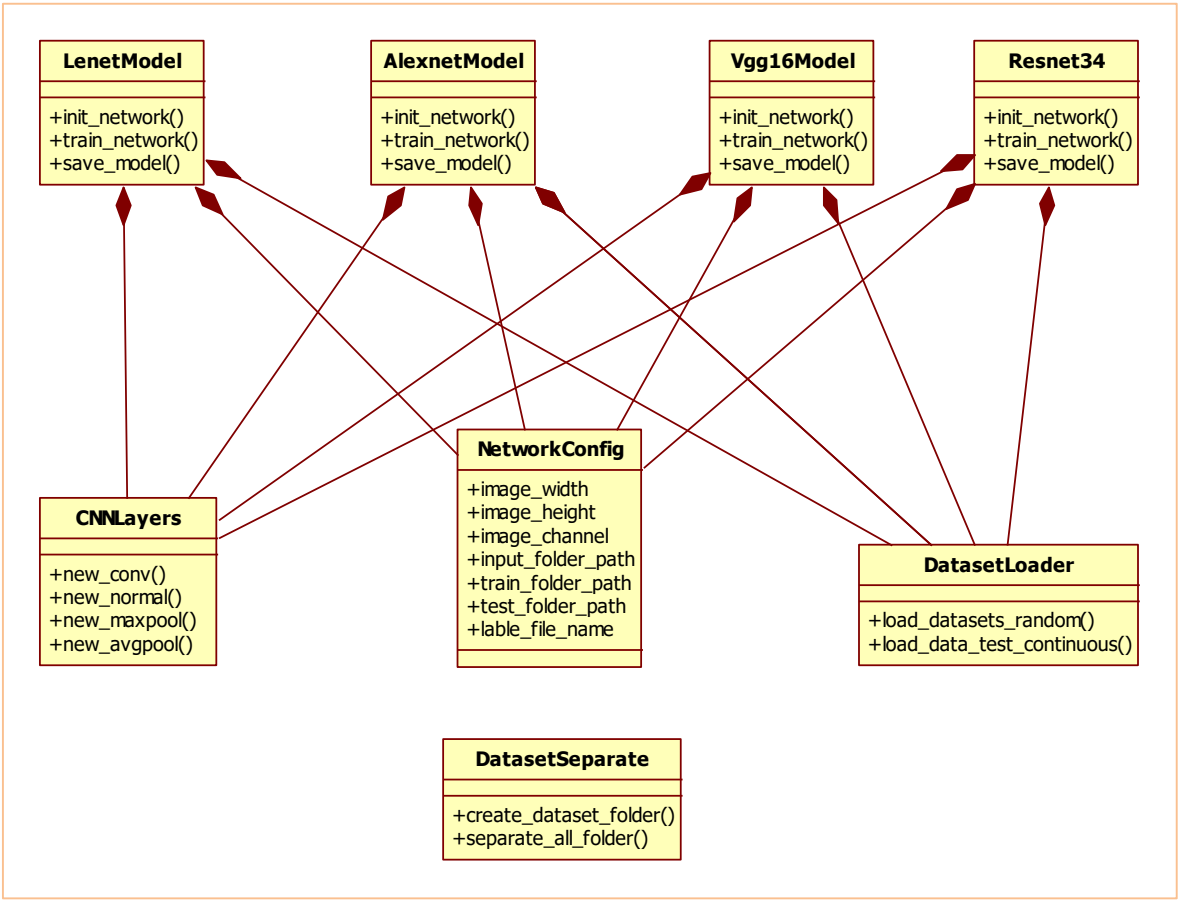
## 6.2. Biểu đồ lớp

Biểu đồ lớp trong trường hợp huấn luyện mạng nhận diện địa danh gồm ba thành phần chính:

- Các class liên quan tới tiền xử lý dữ liệu như phân chia dữ liệu train và dữ liệu test, kiểm duyệt dữ liệu và loại bỏ những ảnh không đúng format ví dụ ảnh không phải rgb.

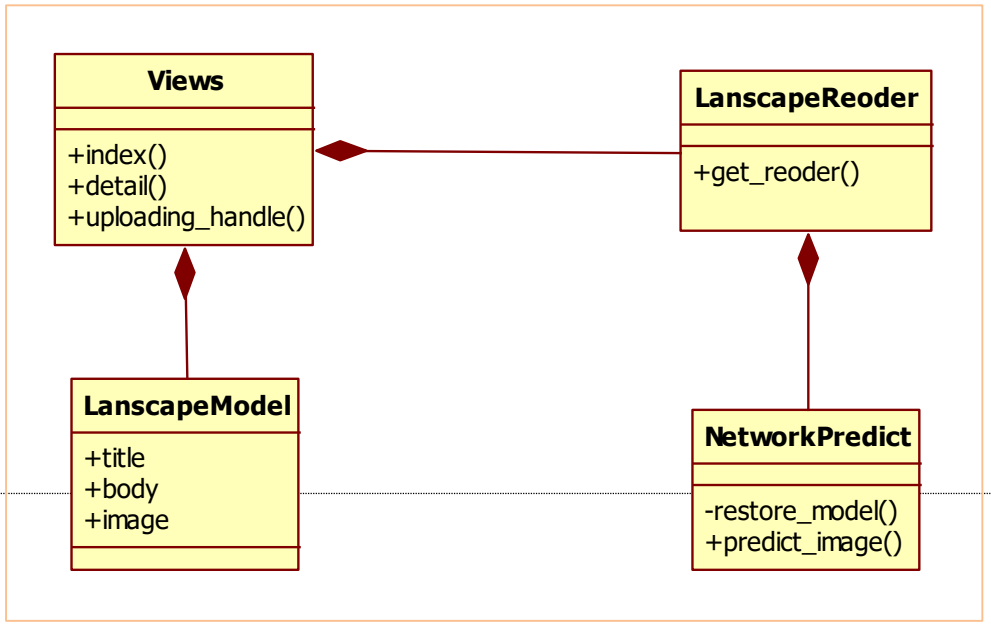
- Class liên quan tới các tham số cấu hình của mạng và tải dữ liệu ảnh từ bộ nhớ

- Class định nghĩa các model dựa trên các kiến trúc khác nhau có hàm huấn luyện và lưu lại model sau khi được huấn luyện




Hình 6.2.1 sơ đồ lớp cho user case huấn luyện mạng

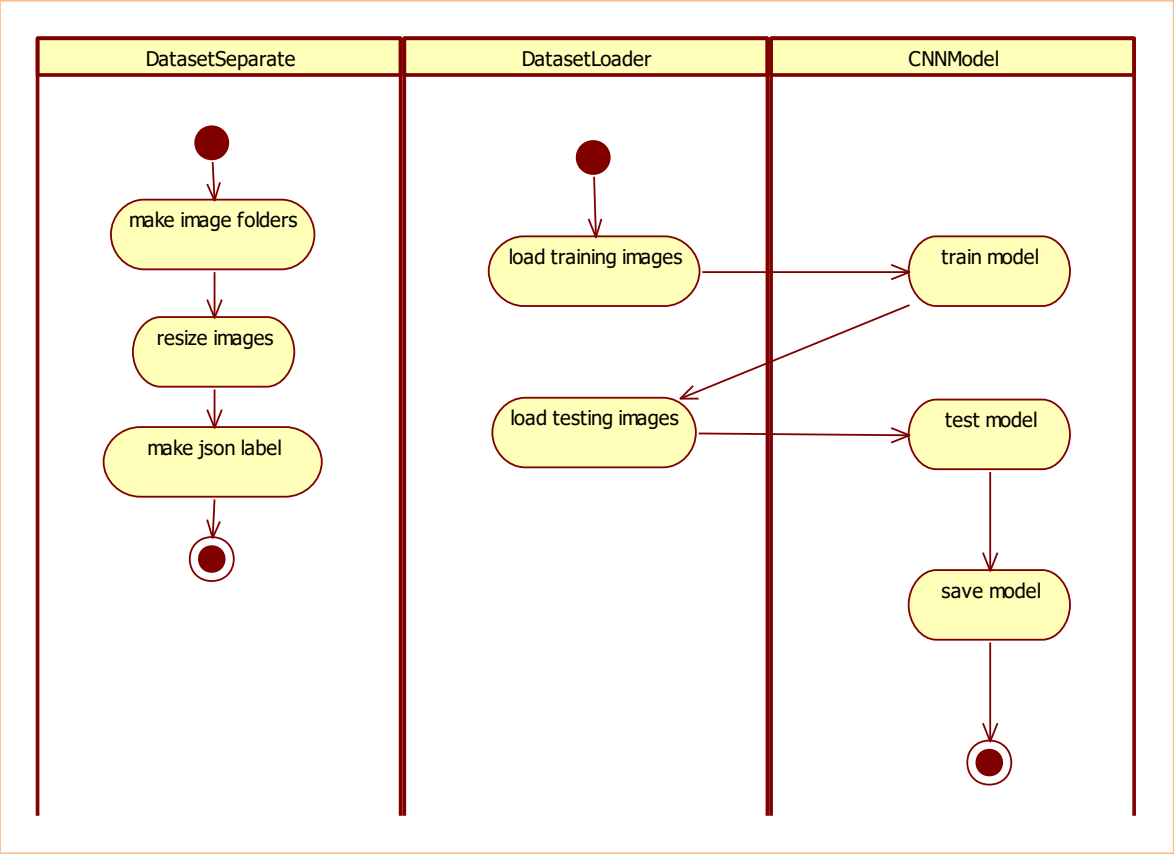
Trong trường hợp tìm kiếm thông tin bằng hình ảnh, chức năng này được thực hiện trên môi trường web. Trong đó có các lớp chính tham gia vào user case được mô tả trong hình dưới đây



Hình 6.2.2 sơ đồ lớp cho user case tìm kiếm địa danh bằng hình ảnh

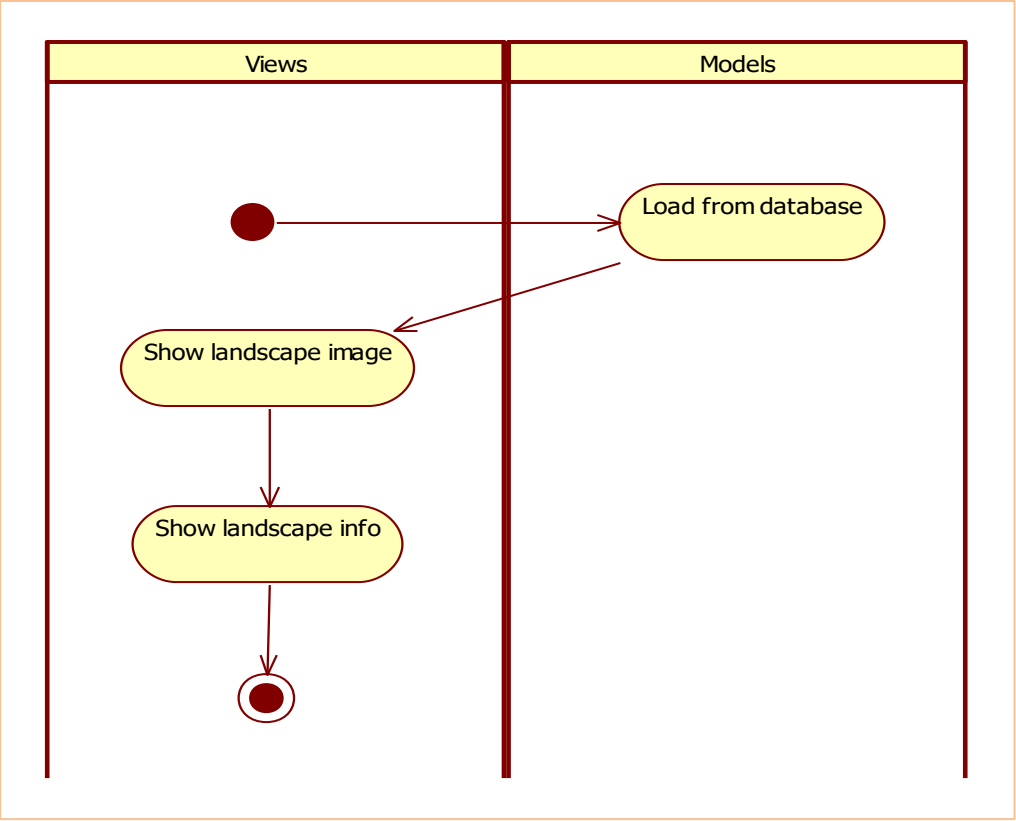
## 6.3. Biểu đồ hoạt động

Biểu đồ hoạt động cho việc huấn luyện mạng neuron, kết quả thu được sau quá trình huấn luyện là một model tương ứng với cấu trúc mạng đã cấu hình có thể là AlexNet hoặc VGG16Net …



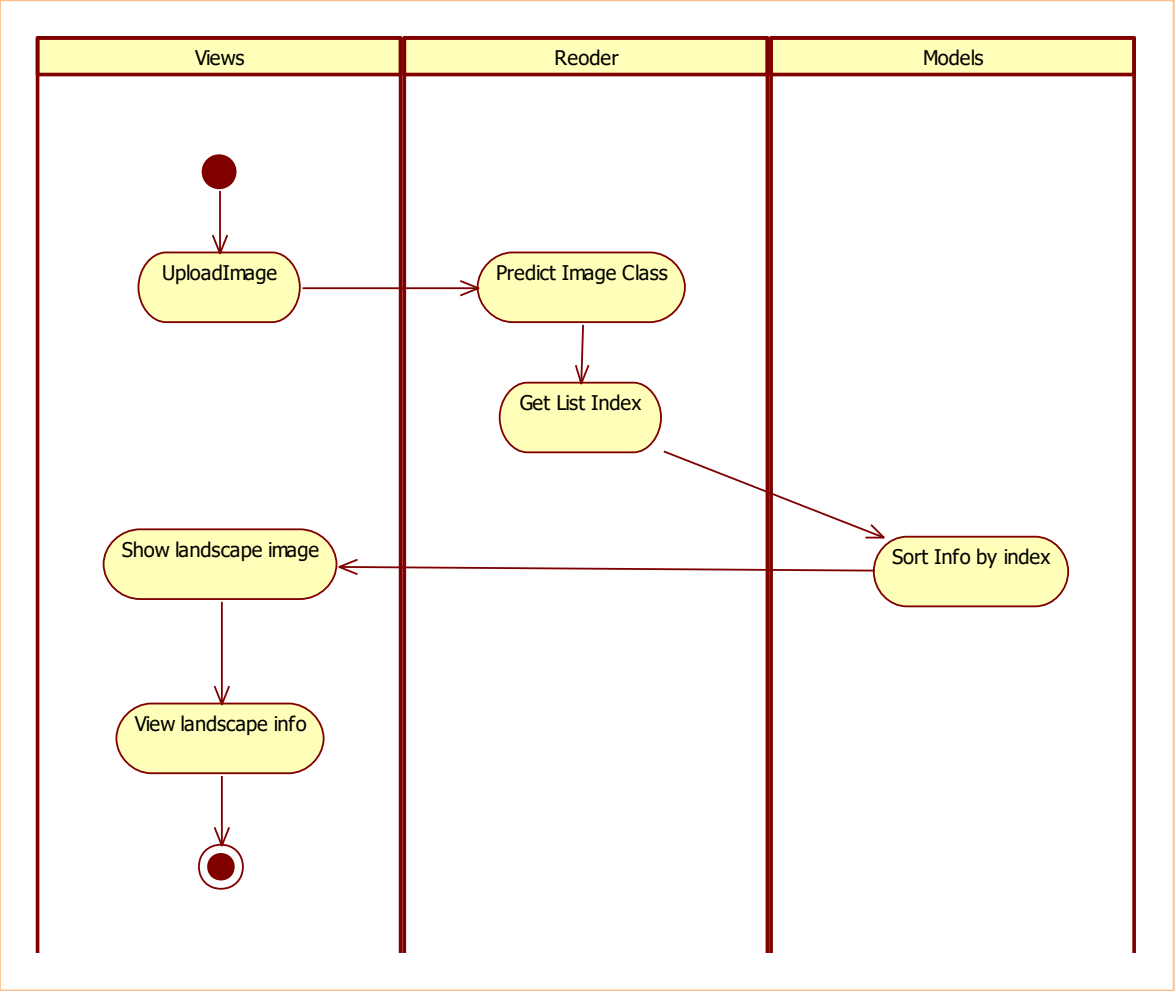

Hình 6.2.1 biểu đồ hoạt động cho quá trình huấn luyện mạng

Dưới đây là biểu đồ hoạt động cho hai chức năng quan trọng nhất của hệ thống đó là chức năng xem thông tin địa danh và tìm kiếm thông tin địa danh.




Hình 6.2.1 biểu dồ hoạt động xem thông tin địa danh

Chức năng tìm kiếm thông tin địa danh bằng hình ảnh là chức năng quan trọng nhất. Trong đó sử dụng mô hình học máy được đào tạo ở phần 4 để trích chọn đặc trưng, từ đó đưa ra danh sách các địa danh có đặc điểm giống với địa danh được tìm kiếm nhất. Dựa vào đó hệ thống sẽ sắp xếp lại thứ tự danh sách các địa danh và đưa các địa danh có sác xuất giống nhất lên vị trí đầu tiên.




Hình 6.2.2 biểu đồ hoạt động tìm kiếm thông tin địa danh

Các chắc năng về thêm, sửa, xóa thông tin địa danh được Django hỗ trợ trong trang quản trị của frame work. Người quản trị đăng nhập vào hệ thống và sửa thông tin theo yêu cầu tương ứng.

## 6.4. Biểu đồ tuần tự

## 6.5. Cơ sở dữ liệu địa danh

Cơ sở dữ liệu được sử dụng trong trương trình là cơ sở dữ liệu sqlite được tích hợp sẵn trong Django Frame Work. Với phạm vi chương trình thì cơ sở dữ liệu sqlite đủ đáp ứng được nhu cầu sử dụng cũng như tính gọn nhẹ của cơ sở dữ liệu.

Dưới đây là bảng sữ liệu thông tin địa danh trong cơ sở dữ liệu.

| Tên trường | Kiể dữ liệu | Ghi chú |
|---|---|---|
| id | interger | primary key |
| title | varchar(1000) | |
| body | text | |
| date | datetime | |
| num | varchar(3) | |
| image | varchar(100) | |

Bảng 6.5.1 bảng dữ liệu địa danh

Trường dữ liệu "title" được dùng để lưu tên của địa danh, trường dữ liệu "body" được dùng để lưu mô tả cũng như cung cấp thông tin chi tiết về địa danh. Trường dữ liệu num để lưu thông tin về ID của địa danh, trường này dùng để tra cứu thông tin địa danh sau khi hàm nhận diện địa danh trả về kết quả là các ID của các địa danh theo thứ tự từ gần giống nhất với đặc điểm địa danh được tìm kiếm. "Image" là trường lưu đường dẫn ảnh minh họa cho địa danh, ảnh minh họa được lưu tại một thư mục trên server.

Tiếp theo là bảng chứa tài khoản người dùng của website

| Tên trường | Kiểu dữ liệu | Ghi chú |
|---|---|---|
| id | interger | primary key |
| password | varchar(128) | |
| last_login | datetime | |
| is_superuser | bool | |
| username | varchar(150) | |
| first_name | varchar(30) | |
| email | varchar(254) | |
| is_staff | bool | |
| is_active | bool | |
| date_joined | datetime | |
| last_name | varchar(150) | |

Bảng 6.5.2 bảng thông tin người dùng

Bảng được Django hỗ trợ tạo ra trong hệ thống admin, trong đó các trường quan trọng như is_superuser, is_staff được dùng để phân biệt tài khoản admin và user thông thường. Trong đồ án này thông tin user em đang để chỉ gồm một tài khoản admin để đăng nhập vào trang quản trị từ đó thêm, sửa xóa các thông tin về địa danh

# CHƯƠNG 7 – ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

## 7.1. Giao diện trương trình

## 7.2. Minh họa chức năng tìm kiếm địa danh bằng hình ảnh

## 7.3. Đánh giá kết quả đạt được

## 7.4. Hướng phát triển trong tương lai

## CHƯƠNG 8 - TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2

[2] https://www.mathworks.com/videos/introduction-to-deep-learning-what-are-convolutional-neural-networks--1489512765771.html

[3] https://medium.com/machine-learning-bites/deeplearning-series-convolutional-neural-networks-a9c2f2ee1524

[4] https://www.jefkine.com/general/2016/09/05/backpropagation-in-convolutional-neural-networks/

[5] http://www.ee.surrey.ac.uk/CVSSP/demos/chars74k/

[6] https://www.kaggle.com/shivamb/cnn-architectures-vgg-resnet-inception-tl

[7] https://www.learnopencv.com/number-of-parameters-and-tensor-sizes-in-convolutional-neural-network/

[8] https://indoml.com/2018/03/07/student-notes-convolutional-neural-networks-cnn-introduction/

[9] https://towardsdatascience.com/deep-learning-framework-power-scores-2018-23607ddf297a