



TRƯỜNG ĐẠI HỌC
SƯ PHẠM KỸ THUẬT TP. HỒ CHÍ MINH
HCMC University of Technology and Education

PHÂN LOẠI RÁC THẢI THEO THỜI GIAN THỰC SỬ DỤNG THUẬT TOÁN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Lê Nguyễn Trung¹

¹ ĐH Sư Phạm Kỹ Thuật thành phố Hồ Chí Minh, 19146024@student.hcmute.edu.vn

Mô tả: Bài báo này là một phần trong báo cáo của project cuối kỳ môn học trí tuệ nhân tạo với đề tài: “Phân loại rác thải theo thời gian thực sử dụng thuật toán Convolutional neural network”. Bài báo này sẽ trình bày quá trình xây dựng và huấn luyện hai mô hình sử dụng hai tập dữ liệu từ Kaggleⁱ bằng mạng CNNⁱⁱ được xây dựng với năm lớp. Tập dữ liệu thứ nhất chứa 25,077 hình ảnh được phân ra 13,996 ảnh về rác tái chế được và 11,111 ảnh rác không tái chế được dùng để xây dựng mô hình có thể phân loại được hai loại rác trên và những vật không phải là rác với độ chính xác đạt được là 90% . Tập dữ liệu thứ hai gồm 15,150 ảnh chia thành 12 loại rác khác nhau dùng để huấn luyện mô hình phân loại được 12 loại rác thuộc tập dữ liệu với độ chính xác 70% . Cả hai mô hình sẽ được triển khai lên ứng dụng điện thoại android và chạy theo thời gian thựcⁱⁱⁱ. Ứng dụng sẽ sử dụng camera của điện thoại để nhận dạng một vật thể và hiển thị đó có phải rác không và là loại rác thải gì, người dùng có thể xem thư viện trong ứng dụng để tra cứu các thông tin liên qua về loại rác đó để dễ dàng phân loại và xử lý.

ⁱ <https://www.kaggle.com>

ⁱⁱ Convolutional neural network

ⁱⁱⁱ Real-time

Từ khóa: trí tuệ nhân tạo; phân loại rác thải theo thời gian thực ; học máy; thuật toán Convolutional neural network; tái chế rác thải

1. Đặt vấn đề

Theo số liệu thống kê, lượng rác thải mỗi ngày tại Việt Nam là vào khoảng 50.000 tấn. Trong đó, các đô thị có lượng rác thải là vào khoảng 35.000 tấn/ngày chiếm 70%, còn lại là ở các vùng nông thôn. Các thành phố lớn như Hà Nội, TP. Hồ Chí Minh đang hằng ngày thải ra lượng rác từ 7.000 đến 8.000 tấn. Tuy nhiên, phương pháp xử lý bằng công nghệ chôn lấp chiếm tới 80% lại gây ô nhiễm rất lớn^[1]. Việc phân loại rác thải sinh hoạt thành các loại như không tái chế được (Non-recyclable) và rác tái chế được (Recyclable) là một trong những biện pháp đơn giản và đóng một vai trò quan trọng trong hệ thống quản lý chất thải để bảo vệ môi trường. Ngoài hai loại chính là rác không tái chế và rác tái chế, rác thải còn được chia nhỏ ra thành nhiều loại như: kim loại, giấy các loại (giấy và bìa các tông), nhựa (chai nhựa, túi nilong,...), thủy tinh các loại (thủy tinh trắng, xanh và nâu) thuộc nhóm rác tái chế; rác thải sinh học (các loại thực phẩm, trái cây), các loại pin, các sản phẩm từ vải (quần áo và giày), tã trẻ em và khẩu trang là những loại rác không tái chế. Xử lý rác thải bằng cách phân rác thải thành các loại như trên thay vì việc chôn xuống đất hay đốt sẽ có lợi cho sức khỏe con người, nó còn giúp đảm bảo các loại rác còn giá trị được tái chế và sử dụng, tiết kiệm tài nguyên và hạn chế ô nhiễm. Việc phân loại rác thông thường sẽ được thực hiện thủ công. Điều này không thật sự hiệu quả do nó tốn thời gian và dễ nhầm lẫn do thiếu kiến thức về phân loại rác.

Rất may, những nghiên cứu ứng dụng trí tuệ nhân tạo vào phân loại rác từ hình ảnh ngày càng phát triển đặc biệt có hiệu quả cao với thuật toán Convolutional Neural Network gọi tắt là CNN. Đề tài cho dự án này được xác định để góp phần giải quyết những vấn đề nêu trên đồng thời là cơ hội để áp dụng kiến thức môn học vào giải quyết một vấn đề mang tính xã hội.

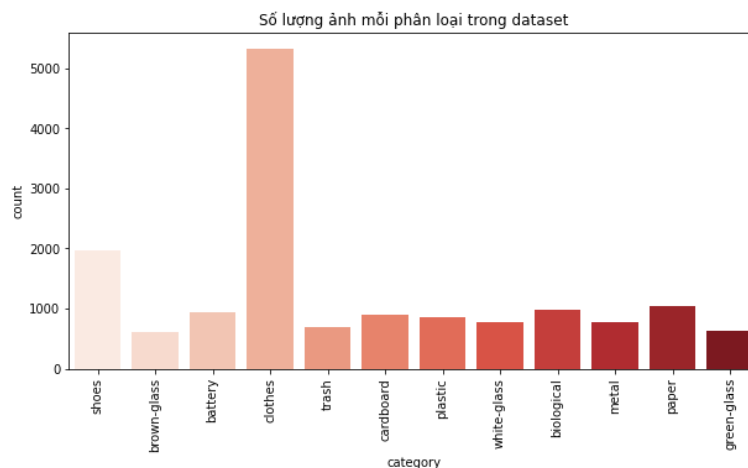
2. Phương pháp nghiên cứu

Mục này trình bày những phương pháp và dữ liệu được dùng cho project này.

2.1. Dữ liệu (dataset)

2.1.1. “Garbage Classification (12 classes)”^{iv}

Tập dữ liệu này bao gồm hơn 15,000 ảnh phân ra 12 lớp khác nhau: paper, cardboard, biological, metal, plastic, green-glass, brown-glass, clothes, shoes, battery and trash. Theo thông tin từ tác giả của dataset thì tập dữ liệu này có 22% dữ liệu trong lớp “shoes” được lấy từ “Clothing dataset”. Quan sát đồ thị dưới đây ta dễ dàng thấy dữ liệu đang phân bố không đều hay đang gặp tình trạng imbalanced^v.



Hình 1 Biểu đồ thể hiện số lượng ảnh trong mỗi lớp

2.1.2. “Waste Classification data”^{vi}

Đây là tập dữ liệu chứa hình ảnh về các loại rác thải rắn (solid waste) được đăng tải bởi Sashaank Sekar. Dataset bao gồm 25,077 hình ảnh được phân ra 13,996 ảnh về rác tái chế được (Recyclable) và 11,111 ảnh rác không tái chế được (Organic) hay rác thải hữu cơ. Mỗi class có hơn 10,00 ảnh và khá cân bằng.

^{iv} <https://www.kaggle.com/datasets/mostafaabla/garbage-classification>

^v Dữ liệu có độ lệch lớn về số lượng mẫu trong từng lớp.

^{vi} <https://www.kaggle.com/datasets/techsash/waste-classification-data>

2.2. Phương pháp

Hai mô hình sẽ được huấn luyện và đánh giá là mô hình phân loại rác thải tái chế và không tái chế (model B) và mô hình phân loại 12 loại rác (model A).

2.2.1. Xử lý Imbalanced data

Như đã đề cập ở trên đối với tập dữ liệu 12 loại rác bị mất cân bằng do hai số lượng ảnh vượt trội ở lớp “clothes” và ‘shoes’ do đó cần phải xử lý trước khi sử dụng. Có nhiều phương pháp để xử lý mất cân bằng dữ liệu (handling imbalanced) như over/under sampling hay smote,...Do số lượng lớp gây imbalanced là 2/12 lớp và cả hai đều có số lượng sample cao hơn so với phần còn lại nên áp dụng under sampling sẽ hiệu quả và đơn giản nhất.

2.2.2. Tăng cường dữ liệu (Data Augmentation)

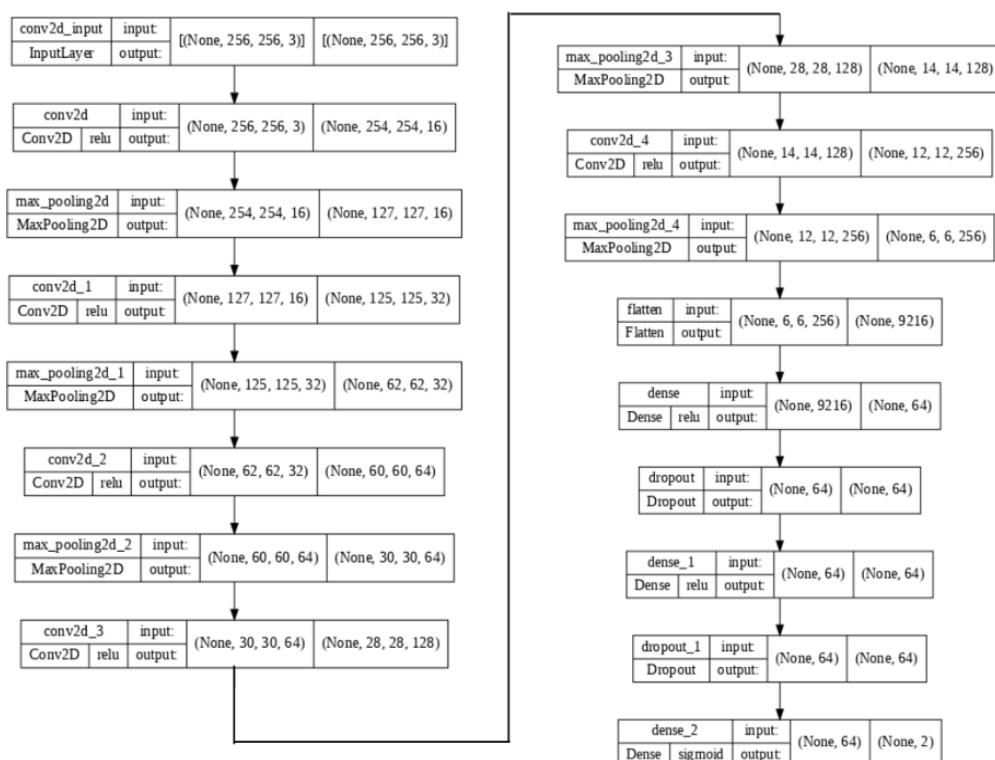
Tăng cường dữ liệu giúp khắc phục vấn đề “không đủ dữ liệu”, khắc phục các điểm overfitting và giúp cho mô hình hoạt động tốt hơn với đa dạng mẫu dữ liệu. Data Augmentation (Tăng cường dữ liệu) là một kỹ thuật được sử dụng để mở rộng kích thước của tập huấn luyện bằng cách tạo thêm dữ liệu đã được sửa đổi từ dữ liệu ban đầu. Trong project này, các phương thức được sử dụng bao gồm:

```
horizontal_flip, vertical_flip, rescale=1./255, validation_split=0.1,
rotation_range=40, brightness_range= [1.1, 1.5], zoom_range=0.2,
width_shift_range = 0.2, height_shift_range = 0.2, shear_range= 0.2,
fill_mode='nearest'
```

2.2.3. Mạng Convolutional neural network

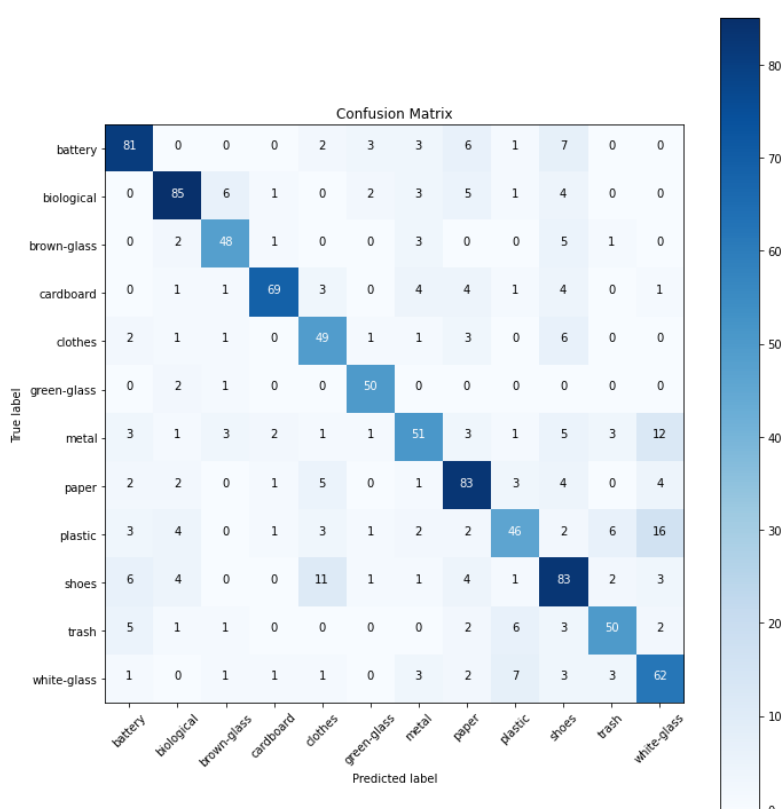
Thuật toán Convolutional neural network (CNN) là một trong những thuật toán huấn luyện mô hình deep learning phổ biến nhất. CNN được dùng trong nhiều bài toán như nhận dạng ảnh, phân tích video, ảnh MRI, hoặc cho các bài của lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên, và hầu hết

đều giải quyết tốt các bài toán này^[2]. Trong đề tài này, mô hình CNN được xây dựng với năm lớp được thiết lập với ảnh input có kích thước 256x256



2.2.4. Các phương pháp đánh giá mô hình

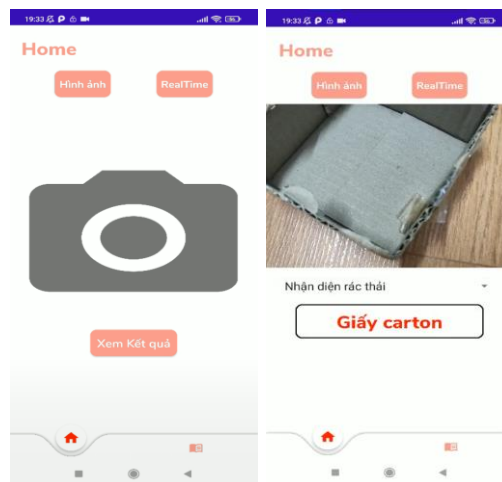
Ma trận nhầm lẫn (confusion matrix), training curve, precision, recall, f1 score, support vector machine được dùng để đánh giá mô hình. Tuy nhiên thì độ chính xác “accuracy” là công cụ đánh giá chuẩn xác và nhanh nhất.



Hình 2 Confusion matrix của model A

2.2.5. Triển khai mô hình lên app android mobile chạy thực nghiệm.

Thiết kế ứng dụng android bằng Android studio, chuyển đổi model sang file tflite và triển khai lên phần mềm. Phần mềm sử dụng camera sau của điện thoại để nhận dạng rác thải, có thể chuyển chế độ từ nhận diện rác thải tái chế và không tái chế được sang chế độ phân loại rác thải. Có hai chế độ lấy dữ liệu đầu vào là sử dụng camera chạy real time, lấy ảnh bằng cách chụp ảnh hoặc từ thư viện trên điện thoại để phân loại



Hình 3 Giao diện ứng dụng

3. Kết quả

Sau khi huấn luyện hai mô hình (model A và model B), thu được các kết quả sau:

	Model A	Model B
epochs	100, early stoping=98	50, early stoping=0
Batch size	64	64
Val_accuracy	0.7149853110313416	0.9026919007301331
Val_loss	0.9040566682815552	0.2606145441532135
Test_accuracy	0.752446174621582	0.9031100273132324
Test_lost	0.7799473404884338	0.25382983684539795

Bảng 1. Kết quả sau khi train hai mô hình

Hai mô hình sử dụng cùng một mạng CNN năm lớp, đối với model A là **mô hình phân loại 12 loại rác** đạt độ chính xác khoảng **70%** đối với model B là **mô hình phân loại rác thải tái chế được và không tái chế được** cho ra độ chính xác vào khoảng **90%**.

Sau khi triển khai hai mô hình lên app thì khả năng phân biệt được đâu là rác tái chế được và đâu là rác không tái chế được là khá tốt với khoảng 42/50 lần thử cả real- time lẫn ảnh chụp. Còn đối với việc phân loại được loại rác nào trong 12 loại của dataset thì độ chính xác còn khá hạn chế khoảng 27/50 lần thử là dự đoán đúng.

4. Kết luận

Sau khi thực hiện đề tài, các kết quả đạt được đã đáp ứng được mục tiêu đề ra. Tuy nhiên, kết quả này vẫn chưa thực sự tốt do còn nhiều điểm thiếu sót khi độ chính xác của mô hình phân loại 12 loại rác chỉ đạt 70%. Nguyên nhân là do mạng CNN và việc xử lý dữ liệu đầu vào chưa đủ tốt. Điều này dẫn đến ứng dụng trên điện thoại hoạt động chưa thực sự đáp ứng được yêu cầu khi hoạt động ở chế độ phân loại 12 loại rác thải.

Từ những thiếu sót trên sinh viên nhận thấy được đề tài cần được tiếp tục cải thiện để không chỉ đáp ứng yêu cầu của môn học mà còn có ích cho xã hội.

Định hướng phát triển cho đề tài: Sàng lọc dataset, thu thập thêm dữ liệu phù hợp, cải thiện mạng CNN, thử các phương pháp xử lý dữ liệu khác, nâng cấp giao diện và chức năng trên ứng dụng để nhiều người có thể tiếp cận.

Tài liệu tham khảo

1. “Số liệu thống kê lượng rác thải ở Việt Nam và thực trạng đáng báo động “, cfmobi, <https://cfmobi.vn/so-lieu-thong-ke-luong-rac-thai-o-viet-nam/>
2. “Tìm Hiểu Convolutional Neural Networks Cho Phân Loại Ảnh”, Quốc Thịnh, https://pbcquoc.github.io/cnn/?fbclid=IwAR1zP7AnsFEYCYUfPFiirvV6lcQF4FpLEvmLMHPQzX5pI6X_RD5ICMf78I