

Đánh giá nhận xét tiểu luận cuối kỳ Thực tập cơ sở - Nhóm 3

I. Nguyễn Thị Tú Anh - B22DCCN034

1. Nhận xét tổng quan bài làm

Bài báo cáo trình bày về ứng dụng học sâu cho Phân loại hình ảnh sử dụng CNN và so sánh hiệu suất trên ba bộ dữ liệu khác nhau (Fashion MNIST, CIFAR-10, và Food-101).

Bố cục báo cáo rõ ràng với ba chương chính: giới thiệu về trí tuệ nhân tạo và các ứng dụng, các kỹ thuật học sâu, và ứng dụng học sâu cho phân loại hình ảnh.

Nội dung báo cáo bao gồm các khái niệm cơ bản về AI, Machine Learning, Deep Learning, lịch sử phát triển, các ứng dụng nổi bật của AI trong nhiều lĩnh vực như y tế, giao thông, thương mại điện tử, giáo dục, an ninh, công nghiệp và sản xuất. Báo cáo cũng đi sâu vào nền tảng lý thuyết của học sâu, các kiến trúc mạng nơ-ron phổ biến (CNN, RNN, LSTM, GRU, Autoencoder, Transformer, GAN, Diffusion Models), và các kỹ thuật huấn luyện, tối ưu hóa (hàm kích hoạt, thuật toán tối ưu hóa, chính quy hóa, chuẩn hóa dữ liệu). Phần ứng dụng trình bày chi tiết việc huấn luyện và đánh giá mô hình CNN trên ba bộ dữ liệu đã chọn, so sánh kết quả và giới thiệu ứng dụng web trực quan hóa.

Bài báo cáo không chỉ cung cấp một cái nhìn tổng quan rõ ràng về AI và học sâu mà còn thể hiện khả năng áp dụng thực tế thông qua việc triển khai CNN trên ba bộ dữ liệu và phát triển ứng dụng web, phù hợp cho cả người mới học và những người muốn khám phá ứng dụng thực tiễn của học sâu.

2. Các điểm cần cải thiện

Để nâng cao chất lượng và tính chuyên sâu của bài báo cáo, dưới đây là ít nhất 10 điểm cụ thể cần chỉnh sửa và cải thiện:

- Phân tích sâu hơn về mối quan hệ giữa độ phức tạp dữ liệu và kiến trúc mô hình:** Bài báo cáo đã chỉ ra rằng dữ liệu phức tạp hơn (Food-101) yêu cầu kiến trúc sâu hơn và thời gian huấn luyện lâu hơn, dẫn đến độ chính xác thấp hơn so với dữ liệu đơn giản (Fashion MNIST, CIFAR-10). Tuy nhiên, cần phân tích kỹ hơn *tại sao* dữ liệu Food-101 lại phức tạp hơn và *cụ thể* những đặc điểm nào của dữ liệu này gây khó khăn cho mô hình (ví dụ: sự đa dạng về góc chụp, điều kiện ánh sáng, biến thể trong cùng một món ăn).
- Trình bày chi tiết kiến trúc CNN đã sử dụng:** Mô tả kiến trúc CNN trong phần 3.3.1 và 3.3.2 còn khá chung chung. Cần cung cấp sơ đồ hoặc bảng mô tả chi tiết từng lớp (loại lớp, số lượng filter/neuron, kích thước kernel, hàm kích hoạt, padding, stride, v.v.) cho mô hình CNN được sử dụng trên mỗi bộ dữ liệu để người đọc có thể hình dung rõ ràng cấu trúc mạng.

3. **Thông số huấn luyện cụ thể:** Các thông số huấn luyện như bộ tối ưu hóa (Adam), hàm mất mát (Categorical cross-entropy), và các chỉ số đánh giá (accuracy) đã được đề cập. Tuy nhiên, cần cung cấp các siêu tham số cụ thể được sử dụng cho từng mô hình trên từng bộ dữ liệu (ví dụ: learning rate, batch size, số epoch tối đa, cơ chế dừng sớm nếu có) để đảm bảo tính tái lập của nghiên cứu.
4. **Phân tích ma trận nhầm lẫn chi tiết hơn:** Bài báo cáo chỉ liệt kê một vài cặp lớp dễ bị nhầm lẫn trên mỗi bộ dữ liệu. Nên đưa ma trận nhầm lẫn đầy đủ vào phần phụ lục hoặc sử dụng biểu đồ nhiệt để trực quan hóa, kèm theo phân tích chi tiết lý do *tại sao* các lớp đó lại dễ bị nhầm lẫn dựa trên đặc điểm hình ảnh của chúng. Gợi ý sử dụng kỹ thuật phân tích lỗi (error analysis) để hiểu rõ hơn các trường hợp nhầm lẫn dựa trên đặc điểm hình ảnh.
5. **Phân tích đường cong huấn luyện sâu hơn:** Đề cập đến đường cong huấn luyện cho thấy tốc độ hội tụ và hiện tượng overfitting. Cần đưa biểu đồ đường cong loss và accuracy trên cả tập huấn luyện và tập validation cho từng mô hình. Phân tích các biểu đồ này để làm rõ khi nào mô hình bắt đầu overfitting và mức độ overfitting trên từng bộ dữ liệu.
6. **Mô tả quy trình tiền xử lý dữ liệu đầy đủ:** Phần tiền xử lý dữ liệu chỉ đề cập chung đến việc chuẩn hóa giá trị pixel. Cần mô tả đầy đủ các bước tiền xử lý đã thực hiện, đặc biệt là với dữ liệu Food-101 (ví dụ: resize ảnh về kích thước 128x128 pixel), và các kỹ thuật tăng cường dữ liệu (Data Augmentation) đã áp dụng (nếu có), vì những kỹ thuật này rất quan trọng đối với các bộ dữ liệu có độ phức tạp cao hoặc số lượng ảnh hạn chế trên mỗi lớp.
7. **Làm rõ hơn về kỹ thuật Transfer Learning:** Bài báo cáo có nhắc đến khả năng sử dụng các mô hình pre-trained và fine-tuning. Nếu kỹ thuật này đã được áp dụng, cần mô tả chi tiết mô hình pre-trained nào đã được sử dụng, tại sao lại chọn mô hình đó, những lớp nào được giữ nguyên trọng số và những lớp nào được fine-tuned.
8. **Đánh giá và minh họa ứng dụng web chi tiết hơn:** Phần mô tả ứng dụng web chỉ liệt kê các trang chính. Cần bổ sung hình ảnh chụp màn hình rõ nét của từng trang chức năng (trang chủ, trang chi tiết bộ dữ liệu, trang so sánh, trang dự đoán) để người đọc hình dung được giao diện và cách hoạt động của ứng dụng. Mô tả rõ hơn cách người dùng tương tác trên trang dự đoán.
9. **Bổ sung thảo luận về thách thức và hạn chế của dự án:** Ngoài các thách thức chung của học sâu, bài báo cáo nên thảo luận về những khó khăn và hạn chế cụ thể mà nhóm đã gặp phải trong quá trình thực hiện dự án này (ví dụ: hạn chế về tài nguyên tính toán khi huấn luyện trên Food-101, khó khăn trong việc lựa chọn siêu tham số tối ưu, vấn đề cân bằng lớp nếu có trên Food-101) và cách nhóm đã giải quyết hoặc giảm thiểu chúng.

10. **Thời gian huấn luyện có thể biến động:** Thời gian huấn luyện được đưa ra nhưng cần lưu ý rằng thời gian này có thể thay đổi tùy thuộc vào cấu hình phần cứng sử dụng. Cung cấp thông tin phần cứng cụ thể (ví dụ: GPU model, RAM) để người đọc hiểu rõ yêu cầu tính toán.
11. **Có thể mở rộng thêm các tập data** tương thích với hệ thống.
12. **So sánh với phương pháp khác:** Đề xuất so sánh CNN với các phương pháp học máy truyền thống hoặc kiến trúc mới như Vision Transformer để làm rõ ưu/nhược điểm.

II. Lưu Ngọc Anh - B21DCCN148

1. Nhận xét tổng quan bài làm

Bài báo cáo về đề tài "Nhận diện rau củ sử dụng mô hình CNN" có bố cục rõ ràng, trình bày mạch lạc và bám sát yêu cầu của một báo cáo thực tập cơ sở.

Nội dung được chia thành các chương hợp lý: tổng quan về AI và các ứng dụng, lý thuyết học sâu, giới thiệu chi tiết về CNN, quy trình xây dựng mô hình và ứng dụng thực tế.

Phần thực hành được triển khai bài bản trên ba bộ dữ liệu rau củ khác nhau, có mô tả quy trình tiền xử lý, xây dựng mô hình, huấn luyện, đánh giá kết quả và ứng dụng chatbot. Việc sử dụng code minh họa, bảng thông số mô hình, cùng các đoạn giải thích chi tiết giúp người đọc dễ theo dõi và hiểu rõ các bước thực hiện. Báo cáo cũng thể hiện khả năng vận dụng kiến thức lý thuyết vào giải quyết bài toán thực tế, đồng thời có ý thức đánh giá, phân tích kết quả và nhận diện các điểm hạn chế của mô hình.

2. Các điểm cần cải thiện

1. Trích dẫn nguồn dữ liệu và tài liệu tham khảo

- Cần bổ sung trích dẫn nguồn dữ liệu rõ ràng cho từng bộ dữ liệu sử dụng (đường dẫn, mô tả ngắn gọn về nguồn gốc, giấy phép sử dụng nếu có).
- Thêm mục tài liệu tham khảo cuối báo cáo, liệt kê các tài liệu, bài báo, website đã tham khảo trong quá trình thực hiện.

2. Phân tích sâu hơn về chất lượng và đặc điểm dữ liệu

- Bổ sung bảng tổng hợp số lượng ảnh, số lớp, phân bố lớp cho từng tập dữ liệu.
- Phân tích rõ hơn về tính đa dạng, sự cân bằng/lệch lớp, chất lượng ảnh và ảnh hưởng của các yếu tố này đến kết quả mô hình.

3. Mô tả chi tiết hơn kiến trúc mô hình và siêu tham số

- Bổ sung sơ đồ kiến trúc CNN hoặc bảng mô tả từng lớp (loại lớp, số filter, kích thước kernel, activation, padding, stride...).
- Liệt kê rõ các siêu tham số đã sử dụng cho từng mô hình: learning rate, batch size, số epoch, optimizer, cơ chế dừng sớm (nếu có).

4. Trình bày kết quả thực nghiệm trực quan và phân tích sâu hơn

- Đưa thêm các bảng so sánh kết quả (accuracy, loss) trên từng tập dữ liệu.
- Bổ sung biểu đồ đường cong loss và accuracy trên tập train/validation để minh họa quá trình huấn luyện, nhận diện overfitting/underfitting.
- Nếu có thể, thêm ma trận nhầm lẫn (confusion matrix) và phân tích các trường hợp mô hình dự đoán sai.

5. Phân tích nguyên nhân và giải pháp cho các kết quả chưa tốt

- Đối với tập data 3, cần phân tích kỹ hơn nguyên nhân accuracy thấp (ví dụ: dữ liệu không cân bằng, ảnh chất lượng kém, số lớp nhiều/ít, thiếu augmentation...).
- Đề xuất các giải pháp cải thiện: tăng cường dữ liệu, thử kiến trúc sâu hơn, sử dụng transfer learning, tinh chỉnh siêu tham số...

6. Bổ sung đánh giá về tính thực tiễn và hạn chế của mô hình

- Nêu rõ các ưu điểm và hạn chế của mô hình CNN trong bài toán này (ví dụ: hiệu quả với dữ liệu đơn giản, hạn chế khi dữ liệu đa dạng, khó mở rộng với số lớp lớn...).
- Thảo luận về các thách thức khi áp dụng thực tế (yêu cầu phần cứng, thời gian huấn luyện, khả năng mở rộng...).

7. Trình bày chi tiết hơn về ứng dụng chatbot

- Bổ sung ảnh chụp màn hình giao diện chatbot, mô tả rõ các chức năng, luồng xử lý từ upload ảnh đến trả kết quả.
- Nếu có thể, hướng dẫn ngắn gọn cách cài đặt, chạy thử ứng dụng cho người đọc.

8. So sánh với các phương pháp khác

- Đề xuất thử nghiệm và so sánh với các mô hình khác (ML truyền thống như SVM, Random Forest, hoặc các kiến trúc mới như Vision Transformer) để làm rõ ưu/nhược điểm của CNN.

9. Kiểm tra và hoàn thiện hình thức báo cáo

- rà soát lỗi chính tả, định dạng, căn lề, thống nhất thuật ngữ tiếng Việt/Anh, bổ sung chú thích cho hình ảnh/bảng biểu nếu còn thiếu.

10. Mở rộng hướng phát triển

- Đề xuất các hướng phát triển tiếp theo: mở rộng cho nhận diện nhiều loại rau củ hơn, tích hợp thêm tính năng tra cứu dinh dưỡng, ứng dụng thực tế trong nông nghiệp, bán lẻ...

III. Đặng Quốc Khánh - B22DCCN444

1. Nhận xét tổng quan bài làm

Bài tiểu luận có bố cục khoa học và phạm vi bao quát rộng: từ việc khái quát tiến trình phát triển của trí tuệ nhân tạo – máy học – học sâu, giải thích rõ mối quan hệ dữ liệu-thuật toán-phần cứng, cho tới phần thử nghiệm thực tế trên ba bộ dữ liệu X-ray (Pneumonia, COVID-19, Tuberculosis). Bài làm bao gồm tổng hợp kiến thức và thực hành. Cách triển khai chương mục logic (đặt vấn đề => phương pháp => kết quả) dễ theo dõi, sử dụng LaTeX tạo cảm giác chuyên nghiệp: các công thức hiển thị rõ ràng, font chữ thống nhất, trích dẫn ngôn ngữ chuyên ngành phù hợp. Ngoài ra, phần giải thích các kỹ thuật tối ưu hóa cho thấy việc nắm vững bản chất hơn là chỉ liệt kê tên thuật toán

Tính đầy đủ: đáp ứng tốt yêu cầu đề bài, bao quát lý thuyết, kỹ thuật, và ứng dụng thực tế. Phần ứng dụng (Chương 3) có đủ code, biểu đồ, và kết quả thực nghiệm.

Tính chính xác: Nội dung lý thuyết đúng, dựa trên các khái niệm chuẩn, nhưng thiếu độ sâu. Phần ứng dụng chính xác (độ chính xác 88–90%), nhưng phân tích chưa đủ chi tiết.

Tính thực tế: Ứng dụng phân loại X-quang (Pneumonia, COVID-19, Tuberculosis) phù hợp với y tế, có giá trị thực tiễn cao.

Trình bày: Cấu trúc rõ ràng, nhưng nhiều lỗi chính tả, định dạng,

2. Các điểm cần cải thiện

1. Các lỗi chính tả

- Trang 33: leaning rate phải sửa thành learning rate
- Trang 35: GRB phải sửa thành RGB
- Còn lẫn lộn trong việc sử dụng giữa tiếng Việt và tiếng Anh, chưa nhất quán về ngôn ngữ

2. Trích dẫn dữ liệu:

- Dữ liệu đưa ra đã khá chính xác, tuy nhiên chưa có nguồn gốc dữ liệu, do đó cần thêm nguồn gốc dữ liệu
- Với một số thông tin và số liệu đưa ra ở chương 1, cần có trích dẫn đầy đủ nguồn theo đúng chuẩn

3. Độ chi tiết của lý thuyết

- Phần 2.3 có thể trình bày chi tiết hơn nguyên lý của Regularization, tại sao lại giúp giảm overfitting

4. Minh họa code đi kèm lý thuyết

- Một số phần mới chỉ có trình bày lý thuyết hay các tham số của hàm/ tầng có sẵn, chưa có code minh họa. Nên thêm phần này để người đọc có thể dễ hiểu hơn
- Các phần cần bổ sung như: Regularization, Callbacks

5. Phân tích kết quả chưa sâu:

- Phần nhận xét chung (trang 58–59) chỉ nêu độ chính xác (88–90%) và vấn đề overfitting, quá ngắn gọn.
- Chưa so sánh rõ ràng giữa 3 bộ dữ liệu

6. Chưa nêu được ý nghĩa, tầm quan trọng của phần thực hành

- Chưa nêu ra được tại sao lại chọn chủ đề này và nó có ý nghĩa gì
- Không có kết luận rõ ràng về ý nghĩa của học sâu trong y tế hoặc hướng nghiên cứu tương lai

7. Triển khai ứng dụng chưa đúng

- Việc triển khai trong bài báo cáo mới chỉ diễn ra ở demo trên code/ máy tính
- Cần thực hiện chuyển kết quả thành một web/app có khả năng đưa ảnh lên và đưa ra kết quả với từng ảnh

8. Nên thêm chi tiết về các dữ liệu

- Nên có thêm một bảng chi tiết về các dữ liệu sử dụng, số hình ảnh cho từng tập và độ tương quan để dễ quan sát

9. Phân tích tiền xử lý dữ liệu chưa đầy đủ

- Có thể thêm cách để sử dụng dữ liệu ảnh từ các kênh màu khác nhau cùng chuẩn hóa về cùng 1 dạng kênh màu
- Nói rõ ràng hơn về tiền xử lý dữ liệu trong mô hình

10. Có thể phân tích rõ hơn về mô hình với các metrics khác

- Thay vì dùng mỗi accuracy, có thể sử dụng thêm Precision/Recall/F1/AUC

11. Thêm ưu nhược điểm

- Có thể thêm rõ phần phân tích ưu nhược điểm của các tham số, tầng trong mô hình

12. Căn chỉnh lại lề, các ảnh, các đoạn chữ sao cho đẹp và phù hợp

IV. Bùi Mậu Văn - B22DCCN887

1. Nhận xét tổng quan bài làm:

Nhìn chung, bài báo cáo "Ứng dụng Học sâu để Nhận diện U não qua Ảnh MRI" của bạn Văn khá ổn, cho thấy bạn đã bỏ nhiều công sức tìm hiểu và thực hành. Việc chọn đề tài về y tế, cụ thể là nhận diện u não, cũng khá hay và có tính ứng dụng.

Bố cục bài làm rõ ràng, chia thành 3 chương đi từ lý thuyết chung về AI (Chương 1), các kỹ thuật học sâu (Chương 2), rồi đến phần chính là ứng dụng cụ thể của bạn (Chương 3). Phần lý thuyết ở Chương 1 và 2 cũng khá đầy đủ, bạn có đề cập đến nhiều khái niệm từ cơ bản đến các kiến trúc mới, làm nền tảng tốt cho chương sau.

Chương 3 là phần chính và thấy rõ bạn đã đầu tư nhiều nhất. Bạn đã thực hiện theo đúng yêu cầu là chạy mô hình trên ba bộ dữ liệu MRI khác nhau, điều này giúp việc đánh giá mô hình được toàn diện hơn. Cách bạn mô tả từng bộ dữ liệu, quy trình tiền xử lý, rồi chọn kiến trúc ResNet50V2 với Attention cũng cho thấy bạn có tìm hiểu kỹ.

Phần thực nghiệm cũng được ghi lại khá cẩn thận, có các thông số huấn luyện và sử dụng các callback cần thiết. Kết quả định lượng và định tính được trình bày cũng tương đối rõ ràng. Một điểm cộng là bạn đã làm được một ứng dụng web minh họa bằng Streamlit, có cả phần Grad-CAM để xem mô hình chú ý vào đâu. Giao diện app trông cũng thân thiện.

Nói chung, bài làm cho thấy bạn có khả năng áp dụng kiến thức đã học vào một bài toán thực tế và có sự cố gắng trong quá trình thực hiện. Tuy nhiên, để bài báo cáo tốt hơn nữa, có một vài điểm bạn có thể xem xét chỉnh sửa thêm ở phần dưới.

2. Các điểm cần cải thiện:

Để nâng cao chất lượng và tính chuyên sâu của bài báo cáo, dưới đây là các điểm cụ thể cần chỉnh sửa và cải thiện:

1. **Hoàn thiện Chú thích và Đánh số Hình ảnh/Bảng biểu:** Hiện tại, một số hình ảnh và bảng biểu trong Chương 3 (ví dụ: đồ thị huấn luyện, ma trận nhầm lẫn, ảnh chụp màn hình ứng dụng) chưa có chú thích tên và đánh số thứ tự theo chuẩn (ví dụ: "Hình 3.1: Đồ thị quá trình huấn luyện trên Bộ dữ liệu X"). Việc này cần được rà soát và bổ sung đầy đủ để đảm bảo tính rõ ràng và chuyên nghiệp.
2. **Trình bày Thông tin "Phân bố lớp" của Bộ Dữ liệu một cách Trực quan:** Trong mục 3.2 (Mô tả Bộ dữ liệu), phần "Phân bố lớp train" cho cả ba bộ dữ liệu nên được trình bày dưới dạng bảng biểu thay vì chỉ liệt kê bằng text. Điều này giúp người đọc dễ dàng so sánh và nhận diện sự (mất) cân bằng lớp giữa các bộ dữ liệu.
3. **Làm rõ Tính nhất quán của Quy trình Tiền xử lý Dữ liệu:** Mục 3.3.1 trình bày code tiền xử lý "đại diện với 1 tập data cụ thể là dataset_3". Cần làm rõ quy trình này (resize, cân bằng bằng tăng cường) có được áp dụng đồng nhất cho cả Bộ dữ liệu 1 và 2 hay không, và nếu có sự khác biệt trong cách xử lý thì cần nêu rõ.
4. **Tối ưu hóa Trình bày `model.summary()`:** Việc đưa toàn bộ `model.summary()` dưới dạng nhiều hình ảnh cắt ghép trong mục 3.3.2 làm giảm tính thẩm mỹ và khó theo dõi. Nên tóm tắt các thông số chính (tổng tham số, tham số huấn luyện) vào nội dung chính và chuyển toàn bộ output chi tiết của `model.summary()` (dưới dạng text hoặc ảnh chụp màn hình đơn lẻ, rõ ràng) vào Phụ lục.
5. **Cấu trúc và Làm rõ Phần Kết quả Thử nghiệm (Mục 3.4):** Tiêu đề hiện tại "3.4.1. Kết quả trên tập dataset_3" và các mục con sau đó dường như chỉ tập trung phân tích cho một bộ dữ liệu. Để đáp ứng yêu cầu chạy trên ba bộ dữ liệu, cần có cấu trúc trình bày kết quả riêng biệt và đầy đủ (quá trình huấn luyện, kết quả định lượng, định tính, phân tích) cho từng bộ dữ liệu (ví dụ: 3.4.1 cho Dataset 1, 3.4.2 cho Dataset 2, 3.4.3 cho Dataset 3) hoặc một phần so sánh tổng hợp chi tiết.
6. **Cải thiện Trình bày "Classification Report":** Trong mục kết quả định lượng (ví dụ, mục 3.4.1.2 cho dataset_3), "Classification Report" nên được trình bày

lại dưới dạng bảng biểu chuẩn trong trình soạn thảo văn bản thay vì ảnh chụp màn hình dạng text, để đảm bảo tính dễ đọc và đồng nhất.

7. **Đa dạng hóa Hình ảnh Minh họa Kết quả Định tính:** Hình ảnh minh họa kết quả dự đoán (ví dụ: Hình 3.4 trong báo cáo của bạn cho dataset_3) nên bao gồm các ví dụ cho cả 4 lớp (Glioma, Meningioma, No_Tumor, Pituitary), có cả trường hợp dự đoán đúng và sai (nếu có) để cung cấp cái nhìn đa chiều hơn về hiệu năng của mô hình. Chú thích cho từng ảnh cần rõ ràng.
8. **Bổ sung Hướng dẫn Chạy Ứng dụng Triển khai:** Phần 3.5 mô tả ứng dụng Streamlit khá tốt. Tuy nhiên, nên bổ sung một đoạn hướng dẫn ngắn gọn (1-2 câu) về cách người đọc/người dùng có thể tự chạy và thử nghiệm ứng dụng (ví dụ: các thư viện chính cần cài và lệnh `streamlit run app.py`).
9. **Giới hạn lại độ dài trong 50 trang theo yêu cầu của thầy**
10. **Kiểm tra Tính nhất quán và Hoàn thiện Hình thức:** Rà soát toàn bộ báo cáo để đảm bảo tính nhất quán trong việc sử dụng thuật ngữ (tiếng Việt và tiếng Anh - nếu dùng tiếng Anh nên in nghiêng và giải thích khi cần), định dạng văn bản (font, cỡ chữ, căn lề). Đặc biệt, cần kiểm tra và sửa lỗi chính tả, ngữ pháp để báo cáo đạt chất lượng tốt nhất.
11. **Giải thích Lựa chọn Siêu tham số (Mục 3.3.3):** Bạn đã liệt kê các siêu tham số huấn luyện. Sẽ tốt hơn nếu bạn giải thích ngắn gọn vì sao chọn các giá trị đó (ví dụ: learning rate `1e-4`, optimizer `Adam`), có thể là dựa trên các nghiên cứu trước, thử nghiệm ban đầu, hay là các giá trị phổ biến cho dạng bài toán này.
12. **Làm rõ Chiến lược Tăng cường Dữ liệu (Mục 3.3.1 & 3.3.2):** Bạn có nói về "Cân bằng dữ liệu bằng tăng cường" rồi sau đó là `ImageDataGenerator` với các tham số augmentation. Cần làm rõ hơn: việc cân bằng số lượng mẫu ban đầu được thực hiện thế nào (ví dụ, chỉ nhân bản hay có kỹ thuật gì khác)? Sau đó, các phép augmentation trong `ImageDataGenerator` (xoay, lật,...) có được áp dụng cho tất cả ảnh trong tập train (đã cân bằng) hay không?
13. **Căn chỉnh lại lề cho đều nhau**