

BÁO CÁO DỰ ÁN PHÂN LOẠI 26 LOẠI CÂY KHU VỰC ĐÔNG NAM Á

MÔN DSP305X

SINH VIÊN: LƯU TRUNG HIẾU

MENTOR HƯỚNG DẪN: NGUYỄN HẢI NAM

• hieultfx10546@funix.edu.vn



TỔNG QUAN

Khu vực Đông Nam Á được thiên nhiên ưu ái có hệ động thực vật đa dạng, nhiều loài có giá trị kinh tế cao. Nền kinh tế của khu vực này phụ thuộc rất lớn vào nông nghiệp, tuy nhiên không phải ai cũng phân biệt được các loại cây trồng với nhau. Áp dụng học máy và học sâu vào bài toán phân loại các loại cây trồng khu vực Đông Nam Á, có thể giúp cho người dân khu vực này và cũng như người dân trên thế giới có thể ứng dụng vào sản xuất, kinh doanh trong thực tế

Agenda (Mục lục)

- I. Exploratory data analysis (Phân tích dữ liệu khám phá)
- II. Modelling & Evaluation (Lập mô hình & Đánh giá)
- III. Model improvement (Cải thiện mô hình)
- IV. Conclusion (Kết luận)

I. Exploratory data analysis (Phân tích dữ liệu khám phá)

- 1. HIỂU BIẾT VỀ KINH DOANH (BUSINESS UNDERSTANDING)
- 2. HIỂU BIẾT VỀ DỮ LIỆU (DATA UNDERSTANDING)
- 3. PHÂN TÍCH DỮ LIỆU (DATA ANALYSIS)
- 4. PHƯƠNG PHÁP GIẢI QUYẾT VẤN ĐỀ (SOLUTION APPROACH)
- 5. TIỀN XỬ LÝ DỮ LIỆU (PREPROCESSING)

BUSINESS UNDERSTANDING

Mục đích bài toán: Xác định 26 loại cây trồng dựa trên tập hình ảnh=> đây là bài toán Phân loại nhiều lớp

Mô hình sử dụng accuracy-score (mục tiêu 99%)







banana

dragonfruit





cinnamon





2. Data Understanding (Hiểu biết về Dữ liệu)

- Tập Train có tất cả 41607 hình ảnh được dán nhãn của 26 loại cây. Tập dữ liệu được lấy từ cuộc thi của kaggle
- Các cây được chụp ở các vị trí khác nhau: thân, hoa, quả, lá,
- Cấu trúc dữ liệu hình ảnh được tổ chức dưới dạng một ma trận (số học) 3 chiều (height, width, channel).
 Mỗi phần tử trong ma trận này có kiểu dữ liệu là số nguyên (0-255) mô tả giá trị của mức sáng







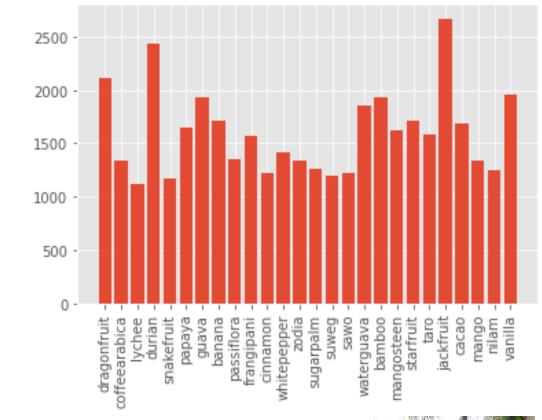






3. DATA ANALYSIS (PHÂN TÍCH DỮ LIỆU)

- Nhóm có số lượng ảnh ít nhất là cây vải (lychee) với khoảng 1,100 ảnh
- Nhóm có số lượng ảnh nhiều nhất là cây mít (jackfruit) với khoảng 2,600 ảnh
- Các nhóm không có sự chênh lệch về số lượng quá đáng kể
- Các ảnh chủ yếu là có kích thước 1920x1080 đối với ảnh chụp thẳng đứng hoặc 1080 x 1920 đối với ảnh chụp ngang, cần đưa ảnh về cùng kích thước để model có thể train được







4. SOLUTION APPROACH (PHƯƠNG PHÁP GIẢI QUYẾT VẤN ĐỀ)

Với bài toán phân loại hình ảnh có nhiều nhãn => chọn mô hình CNN (convolutional neural network)

- Mô tả kỹ thuật:
 - Ngôn ngữ lập trình: Python
 - · Packages, framework: tensorflow, numpy, matplotlib, opency
 - Chạy trên google colab để có thể tận dụng được GPU giúp quá trình training nhanh chóng hơn

5. TIỀN XỬ LÝ DỮ LIỆU (PREPROCESSING)

-Sử dụng chức năng ImageDataGenerator của tensorflow để preprocessing dữ liệu như:

- rescale: chuyển giá trị của pixel về khoảng từ 0 đến 1
- Resize (target size): chuyển hình ảnh về cùng kích thước
- Label biểu diễn dưới dạng one hot vector

Augmentation : tăng cường dữ liệu

- width/height Shift: Dịch theo chiều ngang/dọc ngẫu nhiên trong một phạm vi nào đó
- Zoom : thực hiện zoom ngẫu nhiên trong một phạm vi nào đó
- Shear: làm méo ảnh
- brightness: thay đổi độ sáng của ảnh trong một phạm vi nào đó
- flip: lật ảnh ngẫu nhiên

```
train_datagen = tf.keras.preprocessing.image.ImageDataGenerator(
    rescale=1./255, rotation_range=5,
    width_shift_range=0.05,
    height_shift_range=0.05,
    shear_range=0.05,
    zoom_range=0,
    brightness_range=(1, 1.3),
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest'

].flow_from_directory('/content/bali-26_train/train_val/train',
        target_size=(128, 128),batch_size = 32)
```

5. TIỀN XỬ LÝ DỮ LIỆU (PREPROCESSING)

Một số Agumentation khác như

• Center crop: cắt ở giữa bức ảnh

Orig image

Trans image





• Mixup: trộn 2 bức ảnh vào nhau

nilam : 0.5833 waterguava : 0.4167



starfruit : 0.5374 papaya : 0.4626



 cutmix: thay thế ô vuông bằng ảnh khác

zodia : 0.5354 guava : 0.4646



durian: 0.9151 whitepepper: 0.0849

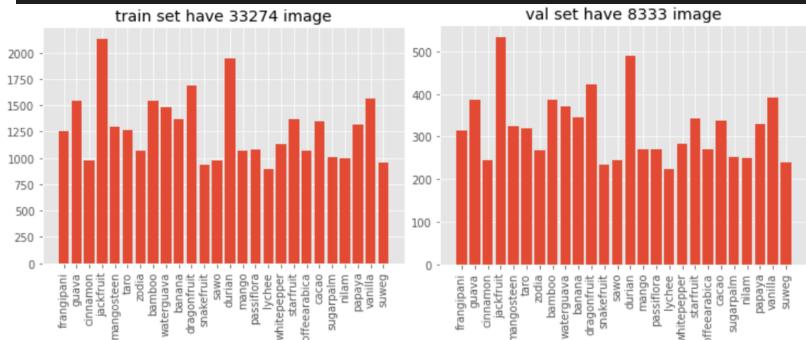


5. TIỀN XỬ LÝ DỮ LIỆU (PREPROCESSING)

Chia dữ liệu thành tập train và validation

- Sử dụng thư viện split foldes để tách dữ liệu thành tập train và val theo tỉ lệ 8/2
- Số lượng của các nhãn được chia ra theo đúng tỉ lệ

```
# sử dụng split folder để tách thành tập train và val
!pip -q install split_folders
import splitfolders
input_folder = "/content/bali-26_train/bali-26_train"
output = "/content/bali-26_train/train_val/"
splitfolders.ratio(input_folder, output=output, seed=42, ratio=(.8, .2))
```



II. MODELLING & EVALUATION (LẬP MÔ HÌNH & ĐÁNH GIÁ)

1 Thử nghiệm:

Xây dựng mô hình CNN có cấu trúc như sau:

```
model = tf.keras.models.Sequential([
    tf.keras.layers.Conv2D(8,(3,3),padding = 'same',activation = 'relu', input shape = train data gen.image shape,name = 'Layer1'),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(),
    tf.keras.layers.Conv2D(16,(3,3),padding = 'same',activation = 'relu',name = 'Layer2'),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D((2,2),name = 'Layer3'),
    tf.keras.layers.Conv2D(32,(3,3),padding = 'same',activation = 'relu',name = 'Layer4'),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(),
    tf.keras.layers.Conv2D(64,(3,3),padding = 'same',activation = 'relu',name = 'Layer5'),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(),
    tf.keras.layers.MaxPooling2D((3,3),name = 'Layer6'),
    tf.keras.layers.Flatten(name = 'Layer7'),
    tf.keras.layers.Dense(100, 'relu', name = 'Layer8'),
    tf.keras.layers.BatchNormalization(),
    tf.keras.layers.Dense(26, 'softmax', name = 'Layer9')
```

II. MODELLING & EVALUATION (LẬP MÔ HÌNH & ĐÁNH GIÁ)

1 Xác định các yếu tố:

 Xác định optimizer, loss function và metrics cho mocel

Xây dựng 1 số callbacks như:

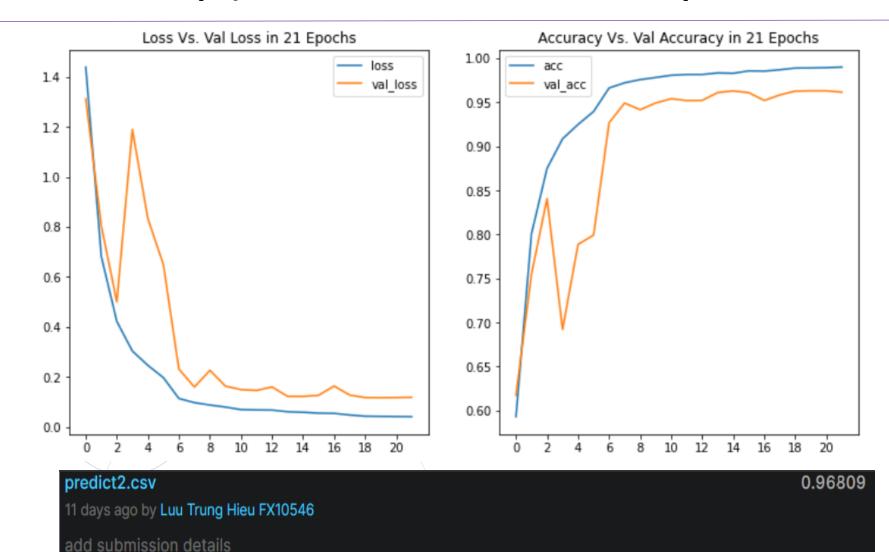
- tensorboard (trực quan performance)
- modelcheckpoint (lưu kết quả)
- Learning rate schedule: set up learning rate
- Reduce Ir on plateau: giảm learning rate khi kết quả không cải thiện
- Early stopping: dùng sớm

```
model.compile('adam','categorical_crossentropy',['accuracy'])
# tensorboard
logdir = os.path.join('logs2', datetime.datetime.now().strftime("%Y%m%d-%H%M%S"))
tsb=tf.keras.callbacks.TensorBoard(log dir=logdir,histogram freq=1)
# model checkpoint
mdcp = tf.keras.callbacks.ModelCheckpoint('/content/drive/MyDrive/asia_plant_nocrop.h5',verbose = 1,
                                        monitor = 'val accuracy', save best only=True)
# reducelronplateau
rdlr = tf.keras.callbacks.ReduceLROnPlateau(monitor ='val accuracy', patience = 3)
# early stopping
es = tf.keras.callbacks.EarlyStopping(monitor='val accuracy', min delta=0.05,patience=3)
# learning rate schedule
def step decay(epoch):
   initial lrate = 1e-4/2
   drop = 0.5
   epochs drop = 5
   lrate = initial lrate * math.pow(drop,
          math.floor((1+epoch)/epochs drop))
   return lrate
lr schedule = tf.keras.callbacks.LearningRateScheduler(step decay)
```

II. MODELLING & EVALUATION (LẬP MÔ HÌNH & ĐÁNH GIÁ)

2 Kết quả Đánh giá: .

- Sau khi huấn luyện mô hình, có kết quả tương đối tốt,
- model đạt accuracy trên tập train là0.9898 và tập test là 0.9614



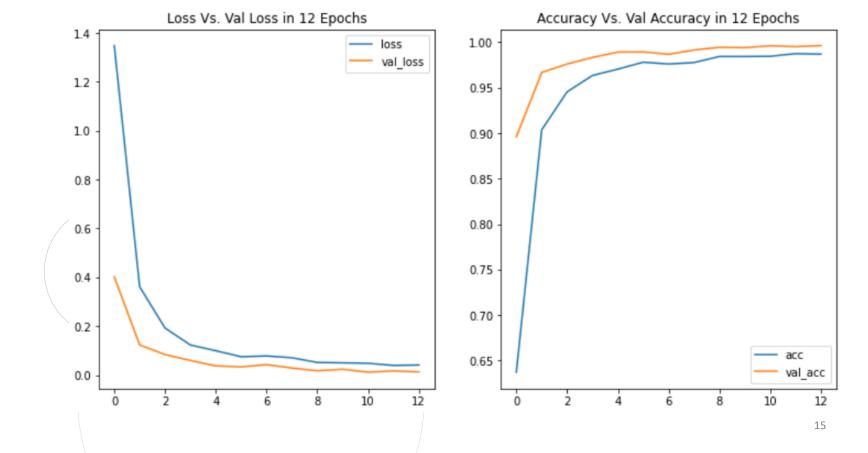
 Đưa mô hình dự đoán tập test trên kaggle cũng được kết quả khá tốt là 0,96809

3.1 : Thêm 1 convolutional layer như hình:

Kết quả:

Sau 12 epochs, model đã tốt lên: accuracy trên tập train là 0.9897 trong khi accuracy trên tập test là 0.9866

tf.keras.layers.Conv2D(128,(3,3),padding = 'same',activation = 'relu',name = 'Layer7'),
tf.keras.layers.BatchNormalization(),



3.2: Tiếp tục thêm 1 convolutional layer và maxpooling như hình:

 Thêm dropout layer vào trước lớp output như hình

Kết quả:

Sau 12 epochs, model đã tốt lên: accuracy của tập validation đạt được 0.9964 sau 12 epochs

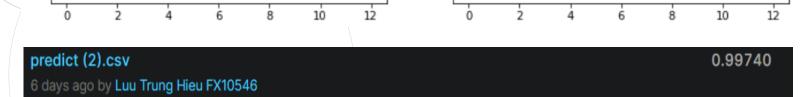
0.4

0.2

0.0

- Đưa mô hình dự đoán tập test trên kaggle cũng được kết quả cải thiện là 0,99740, tăng 2.9% so với model ban đầu

```
tf.keras.layers.Conv2D(256,(3,3),padding = 'same',activation = 'relu',name = 'Layer8'),
tf.keras.layers.BatchNormalization(momentum=0.95, epsilon=0.005, beta initializer=tf.ker
tf.keras.layers.MaxPooling2D((5,5),name = 'Layer9'),
tf.keras.layers.Dropout(rate = 0.5, name = 'Layer12'),
           Loss Vs. Val Loss in 12 Epochs
                                                         Accuracy Vs. Val Accuracy in 12 Epochs
1.4
                                                 1.00
                                      val loss
1.2
                                                 0.95
10
                                                 0.90
                                                 0.85
0.8
```



0.80

0.75

0.70

0.65

acc

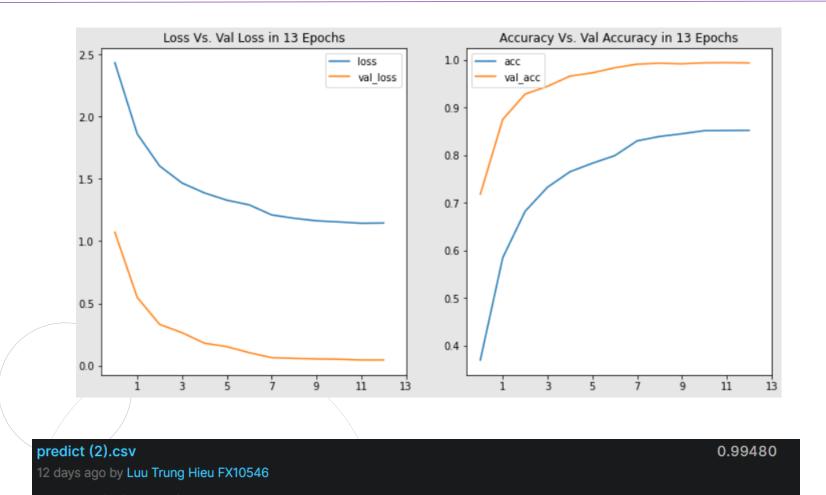
val acc

3.3 : Sử dụng cutmix

CutMix: Phương pháp này vừa là kết hợp giữa Cutout và Mixup. Theo đó chúng ta thay thế những ô vuông trên một ảnh bằng những ô vuông có cùng diện tích của một ảnh khác thuộc các nhãn còn lại. Nhãn mới được tạo thành cũng là nhãn mềm được kết hợp tuyến tính từ hai nhãn.

Sau 13 epochs, model sử dụng cutmix đạt accuracy trên tập val là 0.9942, kết quả khá tốt

Áp dụng trên tập test ta được kết quả là 0,99480



3.4: Pretrain với mạng EfficientnetB0

Mạng Efficiecntnet đạt được độ chính xác tốt hơn nhiều so với các kiến trúc CNN trước đó.

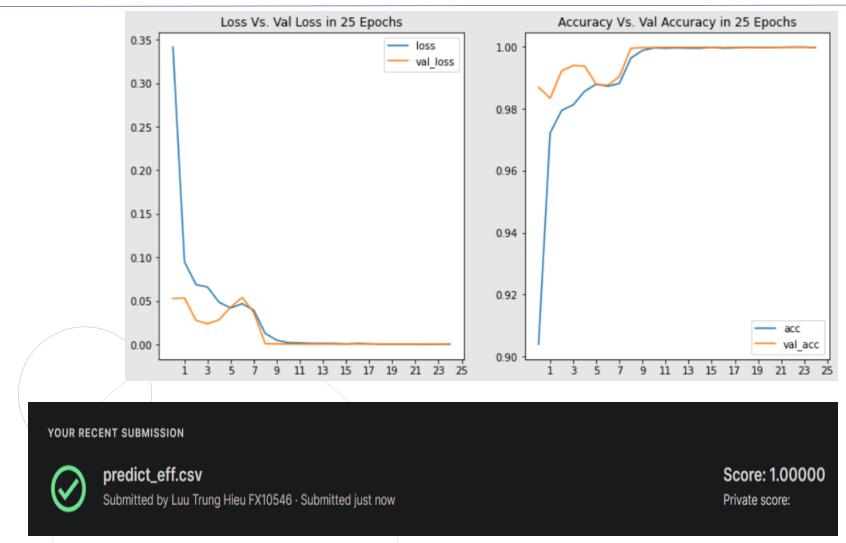
Ý tưởng của EfficientNet là thay vì tìm ra một kiến trúc tối ưu từ đầu thì nó xuất phát từ một Base model F, sau đó dần dần mở rộng, cải tiến nó dần lên. EfficientNet tiến hành Scale-up đồng thời cả 3 thành phần, gọi là Compound Scaling.

Model: "sequential_2"					
Layer (type)	Output Shape	Param #			
efficientnetb0 (Functional)	(None, 4, 4, 1280)	4049571			
global_average_pooling2d_2 (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1280)	0			
dropout_4 (Dropout)	(None, 1280)	0			
dense_5 (Dense)	(None, 26)	33306			
Total params: 4,082,877 Trainable params: 4,040,854 Non-trainable params: 42,023					

3.4: Pretrain với mạng EfficientnetB0

Mạng hoạt động rất tốt trên bộ dữ liệu, đạt accuracy trên tập valid là 0,999 khi đến epochs thứ 8

Áp dụng model trên với tập test trên kaggle đạt được độ chính xác là 1,000



3.5

Dù model EfficientNet hoạt động khá tốt nhưng thời gian training model khá lâu. Nhận thấy trong tập dữ liệu có những ảnh tương đồng nhau, có thể sử dụng các phương pháp để xóa bỏ những ảnh tương tự này.

Có thể sử dụng thư viện imagehash để giải quyết vấn đề này. Sau quá trình xóa những ảnh tương tự, tập dữ liệu mới còn 34,510 ảnh, giảm gần 20% so với tập ban đầu





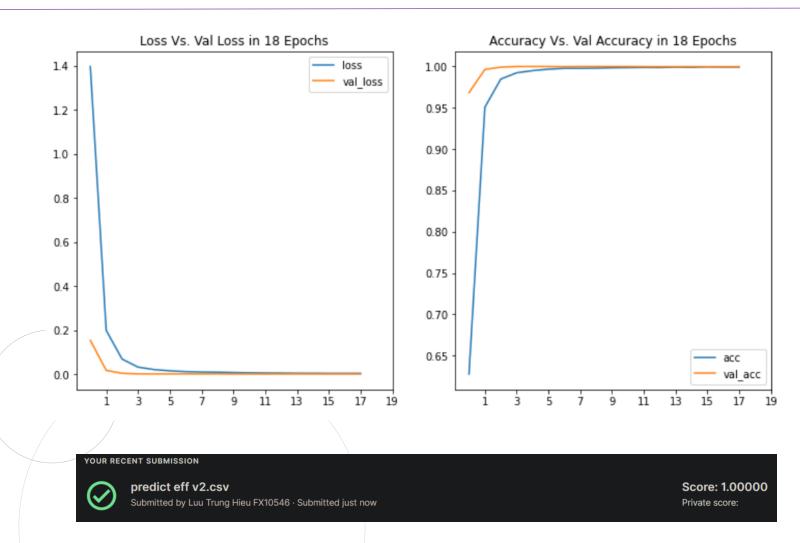
Hai ảnh có đặc điểm tương tư nhau

```
def remove_sameimage_whash(link):
    img_names = os.listdir(link)
    print(link, len(img_names))
    lst = []
    for i in img_names:
        hash = imagehash.whash(Image.open(f'{link}/{i}'))
        if hash in lst:
            os.remove(f'{link}/{i}')
        else:
            lst.append(hash)
    print('after',len(os.listdir(link)))
```

3.5:

Áp dụng tập dữ liệu này vào model efficientnet thì model chạy nhanh hơn (khoảng 10 phút cho 1 epochs thay vì 14 phút như trước)

Kết quả trên tập test cũng được 1.000

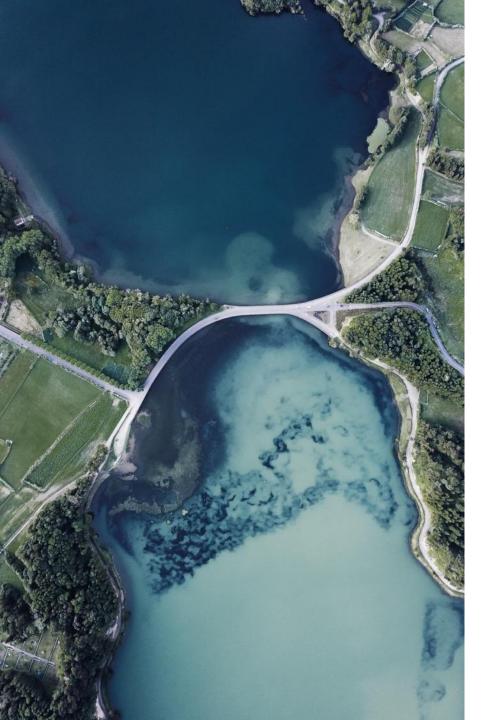


BẢNG TỔNG HỢP KẾT QUẢ

	Thêm layer	agumentation	pretrain	Kết quả (accuracy val/test)
Model baseline				0,96809 (17 epochs)
model1	Thêm 1 conv2d layer			0.9866 (12 epochs)
Model2	Thêm 2 conv2d, 1 maxpooling, 1 dropout	Crop center		0,99221 (10 epochs)
Model2	Thêm 2 conv2d, 1 maxpooling, 1 dropout			0,99740(12 epochs)
Resnet50_base		Resnet preprocess input	resnet50	0,9339 (5 epochs)
cutmix_model	Thêm 2 conv2d, 1 maxpooling, 1 dropout	cutmix		0.9942 (12 epochs)
<u>Efficientnetb0</u> base		Efficientnet preprocess input	Efficientnetb0	1,0000 (10 epochs)
Mixup_model	Thêm 2 conv2d, 1 maxpooling, 1 dropout	mixup		0.9781 (15 epochs)
				22

IV. CONCLUSION (KẾT LUẬN)

SO VỚI MÔ HÌNH BASELINE, CÁC MÔ HÌNH CẢI THIỆN CÓ ĐỘ CHÍNH XÁC TĂNG KHOẢNG 3% MÔ HÌNH TỐT NHẤT LÀ PRETRAIN CỦA EFFICIENTNET VÀ CÓ SỬ DỤNG XÓA CÁC ẢNH TƯỚNG ĐỒNG ĐỂ QUÁ TRÌNH TRAINING LÀ TỐT NHẤT



THANK YOU

 \searrow

hieultfx10546@funix.edu.vn

