

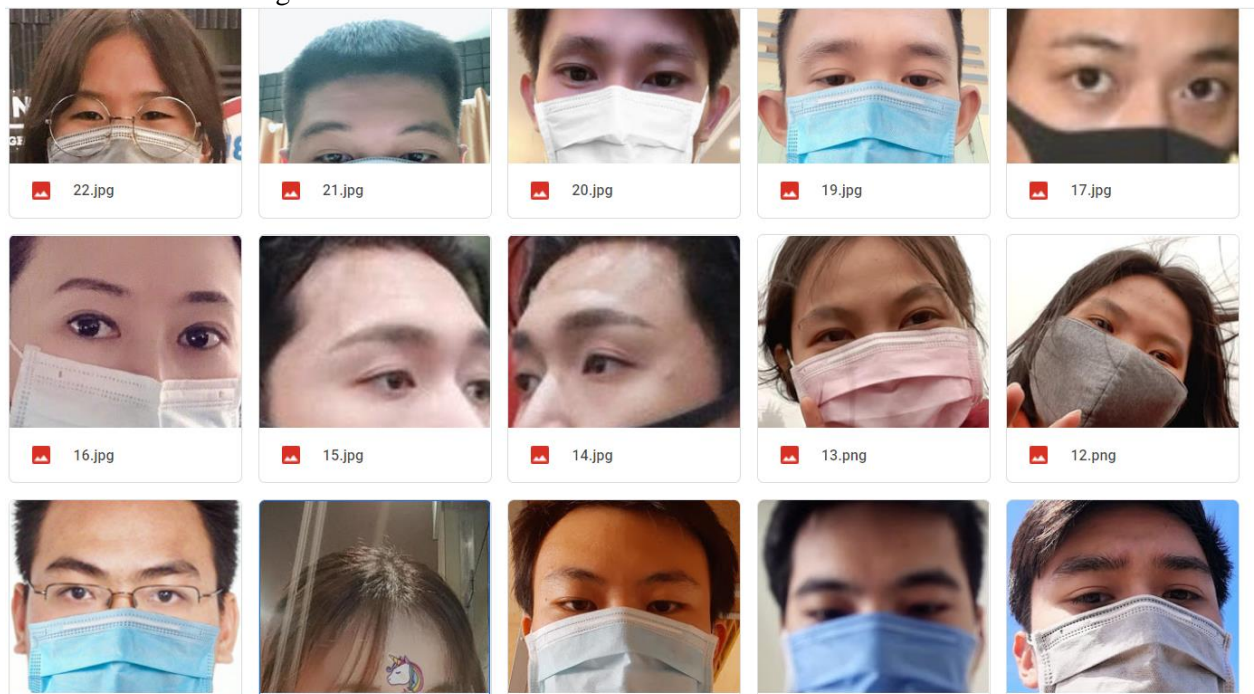
# BÁO CÁO ĐỒ ÁN CUỐI KỲ

## 1. Mô tả bài toán

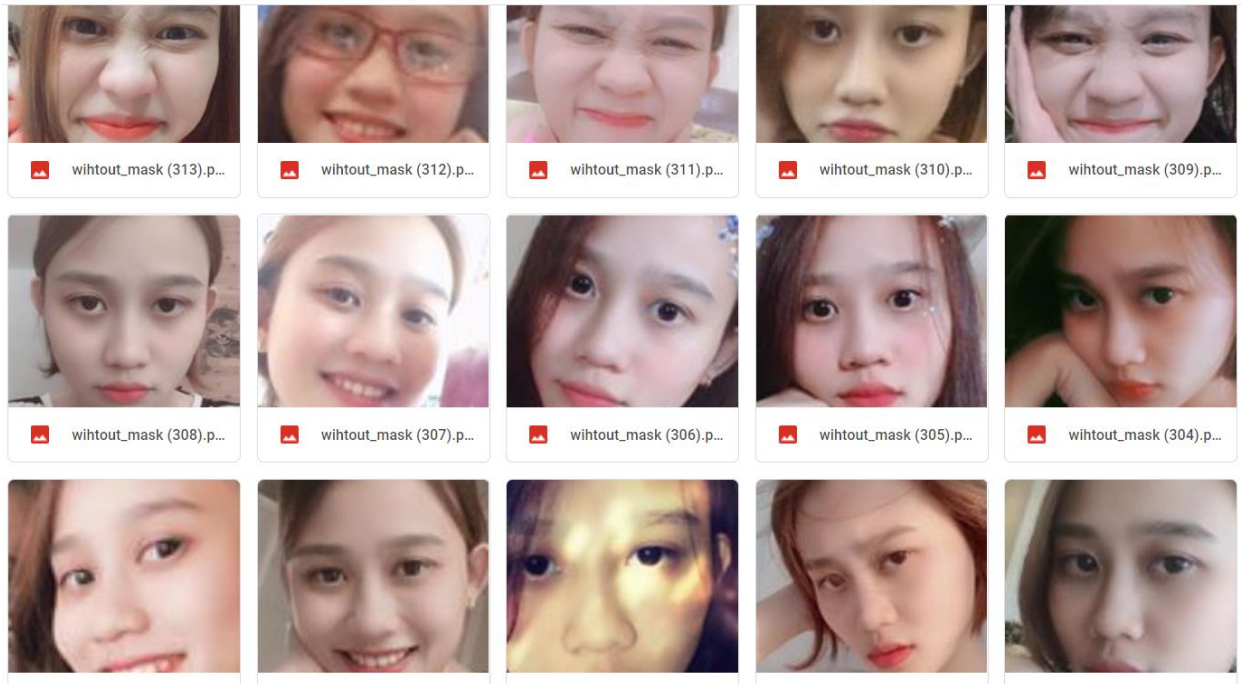
- a. Bài toán : Nhận diện ảnh khuôn mặt một người đeo khẩu trang
- b. Lí do chọn bài toán :
  - + COVID-19 , bệnh viêm đường hô hấp cấp do chủng mới của virus corona được phát hiện lần đầu tiên tại thành phố Vũ Hán , tỉnh Hồ Bắc , Trung Quốc vào tháng 12 / 2019.
  - + Đến nay, có 215 quốc gia / vùng lãnh thổ trên toàn cầu ghi nhận trường hợp mắc . Trong đó nước Mỹ là nước có người nhiễm nhiều nhất.
  - + Hiện tại sau 99 ngày Việt Nam không có ca nhiễm trong cộng đồng thì dịch đang dần trở lại.
  - + Cách để phòng dịch tốt nhất được chính phủ và WHO khuyến cáo là đeo khẩu trang khi ra đường hay tiếp xúc với người khác.
  - ⇒ Chính vì thế nhóm đã lên ý tưởng xây dựng một mô hình tự động nhận diện xem mọi người có đeo khẩu trang hay không.
  - ⇒ Bài toán này là bài toán cơ sở , khi kết hợp với bài toán nhận diện khuôn mặt người sẽ tạo thành một bài toán thực tế có thể áp dụng trên diện rộng.
- c. Mô tả:
  - Input : hình ảnh khuôn mặt một người
  - Output :
    - + 1 : người này có đeo khẩu trang
    - + 0 : người này không đeo khẩu trang

## 2. Mô tả về bộ dữ liệu

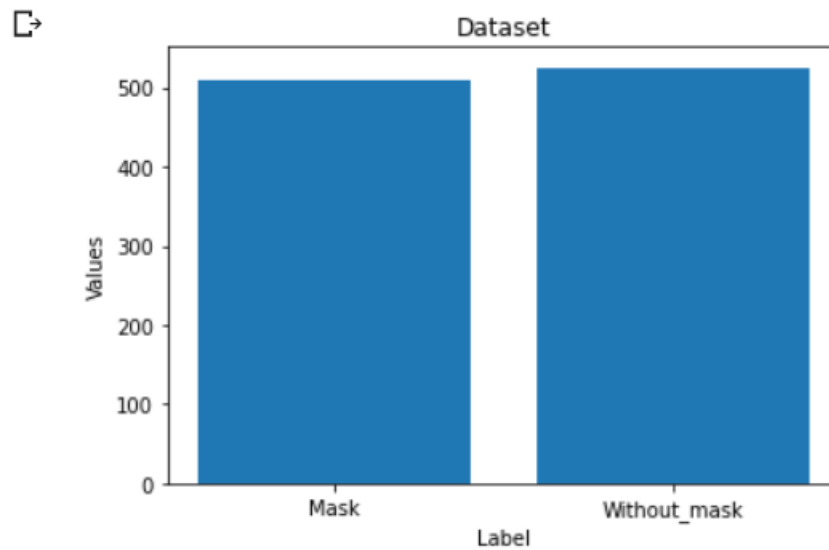
- Các ảnh trong bộ data được thu thập từ các hình ảnh tự chụp , xin ảnh người quen từ các ảnh chụp trước và phần lớn data là ảnh được thu thập từ Google.
- Ảnh sau khi được thu thập sẽ dùng tool CascadeClassifier của OpenCV cắt mặt ra hoặc tự cắt đối với các mặt tool không nhận được mặt
- Sau khi cắt mặt từ bộ ảnh thu được :
  - + 509 ảnh có khẩu trang



+ 525 ảnh không có khẩu trang



+ Biểu đồ :



⇒ Bộ data khá cân bằng và khá đa dạng với các góc mặt khác nhau, các loại khẩu trang khác nhau. Tuy nhiên số lượng ảnh trong dataset còn khá ít.

- Tiền xử lí dữ liệu:

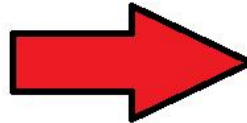
+ Vì ảnh còn khá ít nên nhóm quyết định sử dụng hàm ImageDataGenerator của thư viện Keras để tăng dữ liệu cho bộ dataset

## Fine-tuning hàm ImageDataGenerator

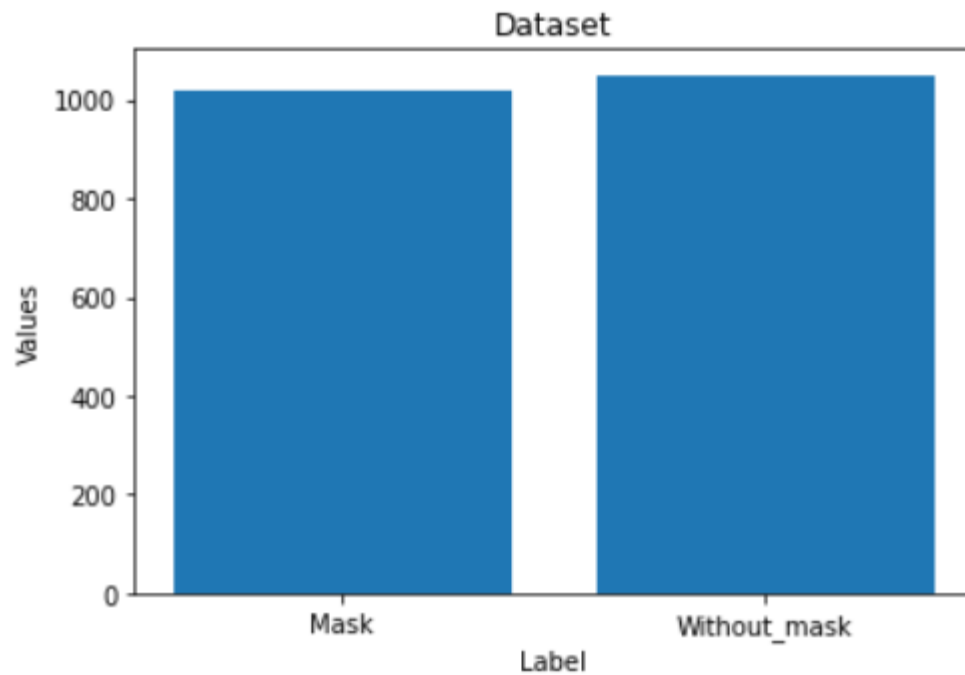
- rotation\_range : góc quay ( 0 - 20 )
- zoom\_range : độ phóng (0 - 0.15)
- width\_shift\_range, height\_shift\_range : độ dịch ảnh (0 - 0.2)
- horizontal\_flip : lật ảnh theo chiều ngang

```
In [203]: # Sử dụng kỹ thuật Data Augmentation để tăng kích thước cho bộ train data
aug = ImageDataGenerator(
    rotation_range=20,
    zoom_range=0.15,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    horizontal_flip=True )
```

+ Sau khi sử dụng hàm ImageDataGenerator từ 1 ảnh được load ban đầu sẽ trở thành 2 ảnh khác nhau



+ Biểu đồ dữ liệu sau khi sử dụng ImageDataGenerator



+ Ảnh sau khi được load lên sẽ được resize về kích thước 32x32 nhằm giảm số lượng feature cho model

+ Sau đó ảnh từ dạng mảng 3 chiều sẽ được làm phẳng thành 1 Vector

```
# load hình ảnh
image = cv2.imread(imagePath)

# preprocess ảnh
image = cv2.resize(image,(32,32)).flatten()
```

+ Cuối cùng các Vector ảnh là label của nó được chuyển sang dạng numpy

```
# chuyển label và data sang dạng mảng
labels = np.array(labels)
data = np.array(data)
```

- Tiến hành chia dữ liệu thành 2 phần : 80% dùng để train, validation và 20% dùng để test

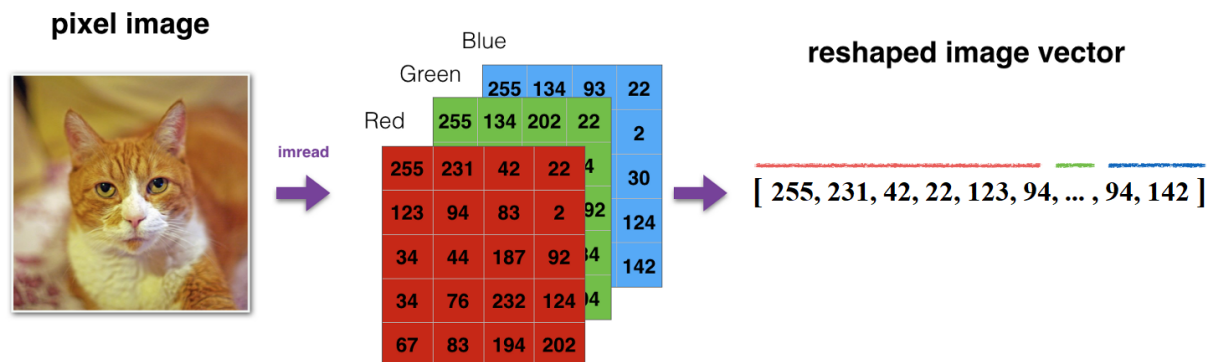
```
: # chia dữ liệu thành 80% để train, validation bằng K-Fold và 20% để test
(trainX, testX, trainY, testY) = train_test_split(data, labels, test_size=0.2, stratify=labels, random_state=1)
```

### 3. Mô tả về đặc trưng

- Biến đổi từ 1 bức ảnh có mảng 3 chiều thành 1 vector
- Từ một ảnh có kích thước 32x32 thì sẽ chuyển thành 1 vector có 32x32x3 phần tử vì một ảnh có 3 kênh màu Red , Green , Blue.
- Việc này được thực hiện thông qua hàm flatten của thư viện numpy

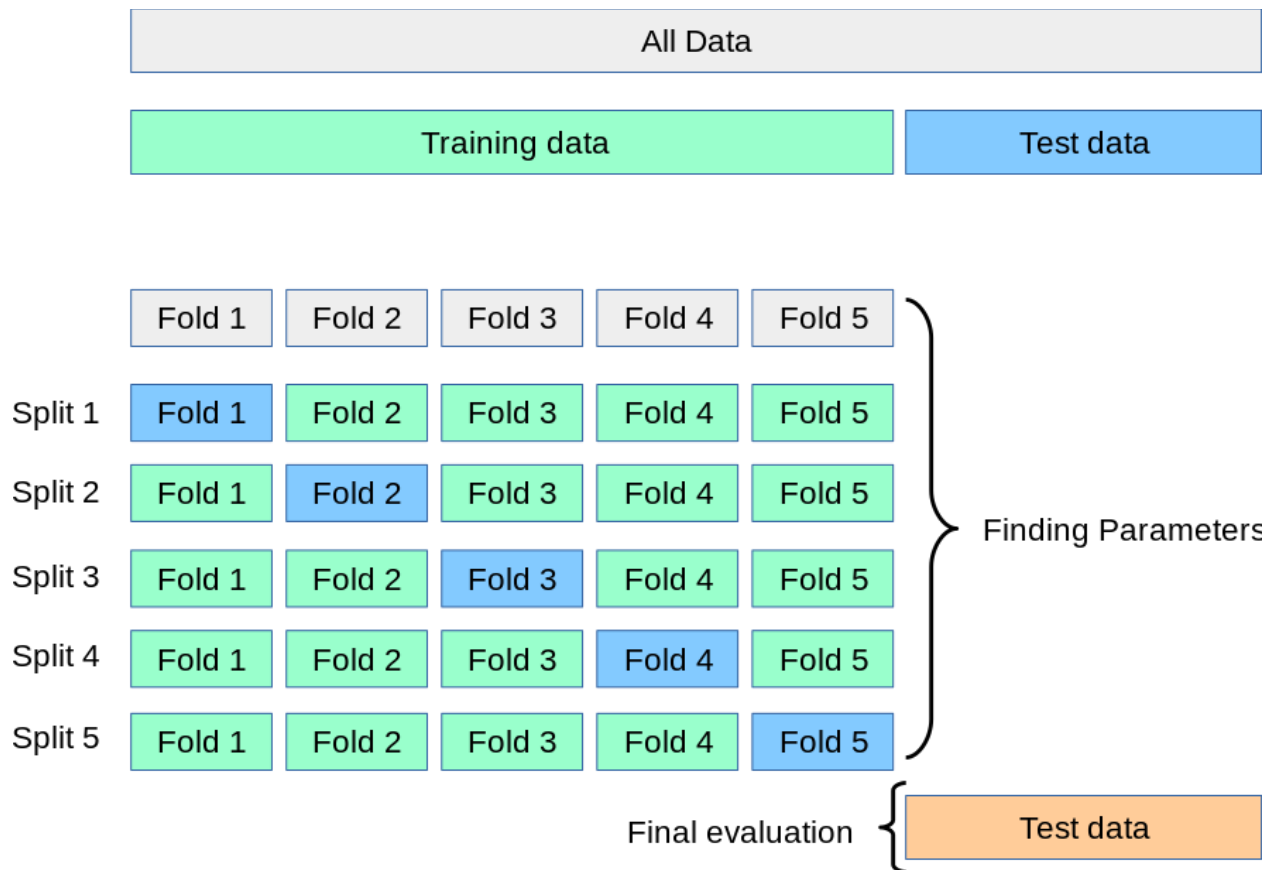
```
# preprocess ảnh
image = cv2.resize(image,(32,32)).flatten()
```

- Hàm flatten sẽ lấy hàng ngang của từng cột sau đó ghép nó thành 1 hàng ngang duy nhất



#### 4. Mô tả về thuật toán

- Do label có dạng binary : 0 và 1 vì thế chọn các thuật toán Binary Classification
- Các model được sử dụng:
  - + Decision Tree
  - + Random Forest
  - + Logistic Regression
- Do dataset khá ít (khoảng 2000 ảnh sau khi được tăng) , vì thế sử dụng phương pháp Cross-Validation để tiến hành đánh giá các model được chọn . Cụ thể trong bài toán này sẽ sử dụng phương pháp k-fold.
- Phương pháp K-Fold :



- + Là phương pháp chia bộ dữ liệu thành K phần
- + Sẽ có K lần training
- + Trong mỗi lần train, 1 phần sẽ được dùng để đánh giá và K – 1 phần còn lại dùng để training cho model
- + Độ chính xác của model sau khi sử dụng k-fold là trung bình cộng của mỗi lần train
- ⇒ Cụ thể trong bài toán này ta sẽ sử dụng 10 – Fold (chia thành 10 phần)
- Training và Validation sử dụng k-fold sau đó chọn ra model có accuracy cao nhất
- Tiến hành training và đánh giá model được chọn thông qua hàm confusion\_matrix và classification\_report của thư viện sklearn

## 5. Đánh giá kết quả, kết luận

- Sử dụng K – Fold để đánh giá 3 model được chọn :

```
# Xuất ra giá trị trung bình của results
print('%s: %f' % (name, cv_results.mean()))
```

LR: 0.850628

DT: 0.813782

RF: 0.906261

- ⇒ Có thể thấy sau khi sử dụng k-fold để training và đánh giá thì model Random Forest có độ chính xác cao nhất. Vì thế , ta sẽ chọn model này để đánh giá trên tập test .
- Tiến hành đánh giá trên tập test với Random Forest:

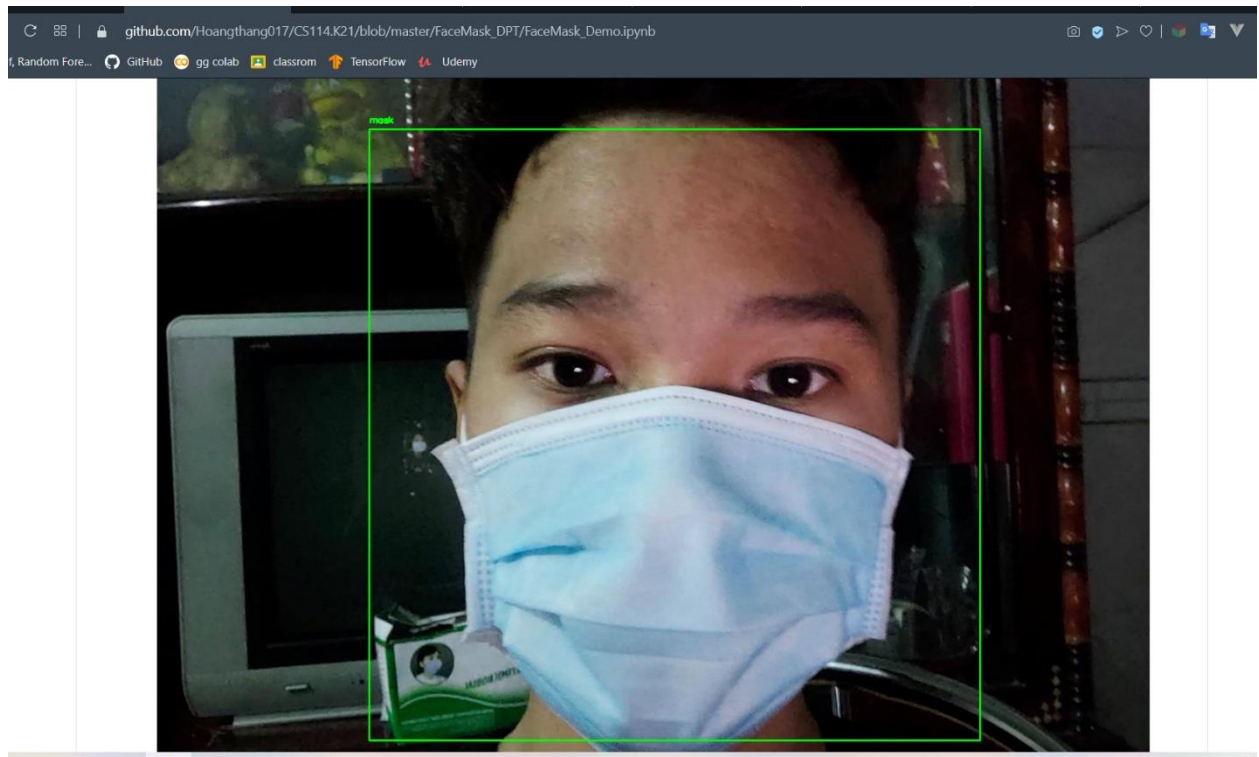


```
# Đánh giá model
print(confusion_matrix(testY, predictions))
print(classification_report(testY, predictions))
```

```
[[200 10]
 [ 30 174]]
```

	precision	recall	f1-score	support
0	0.87	0.95	0.91	210
1	0.95	0.85	0.90	204
accuracy			0.90	414
macro avg	0.91	0.90	0.90	414
weighted avg	0.91	0.90	0.90	414

- Đánh giá :
  - + Độ chính xác của Random Forest khá cao : 90%
  - + Độ chính xác của tập train và tập test gần như bằng nhau nên model có thể sử dụng được với lỗi không quá lớn
  - + Như có thể thấy ở Confusion\_matrix :
    - o Model đều dự đoán khá chính xác ở trên cả 2 label
    - o Giá trị của False Positive cao hơn False Negative , tuy nhiên ở bài toán này ta có thể chấp nhận được lỗi này vì thiệt hại của nó không quá lớn. Vì khi dự đoán sai 1 người đeo khẩu trang thành không đeo khẩu trang sẽ ít thiệt hại hơn là dự đoán 1 người không đeo khẩu trang thành có đeo khẩu trang.
- Sử dụng model để dự đoán với ảnh thực tế :
  - + Demo với ảnh có khẩu trang :

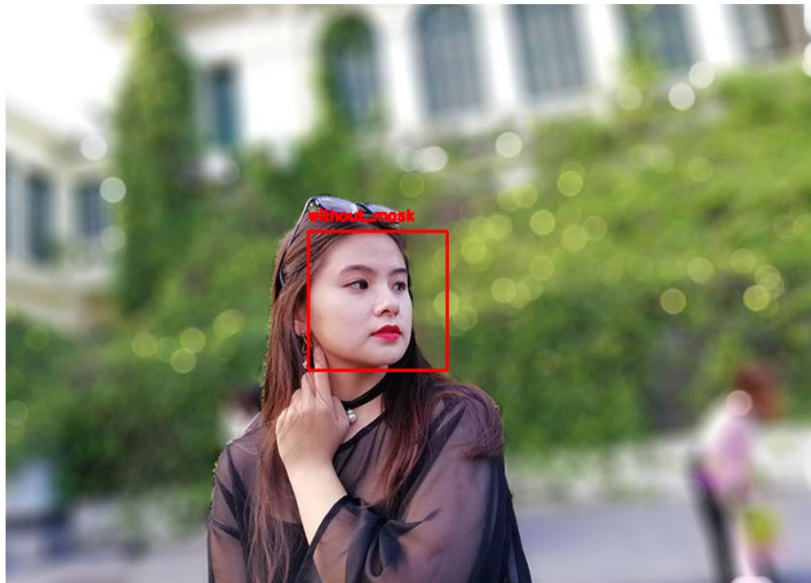


+ Demo với ảnh không có khẩu trang :

**Demo chân dung một người không đeo khẩu trang**

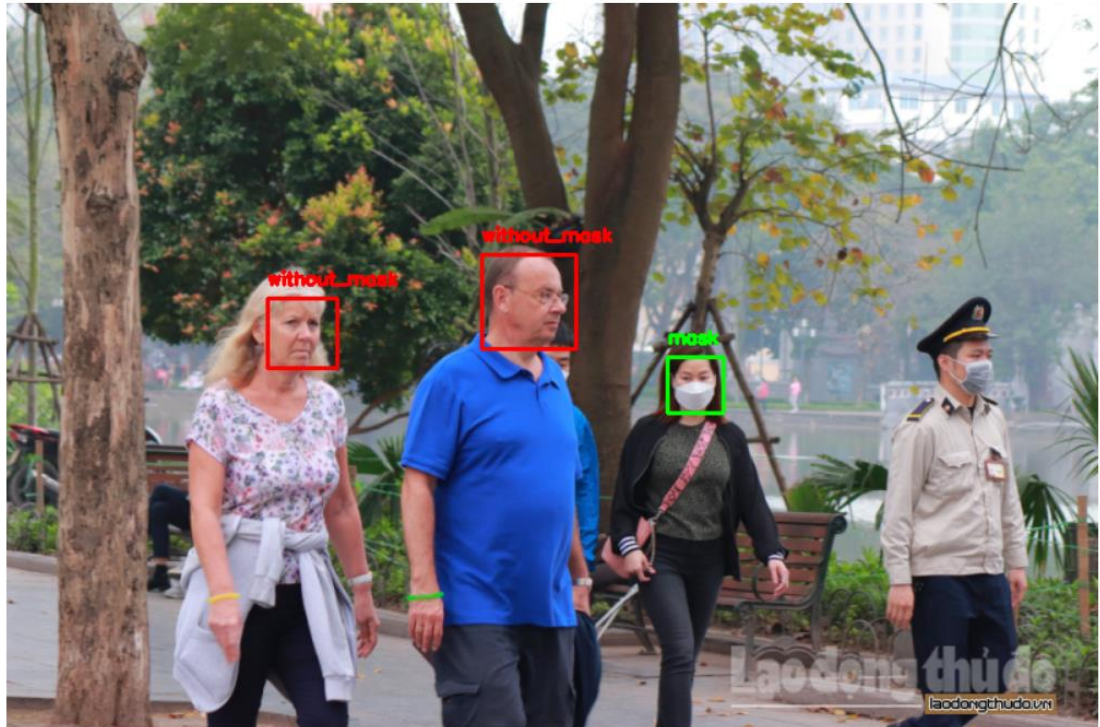
```
In [ ]: # Load hình
img = cv2.imread("/content/img2.jpg")

# Dự đoán
Predict_FaceMask(img)
```



+ Demo với ảnh nhiều người :





+ Tiến hành cắt mặt trong ảnh trên mà tool không nhận diện được để tiến hành test với model

```

# Load hình
face = cv2.imread("/content/cut _ img tool no detected.png")

cv2_imshow(cv2.resize(face,(224,224)))

face = cv2.resize(face,(32,32)).flatten()
face = np.array(face).reshape(1,-1)

result = Model_LR.predict(face)

if (result == 0):
    print("-----Wihtout_Mask-----")
else:
    print("-----Mask-----")

```



-----Mask-----

- Kết luận :
  - + Model cũng dự đoán chính xác trên cả ảnh thực tế
  - + Tuy nhiên , để đánh giá được một bức ảnh nhiều người model phải phụ thuộc vào tool nhận diện khuôn mặt của openCV
  - + Model vẫn còn một số hạn chế như việc nhầm lẫn các vật thể tương tự che vào mặt như khẩu trang model sẽ cho kết quả không chính xác

```

# Load hình
face = cv2.imread("/content/example (19).jpg")

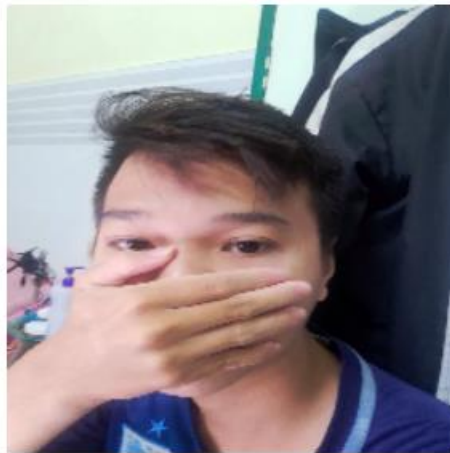
cv2_imshow(cv2.resize(face,(224,224)))

face = cv2.resize(face,(32,32)).flatten()
face = np.array(face).reshape(1,-1)

result = Model_LR.predict(face)

if (result == 0 ):
    print("-----Wihtout_Mask-----")
else:
    print("-----Mask-----")

```



-----Mask-----

## 6. Link tham khảo

<https://towardsdatascience.com/classifying-cat-pics-with-a-logistic-regression-model-e35dfb9159bb>

<https://numpy.org/doc/stable/reference/generated/numpy.ndarray.flatten.html>

<https://medium.com/@alkeshab/face-detection-using-opencv-in-google-colaboratory-a7529a2bb921>

[https://scikit-learn.org/stable/modules/cross\\_validation.html](https://scikit-learn.org/stable/modules/cross_validation.html)

