



# **BÁO CÁO ĐỒ ÁN CUỐI KỲ** **MÔN MÁY HỌC**

## **XÂY DỰNG ỨNG DỤNG** **NHẬN DIỆN ẢNH MẶT NGƯỜI** **ĐEO KHẨU TRANG**

Giáo viên phụ trách:  
Lê Đình Duy, Phạm Nguyễn Trường An

# Thành Viên



- Nguyễn Hoàng Thắng - 18521394
- Trần Đỗ Quốc Khiêm - 18520076
- Lê Đại Thành - 18521404



1 MÔ TẢ BÀI TOÁN

2 MÔ TẢ BỘ DỮ LIỆU

3 CÀI ĐẶT MODEL

4 DEMO

5 ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

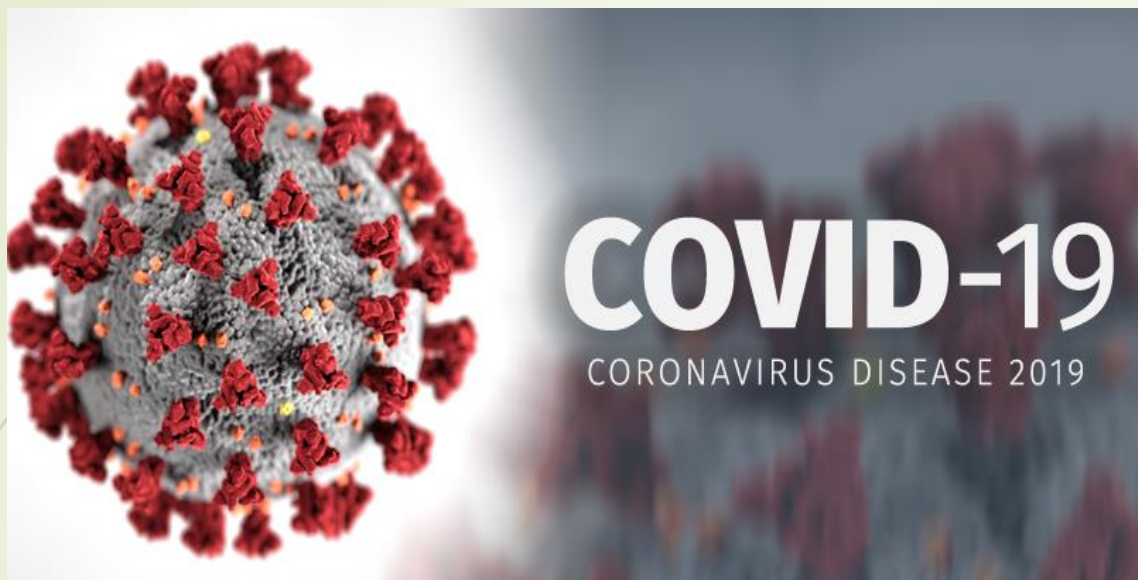
6 THAM KHẢO



# MÔ TẢ BÀI TOÁN

1





**12/2019**



**215**

**99  
ngày**





# Sử dụng khẩu trang y tế đúng cách để phòng chống vi rút corona



Mặt xanh có tính chống ẩm quay ra ngoài.

Mặt trắng hút ẩm quay vào trong.

Khẩu trang phải che kín cả mũi lẫn miệng

Khẩu trang chỉ dùng 1 lần mỗi lần không quá 8 tiếng hoặc khi thấy khẩu trang ẩm.



Tuyệt đối không sờ tay vào khẩu trang khi đã đeo vì có thể vi rút sẽ lây nhiễm sang tay và lan truyền sang vật khác



Khi tháo khẩu trang chỉ được cầm vào phần dây, tháo khỏi tai và cho ngay vào thùng rác có nắp đậy.

Đeo  
khẩu  
trang ?



Nhận  
diện  
khuôn  
mặt người

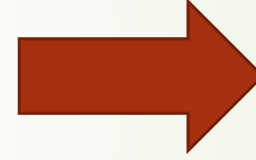
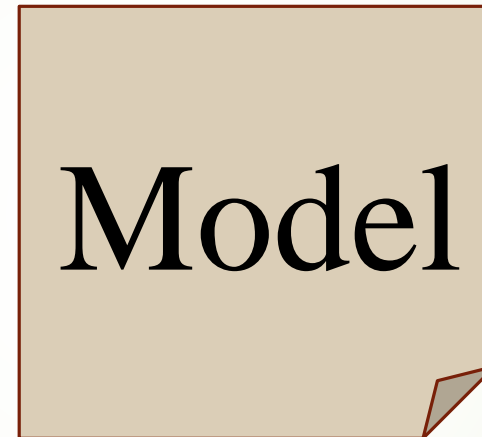
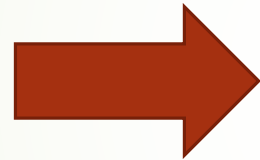


Ứng  
dụng  
thực tế

# Mô tả bài toán



Ảnh chân dung



0

1

**INPUT**

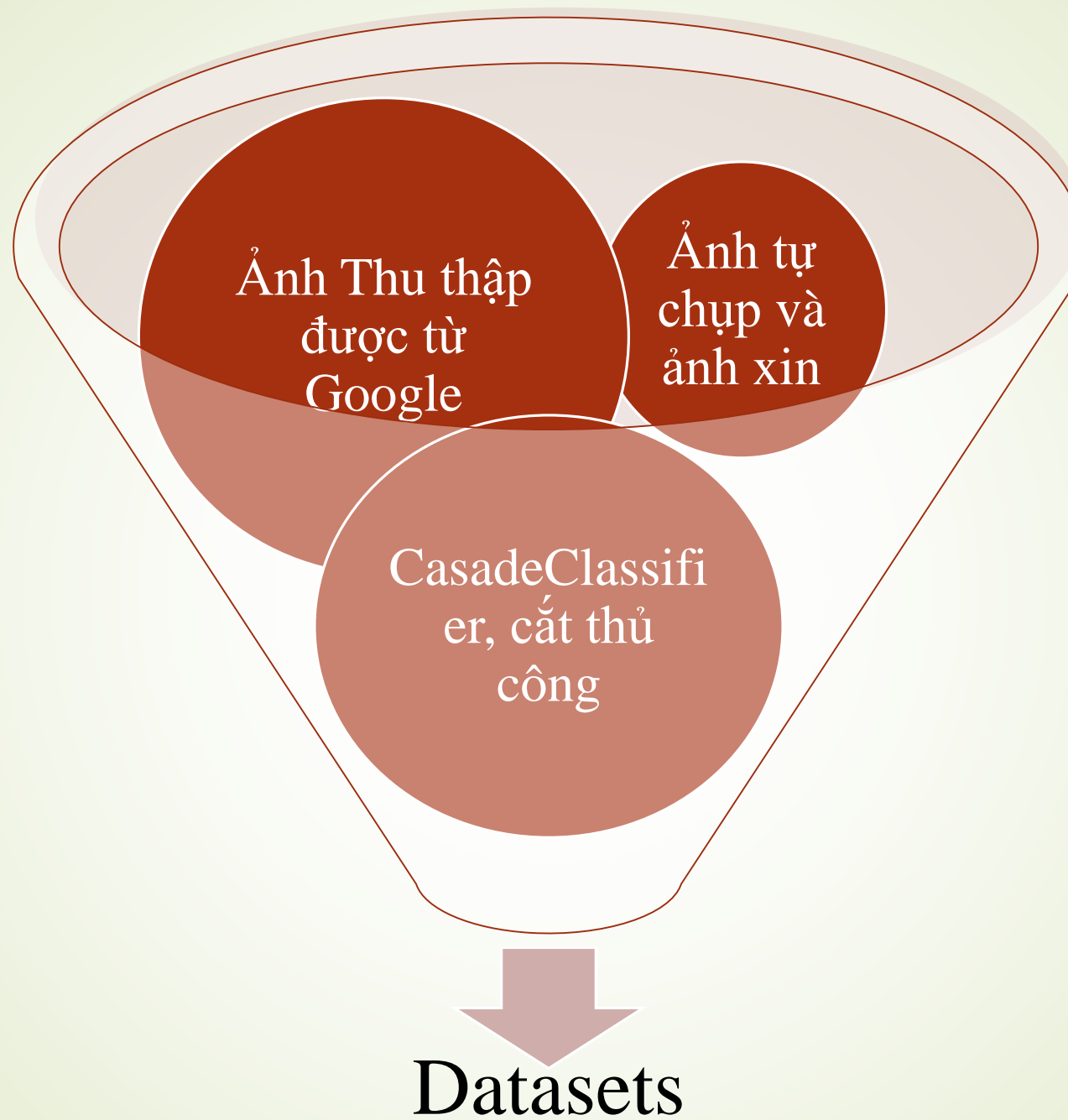
**OUTPUT**





# MÔ TẢ BỘ DỮ LIỆU

2

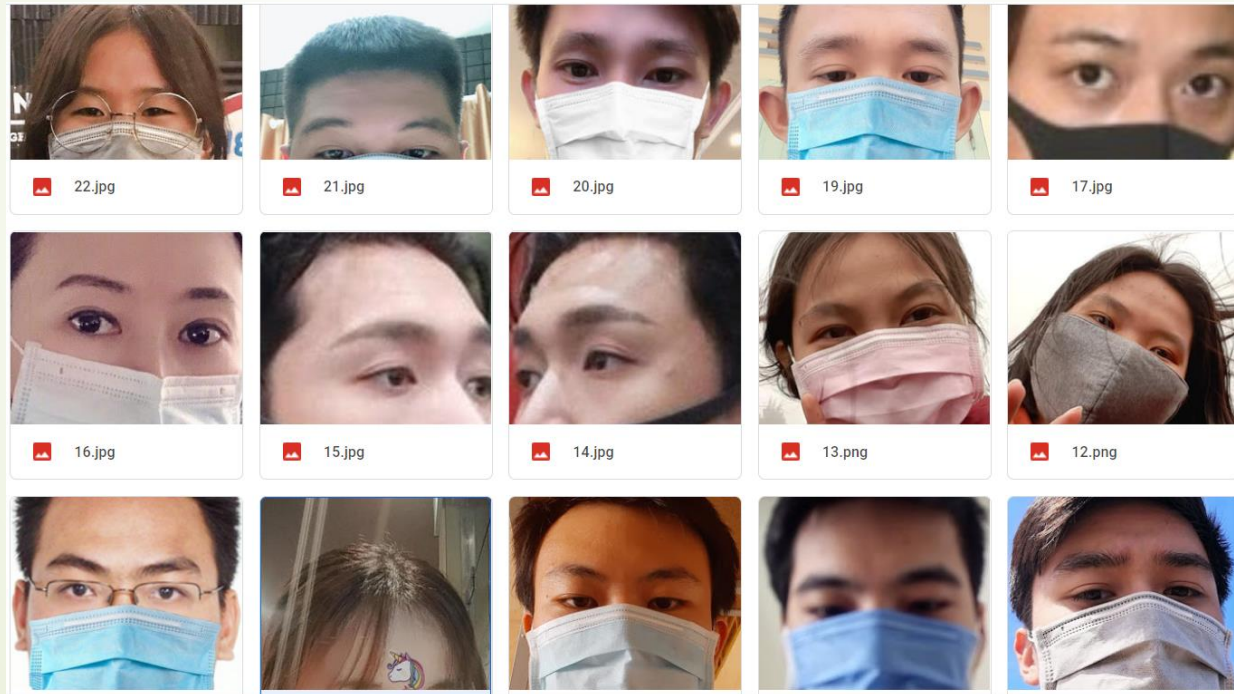


# Bộ datasets



Datasets gồm có 1034 ảnh trong đó có :

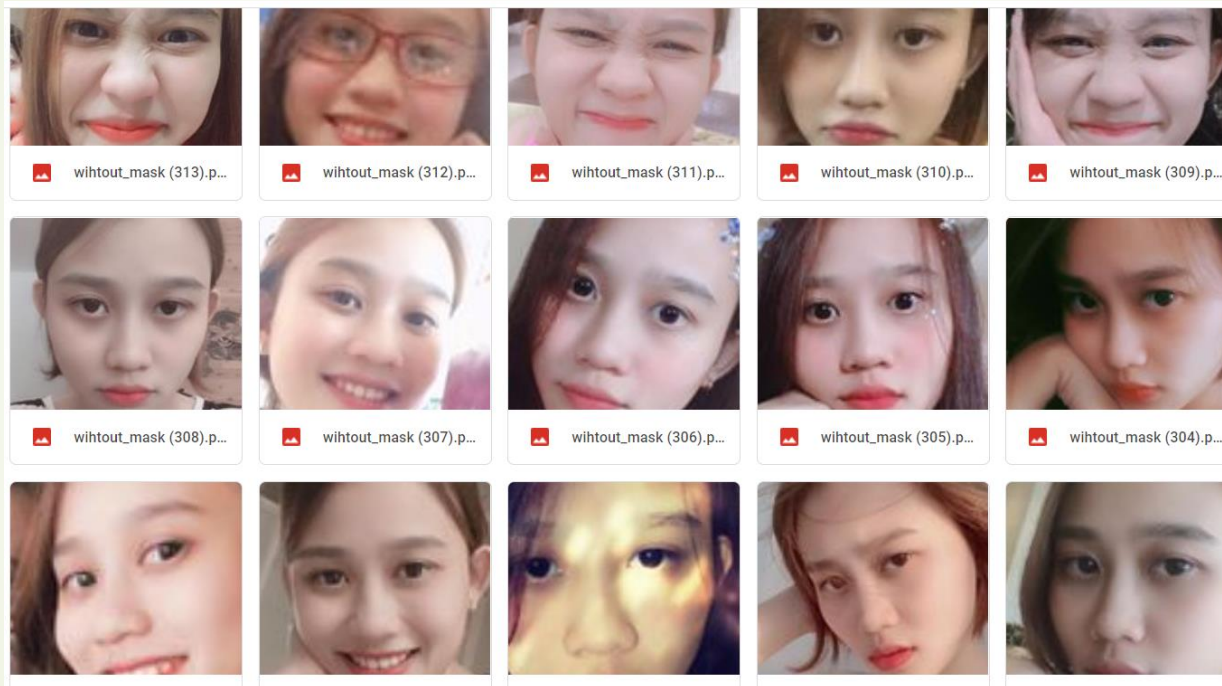
Ảnh có khẩu trang: 509 ảnh



# Bộ datasets



Ảnh không có khẩu trang: 525 ảnh



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 vẫn còn khá ít



# Tiền xử lý dữ liệu



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

=> Cụ thể từ 1 ảnh sẽ tăng thành 2 ảnh khác nhau

## 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 )
```



# Tiền xử lý dữ liệu



- + Ảnh sau khi được load lên sẽ được resize về kích thước 32x32
- + 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()
```

# Tiền xử lý dữ liệu



+ 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)
```

# Tiền xử lý dữ liệu



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)





# MÔ TẢ ĐẶC TRƯNG

3

# Mô tả 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.

```
# 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

# Mô tả đặc trưng



pixel image



imread



					Blue			
					Green			
					255	134	93	22
					Red			
					255	134	202	22
255	231	42	22	4				
123	94	83	2	92				
34	44	187	92	34				
34	76	232	124	34				
67	83	194	202					



reshaped image vector

[ 255, 231, 42, 22, 123, 94, ... , 94, 142 ]



# MÔ TẢ THUẬT TOÁN

4





# 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

Sử dụng phương pháp Cross-Validation để tiến hành đánh giá các model được chọn. Cụ thể là phương pháp K-Fold  
Training và Validation cho các model được chọn sau đó chọn ra model có độ chính xác cao nhất  
Tiến hành training và đánh giá model được chọn trên tập test

# Cài đặt thuật toán



```
: # Sử dụng hàm StratifiedKFold của sklearn để train và test model
results = []
names = []

# Vòng lặp để tiến hành train và validation cho mỗi model
for name,model in models:

    # Fine-tuning cho hàm StratifiedKFold
    kfold = StratifiedKFold(n_splits=10, random_state=1, shuffle=True)

    # Đánh giá model bằng phương pháp cross-validation
    cv_results = cross_val_score(model, trainX, trainY, cv=kfold, scoring='accuracy')

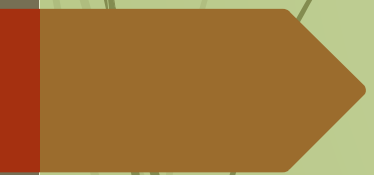
    # đẩy kết quả vào results
    results.append(cv_results)
    names.append(name)

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



**DEMO**

**4**





# ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

5





# Đánh giá kết quả



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
```

=> Model Random Forest có độ chính xác cao nhất trong 3 model

# Đánh giá kết quả



Tiến hành đánh giá model Random Forest trên tập test

```
# 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
```

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

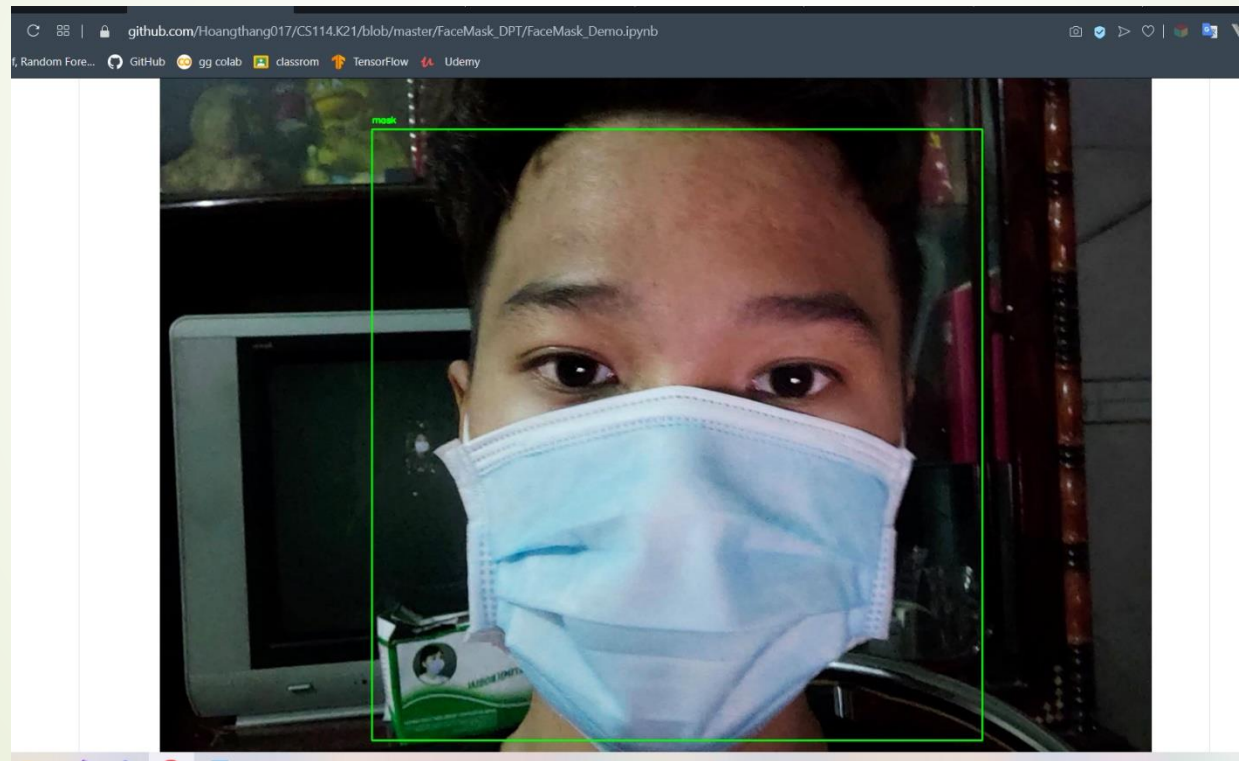
Như có thể thấy ở Confusion\_matrix :

- + Model đều dự đoán khá chính xác ở trên cả 2 label
- + 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.

# Đánh giá kết quả



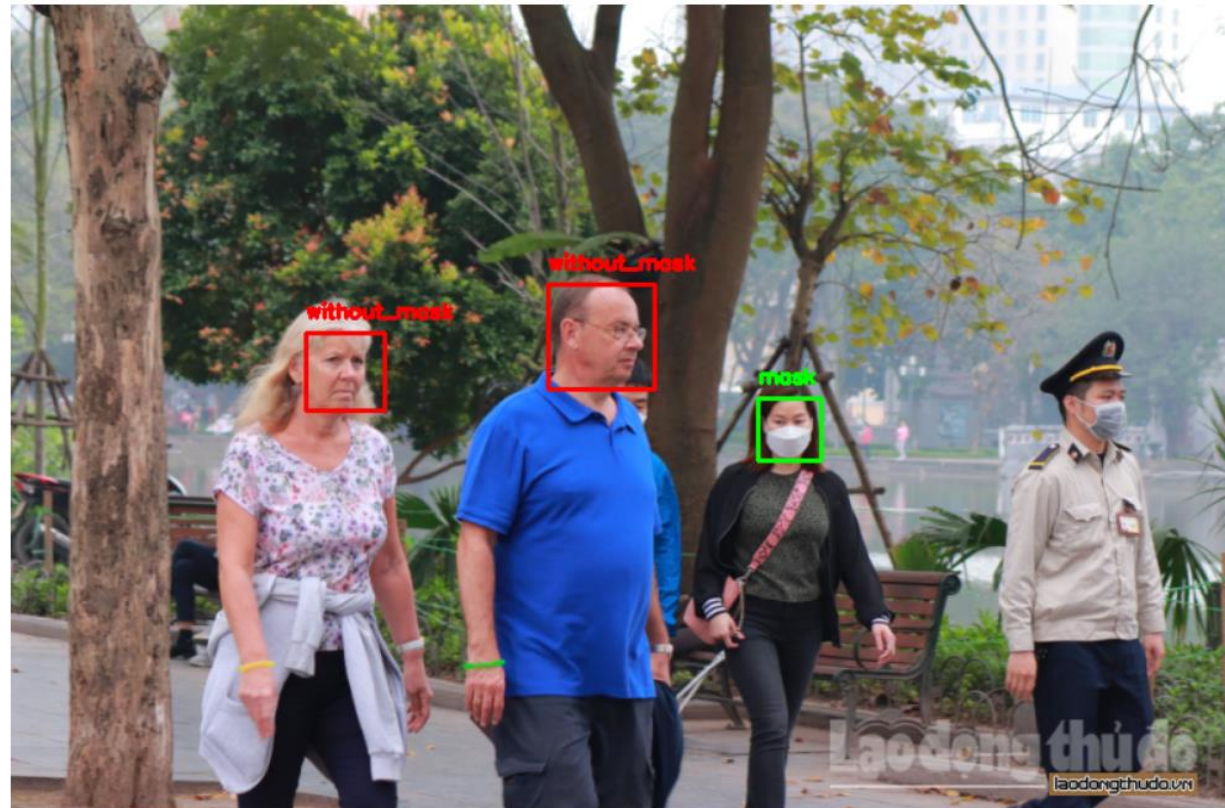
Đối với các ảnh thực tế model nhận diện cũng khá tốt



# Đánh giá kết quả



Nhận diện trên ảnh có nhiều người





# Đánh giá kết quả



Tiến hành dự đoán trên ảnh mà Tool không nhận diện được bằng cách cắt riêng mặt đó ra

```
# Load hình
face = cv2.imread("/content/cut _ing 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-----



# Đánh giá kết quả



Kết luận :

- + Model nhận diện khá chính xác trên ảnh thực tế
- + Tuy nhiên , để đánh giá trên ảnh nhiều người phải phụ thuộc vào tool nhận diện khuôn mặt
- + Model vẫn còn một số hạn chế như việc nhầm lẫn giữ các vật thể tương tự khẩu trang che vào mặt

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



-----Mask-----



# THAM KHẢO

6

<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)