

ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN
KHOA KHOA HỌC MÁY TÍNH



BÁO CÁO CUỐI KỲ

Đề tài:

Phát hiện khối và lửa thông qua dữ liệu hình ảnh

GVHD:

PGS. TS Lê Đình Duy

THS. Phạm Nguyễn Trường An

SVTH:

Phạm Thanh Lâm - 21520055

Trương Quang Nghĩa - 21522376

Đào Duy Thịnh - 21520463

TÓM TẮT ĐỒ ÁN

Bài toán “Phát hiện khói và lửa thông qua dữ liệu hình ảnh” nhằm xây dựng một hệ thống tự động phát hiện và nhận diện khói và lửa từ hình ảnh được thu thập từ camera real-time.

Mục tiêu của đồ án là phát triển một mô hình học máy để xử lý dữ liệu hình ảnh real-time và phát hiện sớm khói và lửa. Đầu vào của hệ thống là dữ liệu hình ảnh từ camera, được liên tục cung cấp trong thời gian thực. Dữ liệu này sẽ được truyền vào mô hình học máy đã được huấn luyện trước để tiến hành phân loại và xác định có khói hoặc lửa xuất hiện trong hình ảnh hay không.

Kết quả của đồ án sẽ là một hệ thống phát hiện khói và lửa từ hình ảnh real-time, giúp cảnh báo sớm về nguy cơ cháy nổ và đưa ra các biện pháp phòng cháy phù hợp.

Link đến github repository chứa dataset của nhóm cũng như link đến colab notebook/github repository chứa mã nguồn của đồ án:

<https://github.com/phamthanhlam0201/MachineLearning>

MỤC LỤC

MỤC LỤC.....	2
Chương 1. GIỚI THIỆU CHUNG.....	4
1.1. Đặt vấn đề.....	4
1.2. Input và Output của bài toán:.....	5
1.2.1 Input :.....	5
1.2.2 Output:.....	5
Chương 2. CÁC NGHIÊN CỨU VỀ BÀI TOÁN CỦA TIỀN NHÂN.....	5
Tổng quan về các nghiên cứu của tiền nhân.....	5
Chương 3. XÂY DỰNG BỘ DỮ LIỆU.....	7
3.1. Phương pháp thu thập và gán nhãn dữ liệu huấn luyện.....	7
3.1.1 Thu thập dữ liệu.....	7
3.1.2 Gán nhãn dữ liệu.....	7
3.2 Tổng quan về bộ dữ liệu.....	8
Chương 4. TRAINING VÀ ĐÁNH GIÁ MODEL.....	8
4.1. Các bước thực hiện:.....	8
4.1.1 Chuẩn bị dữ liệu:.....	8
4.1.2 Chia tách dữ liệu và chọn các độ đo để đánh giá mô hình.....	9
4.1.3 Tăng cường dữ liệu:.....	9
4.1.4 Xây dựng mô hình:.....	9
4.1.5 Huấn luyện mô hình:.....	10
4.1.6 Lưu mô hình và biểu đồ đào tạo:.....	10
4.1.7 Tải lại mô hình đã lưu:.....	10
4.1.8 Dự đoán và lưu kết quả:.....	10
4.2. Đánh giá:.....	11
4.2.1 Về kiến trúc mô hình:.....	11
4.2.2 Tối ưu hóa và hàm mất mát:.....	11
4.2.3 Đánh giá kết quả:.....	12
Chương 5. HƯỚNG PHÁT TRIỂN ỨNG DỤNG.....	16
Chương 6. NGUỒN THAM KHẢO.....	18

CẬP NHẬT SAU KHI VẤN ĐÁP

Chương 1. GIỚI THIỆU CHUNG.....	3
1.1. Đặt vấn đề (<i>Cập nhật</i>).....	3
Chương 2. CÁC NGHIÊN CỨU VỀ BÀI TOÁN CỦA TIỀN NHÂN.....	5
Tổng quan về các nghiên cứu của tiền nhân (<i>Cập nhật</i>).....	5
Chương 4. TRAINING VÀ ĐÁNH GIÁ MODEL.....	8
4.2. Đánh giá:.....	11
4.2.2 Tối ưu hóa và hàm mất mát: (<i>Cập nhật lại hình 1</i>).....	11
Chương 6. NGUỒN THAM KHẢO (<i>Cập nhật</i>).....	18

Chương 1. GIỚI THIỆU CHUNG

1.1. Đặt vấn đề

Hỏa hoạn là một sự cố nguy hiểm và có thể gây thiệt hại lớn đến tính mạng con người, tài sản và môi trường xung quanh. Việc phát hiện sớm và nhanh chóng đám cháy là rất quan trọng để kích hoạt các biện pháp phòng cháy chữa cháy và bảo vệ cuộc sống và tài sản. Tuy nhiên, phát hiện đám cháy trong các tình huống thực tế có thể gặp phải nhiều thách thức.

Thông thường, các hệ thống phát hiện đám cháy truyền thống này đều dựa trên các bộ cảm biến nhiệt, khói và thường được đặt khá cao so với mặt đất. Điều này dẫn tới một thực tế là hệ thống chỉ có thể phát hiện đám cháy một cách hiệu quả khi đám cháy đã lớn và ở giai đoạn nguy hiểm khó dập tắt.

Với sự phát triển nhanh chóng của kỹ thuật học máy và học sâu, việc sử dụng các thuật toán và mô hình học máy có khả năng phát hiện đám cháy từ hình ảnh và video đã trở nên khả thi và hiệu quả hơn. Các mô hình học sâu như Convolutional Neural Network (CNN) đã chứng minh khả năng mạnh mẽ trong việc trích xuất đặc trưng và phân loại hình ảnh, và có thể được áp dụng để phát hiện đám cháy.

Mục tiêu của đề tài này là phát triển một hệ thống phát hiện đám cháy sử dụng mô hình CNN với mục đích tăng khả năng phát hiện sớm các đám cháy trong phạm vi rộng lớn hơn so với cảm biến nhiệt, các khu vực khó tiếp cận để lắp đặt cảm biến nhiệt có thể được thay thế bằng camera và có chi phí thấp hơn. Bằng cách huấn luyện mô hình với tập dữ liệu hình ảnh chứa các ví dụ về đám cháy và các tình huống không có đám cháy, chúng ta có thể hướng dẫn mô hình để nhận biết các đặc điểm đặc trưng của đám cháy và phân loại chúng một cách

chính xác, giúp tăng cường khả năng phát hiện đám cháy, giảm độ trễ và cung cấp thông tin quan trọng cho việc xử lý đám cháy và bảo vệ an toàn cho cộng đồng.

1.2. Input và Output của bài toán:

1.2.1 Input :

- Đầu vào là một khung hình tương ứng với thời điểm hiện tại từ camera real-time.
- Ảnh đầu vào có thể là ảnh màu (RGB) hoặc ảnh đen trắng (grayscale), tùy thuộc vào cấu hình của camera.
- Độ phân giải của ảnh đầu vào có thể khác nhau nhưng tối thiểu là 128x128, đảm bảo đủ để phân biệt và phát hiện sự có mặt của khói và lửa.

1.2.2 Output:

Đầu ra của bài toán là việc xác định sự có mặt của khói và lửa trên ảnh đầu vào. Nếu phát hiện được khói và lửa thì sẽ xuất một dòng thông báo trên ảnh đầu vào là Fire and Smoke ngược lại là Non-Fire and Smoke

Chương 2. CÁC NGHIÊN CỨU VỀ BÀI TOÁN CỦA TIỀN NHÂN

Tổng quan về các nghiên cứu của tiền nhân

Bài toán Fire and Smoke Detection là một trong những bài toán được nghiên cứu rất nhiều trong lĩnh vực Computer Vision và Machine Learning. Bài toán trên đã được nhiều nhà nghiên cứu thực hiện để phát triển các phương pháp và công nghệ để phát hiện lửa và khói trong hình ảnh và video.

Nghiên cứu tiêu biểu trong lĩnh vực này mà nhóm chúng em tham khảo là: "*Fire and Smoke Detection Based on Convolutional Neural Networks with Multiple Optimized Features (2019)*"

Theo bài báo:

Bộ dữ liệu sử dụng:

- Tác giả sử dụng bộ dữ liệu 25.000 ảnh chia thành 4 lớp: lửa, khói, lửa và khói, không phải cả 3 lớp trên (âm tính). Mỗi lớp 6250 ảnh.
- Tách bộ dữ liệu train/validation theo tỷ lệ 80%/20%.

Thách thức:

- Phát hiện lửa và khói trong các điều kiện khó khăn như sương mù, phản chiếu nước.
- Phân biệt được khói với các vật thể có hình dạng tương tự.
- Xây dựng mô hình nhẹ, phát hiện nhanh cho ứng dụng thời gian thực.

Các kỹ thuật sử dụng:

- Mạng nơ-ron tích chập (CNN) để trích xuất đặc trưng và phân loại.
- Kỹ thuật dropout, data augmentation để tránh overfitting.
- Kiến trúc mạng CNN 4 lớp Convolution, Pooling, 2 lớp Fully Connected cuối cùng.

Nhận xét:

- Độ chính xác phân loại của mô hình đạt ~97% cho cả 4 lớp.
- Mô hình có thể phân biệt tốt các trường hợp lửa, khói, lửa và khói.
- Kết quả cho thấy tiềm năng lớn của CNN trong phát hiện lửa.

Nghiên cứu này sử dụng mạng nơ-ron tích chập (CNN) để phát hiện lửa và khói trong hình ảnh. Kết hợp nhiều đặc trưng tối ưu hóa như màu sắc, kết cấu và đường biên để cải thiện hiệu suất phát hiện và giảm sai sót, đạt được kết quả ấn tượng

trong việc phát hiện lửa và khói, có thể áp dụng vào hệ thống camera nên tầm bao quát của hệ thống sẽ rộng lớn hơn các hệ thống truyền thống như cảm biến nhiệt.

Chương 3. XÂY DỰNG BỘ DỮ LIỆU

Để xây dựng được mô hình để xử lý bài toán trên, cần thiết phải xây dựng một bộ dữ liệu phong phú, đáng tin cậy và đa dạng cho bài toán. Nhóm tập trung thu thập và xây dựng bộ dữ liệu sẽ bao gồm các ảnh chứa lửa và khói cũng như các ảnh không chứa lửa và khói.

3.1. Phương pháp thu thập và gán nhãn dữ liệu huấn luyện

3.1.1 Thu thập dữ liệu

- Bước đầu tiên là thu thập các ảnh chứa lửa và khói từ các nguồn khác nhau, bao gồm cả ảnh từ Internet, cơ sở dữ liệu công cộng về cháy nổ.
- Đối với các ảnh không chứa lửa và khói, ta thu thập từ các nguồn như cảnh quan, đối tượng không liên quan đến cháy. Đảm bảo rằng các ảnh không chứa lửa và khói đại diện cho các tình huống không liên quan đến cháy.

3.1.2 Gán nhãn dữ liệu

- Dữ liệu sau khi được thu thập sẽ được gán nhãn bằng tay và chia thành 2 lớp Fire and Smoke và Non-Fire and Smoke
- Nếu ảnh đó có khói và lửa sẽ được đưa vào folder là Fire and Smoke, ngược lại các thuộc các lớp khác nhau sẽ được đưa vào folder Non-Fire and Smoke

3.2 Tổng quan về bộ dữ liệu

- Bộ dữ liệu dùng để chia thành các tập huấn luyện, thẩm định và kiểm tra: gồm 9000 tấm ảnh chụp 2 class là Fire and Smoke và Non-Fire and Smoke và không có sự chênh lệch giữa 2 lớp, nhóm chúng em làm bộ dữ liệu cân bằng về số lượng ảnh
- Các ảnh trong bộ dữ liệu chỉ được xuất hiện một lần trong 3 tập huấn luyện, kiểm thử và kiểm tra

Chương 4. TRAINING VÀ ĐÁNH GIÁ MODEL

4.1. Các bước thực hiện:

4.1.1 Chuẩn bị dữ liệu:

- Đọc các hình ảnh từ các thư mục 'Fire and Smoke' và 'Non-Fire and Smoke' từ thư mục Dataset được lưu trữ trên Github
- Điều chỉnh kích thước của mỗi hình ảnh về kích thước 128x128 pixel.
- Chuẩn hóa các giá trị pixel của hình ảnh về phạm vi từ 0 đến 1.
- Chuyển đổi nhãn của hình ảnh thành dạng one-hot encoding. Biểu diễn dưới dạng vectơ nhị phân để sử dụng trong bài toán phân loại.
- Trong bài toán của nhóm chúng em lớp Non-Fire and Smoke sẽ là [1,0] ngược lại là [0,1]

4.1.2 Chia tách dữ liệu và chọn các độ đo để đánh giá mô hình

- Sử dụng tỷ lệ 70% cho tập huấn luyện, 15% cho tập thẩm định và 15% cho tập kiểm tra. Đảm bảo rằng các ảnh trong các tập dữ liệu không trùng lặp và có tính đa dạng về môi trường và quy mô.
- Sau khi tiến hành huấn luyện mô hình, sử dụng các độ đo như Accuracy (*độ chính xác*), Recall (*độ phủ*), F1-score để đánh giá khả năng phát hiện và độ chính xác của mô hình. So sánh kết quả với các công trình nghiên cứu khác để đánh giá tiềm năng của bộ dữ liệu.

4.1.3 Tăng cường dữ liệu:

- Sử dụng ImageDataGenerator để tăng cường dữ liệu huấn luyện.
- Tăng cường bằng cách áp dụng các phép biến đổi ngẫu nhiên cho hình ảnh như xoay, thu phóng, dịch chuyển và lật ngang.
- Kỹ thuật tăng cường dữ liệu giúp mô hình học được các đặc trưng phong phú hơn và tăng khả năng tổng quát hóa.

4.1.4 Xây dựng mô hình:

- Xây dựng một mô hình Sequential.
- Thêm các lớp SeparableConv2D, Activation, BatchNormalization và MaxPooling2D để xây dựng mạng tích chập.
- Thêm các lớp Dense, Activation, BatchNormalization và Dropout để xây dựng mạng fully connected.
- Sử dụng hàm softmax cho lớp đầu ra để dự đoán xác suất của hai lớp 'Non-Fire and Smoke' và 'Fire and Smoke'.
- Sử dụng tối ưu hóa SGD với learning rate ban đầu, momentum và giảm dần learning rate theo số epoch.

4.1.5 Huấn luyện mô hình:

- Sử dụng ImageDataGenerator để tăng cường dữ liệu (rotation, zoom, shift, shear, flip).
- Sử dụng dữ liệu huấn luyện (train_data, train_labels), kiểm thử (val_data, val_labels) và dữ liệu kiểm tra (test_data, test_labels).
- Huấn luyện mô hình trên các batch dữ liệu với số epoch và batch size đã xác định.

4.1.6 Lưu mô hình và biểu đồ đào tạo:

- Lưu hình huấn luyện vào 'output/Fire_and_Smoke_Detecion.h5' để sử dụng lại
- Tạo biểu đồ đào tạo hiển thị giá trị mất mát và độ chính xác trên tập huấn luyện và tập kiểm tra theo số epoch.
- Lưu biểu đồ đào tạo vào tệp 'output/training_plot.png'.

4.1.7 Tải lại mô hình đã lưu:

- Tải lại mô hình từ tệp 'output/Fire_and_Smoke_Detecion.h5'.

4.1.8 Dự đoán và lưu kết quả:

- Sử dụng mô hình để dự đoán lớp của các hình ảnh trong tập kiểm tra.
- Với mỗi hình ảnh, vẽ nhãn dự đoán lên hình ảnh gốc.
- Lưu các hình ảnh với nhãn dự đoán vào thư mục 'output/testing' để kiểm tra kết quả.

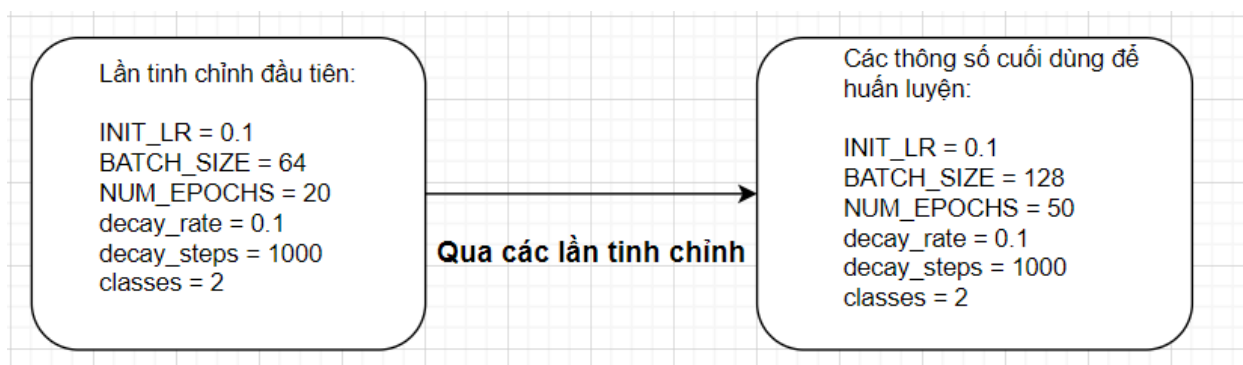
4.2. Đánh giá:

4.2.1 Về kiến trúc mô hình:

- Mô hình sử dụng mạng neural tích chập (Convolutional Neural Network - CNN) để phát hiện cháy.
- Kiến trúc mạng bao gồm các lớp Convolutional, Activation, BatchNormalization, MaxPooling và Fully Connected.
- Các lớp Convolutional sử dụng kiến trúc SeparableConv2D để giảm số lượng tham số và nguy cơ overfitting.
- Sử dụng kỹ thuật Pooling để giảm kích thước đầu ra và trích xuất đặc trưng quan trọng.
- Sử dụng các lớp Activation và BatchNormalization để kích hoạt và chuẩn hóa giá trị đầu ra.
- Sử dụng các lớp Dropout để giảm overfitting và cải thiện khả năng tổng quát hóa của mô hình.

4.2.2 Tối ưu hóa và hàm mất mát:

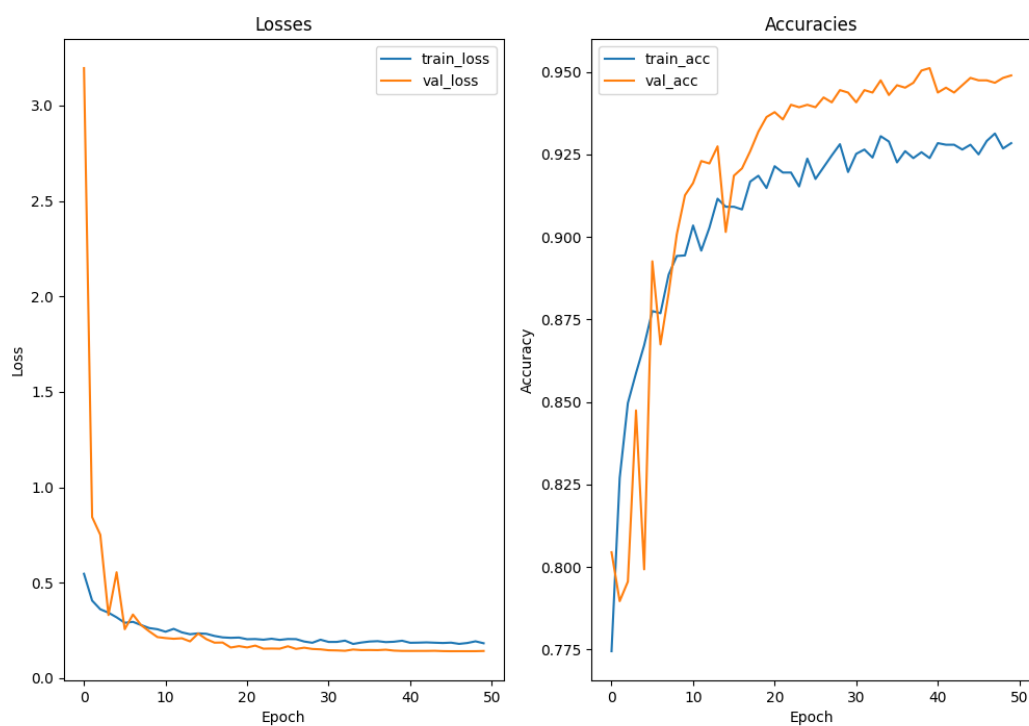
- Mô hình sử dụng tối ưu hóa Stochastic Gradient Descent (SGD) để tối thiểu hóa hàm mất mát.
- Tốc độ học ban đầu (INIT_LR) được đặt là 0.1 và được giảm dần theo số epoch để tăng tốc độ hội tụ.
- Hàm mất mát được chọn là binary_crossentropy, phù hợp cho bài toán phân loại nhị phân.
- Các thông số tinh chỉnh có ý nghĩa ảnh hưởng đến quá trình huấn luyện mô hình:



Hình 1: Các thông số trong quá trình huấn luyện

4.2.3 Đánh giá kết quả:

- Biểu đồ đào tạo (training plot) được tạo ra để theo dõi sự học tập của mô hình qua các epoch.



Hình 2: Biểu đồ theo dõi sự học tập của mô hình

- Biểu đồ này hiển thị sự thay đổi của mất mát và độ chính xác trên tập huấn luyện và tập kiểm tra theo số epoch.
- Kết quả dự đoán của mô hình trên tập kiểm tra được hiển thị trên các hình ảnh ngẫu nhiên, kèm theo nhãn dự đoán.

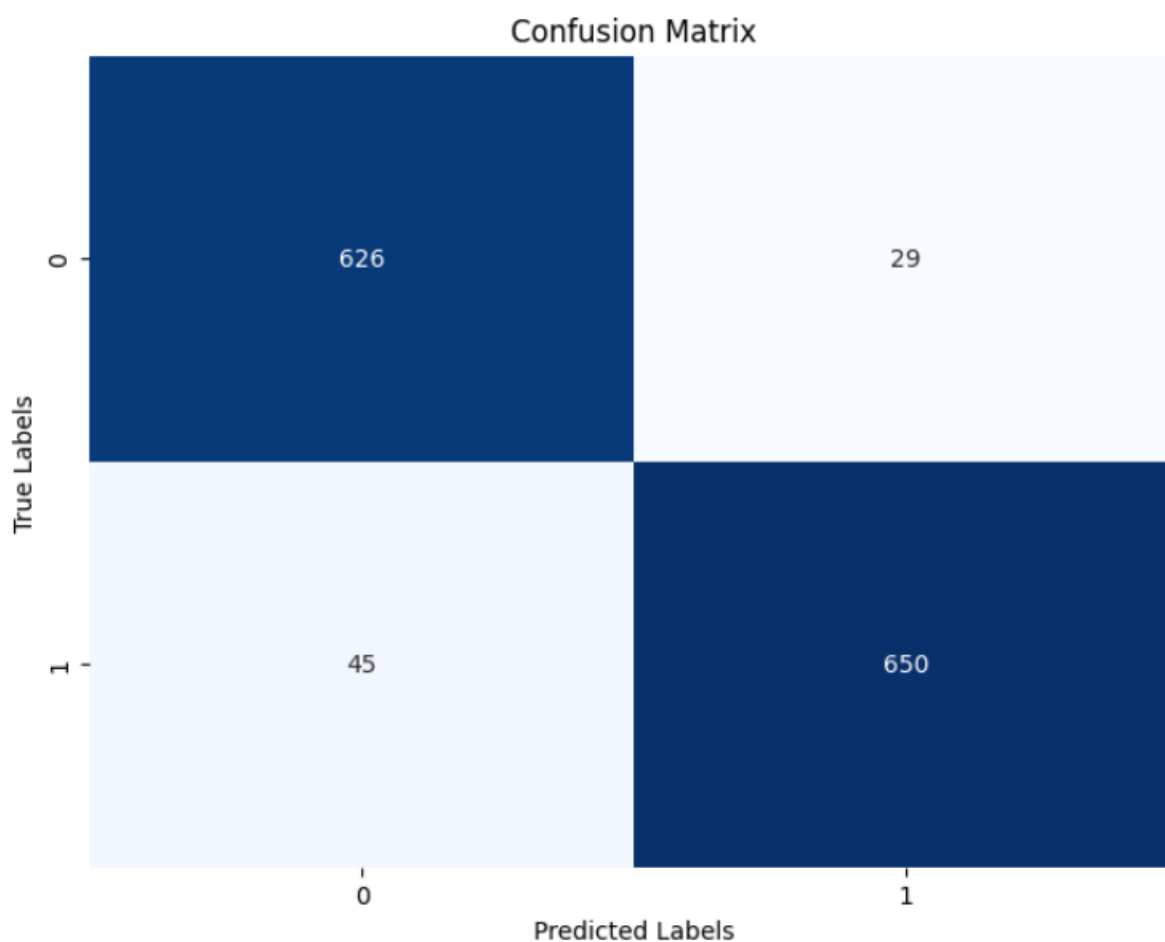
```
43/43 [=====] - 1s 8ms/step
Classification_report:
              precision    recall  f1-score   support

Non-Fire and Smoke      0.93      0.96      0.94       655
  Fire and Smoke        0.96      0.94      0.95       695

   accuracy              0.95       1350
  macro avg              0.95       1350
 weighted avg              0.95       1350
```

Hình 3: Kết quả đánh giá model trên tập kiểm tra test_data

Confusion matrix:



Hình 4: Confusion matrix trên tập kiểm tra

* Tổng quan, mô hình được xây dựng với kiến trúc CNN phù hợp cho bài toán phát hiện cháy. Nó được huấn luyện và đánh giá sử dụng các kỹ thuật tối ưu hóa, tăng cường dữ liệu và đánh giá hiệu suất. Kết quả đạt được cho thấy mô hình có khả năng phân loại chính xác giữa hình ảnh chữa cháy và không cháy.

- Kết quả phát hiện trên 1 số hình ảnh trong tập data_test:



Hình 5: Kết quả trên ảnh



Hình 6: Kết quả trên ảnh

Chương 5. HƯỚNG PHÁT TRIỂN ỨNG DỤNG

5.1 Về data

Nhóm em sẽ thu thập thêm dữ liệu từ nhiều nguồn khác nhau để làm dữ liệu đa dạng hơn, cải thiện khả năng phân loại của mô hình. Đảm bảo rằng dữ liệu có thể đại diện cho các trường hợp thực tế mà mô hình sẽ gặp phải. Bọn em cũng có thể tìm kiếm các tập dữ liệu công khai về phát hiện lửa và khói hoặc tự tạo dữ liệu của riêng bằng cách ghi lại video hoặc ảnh từ các nguồn khác nhau.

5.2 Về Model

Nhóm em sẽ thử tinh chỉnh mô hình như: thay đổi số lượng lớp, số lượng bộ lọc và kích thước bộ lọc trong các lớp Convolutional. Hoặc sử dụng các kiến trúc mạng nơ-ron tiên tiến hơn như ResNet, Inception hoặc EfficientNet để có hiệu suất tốt hơn.

Tiền xử lý dữ liệu: Thử áp dụng các phép biến đổi hình ảnh khác nhau, chẳng hạn như xoay, thu phóng, cắt tỉa, để làm giàu tập dữ liệu huấn luyện.

Tạo ra thêm các phiên bản biến thể của ảnh huấn luyện để mô hình học được đa dạng các đặc trưng và tăng khả năng tổng quát hóa của nó.

Đánh giá đầy đủ mô hình bằng cách sử dụng các phương pháp đánh giá chéo (cross-validation) hoặc tập dữ liệu kiểm tra độc lập. Quan sát kết quả và điều chỉnh các tham số của mô hình, chẳng hạn như tốc độ học, kích thước batch, số lượng epoch để tìm ra cấu hình tốt nhất cho bài toán.

5.3 Triển khai ứng dụng:

Sau khi mô hình đã được huấn luyện và kiểm tra, bọn em sẽ thử triển khai nó vào một ứng dụng thực tế. Như tích hợp mô hình vào một ứng dụng di động, trang web hoặc hệ thống giám sát. Đảm bảo mô hình hoạt động tốt trong môi trường thực tế và đáp ứng yêu cầu về tốc độ và độ chính xác hay không.

Ngoài ra, bọn em cũng sẽ xem xét, tìm hiểu các nguồn tham khảo bổ sung, một số ứng dụng khác của phát hiện lửa và khói như: hệ thống cảnh báo cháy, giám sát an ninh, hệ thống tự động dập lửa, và nhiều ứng dụng khác trong lĩnh vực an toàn và bảo mật.

Chương 6. NGUỒN THAM KHẢO

Nguồn thu thập data:

- [1]<https://www.kaggle.com/datasets/dataclusterlabs/fire-and-smoke-dataset>
- [2]<https://www.kaggle.com/datasets/phylake1337/fire-dataset>
- [3]<https://www.kaggle.com/datasets/ashutosh69/fire-and-smoke-dataset>
- [4]<https://machinelearningprojects.net/fire-and-smoke-detection/?fbclid=IwAR18bKlDE0m1x2RtihnZqFyVXgb2YFYTVWLtoXSjZFJeTV4GTF889uFjPJY>
- [5]<https://www.kaggle.com/datasets/atulyakumar98/test-dataset>

Nguồn thu thập tổng quan về nghiên cứu của tiền nhân:

- [1]https://hal.science/hal-04128385v1/preview/Article%202%20_%20Publi%C3%A9%20le%2019-04-2023%20_%20IIAS-23-077-07.pdf

Tham khảo code:

- [1]<https://machinelearningprojects.net/fire-and-smoke-detection/?fbclid=IwAR18bKlDE0m1x2RtihnZqFyVXgb2YFYTVWLtoXSjZFJeTV4GTF889uFjPJY>