

ĐẠI HỌC BÁCH KHOA HÀ NỘI

# BÁO CÁO BÀI TẬP LỚN

Phân loại tác phẩm hội họa theo các trường phái

## Nhóm 1

Nguyễn Duy Khánh	20204992
Nguyễn Hà Phú Thịnh	20205131
Lê Đức Anh Duy	20200111
Trần Thị Như Quỳnh	20205122

Giảng viên hướng dẫn: PGS.TS. Nguyễn Thị Kim Anh

Chữ kí GVHD

Khoa: Khoa học Máy tính

Trường: Công nghệ Thông tin và Truyền thông

HÀ NỘI, 12/2023

## MỤC LỤC

<b>CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU ĐỀ TÀI.....</b>	<b>1</b>
1.1 Đặt vấn đề.....	1
1.2 Mục tiêu và phạm vi đề tài.....	1
1.3 Bố cục của bài báo cáo.....	1
<b>CHƯƠNG 2. DỮ LIỆU.....</b>	<b>2</b>
2.1 Thu thập dữ liệu .....	2
2.2 Tiền xử lý dữ liệu.....	3
<b>CHƯƠNG 3. THỰC NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ .....</b>	<b>4</b>
3.1 Phân Chia Tập Dữ Liệu .....	4
3.2 Image flatteing và hiệu chỉnh mô hình theo cross validation .....	4
3.2.1 Tổng hợp hiệu quả của mô hình.....	5
3.2.2 Các thuật toán đã sử dụng .....	6
3.2.3 Kết quả thực nghiệm .....	9
3.3 Sử dụng mạng tích chập (CNN) và Data Augumentation .....	9
3.3.1 Data Augumentation: .....	10
3.3.2 Mô hình học máy .....	12
3.3.3 Kết quả tổng hợp.....	13
3.4 Sử dụng các mô hình học sâu để phân loại ảnh .....	13
3.4.1 Tổng hợp kết quả.....	15
3.4.2 Hình ảnh minh họa.....	15
<b>CHƯƠNG 4. KHÓ KHĂN.....</b>	<b>17</b>
4.1 Khó khăn trong quá trình thu thập dữ liệu .....	17
4.1.1 Khả Năng Truy Cập vào Nguồn Dữ Liệu.....	17
4.1.2 Đồng Bộ Hóa Dữ Liệu.....	17

4.2 Khó khăn trong Tiền xử lý Dữ liệu .....	18
4.2.1 Độ Phức Tạp của Ảnh Nghệ Thuật.....	18
4.2.2 Chọn Lựa Thuật Toán.....	18
4.3 Khó khăn trong xây dựng mô hình học máy .....	19
4.3.1 Tài Nguyên Tính Toán .....	19
4.3.2 Overfitting và Underfitting.....	19
4.4 Khó khăn trong đánh giá và tối ưu hóa.....	20
4.4.1 Tính Đại Diện của Dữ Liệu Đánh Giá .....	20
4.4.2 Xử Lý Dữ Liệu Khuyết Thiếu .....	20
4.4.3 Quản Lý Overfitting và Underfitting .....	20
4.4.4 Tối Ưu Hóa Tham Số.....	20
<b>CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN .....</b>	<b>21</b>
5.1 Kết Luận.....	21
5.1.1 Thu Thập Dữ Liệu.....	21
5.1.2 Tiền Xử Lý Dữ Liệu .....	21
5.1.3 Các Mô Hình Học Máy và Công Nghệ Sử Dụng .....	21
5.1.4 Phân Chi Tiết Các Thuật Toán.....	21
5.1.5 Thách Thức và Hạn Chế .....	21
5.1.6 Học Hỏi và Hướng Phát Triển .....	21
5.1.7 Kết Luận Tổng Quan .....	22

## DANH MỤC HÌNH VẼ

Hình 2.1	Data Sample . . . . .	2
Hình 3.1	Data Augumentation . . . . .	4
Hình 3.2	Mô Hình SVM cố định C . . . . .	6
Hình 3.3	Mô Hình SVM với Kernel Radial Basic Function . . . . .	7
Hình 3.4	Random Forest with Criterion changing . . . . .	8
Hình 3.5	Random Forest with Estimators changing . . . . .	8
Hình 3.6	K-nearest Neighbors with K changing . . . . .	9
Hình 3.7	Data Augumentation . . . . .	10
Hình 3.8	Convolutional Neural Network Affection . . . . .	11
Hình 3.9	SVM with L1 Norm . . . . .	12
Hình 3.10	SVM with L2 Norm . . . . .	13
Hình 3.11	Resnet 50 . . . . .	14
Hình 3.12	Transfer Learning with Resnet50 . . . . .	15
Hình 3.13	Finetuning with Resnet50 . . . . .	16

# CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU ĐỀ TÀI

Ngày nay, học máy và khai phá dữ liệu, đang ngày càng trở thành một lĩnh vực nghiên cứu quan trọng, không chỉ với sự ứng dụng mạnh mẽ trong các lĩnh vực như y tế và tài chính, mà còn trong nghệ thuật và văn hóa.

Ngoài ra, cùng với sự phát triển của công nghệ thông tin, những website với chủ đề về hội họa đã được những người có đam mê với mỹ thuật xây dựng nên. Ở đó có lưu giữ những bộ sưu tập đồ sộ các bức họa với các phong cách khác nhau. Đó có thể là một nguồn dữ liệu lớn cho những nghiên cứu về học máy và khai phá dữ liệu.

## 1.1 Đặt vấn đề

Được thúc đẩy bởi hiệu suất của các thuật toán học máy cùng với sự xuất hiện của những trang lưu trữ các bộ sưu tập mỹ thuật trực tuyến trên mạng Internet, chúng em đề xuất đề tài "Ứng dụng các phương pháp học máy trong việc phân loại phong cách tác phẩm nghệ thuật" .

## 1.2 Mục tiêu và phạm vi đề tài

Nhóm chúng em hướng đến tạo một bộ dữ liệu từ việc khai thác nguồn dữ liệu trên các website mở về các phong cách trang mỹ thuật. Từ đó áp dụng các mô hình học máy (có thử nghiệm cả mạng học sâu) để xây dựng một bộ phân lớp có thể xác định xem tác phẩm thuộc trường phái nào.

Do giới hạn về lượng truy cập lên các trang web cũng như hạn chế về tài nguyên tính toán, chúng em chỉ có thể thực hiện phân loại dựa trên bộ dữ liệu đã thu thập được (bao gồm 5 nhãn lớp) với độ chính xác tương đối.

## 1.3 Bố cục của bài báo cáo

Phần còn lại của báo cáo này được tổ chức như sau.

Chương 2 trình bày về bộ dữ liệu mà nhóm chúng em đã thu thập được. Chúng em sẽ trình bày chi tiết về nguồn dữ liệu, cách thức thu thập và số lượng các quan sát.

Trong Chương 3, nhóm chúng em giới thiệu về cách thức tiền xử lý dữ liệu cũng như các thuật toán học máy được sử dụng và kết quả của từng phương pháp.

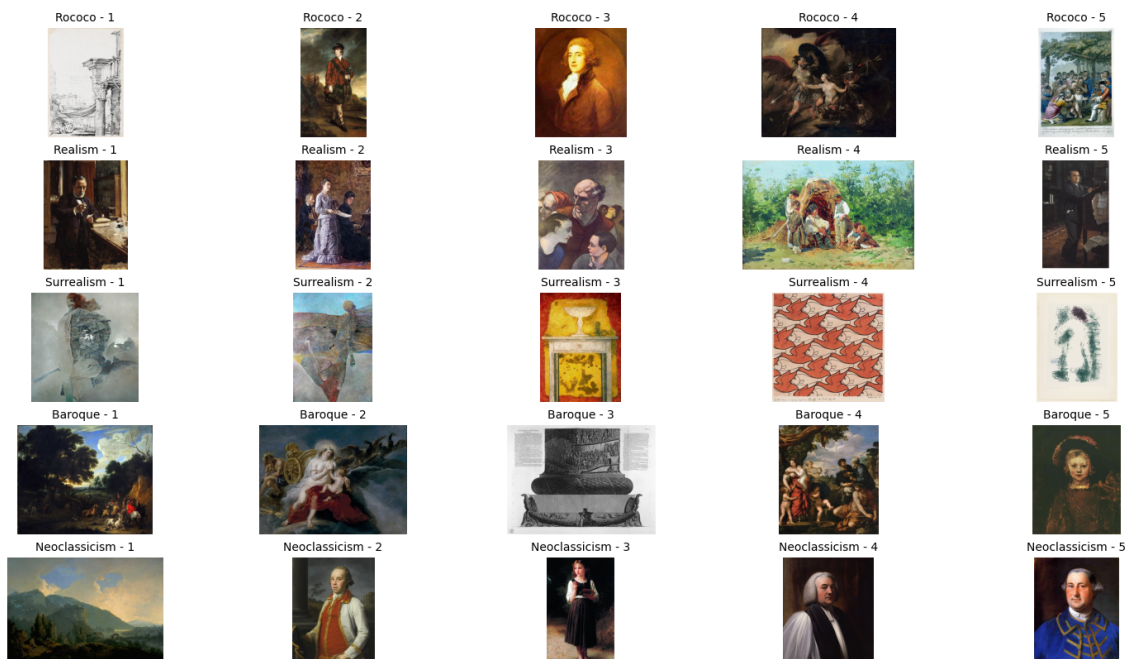
Ở Chương 4, nhóm chúng em trình bày về những khó khăn mà nhóm gặp phải trong quá trình thực hiện bài tập lớn.

Chương 5 là phần kết luận và hướng phát triển của đề tài.

## CHƯƠNG 2. DỮ LIỆU

### 2.1 Thu thập dữ liệu

- Nguồn thu thập chính: wikiart: <https://www.wikiart.org/>. Wikiart là một website tương tự như wikipedia nhưng sẽ là thu thập metadata về các họa sĩ, tác phẩm nghệ thuật.
- Ngoài ra, nhóm chúng em khai thác 1 số dữ liệu tại europeana: <https://www.europeana.eu/en>. Europeana là một website tương tự như 1 thư viện chứa các tài liệu của các thư viện ở châu âu, bao gồm rất nhiều bài báo, tranh, phim, ...
- Cách thức thu thập: sử dụng ngôn ngữ python và các thư viện hỗ trợ cơ bản như json, csv, requests... thông qua API được cung cấp miễn phí cho các developer.
- Tổng dữ liệu thu thập được: bao gồm 5 lớp
  - rococo: 3639 pictures
  - realism: 15196 pictures
  - surrealism: 6047 pictures
  - baroque: 7390 pictures
  - neoclassicism: 2257 pictures



Hình 2.1: Data Sample

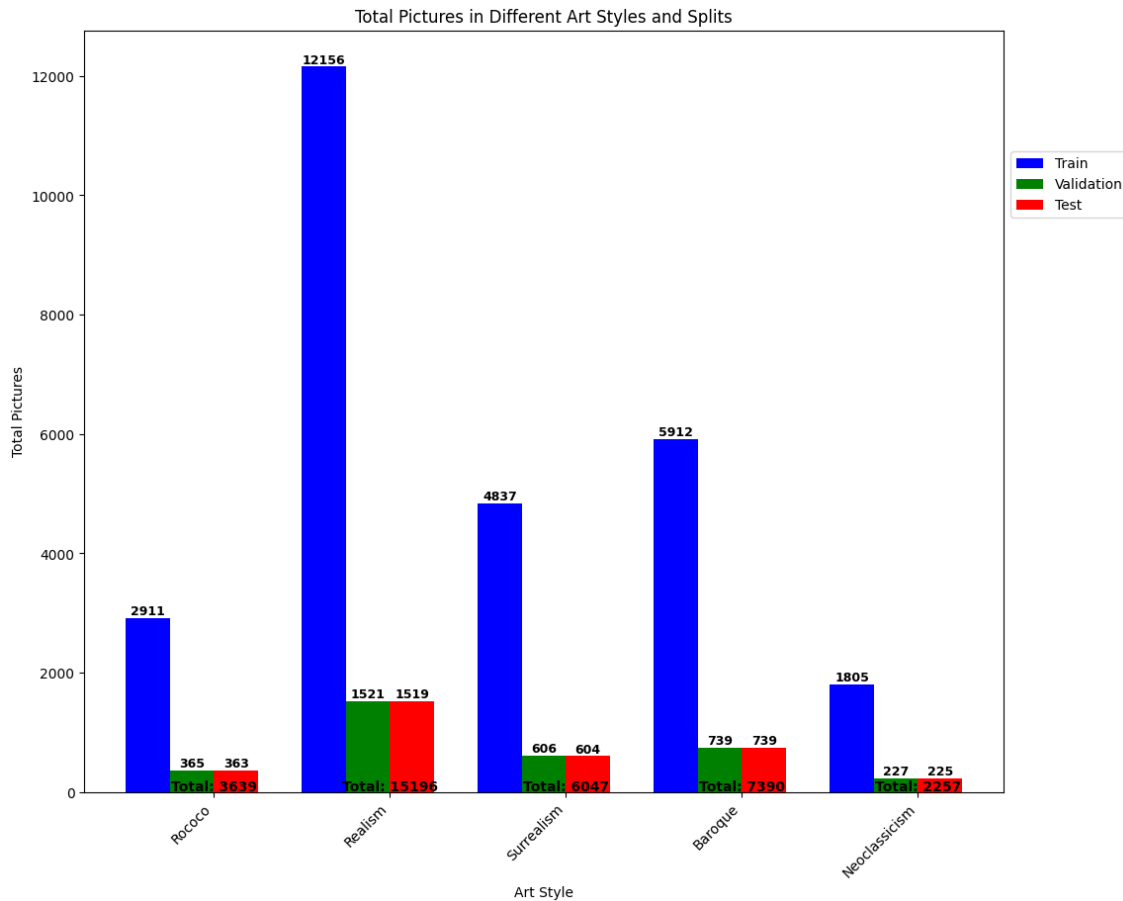
### 2.2 Tiền xử lý dữ liệu

- Image flattening
  - Các bức ảnh đang được lưu trữ ở dạng ma trận 3 chiều (dài, rộng, kênh màu). Việc làm phẳng (flattenning) đưa ảnh về dạng dữ liệu 1 chiều.
  - Các thư viện hỗ trợ: skimage, numpy
- Sử dụng Mạng tích chập
  - Mục đích: trích xuất đặc trưng của ảnh

## CHƯƠNG 3. THỰC NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ

### 3.1 Phân Chia Tập Dữ Liệu

Chúng em thực hiện quá trình phân chia tỷ lệ tập train, validation, và test là 8-1-1 để đảm bảo có sự đại diện đủ từ mỗi phần của tập dữ liệu cho quá trình huấn luyện, đánh giá và kiểm thử mô hình.



Hình 3.1: Data Augmentation

### 3.2 Image flatteing và hiệu chỉnh mô hình theo cross validation





**Các thư viện sử dụng:** numpy và scikit-learn

**Kỹ thuật này được thực hiện với các bước như sau**

- **Bước 1: Xáo Trộn Dataset Một Cách Ngẫu Nhiên:** Để đảm bảo tính ngẫu nhiên và đồng đều trong việc chia tập dữ liệu, bọn em thực hiện quá trình xáo trộn. Điều này giúp đảm bảo rằng các nhóm đều chứa đựng một phần của đa dạng dữ liệu ban đầu.
- **Bước 2: Chia Dataset Thành k Nhóm:** Sau khi xáo trộn, bọn em chia tập dữ liệu thành k nhóm (trong trường hợp này,  $k=10$ ). Các nhóm này sẽ được sử dụng lần lượt cho việc đánh giá và huấn luyện mô hình.
- **Bước 3: Đánh Giá và Huấn Luyện Mô Hình:** Với mỗi nhóm, bọn em thực hiện các bước sau:
  - **Sử Dụng Nhóm Hiện Tại để Đánh Giá Hiệu Quả Mô Hình:** Một phần của dữ liệu được giữ lại để đánh giá hiệu suất của mô hình.
  - **Sử Dụng Các Nhóm Còn Lại để Huấn Luyện:** Các nhóm còn lại được sử dụng để huấn luyện mô hình. Điều này giúp mô hình học từ nhiều dữ liệu và đảm bảo khả năng tổng quát hóa.
  - **Huấn Luyện Mô Hình:** Mô hình được huấn luyện trên các nhóm huấn luyện sử dụng thuật toán và tham số được chọn trước.
  - **Đánh Giá và Hủy Mô Hình:** Mô hình được đánh giá trên nhóm kiểm thử, và sau đó có thể bị hủy nếu hiệu suất không đạt yêu cầu hoặc không tốt hơn mô hình trước đó.
- **Bước 4: Tổng Hợp Hiệu Quả Của Mô Hình:** Sau khi hoàn thành quá trình Cross Validation trên tất cả các nhóm, bọn em tổng hợp hiệu quả của mô hình từ các lượt thử nghiệm. Điều này giúp bọn em đánh giá khả năng tổng quát hóa của mô hình và chọn ra mô hình tốt nhất cho bài toán cụ thể của bọn em.

### 3.2.1 Tổng hợp hiệu quả của mô hình

Trong quá trình đánh giá hiệu suất của các mô hình học máy, bọn em đã sử dụng phương pháp 10-Fold Cross Validation. Lựa chọn này được thực hiện với các lý do sau đây:

- **Sai Số Nhỏ:** Phương pháp 10-Fold Cross Validation giúp giảm sai số đánh giá mô hình bằng cách sử dụng nhiều lượt thử nghiệm trên các tập dữ liệu khác nhau.
- **Phương Sai Thấp:** Việc sử dụng nhiều lượt thử nghiệm trên các tập dữ liệu khác nhau giúp giảm phương sai, đảm bảo tính ổn định và đáng tin cậy của

đánh giá.

Chúng em đã sử dụng các thư viện numpy và scikit-learn để thực hiện quá trình 10-Fold Cross Validation.

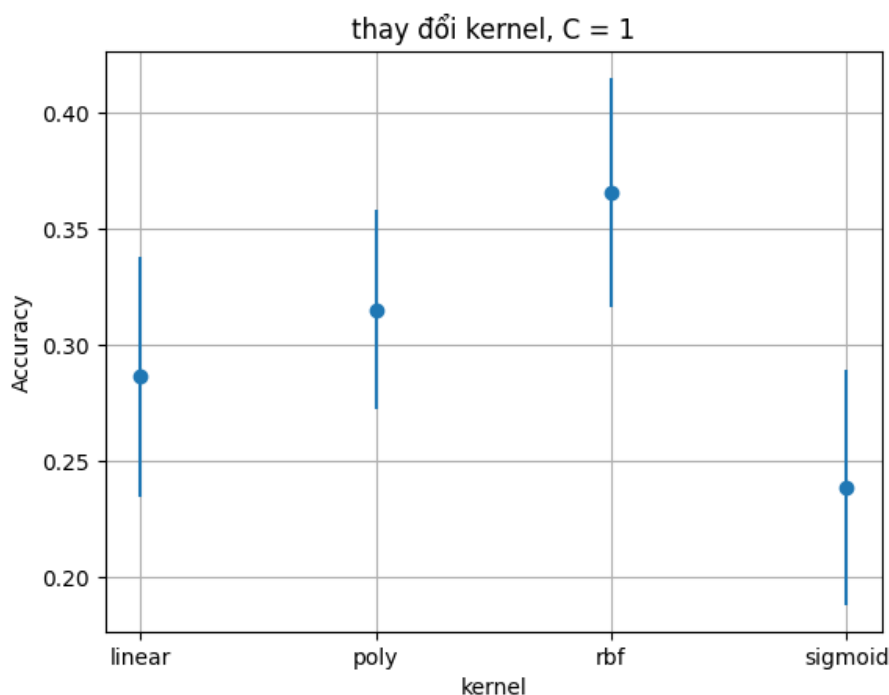
### 3.2.2 Các thuật toán đã sử dụng

Nhóm chúng em đã sử dụng những thuật toán được cài đặt sẵn trong thư viện Sklearn. Sau đó chạy mô hình với một tập các tham số để tìm ra tham số tốt nhất.

- Support Vector Machine:
  - Kernel: linear, poly, rbf, sigmoid
  - C: 0.1, 1.0, 2.0, 5.0, 10.0
- Random Forrest:
  - Hàm đánh giá (criterion ): gini, entropy
  - Số lượng cây quyết định: 10, 50, 100, 300
- KNN:
  - K: [0, 20]

#### a, Mô Hình Học Máy Support Vector Machine (SVM)

Đối với mô hình SVM, bọn em đã thực hiện cố định  $C = 1$  thay đổi kernels để đánh giá hiệu suất của mô hình dưới các điều kiện khác nhau.



**Hình 3.2:** Mô Hình SVM cố định C

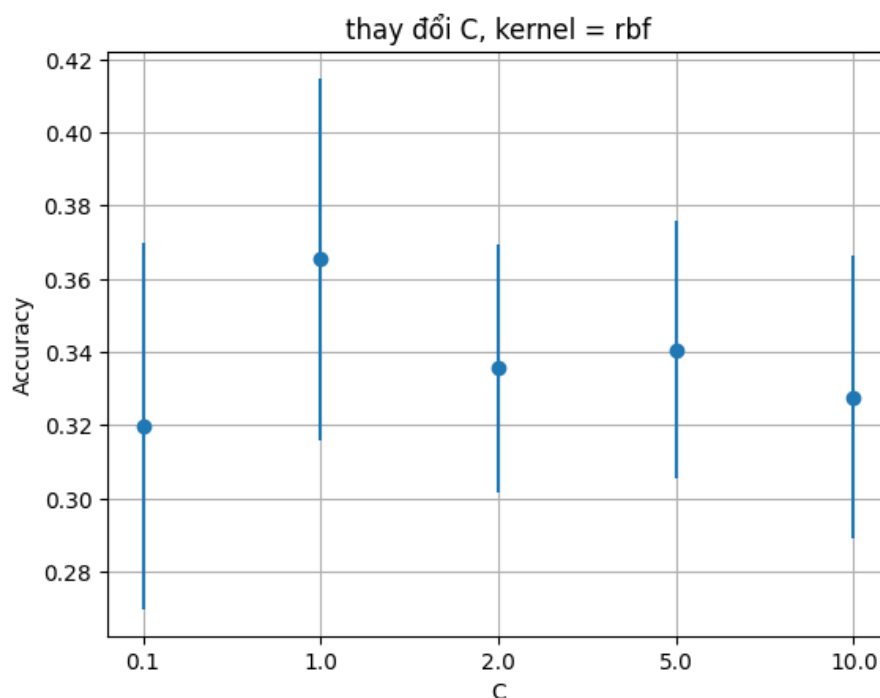
**Kernel Linear** Sử dụng kernel linear là một lựa chọn phổ biến vì nó tốt đối với dữ liệu có sự phân chia tuyến tính. Dưới đây là kết quả của mô hình SVM sử dụng kernel linear:

**Kernel Polynomial** Kernel polynomial thường được sử dụng để mô phỏng các hàm phức tạp hơn so với hàm tuyến tính. Dưới đây là kết quả của mô hình SVM sử dụng kernel polynomial:

**Kernel Radial Basic Function (RBF)** Kernel RBF thường được ưa chuộng với dữ liệu không tuyến tính, và nó có khả năng mô phỏng các biến động phức tạp. Dưới đây là kết quả của mô hình SVM sử dụng kernel RBF:

**Kernel Sigmoid** Sử dụng kernel sigmoid có thể hữu ích khi mô hình cần làm việc với dữ liệu phi tuyến. Dưới đây là kết quả của mô hình SVM sử dụng kernel sigmoid:

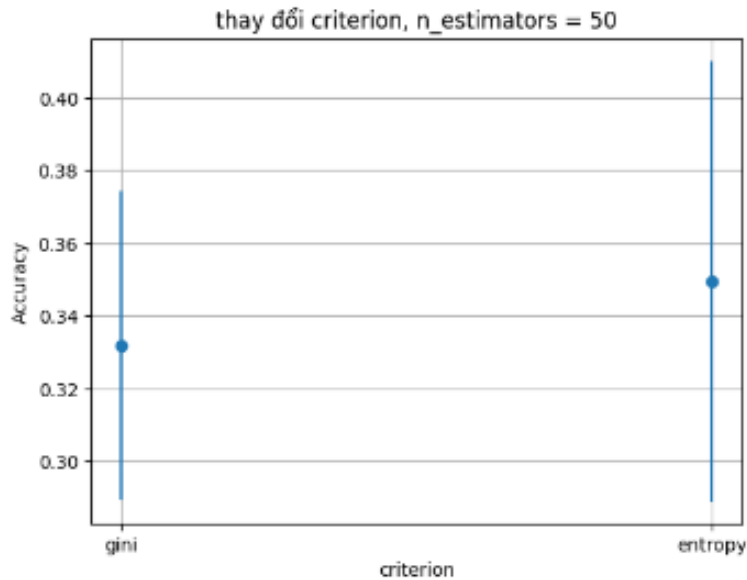
Từ các kết quả trên, chúng em có thể quan sát sự ảnh hưởng của việc thay đổi kernels trong SVM đối với khả năng phân loại của mô hình. Mỗi kernel đều có ưu điểm và nhược điểm riêng, với tập dữ liệu của chúng em có kết quả tốt nhất với RBF;



**Hình 3.3:** Mô Hình SVM với Kernel Radial Basic Function

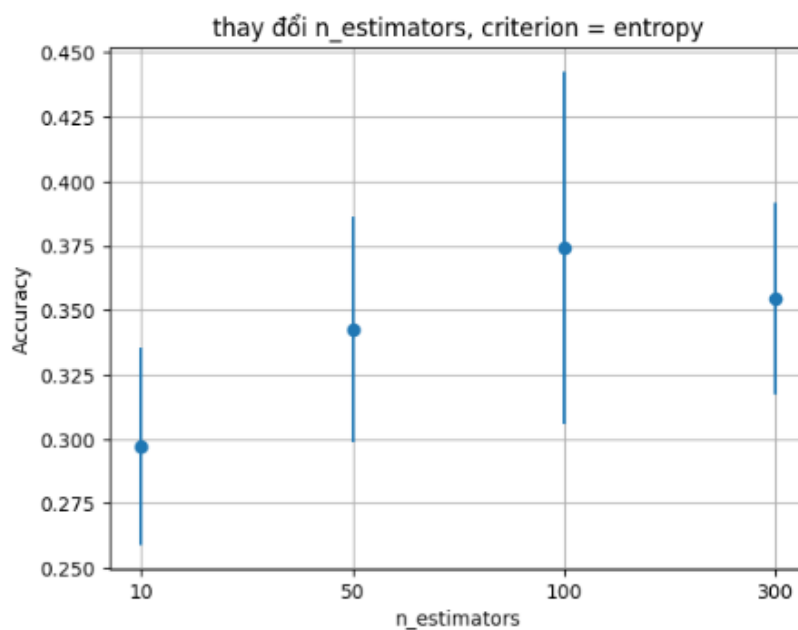
### b, Mô hình học máy Random Forest

Đối với mô hình Random Forest, chúng em đã tiến hành hiệu chỉnh các tham số quan trọng để đánh giá sự ảnh hưởng của chúng đối với hiệu suất phân loại. Cụ thể, bọn em quan tâm đến việc thay đổi tiêu chuẩn đánh giá (criterion), bao gồm gini và entropy, để xem xét ảnh hưởng của chúng đối với cây quyết định trong mô hình.



**Hình 3.4:** Random Forest with Criterion changing

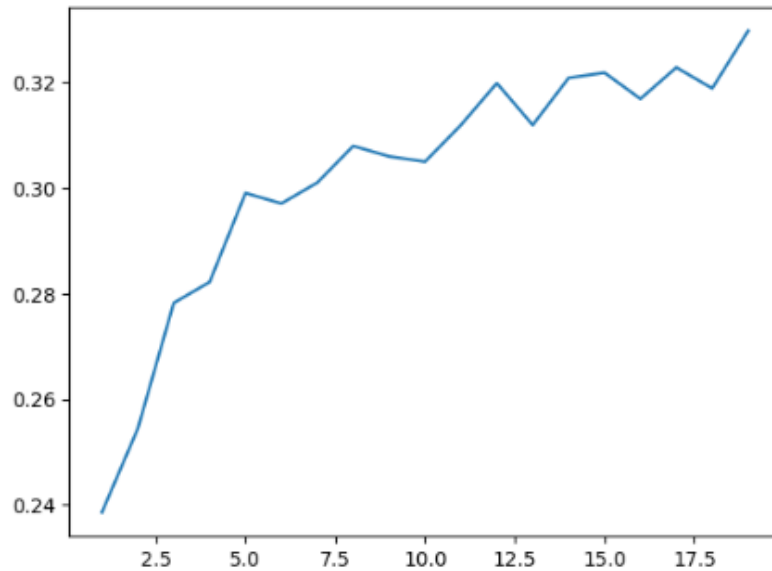
Sau đó, chúng em tiến hành hiệu chỉnh số lượng cây quyết định trong rừng ngẫu nhiên để đánh giá mức độ hiệu quả với số lượng khác nhau.



**Hình 3.5:** Random Forest with Estimators changing

### c, Mô hình học máy K-nearest Neighbors

Đối với mô hình K-nearest Neighbors, chúng em tiến hành thay đổi tham số K.



**Hình 3.6:** K-nearest Neighbors with K changing

### 3.2.3 Kết quả thực nghiệm

Thuật toán học máy	Accuracy
SVM	0.165
KNN	0.17
Random Forrest	0.15

**Bảng 3.1:** Các thuật toán học máy với bước tiền xử lý flattenning

## 3.3 Sử dụng mạng tích chập (CNN) và Data Augumentation

Các thư viện sử dụng: Tensorflow và Sckit-learn

### 3.3.1 Data Augmentation:

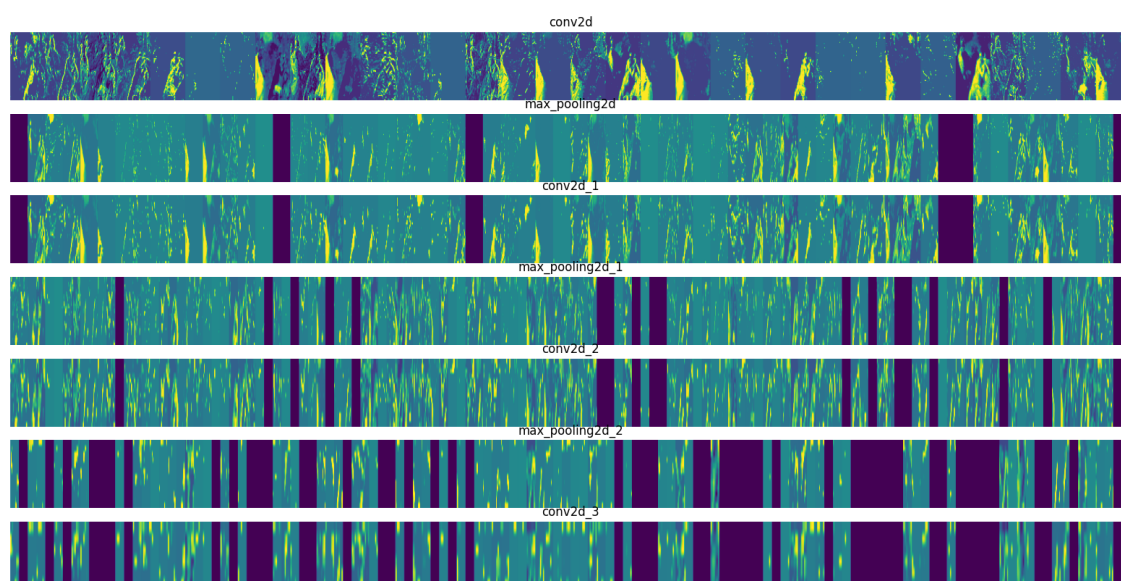
```
# all images will be rescaled by 1/255.
train_datagen = ImageDataGenerator(
    rescale = 1./255,
    rotation_range=40,
    width_shift_range=0.2,
    height_shift_range=0.2,
    shear_range=0.2,
    zoom_range=0.2,
    horizontal_flip=True,
    fill_mode='nearest')
```

Hình 3.7: Data Augmentation

- **Rescale:** Tham số này giúp chuẩn hóa giá trị pixel của ảnh. Trong trường hợp này, mỗi giá trị pixel được chia cho 255, từ đó giúp chuẩn hóa giá trị pixel về khoảng  $[0, 1]$ . Việc này thường được thực hiện để đảm bảo rằng tất cả các giá trị đầu vào có cùng một khoảng giá trị.
- **rotation\_range:** Xác định phạm vi trong đó quay ngẫu nhiên có thể được áp dụng cho các hình ảnh. Trong trường hợp này, hình ảnh có thể được quay với bất kỳ góc nào từ  $-40$  đến  $+40$  độ. Điều này giúp mô hình trở nên mạnh mẽ hơn đối với các biến thể về hướng của đối tượng trong hình ảnh.
- **width\_shift\_range & height\_shift\_range:** Những tham số này xác định phạm vi cho việc di chuyển ngẫu nhiên chiều rộng và chiều cao của hình ảnh. Chúng được biểu thị dưới dạng một phần của chiều rộng hoặc chiều cao tổng cộng. Trong trường hợp này, chiều rộng và chiều cao có thể được di chuyển lên đến 20% của tổng chiều rộng và chiều cao.
- **shear\_range:** Tham số này xác định mức độ biến dạng (shear) có thể được áp dụng. Giá trị 0.2 ở đây cho biết biến dạng động có thể được áp dụng một cách vừa phải.
- **zoom\_range:** Xác định phạm vi cho việc phóng to ngẫu nhiên vào hình ảnh. Giá trị 0.2 có nghĩa là hình ảnh có thể được phóng to lên đến 20%.
- **horizontal\_flip:** Tham số này cho phép lật ngang hình ảnh với xác suất 50%. Đây là một cách để mở rộng bộ dữ liệu bằng cách tạo ra các hình ảnh phản ánh.

- **fill\_mode:** Tham số này xác định chiến lược sử dụng để điền vào các pixel mới được tạo ra từ các biến đổi. 'nearest' có nghĩa là sử dụng giá trị pixel gần nhất.

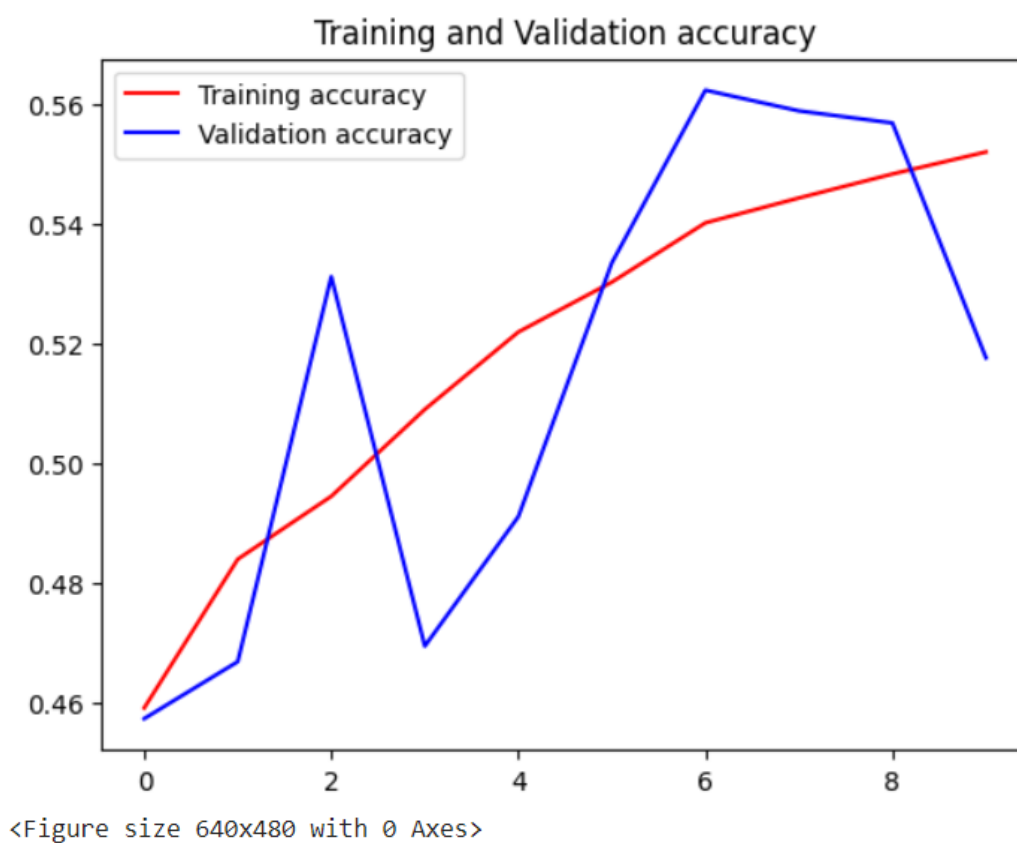
### Ảnh hưởng của mạng tích chập với 1 ảnh ngẫu nhiên



**Hình 3.8:** Convolutional Neural Network Affection

### 3.3.2 Mô hình học máy

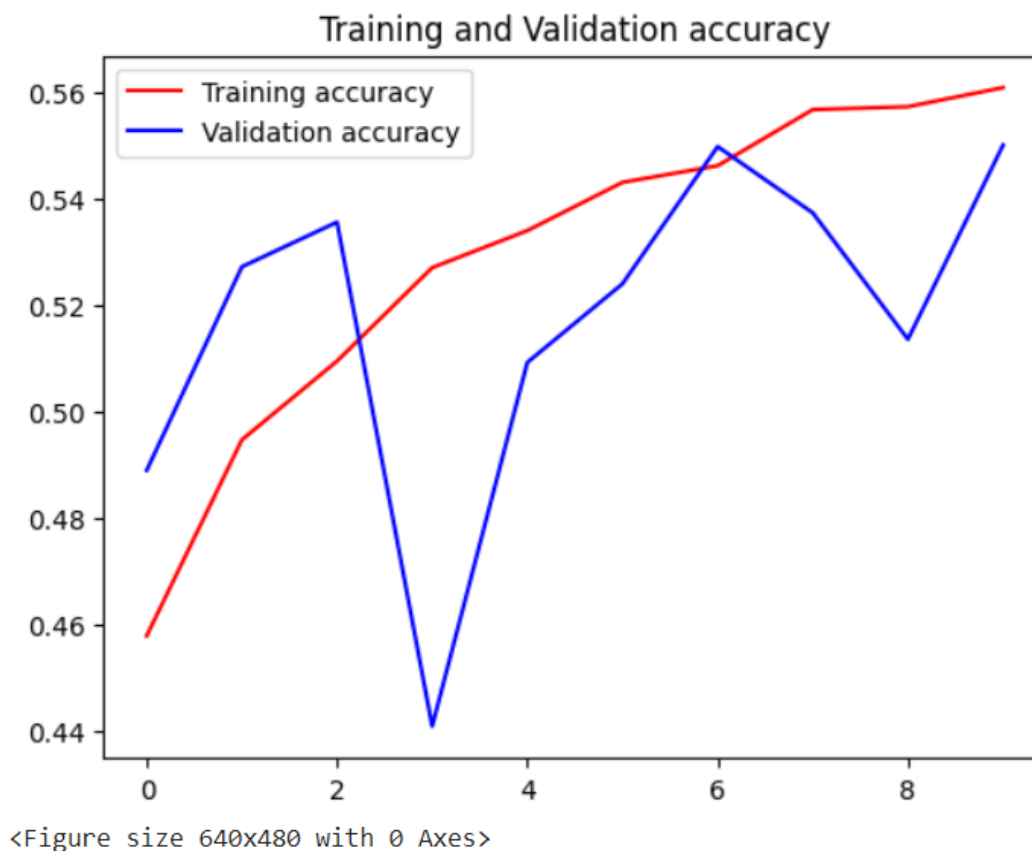
#### a, Mạng tích chập với SVM sử dụng chuẩn L1



**Hình 3.9:** SVM with L1 Norm



**b, Mạng tích chập với SVM sử dụng chuẩn L2**



**Hình 3.10:** SVM with L2 Norm

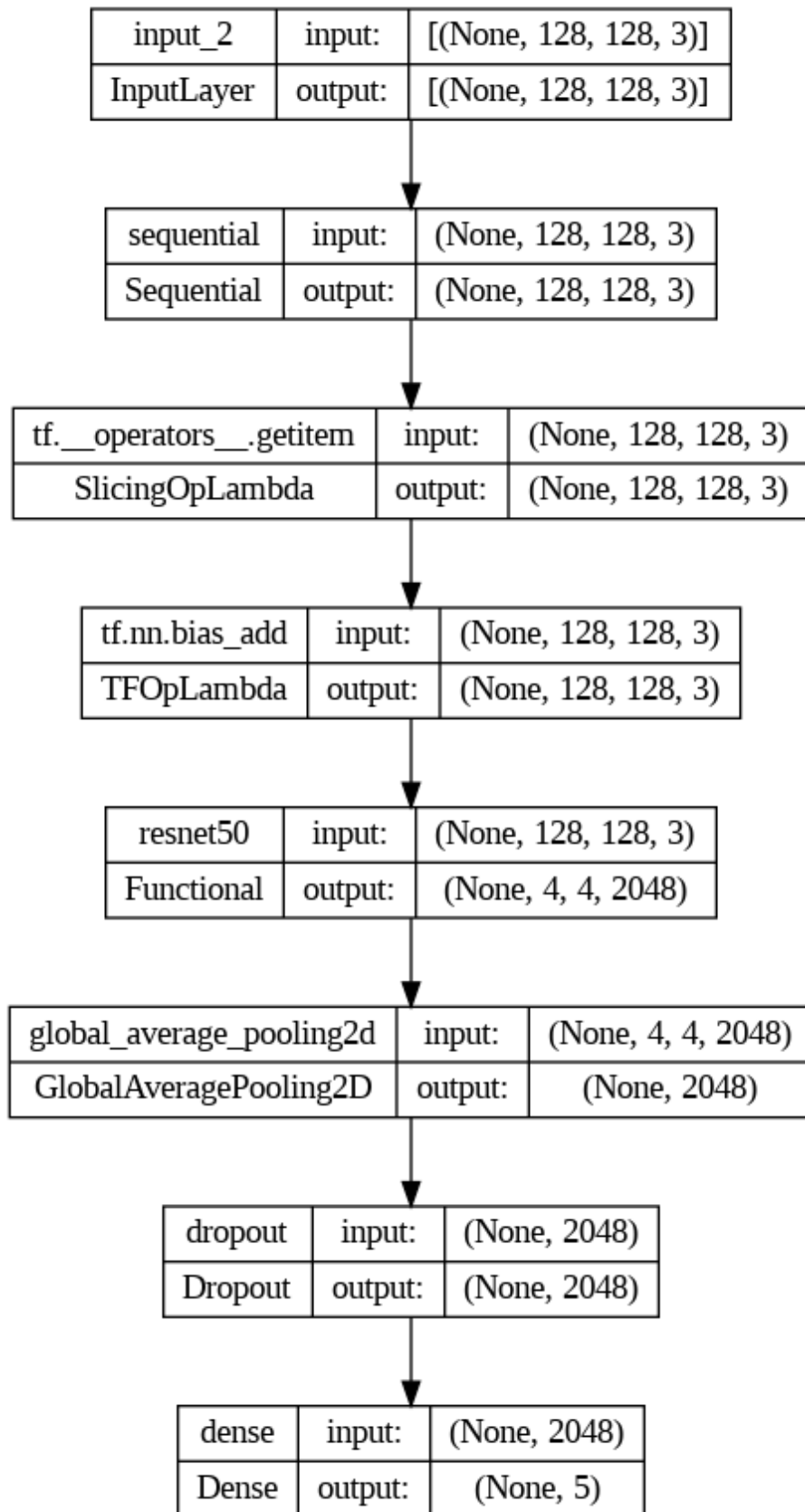
**3.3.3 Kết quả tổng hợp**

Thuật toán học máy	Accuracy
SVM (L1)	0.5157
SVM (L2)	0.5487
KNN	0.3508
Random Forrest	0.4381

**Bảng 3.2:** Các thuật toán học máy với bước tiền xử lý bằng CNN

**3.4 Sử dụng các mô hình học sâu để phân loại ảnh**

Sử dụng kiến trúc mạng Resnet50 để phân loại cho tập dataset hiện tại.



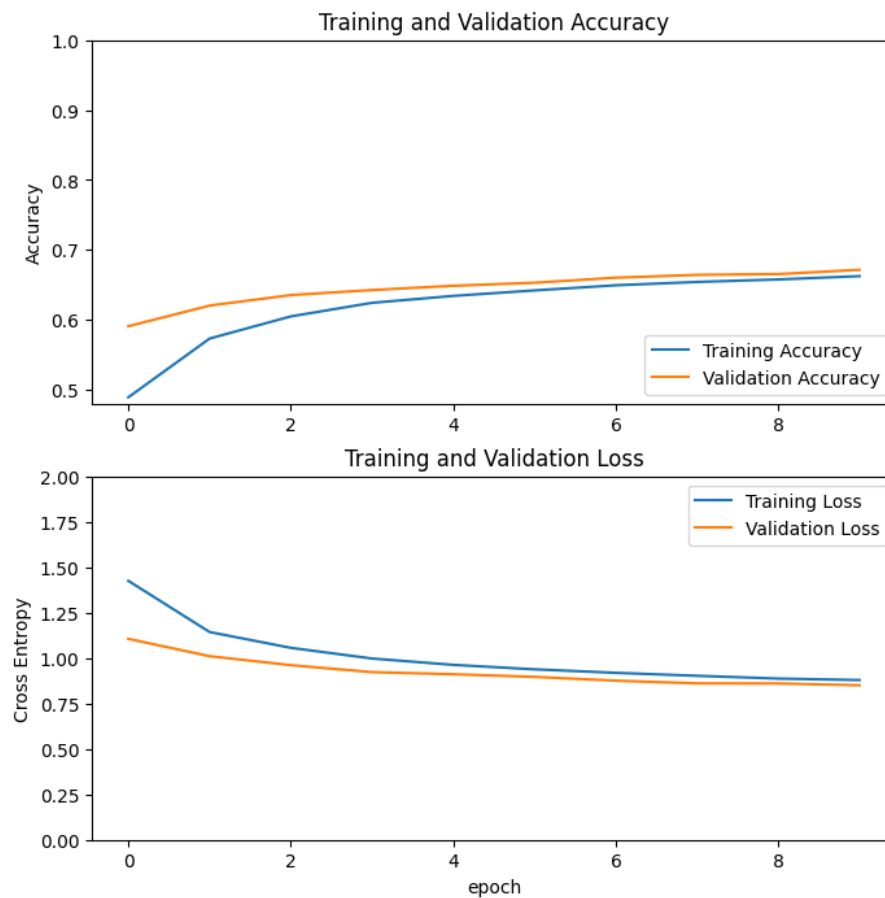
**Hình 3.11:** Resnet 50

### 3.4.1 Tổng hợp kết quả

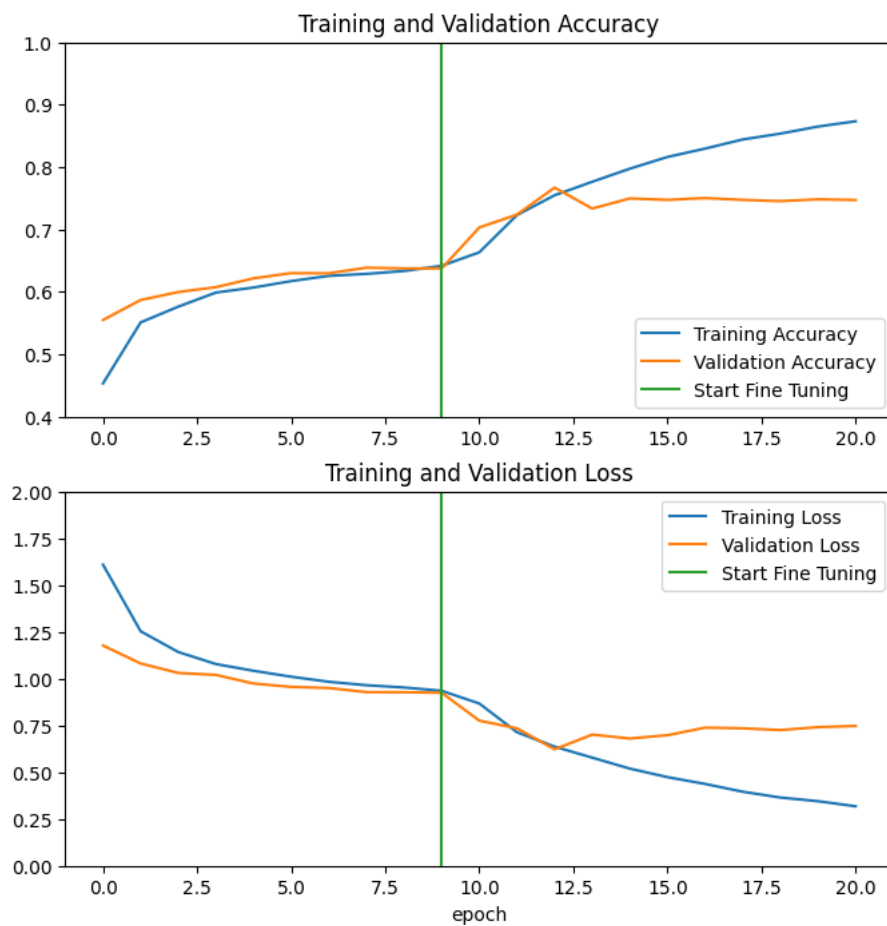
Initial Accuracy	0.1582
After training Accuracy	0.6557
Finetuned Accuracy	0.7325

**Bảng 3.3:** Độ chính xác khi sử dụng Resnet50

### 3.4.2 Hình ảnh minh họa



**Hình 3.12:** Transfer Learning with Resnet50



**Hình 3.13:** Finetuning with Resnet50

## CHƯƠNG 4. KHÓ KHĂN

Trong quá trình thực hiện dự án về ứng dụng các phương pháp học máy trong việc phân loại phong cách mỹ thuật, nhóm chúng em đã đối mặt với nhiều khó khăn và thách thức. Các khía cạnh khó khăn này không chỉ xuất phát từ quy mô của dự án mà còn từ tính phức tạp của việc xử lý dữ liệu nghệ thuật và triển khai mô hình học máy. Dưới đây là một phân tích chi tiết về những khó khăn này.

### 4.1 Khó khăn trong quá trình thu thập dữ liệu

#### 4.1.1 Khả Năng Truy Cập vào Nguồn Dữ Liệu

- **Phụ Thuộc vào Sự Hỗ Trợ từ Nhà Cung Cấp:** Mặc dù chúng tôi đã tích hợp các API của các trang web như wikiart và europeana vào dự án, nhưng sự thành công của quá trình thu thập dữ liệu phụ thuộc lớn vào sự hỗ trợ và sẵn lòng của các nhà cung cấp. Sự giới hạn này có thể dẫn đến khả năng truy cập không đồng đều vào dữ liệu.
- **Rắc Rối Xử Lý Lượng Dữ Liệu Lớn:** Đối mặt với thách thức từ lượng dữ liệu lớn được cung cấp bởi các nguồn, việc xử lý và lưu trữ dữ liệu trở nên phức tạp. Sự khó khăn tăng lên khi cần duyệt qua và lựa chọn dữ liệu phù hợp cho mục tiêu của dự án.
- **Giải Pháp:** Tìm kiếm nhiều nguồn dữ liệu có sẵn, giảm thiểu sự phụ thuộc vào một nguồn cụ thể. Đặt ra kế hoạch dự phòng cho trường hợp có ràng buộc về truy cập.

#### 4.1.2 Đồng Bộ Hóa Dữ Liệu

- **Khó Khăn Trong Quá Trình Đồng Bộ Hóa:** Dữ liệu từ các nguồn khác nhau thường đến với định dạng, kích thước, và cách đặt tên khác nhau. Việc đồng bộ hóa thông tin như định dạng ảnh, kích thước, và tên tác phẩm đòi hỏi một quy trình tiền xử lý phức tạp để đảm bảo tính nhất quán và có thể sử dụng được.
- **Khó Khăn Trong Quá Trình Đồng Bộ Hóa:** Dữ liệu từ các nguồn khác nhau thường đến với định dạng, kích thước, và cách đặt tên khác nhau. Việc đồng bộ hóa thông tin như định dạng ảnh, kích thước, và tên tác phẩm đòi hỏi một quy trình tiền xử lý phức tạp để đảm bảo tính nhất quán và có thể sử dụng được.
- **Giải Pháp:** Áp dụng quy trình tiền xử lý để đồng bộ hóa dữ liệu. Sử dụng các thư viện xử lý ảnh và kỹ thuật đặc biệt để thích nghi với sự đa dạng của dữ liệu nghệ thuật.

## 4.2 Khó khăn trong Tiền xử lý Dữ liệu

### 4.2.1 Độ Phức Tạp của Ảnh Nghệ Thuật

- **Khó Khăn:** Các bức tranh và tác phẩm nghệ thuật thường mang đến độ phức tạp cao, với nhiều chi tiết và đa dạng về phong cách. Điều này tạo ra những thách thức lớn trong quá trình tiền xử lý dữ liệu và trích xuất đặc trưng.
- **Giải Pháp:**
  - Phương Pháp Tái Kích Thước Ảnh: Áp dụng phương pháp tái kích thước ảnh để giảm kích thước và độ phức tạp của dữ liệu. Điều này giúp giảm tải cho các thuật toán tiền xử lý và mô hình học máy, đồng thời giữ lại những đặc trưng quan trọng của ảnh.
  - Chuẩn Hóa Ánh Sáng và Màu Sắc: Chuẩn hóa ánh sáng và màu sắc giúp đồng nhất độ sáng và màu sắc của ảnh, giảm thiểu sự biến đổi không cần thiết do điều kiện chiếu sáng và phối màu đa dạng trong các tác phẩm nghệ thuật.
  - Trích Xuất Đặc Trưng Hierarchical: Sử dụng phương pháp trích xuất đặc trưng theo cấp độ (hierarchical) để xử lý các tầng độ phức tạp trong ảnh, từ chi tiết nhỏ đến các đặc điểm lớn, nhằm bắt lấy sự phong phú của thông tin trong tác phẩm nghệ thuật.

### 4.2.2 Chọn Lựa Thuật Toán

- **Khó Khăn:** Quá trình chọn lựa và điều chỉnh các thuật toán học máy phù hợp cho bài toán phân loại phong cách nghệ thuật đòi hỏi sự hiểu biết sâu sắc về đặc trưng của dữ liệu nghệ thuật.
- **Giải Pháp:**
  - Thử Nghiệm Nhiều Thuật Toán: Tạo một tập các thuật toán học máy đa dạng và thử nghiệm chúng trên bộ dữ liệu. Điều này giúp đánh giá hiệu suất của từng thuật toán trước khi quyết định chọn lựa.
  - Tối Ưu Hóa Tham Số: Sử dụng quy trình tối ưu hóa tham số để điều chỉnh các tham số của mỗi thuật toán, đặc biệt là đối với các mô hình học sâu như mạng neural. Điều này giúp tối ưu hóa hiệu suất trên dữ liệu nghệ thuật đa dạng.
  - Sử Dụng Mô Hình Trước Đã Được Huấn Luyện: Sử dụng các mô hình trước đã được huấn luyện trên dữ liệu lớn để trích xuất đặc trưng từ các tầng ẩn. Điều này có thể hữu ích đặc biệt khi đối mặt với dữ liệu phức tạp.

### 4.3 Khó khăn trong xây dựng mô hình học máy

#### 4.3.1 Tài Nguyên Tính Toán

- **Khó Khăn:** Việc xây dựng và huấn luyện mô hình học máy, đặc biệt là mạng neural, đòi hỏi một lượng lớn tài nguyên tính toán. Đối mặt với tình trạng giới hạn về tài nguyên, có thể làm chậm quá trình thử nghiệm và điều chỉnh mô hình.
- **Giải Pháp:**
  - Optimization Techniques: Sử dụng kỹ thuật tối ưu hóa để giảm thiểu tải trọng tính toán. Các thuật toán như Stochastic Gradient Descent (SGD) và các biến thể của nó có thể giúp giảm bớt áp lực tính toán.
  - Sử Dụng GPU/TPU: Nếu có khả năng, sử dụng các đơn vị xử lý đồ họa (GPU) hoặc đơn vị xử lý tensor (TPU) để gia tăng hiệu suất tính toán. Các framework như TensorFlow hỗ trợ tích hợp sử dụng GPU/TPU.
  - Tối Ưu Mô Hình: Đối với mô hình học máy, cân nhắc giảm kích thước mô hình và số lượng tham số để giảm đòi hỏi về tài nguyên.

#### 4.3.2 Overfitting và Underfitting

- **Khó Khăn:** Thách thức cân bằng giữa overfitting và underfitting là quan trọng, đặc biệt khi có sự đa dạng lớn trong dữ liệu và kích thước bộ dữ liệu tương đối nhỏ.
- **Giải Pháp:**
  - Dữ Liệu Đa Dạng: Tăng cường dữ liệu để tạo ra sự đa dạng và giúp mô hình học được nhiều biểu diễn khác nhau.
  - Regularization: Sử dụng các kỹ thuật regularization như L1 hoặc L2 regularization để kiểm soát việc quá mức tối ưu hóa trên dữ liệu huấn luyện.
  - Cross-Validation: Sử dụng kỹ thuật cross-validation để đánh giá mô hình trên nhiều tập dữ liệu kiểm thử, giúp đánh giá chính xác khả năng tổng quát hóa của mô hình.
  - Early Stopping: Cài đặt early stopping để ngừng quá trình huấn luyện khi hiệu suất trên tập kiểm thử không còn cải thiện, tránh tình trạng overfitting.
  - Kiểm Soát Kích Thước Mô Hình: Giảm độ sâu hoặc số lượng nơ-ron trong mạng neural để giảm khả năng overfitting đặc biệt khi dữ liệu huấn luyện có kích thước nhỏ.

#### 4.4 Khó khăn trong đánh giá và tối ưu hóa

Quá trình chuẩn bị dữ liệu đánh giá đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo độ chính xác và tính khách quan của kết quả đánh giá mô hình. Dưới đây là các thách thức cụ thể và giải pháp tương ứng.

##### 4.4.1 Tính Đại Diện của Dữ Liệu Đánh Giá

- **Thách Thức:** Dữ liệu đánh giá cần phản ánh đầy đủ sự đa dạng trong bộ dữ liệu gốc để đảm bảo tính đại diện của mô hình trên toàn tập dữ liệu.
- **Giải Pháp:** Sử dụng phương pháp chia tỷ lệ ngẫu nhiên hoặc kiểm thử chéo (cross-validation) để đảm bảo mọi phân khúc của dữ liệu được sử dụng trong quá trình đánh giá.

##### 4.4.2 Xử Lý Dữ Liệu Khuyết Thiểu

- **Thách Thức:** Dữ liệu đánh giá có thể chứa các mẫu bị thiếu thông tin hoặc không hoàn chỉnh.
- **Giải Pháp:** Sử dụng các kỹ thuật xử lý dữ liệu như điền giá trị trung bình, trung vị, hoặc sử dụng mô hình dự đoán để điền vào các giá trị khuyết thiếu.

##### 4.4.3 Quản Lý Overfitting và Underfitting

Tối ưu hóa mô hình đòi hỏi sự tinh tế và chi tiết trong quá trình điều chỉnh các tham số để đạt được hiệu suất tốt nhất trên bộ dữ liệu kiểm thử. Dưới đây là các thách thức và giải pháp cụ thể.

- **Thách Thức:** Rủi ro về overfitting (mô hình quá tương ứng với dữ liệu huấn luyện) và underfitting (mô hình quá đơn giản để mô tả đặc trưng của dữ liệu).
- **Giải Pháp:** Sử dụng kỹ thuật dropout trong mạng neural, điều chỉnh độ phức tạp của mô hình, và sử dụng các phương pháp chính quy hóa như L1 hoặc L2 regularization.

##### 4.4.4 Tối Ưu Hóa Tham Số

- **Thách Thức:** Xác định các giá trị tối ưu cho các tham số mô hình một cách hiệu quả.
- **Giải Pháp:** Sử dụng các kỹ thuật tối ưu hóa như grid search hoặc random search để duyệt qua không gian tham số và chọn lựa giá trị tối ưu.



## CHƯƠNG 5. KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

### 5.1 Kết Luận

Trong quá trình thực hiện dự án nghiên cứu về ứng dụng các phương pháp học máy trong việc phân loại phong cách mỹ thuật, nhóm chúng em đã trải qua một hành trình đầy thách thức và học hỏi. Dưới đây là những điểm kết luận và nhận định chính từ chặng đường nghiên cứu này:

#### 5.1.1 Thu Thập Dữ Liệu

Quá trình thu thập dữ liệu là một phần quan trọng, quyết định đến tính đa dạng và độ chính xác của mô hình. Chúng em đã thành công trong việc xây dựng một bộ dữ liệu phong phú từ các nguồn chính như Wikiart và Europeana. Số lượng ảnh lớn từ nhiều phong cách khác nhau đã tạo nên nền tảng vững chắc cho quá trình huấn luyện.

#### 5.1.2 Tiền Xử Lý Dữ Liệu

Quá trình tiền xử lý dữ liệu đòi hỏi sự cẩn trọng và hiểu biết về đặc điểm của nghệ thuật số. Việc làm phẳng ảnh và sử dụng mạng tích chập đã giúp chúng em trích xuất đặc trưng quan trọng từ ảnh, tạo nên nền tảng cho quá trình học máy.

#### 5.1.3 Các Mô Hình Học Máy và Công Nghệ Sử Dụng

Chúng em đã triển khai nhiều mô hình học máy sử dụng các công nghệ như Sklearn và TensorFlow. Sự linh hoạt của Sklearn và khả năng mở rộng của TensorFlow đã giúp chúng tôi tối ưu hóa hiệu suất của mô hình. Công nghệ này không chỉ mang lại tính hiệu quả mà còn tạo điều kiện thuận lợi cho quá trình triển khai.

#### 5.1.4 Phần Chi Tiết Các Thuật Toán

Chúng tôi đã tổ chức chi tiết các thuật toán và phương pháp trong từng chương để giúp độc giả theo dõi một cách có tổ chức. Việc sử dụng pseudocode và hình minh họa đã làm cho thông tin trở nên rõ ràng và dễ hiểu.

#### 5.1.5 Thách Thức và Hạn Chế

Trong quá trình thực hiện, chúng em đã đối mặt với một số thách thức, như giới hạn về lượng dữ liệu và tài nguyên tính toán. Điều này đã tạo ra một hạn chế về độ chính xác của mô hình, và trong tương lai, việc mở rộng bộ dữ liệu có thể cải thiện kết quả.

#### 5.1.6 Học Hỏi và Hướng Phát Triển

Dự án này không chỉ là một cơ hội để áp dụng kiến thức từ học máy vào lĩnh vực nghệ thuật mà còn là một trải nghiệm học hỏi về quy trình nghiên cứu và phát

triển dự án. Chúng em nhận thức được rằng có nhiều khía cạnh khác của vấn đề có thể được khám phá và cải thiện.

### **5.1.7 Kết Luận Tổng Quan**

Tổng cộng, dự án của chúng em đã đạt được mục tiêu đề ra từ đầu, tức là xây dựng một hệ thống phân loại phong cách nghệ thuật. Mặc dù còn nhiều điều có thể phát triển, chúng em hy vọng rằng project này có thể phát triển và được áp dụng trong thực tế, trước mắt là trong lĩnh vực nghệ thuật. Xa hơn bọn em mong muốn được phát triển trên các lĩnh vực như ý tế và giáo dục để đóng góp giá trị của dự án vào xã hội.

Qua dự án này, chúng em đã có cơ hội áp dụng kiến thức học máy vào thực tế và nhận thức được sức mạnh của nó trong việc hiểu sâu về nghệ thuật. Chúng em mong rằng nghiên cứu của chúng em sẽ làm bổ sung và khích lệ sự phát triển trong lĩnh vực học máy và nghệ thuật nói riêng.