

XÂY DỰNG HỆ THỐNG ĐIỂM DANH BẰNG KHUÔN MẶT

Nguyễn Nhĩ Khang - 1824801040068,

Nguyễn Thị Thanh Trúc - 1824801040071,

Nguyễn Luân Lưu - 1824801040120,

Nguyễn Đức Duy – 1824801040126.

Lớp D18HT02 – Khoa Kỹ thuật – Công nghệ

GVHD: Tiến sĩ. Bùi Thanh Hùng

TÓM TẮT:

Đề tài được xây dựng dựa trên nhu cầu thực tế về việc ứng dụng khoa học công nghệ xây dựng hệ thống điểm danh bằng khuôn mặt đáp ứng yêu cầu của người sử dụng trong quá trình điểm danh, rà soát một cách dễ dàng hơn. Quy trình cũ có nhiều công đoạn thừa và tốn thời gian và nhân lực, dẫn đến dẫn đến tình trạng ùn ứ, chờ đợi trong quá trình điểm danh, không tiện lợi cho cả người sử dụng và người quản lý. Trong nghiên cứu này, nhóm đề xuất sử dụng phương pháp học sâu – Mạng nơ ron tích chập CNN, một phương pháp được sử dụng trong nhiều nghiên cứu về thị giác máy tính. Trên cơ sở đánh giá trên bộ dữ liệu chuẩn ORL (của Lab nghiên cứu AT&T) với các phương pháp khác nhau PCA-NN, LDA-DNN thì phương pháp do nhóm đề xuất CNN kết hợp với Haar Cascade trong xác định khuôn mặt cho kết quả tốt nhất. Dựa trên kết quả đó, nhóm đã xây dựng ứng dụng điểm danh bằng khuôn mặt và áp dụng thí điểm tại môn Lý thuyết đồ thị lớp D18HT02, Đại học Thủ Dầu Một. Kết quả khảo sát từ giảng viên thực hiện thí điểm cho thấy ứng dụng đề xuất đạt hiệu quả tốt trong việc điểm danh sinh viên.

QUÁ TRÌNH NGHIÊN CỨU VÀ KẾT QUẢ

1. Tổng quan

1.1. Giới thiệu về đề tài

Trí tuệ nhân tạo (AI) đang là xu hướng phát triển có nhiều tiềm năng trong lĩnh vực công nghệ thông tin, nắm giữ vai trò chủ đạo trong dòng chảy công nghệ hiện đại với nhiều ứng dụng trong mọi lĩnh vực của đời sống xã hội như trợ lý ảo, nhà thông minh, xe tự lái, các hệ thống nhận diện,... Nhận diện khuôn mặt là một là một lĩnh vực nghiên cứu

của ngành thị giác máy tính, và cũng được xem là một lĩnh vực nghiên cứu của ngành sinh trắc học tương tự như nhận dạng vân tay, hay nhận dạng mống mắt.

Chúng tôi nhận thấy việc điểm danh sinh viên vào các buổi học thường tốn nhiều thời gian vì người điểm danh cần gọi tên, điểm mặt từng bạn trong lớp học. Đối với những lớp học có từ 50 sinh viên trở lên thì công việc này càng khó khăn hơn vì có thể xảy ra trường hợp gian lận trong điểm danh (điểm danh hộ). Trong đề tài này, chúng tôi chọn nghiên cứu về nhận diện khuôn mặt bằng thuật toán học sâu mạng nơ ron tích chập-CNN. Chúng tôi cũng đã phân tích phương pháp đề xuất với các phương pháp khác. Trên cơ sở đó, chúng tôi xây dựng ứng dụng điểm danh sinh viên áp dụng thí điểm tại môn Lý thuyết đồ thị lớp D18HT02, Đại học Thủ Dầu Một. Ứng dụng điểm danh sinh viên bằng nhận dạng khuôn mặt giúp cho việc điểm danh trở nên nhanh chóng và dễ dàng hơn, khắc phục những khuyết điểm, hạn chế của việc điểm danh truyền thống.

1.2. Mục tiêu và nhiệm vụ nghiên cứu

Thông qua máy học nghiên cứu các thuật toán nhận dạng khuôn mặt bằng mạng nơ-ron tích chập (Convolutional Neural Network) và các phương pháp học sâu mang lại kết quả có độ chính xác cao, từ đó áp dụng vào bài toán thực tế: Xây dựng hệ thống điểm danh bằng khuôn mặt.

1.3. Đối tượng và phạm vi nghiên cứu

Tập trung chính vào đối tượng nghiên cứu là mặt người, kỹ thuật nhận diện khuôn mặt bằng máy học.

Do các hạn chế về thời gian cũng thiết bị, đề tài sẽ tập trung nghiên cứu triển khai ứng dụng trên một tập dữ liệu có sẵn (ảnh khuôn mặt của 20 thành viên lớp D18HT02 Trường Đại học Thủ Dầu Một).

1.4. Phương pháp nghiên cứu

Để thực hiện đề tài khoa học này, chúng tôi sử dụng kết hợp hai phương pháp nghiên cứu sau:

Phương pháp nghiên cứu lý thuyết:

- Thị giác máy tính
- Xử lý hình ảnh

- Xử lý video
 - Các phương pháp học máy
 - Ngôn ngữ và kỹ thuật lập trình
- Phương pháp nghiên cứu thực nghiệm:
- Lập trình xây dựng ứng dụng.

2. Các nghiên cứu có liên quan

Nhận dạng khuôn mặt người là quá trình xác định danh tính tự động cho từng đối tượng người trong ảnh/video. Nhiều hướng tiếp cận đã được đề xuất để giải quyết bài toán này [1], [2], [3], [4]. Nhìn chung, quy trình giải quyết bài toán gồm các công đoạn như: (i) Thu nhận hình ảnh; (ii) tiền xử lý, tăng cường chất lượng hình ảnh; (iii) Phát hiện, căn chỉnh, crop ảnh khuôn mặt; (iv) Nhận dạng (trích chọn đặc trưng và phân lớp) khuôn mặt.

Các đặc trưng tiếp cận trước đây chủ yếu dựa trên đặc trưng (feature-based) và luôn cố gắng đưa ra các định nghĩa tường minh để biểu diễn khuôn mặt dựa trên các tỷ lệ khoảng cách, dạng tích và góc [3]. Tuy nhiên, trong thực tế các biểu diễn được định nghĩa tường minh thường không chính xác. Để khắc phục điều đó, các hướng tiếp cận sau này được đề xuất dựa trên ý tưởng sử dụng các mô hình học máy thống kê có khả năng học để lựa chọn các đặc trưng khuôn mặt từ một tập mẫu cho trước, điển hình như phương pháp PCA (Principal Component Analysis), trong đó mỗi khuôn mặt được biểu diễn dưới dạng tổ hợp các eigenvector, eigenfaces và fisherfaces [5], [6]

Hiện tại, hiệu quả của các mô hình nhận dạng khuôn mặt đã được cải thiện đáng kể dựa trên việc kết hợp sử dụng các mô hình học sâu để tự động phát hiện các đặc trưng trên khuôn mặt và các kỹ thuật phân lớp. Trong [7], [8], [9] các tác giả đã đề xuất một mô hình nhận dạng phức tạp, nhiều công đoạn dựa trên việc kết hợp mạng nơ-ron tích chập (CNN) với PCA để giảm chiều dữ liệu.

Y. Taigman và cộng sự [8] đề xuất mô hình DeepFace dựa trên ý tưởng kết hợp nhiều công đoạn (multi-stage): trước tiên sử dụng một mô hình khuôn mặt 3 chiều để chuẩn hóa các ảnh đầu vào về tư thế nhìn thẳng, sau đó xây dựng một kiến trúc mạng nơ-ron học sâu DNN (Deep Neural Network) với 120 triệu tham số, có khả năng học từ một tập dữ liệu khổng lồ với trên 4,4 triệu khuôn mặt đã được gán nhãn.

Nhóm tác giả Nguyễn Thanh Tùng, Bùi Thanh Hùng đã trình bày nghiên cứu Ứng dụng phương pháp học sâu nhận dạng khuôn mặt tại Ngày hội Khoa học cán bộ giảng viên trẻ và học viên cao học lần III- Năm 2019, Đại học Thủ Dầu Một [10].

Tác giả Nguyễn Thanh Tùng nghiên cứu về Ứng dụng phương pháp học sâu để nhận diện khuôn mặt qua camera giám sát, Luận văn Thạc sĩ - Đại học Thủ Dầu Một 2019 [11].

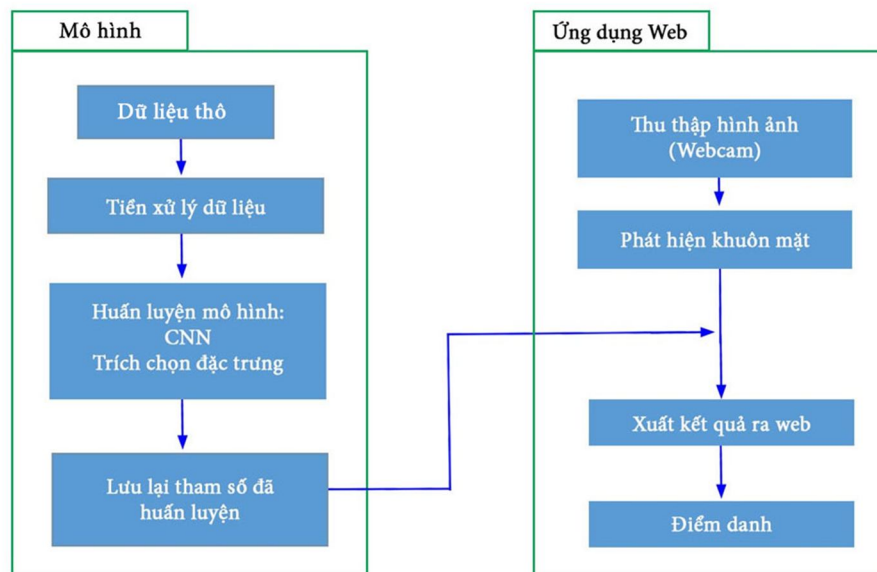
Tác giả Bùi Thanh Hùng đề xuất phương pháp học sâu kết hợp HOG-CNN cho nhận dạng khuôn mặt trong báo cáo tại Hội nghị RICE 2020, Face Recognition Using Hybrid HOG-CNN Approach. The Fifth International Conference on Research in Intelligent and Computing in Engineering [12].

Dựa trên cơ sở các nghiên cứu trước, trong nghiên cứu này nhóm Đề xuất sử dụng mô hình Học sâu CNN cho nhận dạng khuôn mặt. Mô hình tổng quát của nhóm được trình bày ở phần tiếp theo.

3. Mô hình đề xuất

3.1. Mô hình tổng quát

Mô hình tổng quát được trình bày trong Hình 3.1



Hình 3.1 Sơ đồ mô hình đề xuất

Trong mô hình này gồm: Mô hình huấn luyện và xây dựng ứng dụng Web.

Ở mô hình huấn luyện, từ tập dữ liệu thô tự thu thập, nhóm sử dụng các phương pháp tiền xử lý dữ liệu và tăng cường ảnh, sau đó đưa qua mô hình học sâu để trích xuất đặc trưng và nhận dạng rồi lưu mô hình tối ưu để phục vụ xây dựng ứng dụng Web.

3.2. Đặc trưng của mô hình đề xuất

3.2.1 Lấy mẫu huấn luyện

Chúng tôi thu thập mẫu huấn luyện từ những hình ảnh được các bạn sinh viên cung cấp. Khuôn mặt trong các lớp được mã hóa dưới dạng các vector đặc trưng phân biệt giữa khuôn mặt này với khuôn mặt khác trong các lớp. Sau đó, các vector đặc trưng sẽ được lưu trữ trong cơ sở dữ liệu khuôn mặt.

3.2.2 Phát hiện khuôn mặt

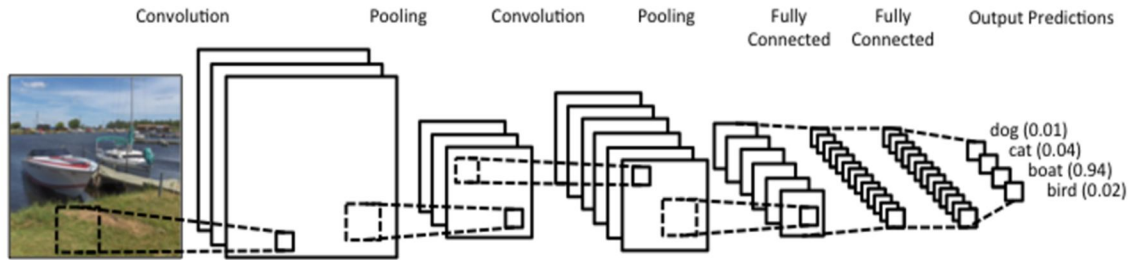
Để phát hiện khuôn mặt, nhóm sử dụng Phương pháp Haar Cascade. Phương pháp này là một thuật toán phát hiện đối tượng bằng học máy được sử dụng để xác định các đối tượng trong một hình ảnh hoặc video dựa trên khái niệm các tính năng. Phương pháp này được đề xuất bởi Paul Viola và Michael Jones trong bài báo "Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features" năm 2001 [13].

Sau bước phát hiện khuôn mặt, ảnh sẽ được đưa qua mạng nơ ron tích chập CNN để trích xuất đặc trưng và nhận diện khuôn mặt.

3.2.3 Mạng nơ-ron tích chập

Convolutional Neural Network (CNNs –Mạng nơ-ron tích chập) được đề xuất bởi Fukushima năm 1980 và được cải tiến bởi LeCun, Bottou, Bengio and Haffner năm 1998 [14] là một trong những mô hình Deep Learning tiên tiến giúp cho chúng ta xây dựng được những hệ thống thông minh với độ chính xác cao như hiện nay.

Mô hình học sâu CNN sẽ thực hiện train và test, mô hình ảnh đầu vào sẽ chuyển nó qua một loạt các lớp tích chập với các bộ lọc (filters) - (Kernals), sau đó đến Pooling, rồi tiếp theo là các lớp được kết nối hoàn chỉnh (FC-fully connected layers) và sau đó áp dụng chức năng softmax để phân loại một đối tượng có giá trị xác suất từ 0 đến 1.



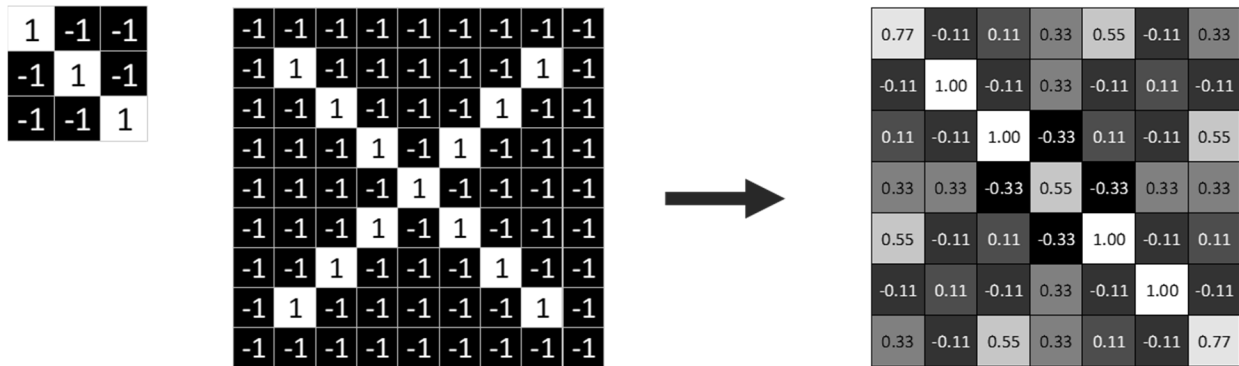
Hình 3.2: Mô hình CNNs

CNNs chỉ đơn giản bao gồm một vài tầng convolution kết hợp với các hàm kích hoạt phi tuyến (nonlinear activation function) để tạo ra thông tin trừu tượng hơn cho các tầng tiếp theo.

Mạng nơ-ron tích chập gồm các lớp: Convolution (tích chập), Pooling (đề chung), Rectified Linear Units (tinh chỉnh các đơn vị tuyến tính), Fully Connected Layers (các layer được kết nối đầy đủ)

Convolution

Là lớp đầu tiên trích xuất các đặc trưng từ một hình ảnh.



Hình 3.3: Minh họa tích chập

Để tính toán sự khớp của một feature đối với một mảnh của hình ảnh, ta nhân mỗi điểm ảnh trong feature với giá trị của điểm ảnh tương ứng trong mảnh hình ảnh. Sau đó cộng tổng lại và chia cho số lượng điểm ảnh trong feature. Nếu cả hai điểm ảnh màu trắng (giá trị 1) thì $1 \times 1 = 1$. Nếu cả hai đều là màu đen, thì $(-1) \times (-1) = 1$. Mỗi điểm ảnh khớp nhau đều cho ra kết quả 1. Tương tự như vậy, bất kỳ cái nào không khớp đều ra -1. Nếu tất cả các điểm ảnh trong feature đều khớp, thì cộng tổng lại rồi chia cho số điểm

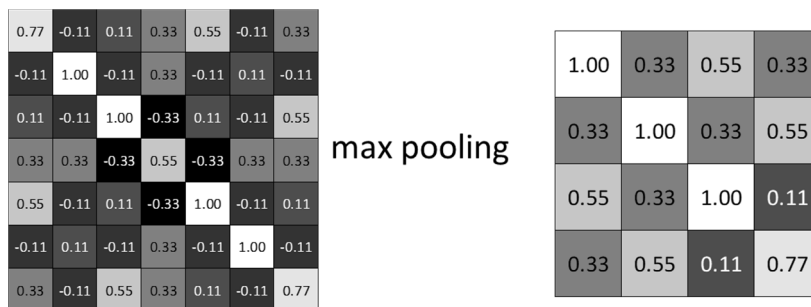
ảnh thì kết quả bằng 1. Tương tự, nếu không có điểm ảnh nào trong feature khớp với mảnh hình ảnh thì kết quả bằng -1.

Để hoàn tất tích chập, chúng ta lặp lại quá trình này, xếp các feature với mọi mảnh hình ảnh có thể. Ta có thể lấy kết quả từ mỗi tích chập và tạo một mảng hai chiều mới từ đó, dựa vào vị trí của mỗi mảnh nằm trong hình ảnh. Bản đồ các phần khớp nhau này cũng là một phiên bản đã được lọc từ hình ảnh gốc. Nó là một bản đồ thể hiện nơi tìm thấy feature trong hình ảnh. Các giá trị gần 1 cho thấy sự khớp mạnh, các giá trị gần -1 cho thấy sự khớp mạnh với âm bản của feature, và các giá trị gần bằng 0 cho thấy không khớp với bất kỳ loại nào.

Pooling

Pooling là một cách lấy những hình ảnh lớn và làm co chúng lại trong khi vẫn giữ các thông tin quan trọng nhất trong đó. Pooling chỉ dùng kiến thức toán của lớp hai. Nó bao gồm việc duyệt bước một ô vuông cửa sổ nhỏ dọc trên một hình ảnh và lấy giá trị lớn nhất từ cửa sổ ở mỗi bước.

Sau khi pooling, một hình ảnh sẽ có khoảng một phần tư số điểm ảnh so với lúc bắt đầu. Vì nó giữ các giá trị lớn nhất từ mỗi cửa sổ, nó sẽ bảo toàn tính khớp của mỗi feature bên trong cửa sổ.



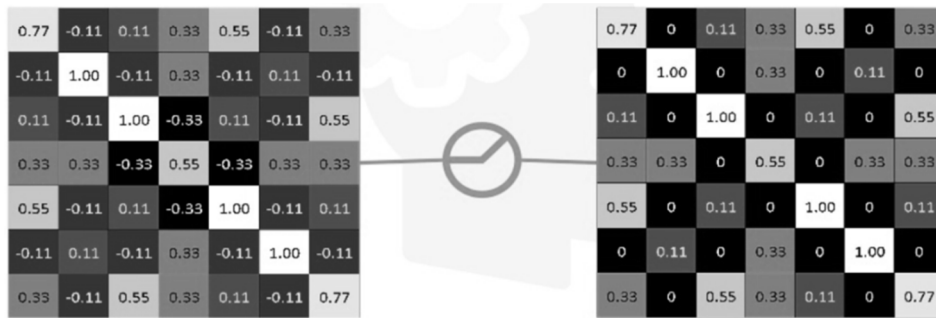
Hình 3.4: Minh họa Pooling Layer

Một layer pooling là hoạt động thực hiện pooling trên một hình ảnh hoặc một tập các hình ảnh. Đầu ra sẽ có cùng số lượng hình ảnh, nhưng mỗi cái sẽ có điểm ảnh ít hơn. Hạ một tấm ảnh 8 megapixel xuống còn 2 megapixel sẽ giúp mọi xử lý tải về trở nên dễ dàng.

Rectified Linear Units (ReLU)

Bài toán ReLU hoạt động như sau: bất cứ nơi nào có số âm, hoán đổi nó với 0. Điều này giúp CNN giữ vững sự tin cậy toán học bằng cách giữ các giá trị đã được học khỏi bị mắc kẹt gần 0 hoặc về vô tận.

Đầu ra của một layer ReLU có kích thước giống với đầu vào, nhưng tất cả các giá trị âm được loại bỏ.

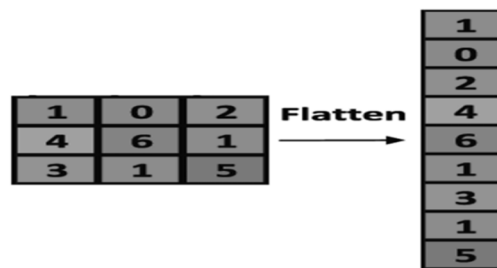


Hình 3.5: Minh họa ReLU

Fully Connected Layers

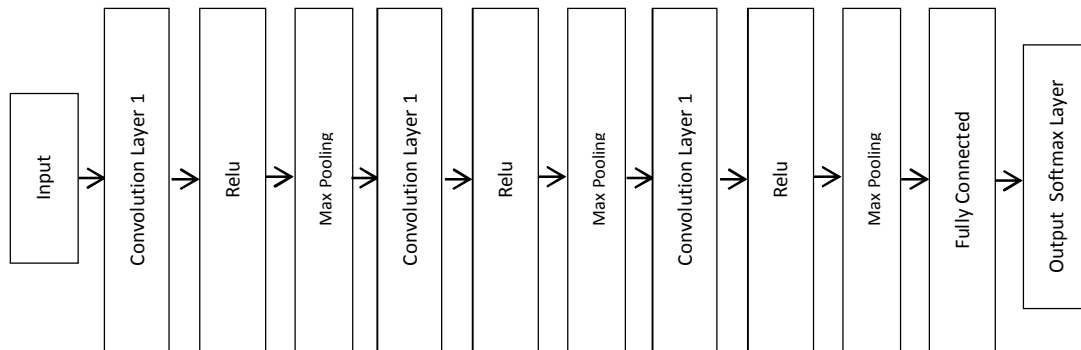
Fully Connected Layers lấy các hình ảnh đã lọc ở cấp cao và chuyển chúng thành các phiếu bầu (vote). Fully Connected Layers là một khối chính của mạng nơ-ron truyền thống. Để đưa ảnh từ các layer trước vào mạng này, buộc phải dàn phẳng bức ảnh ra thành một vector thay vì là mảng nhiều chiều như trước. Tại layer cuối cùng sẽ sử dụng một hàm softmax để phân loại đối tượng dựa vào vector đặc trưng đã được tính toán của các lớp trước đó.

Fully Connected Layers giống như các layer khác, có thể được xếp chồng lên nhau vì đầu ra của chúng (một list các vote) trông giống với đầu vào (một list các giá trị). Mỗi layer bổ sung sẽ cho phép mạng học các tổ hợp tinh vi hơn của các feature và sẽ giúp nó đưa ra quyết định tốt hơn.



Hình 3.6: Minh họa Fully Connected Layers

Mô hình mạng nơ ron tích chập nhóm đề xuất là mô hình CNN 3 lớp (Convolution, Relu, Max Pooling) được trình bày ở Hình 3.7



Hình 3.7: Mô hình CNN nhận dạng khuôn mặt đề xuất

4. Thực nghiệm

4.1. Dữ liệu

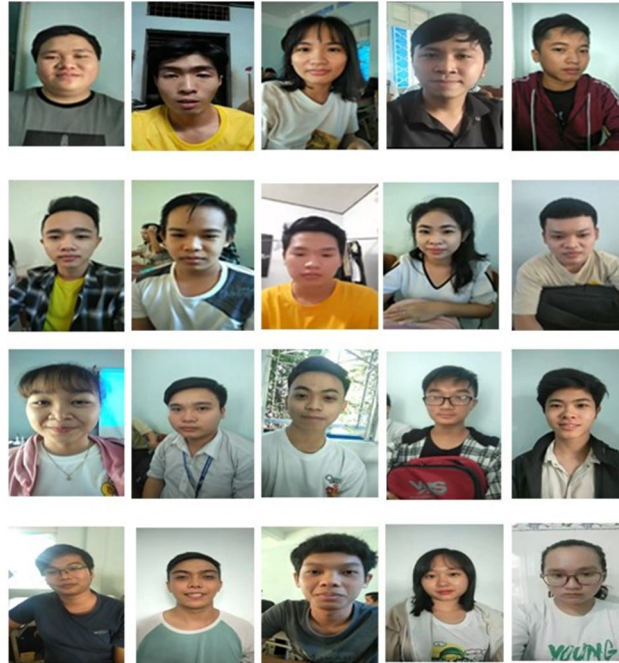
Nhóm thực hiện trên 2 bộ dữ liệu. Bộ dữ liệu ORL (Olivetti Research Laboratory) của AT&T [15] để đánh giá kết quả bài toán với 2 phương pháp khác: PCA-NN (Neural Network) và LDA-DNN (Deep Neural Network). Bộ dữ liệu ORL gồm có 400 ảnh của 40 người, mỗi người có 10 hình ảnh khác nhau.

Để xây dựng ứng dụng, nhóm tiến hành thu thập dữ liệu là hình ảnh từ 20 sinh viên lớp D18HT02, các ảnh được chụp tại các thời điểm khác nhau, biểu cảm khuôn mặt, góc độ ánh sáng. Với mỗi sinh viên sẽ chụp 30 tấm hình ở các góc độ, ánh sáng khác nhau, tổng số mẫu ảnh nhóm thu được là 600 ảnh (20*30).

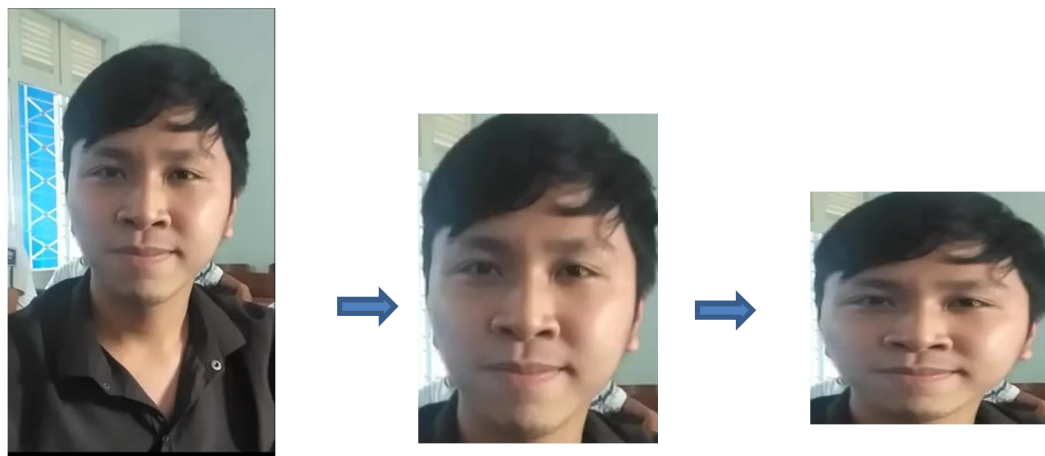
Dữ liệu sau đó được tiền xử lý và sử dụng giải thuật Haar Cascade để xác định khuôn mặt. Quá trình được mô tả trong hình 4.2.

Sau đó để làm giàu bộ dữ liệu, nhóm sử dụng 5 phương pháp tăng cường ảnh gồm:

- Chuyển dịch ngang và dọc (Horizontal and Vertical Shift Augmentation)
- Lật ngang và lật dọc (Horizontal and Vertical Flip Augmentation)
- Xoay ngẫu nhiên (Random Rotation Augmentation)
- Độ sáng ngẫu nhiên (Random Brightness Augmentation)
- Phóng to thu nhỏ ngẫu nhiên (Random Zoom Augmentation)



Hình 4.1 Minh họa về bộ dữ liệu tự thu thập



Hình 4.2 Tiền xử lý và xác định khuôn mặt bằng giải thuật Haar Cascade

Mỗi phương pháp sẽ sinh 9 ảnh từ 1 ảnh, tổng số ảnh nhóm thu được là 27000 ảnh ($20 \times 30 \times 5 \times 9$).

Với bộ dữ liệu ORL và bộ dữ liệu tự thu thập, chúng tôi đều chia thành 3 phần Train, Validation và Test theo tỉ lệ 6:2:2. Với bộ dữ liệu tự thu thập, số lượng ảnh cho mỗi tập được trình bày trong bảng 4.1

Dataset	Số lượng
Train	16200 ảnh
Test	5400 ảnh
Validation	5400 ảnh

Bảng 4.1 Bộ dữ liệu tự thu thập

4.2. Phương pháp đánh giá

Chúng tôi đánh giá kết quả thực nghiệm bằng độ đo Accuracy được tính theo công thức dưới đây:

$$Accuracy = \frac{\text{số khuôn mặt nhận dạng đúng}}{\text{tổng số khuôn mặt cần nhận dạng}}$$

Chúng tôi đánh giá ứng dụng qua phiếu khảo sát được trình bày ở phần tiếp theo.

4.3. Công nghệ sử dụng

Chúng em sử dụng các thư viện:

- Keras library cho thư viện Deep learning: CNN[16]
- TensorFlow back-end. [17]
- OpenCV: tiền xử lý ảnh, video [18]
- Haarcascade []

Chúng em sử dụng ngôn ngữ lập trình Python và các ngôn ngữ HTML, CSS, Javascript, Bootstrap để xây dựng ứng dụng điểm danh bằng khuôn mặt trực quan hóa kết quả. Chúng em quản lý dữ liệu bằng SQLite.

4.4. Kết quả

Kết quả trên bộ dữ liệu ORL khi so sánh với 2 phương pháp khác PCA-NN, LBP-DNN được trình bày ở Bảng 4.2

Phương pháp	Độ chính xác % (Accuracy)	ORL
Haarcascade- CNN	98,568%	ORL
PCA-NN	95.833%	ORL
LBP-DNN	97,878%	ORL

Bảng 4.2. Kết quả đánh giá

Từ kết quả trên cho thấy phương pháp đề xuất Haarcascade- CNN cho kết quả tốt hơn 2 phương pháp PCA-NN, LBP-DNN trên cùng bộ dữ liệu ORL.

4.5 Xây dựng ứng dụng điểm danh bằng khuôn mặt

Nhóm đã xây dựng hệ thống điểm danh bằng nhận diện khuôn mặt thành ứng dụng có giao diện thân thiện cho người sử dụng.

Ứng dụng Cho phép giảng viên điểm danh một cách hiệu quả và dễ dàng thông qua camera, tiết kiệm thời gian, ghi nhận các trường hợp gian lận trong điểm danh.

Từ hình ảnh từ camera hệ thống tiến hành nhận dạng các khuôn mặt có trong bức ảnh. Quá trình tiền xử lý đối với khuôn mặt nhằm nâng cao chất lượng hình ảnh, chuẩn hóa dữ liệu kích thước ảnh. Sau đó hệ thống trích chọn các đặc trưng khuôn mặt rồi tiến hành nhận diện khuôn mặt dựa trên tập dữ liệu đã được huấn luyện.

Sau khi đã xác định được thông tin điểm danh sinh viên từ việc nhận diện khuôn mặt, hệ thống xuất ra kết quả điểm danh cho biết sinh viên có mặt hay không có mặt trong một buổi học và trong cả khóa học.

Giao diện ứng dụng được trình bày trong hình 4.3



Hình 4.3 Giao diện ứng dụng điểm danh bằng khuôn mặt

Chúng tôi đã tiến hành triển khai ứng dụng thí điểm tại lớp D18HT02 môn Lý thuyết đồ thị. Để đánh giá ý kiến người sử dụng về ứng dụng, chúng tôi tiến hành khảo sát theo phiếu khảo sát được trình bày trong Hình 4.4

Bảng khảo sát sử dụng ứng dụng điểm danh sinh viên bằng nhận dạng khuôn mặt

Quý thầy cô vui lòng phản hồi về ứng dụng điểm danh bằng khuôn mặt qua các câu hỏi sau
***Bắt buộc**

Phần 1: Thông tin giảng viên và môn học

1.1 Họ và tên giảng viên *

Câu trả lời của bạn

1.2. Đơn vị *

Chọn

1.3. Tên môn học *

Câu trả lời của bạn

1.4. Thời gian sử dụng Ứng dụng điểm danh khuôn mặt (Ngày học) *

Ngày

dd/mm/yyyy

Phần 2: Khảo sát ứng dụng

2.1. Quý thầy cô vui lòng phản hồi về thời gian sử dụng ứng dụng so với phương pháp truyền thống hiện tại thầy cô đang sử dụng. *

nhanh hơn

chậm hơn

2.2. Quý thầy cô vui lòng phản hồi về độ chính xác của ứng dụng *

50-70%

70-80%

80-90%

90-100%

2.3. Quý thầy cô vui lòng phản hồi về sự hiệu quả của ứng dụng *

Ứng dụng hỗ trợ tốt

Ứng dụng không hỗ trợ

2.4. Quý thầy cô vui lòng phản hồi ý kiến khác

Câu trả lời của bạn

Gửi

Hình 4.4 Phiếu khảo sát đánh giá ứng dụng

5. Kết luận

Trong nghiên cứu này, nhóm chúng em đề xuất sử dụng phương pháp học sâu – Mạng nơ ron tích chập CNN, một phương pháp được sử dụng trong nhiều nghiên cứu về thị giác máy tính để nhận diện khuôn mặt. Trên cơ sở đánh giá trên bộ dữ liệu chuẩn ORL (của Lab nghiên cứu AT&T) với các phương pháp khác nhau PCA-NN, LDA-DNN thì phương pháp do nhóm đề xuất CNN kết hợp với Haar Cascade trong xác định khuôn mặt cho kết quả tốt nhất. Dựa trên kết quả đó, nhóm đã xây dựng ứng dụng điểm danh bằng khuôn mặt và áp dụng thí điểm tại môn Lý thuyết đồ thị lớp D18HT02, Đại học Thủ Dầu Một. Kết quả khảo sát từ giảng viên thực hiện thí điểm cho thấy ứng dụng đề xuất đạt hiệu quả tốt trong việc điểm danh sinh viên. Trong thời gian tới nhóm sẽ tiếp tục nghiên cứu và thử nghiệm trên các phương pháp khác nhau để lựa chọn được phương pháp tối ưu nhất, đồng thời tiến hành triển khai ứng dụng trong thực tế.

TÀI LIỆU THAM KHẢO:

- [1] Hiyam Hatem, Zou Beiji and Raed Majeed, “A Survey of Feature Base Methods for Human Face Detection”, International Journal of Control and Automation Vol.8, No.5 (2015), pp.61-78
- [2] Hwai-Jung Hsu and Kuan-Ta Chen, “face recognition on drones issues and limitations in proceedings of the first workshop on Micro Aerial Vehicle Networks, Systems, and Applications for Civilian Use, DroNet 15, pages 39-44, New York, NY, USA, 2015, ACM
- [3] Rabia Jafri and Hamid R. Arabnia, “A Survey of Face Recognition Techniques”, JIPS, 2009.5.2.041
- [4] Hong-Wei Ng and Stefan Winkler, “A data-driven approach to cleaning large face datasets”, IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 10.1109/ICIP.2014.7025068
- [5] Sirovich L and Kirby M, “low-dimensional procedure for the characterization of human faces”, JOSA A, 4(3):519-24.
- [6] Matthew Turk and Alex Pentland, A 1991 “Eigenfaces for Recognition”, J.Cogn. Neurosci. 3,72-86
- [7] Yi Sun, Xiaogang Wang, and Xiaoou Tang, “Deeply learned face representations are sparse, selective, and robust”, CoRR, 1412.1265, 2014
- [8] Yaniv Taigman, Ming Yang, Marc’Aurelio Ranzato, and Lior Wolf, ”DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification”, In IEEE Conf. on CVPR, 2014. 1,2,5,7,8,9.

- [9] Zhenyao Zhu, Ping Luo, Xiaogang Wang, and Xiaoou Tang, “Recover Canonical-View Faces in the Wild with Deep Neural Networks”, CoRR, abs/1404.3543, 2014.2
- [10] Nguyễn Thanh Tùng, Bùi Thanh Hùng. (2019). Ứng dụng phương pháp học sâu nhận dạng khuôn mặt. Kỷ yếu Ngày hội Khoa học cán bộ giảng viên trẻ và học viên cao học lần III-Năm 2019. Đại học Thủ Dầu Một. 6.2019
- [11] Nguyễn Thanh Tùng. (11/2019). Ứng dụng phương pháp học sâu để nhận diện khuôn mặt qua camera giám sát. Luận văn Thạc sĩ - Đại học Thủ Dầu Một
- [12] Bui Thanh Hung. (2020). Face Recognition Using Hybrid HOG-CNN Approach. The Fifth International Conference on Research in Intelligent and Computing in Engineering (RICE 2020)
- [13] Paul Viola and Michael Jones. (2001). Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features.
- [14] LeCun, Bottou, Bengio and Haffner. (1998) Object Recognition with Gradient-Based Learning.
- [15] ORL dataset: <http://cam-orl.co.uk/facedatabase.html>
- [16] Keras: <https://keras.io/>
- [17] Tensorflow: <https://www.tensorflow.org/>
- [18] Opencv: <https://opencv.org/>