TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN

KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

LỚP CỬ NHÂN TÀI NĂNG

NGUYỄN THÀNH AN - NGUYỄN PHÁT TÀI

TỔNG HỢP THÔNG TIN DỰA TRÊN PHÁT HIỆN VÀ NHẬN BIẾT MẶT NGƯỜI

KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP CỬ NHÂN CNTT

TP.HCM, 2017

TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN

KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

LỚP CỬ NHÂN TÀI NĂNG

NGUYỄN THÀNH AN **1312016**

NGUYỄN PHÁT TÀI **1312504**

PHÁT HIỆN VÀ NHẬN BIẾT MẶT NGƯỜI

KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP CỬ NHÂN TIN HỌC

GIÁO VIÊN HƯỚNG DẪN

PGS.TS.TRẦN MINH TRIẾT – THS. NGUYỄN VINH TIỆP

NIÊN KHÓA 2013– 2017

NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN HƯỚNG DẪN

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

Khóa luận đáp ứng yêu cầu của LV cử nhân tin học.

TpHCM, ngày …… tháng …… năm 2017

Giáo viên hướng dẫn

NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN PHẢN BIỆN

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

……

Khóa luận đáp ứng yêu cầu của LV cử nhân tin học.

TpHCM, ngày …… tháng …… năm 2017

Giáo viên phản biện

LỜI CÁM ƠN

Chúng em xin chân thành cảm ơn Khoa Công Nghệ Thông Tin, trường Đại Học Khoa Học Tự Nhiên, Tp.HCM đã tạo điều kiện tốt cho chúng em thực hiện đề tài này.

Chúng em xin chân thành cảm ơn Thầy Trần Minh Triết, là người đã truyền đạt cho chúng em những kiến thức quý báu trong suốt quá trình học tập và luôn tận tình hướng dẫn, chỉ bảo chúng em trong suốt thời gian thực hiện đề tài. Chúng em xin cảm ơn Thầy Nguyễn Vinh Tiệp đã có những trao đổi, những chỉ dẫn giúp chúng em giải quyết các vấn đề và hoàn thiện đề tài.

Chúng em cũng xin gửi lời cảm ơn sâu sắc đến quý Thầy Cô trong Khoa đã tận tình giảng dạy, trang bị cho chúng em những kiến thức quí báu trong những năm học vừa qua.

Chúng em xin gửi lòng biết ơn sâu sắc đến Mẹ, Ba, các anh chị và bạn bè đã ủng hộ, giúp đỡ và động viên chúng em trong những lúc khó khăn cũng như trong suốt thời gian học tập và nghiên cứu.

Mặc dù chúng em đã cố gắng hoàn thành đề tài trong phạm vi và khả năng cho phép, nhưng chắc chắn sẽ không tránh khỏi những thiếu sót, kính mong sự cảm thông và tận tình chỉ bảo của quý Thầy Cô và các bạn.

Nhóm thực hiện

Nguyễn Thành An & Nguyễn Phát Tài

ĐỀ CƯƠNG CHI TIẾT

Tên Đề Tài: Tổng hợp thông tin dựa trên phát hiện và nhận biết mặt người
Giáo viên hướng dẫn: PGS.TS. Trần Minh Triết – ThS. Nguyễn Vinh Tiệp
Thời gian thực hiện: Từ ngày 15/11/2016 đến ngày 15/07/2017
Sinh viên thực hiện: Nguyễn Thành An (1312016) – Nguyễn Phát Tài (1312504)
Loại đề tài: Nghiên cứu lý thuyết, giải pháp kỹ thuật và xây dựng môi trường tương tác thông minh hỗ trợ xem video cho người dùng.
Nội Dung Đề Tài (mô tả chi tiết nội dung đề tài, yêu cầu, phương pháp thực hiện, kết quả đạt được, …): Mục tiêu của đề tài nhằm ***nghiên cứu để phát triển một API có khả năng nhận diện 500-1000 nhân vật nổi tiếng*** (nghệ sĩ, chính trị gia, doanh nhân,…). Đồng thời, đề tài trình bày một phương pháp tương tác thông minh mới, trong đó người dùng có thể ***xem các video được tóm lược và điều hướng theo khuôn mặt của các nhân vật chính*** xuất hiện trong video đó. Đề tài cũng xây dụng một ***ứng dụng nhằm phân tích, tóm lược và chỉ mục video*** theo từng đoạn tương ứng vợi sự xuất hiện của khuôn mặt từng nhân vật. Từ đó, ứng dụng hỗ trợ người dùng ***nắm bắt nhanh nội dung video, xem những đoạn video ứng với sự xuất hiện của nhân vật yêu thích, cũng như truy vấn những video liên quan*** đến nhân vật đó.

Nội dung thực hiện chi tiết bao gồm:

- Nghiên cứu các công trình về phát hiện và nhận biết khuôn mặt được đề xuất và đạt độ chính xác vượt bậc trong năm 2015 – 2016.
- Nghiên cứu, cài đặt lại và tinh chỉnh thuật toán SSD300 được đề xuất bởi Wei Liu et al năm 2016 để phát hiện khuôn mặt.
- Nghiên cứu và phân tích cấu trúc mạng nơ-ron được đề xuất bởi Karen và Andrew năm 2015 để chỉnh sửa và huấn luyện lại trên tập dữ liệu FaceScrub đề xuất bởi Hong-Wei Ng và Stefan Winkler năm 2014.
- Xây dựng server và hiện thực hóa thành Web API với hai chức năng phát hiện và nhận diện khuôn mặt.
- Nghiên cứu và kỹ thuật tracking sử dụng DeepMatching đề xuất trong công trình của Philippe Weinzaepfel et al năm 2013.
- Xây dựng ứng dụng phân tích, tóm lược và chỉ mục video dựa vào khuôn mặt của các nhân vật.
- Thu thập các video mẫu, chạy thực nghiệm và xây dựng ứng dụng hỗ trợ người dùng xem video trong môi trường tương tác thông minh.

Kế Hoạch Thực Hiện:

15/11/2016-30/12/2016: Nghiên cứu các công trình về phát hiện và nhận biết khuôn mặt được được đề xuất và đạt độ chính xác vượt bậc trong năm 2015 – 2016.

31/12/2016-31/01/2017: Nghiên cứu, cài đặt lại và tinh chỉnh thuật toán SSD300 được đề xuất bởi Wei Liu et al năm 2016 để phát hiện khuôn mặt.

01/02/2017-15/03/2017: Nghiên cứu và phân tích cấu trúc mạng nơ-ron được đề xuất bởi Karen và Andrew năm 2015 để chỉnh sửa và huấn luyện lại trên tập dữ liệu FaceScrub đề xuất bởi Hong-Wei Ng và Stefan Winkler năm 2014.

16/03/2017-31/03/2017: Xây dựng server và hiện thực hóa thành Web API với hai chức năng phát hiện và nhận diện khuôn mặt.

01/04/2017-30/04/2017: Nghiên cứu và kỹ thuật tracking sử dụng DeepMatching đề xuất trong công trình của Philippe Weinzaepfel et al năm 2013.

01/05/2017-31/05/2017: Xây dựng ứng dụng phân tích, tóm lược và chỉ mục video dựa vào khuôn mặt của các nhân vật.

01/06/2017-30/06/2017: Thu thập các video mẫu, chạy thực nghiệm và xây dựng ứng dụng hỗ trợ người dùng xem video trong môi trường tương tác thông minh.

01/07/2017-15/07/2017: Tiến hành chạy thử nghiệm.

Xác nhận của GVHD	**Ngày tháng năm** 2017 **Nhóm SV Thực hiện**
PGS.TS. Trần Minh Triết	**Nguyễn Thành An – Nguyễn Phát Tài**

MỤC LỤC

DANH MỤC CÁC HÌNH

DANH MỤC CÁC BẢNG

TÓM TẮT ĐỀ TÀI

Hiện nay, xem tivi, phim ảnh và các video tin tức là một hình thức giải trí phổ biến trên toàn cầu. Thế nhưng vẫn còn tồn động một số khó khăn cho người xem trong việc theo dõi, nắm bắt nhanh thông tin của video mà họ quan tâm trong điều kiện làm việc công nghiệp hạn hẹp về thời gian. Để giải quyết vấn đề đó, chúng em đã nghiên cứu bài toán phát hiện và nhân diện mặt người – một mảng lớn trong lĩnh vực thị giác máy tính – để mang đến trãi nghiệm mới, một hình thức tương tác thông minh cho khán giả qua những chức năng: khái quát nội dung video theo tỷ lệ xuất hiện của các nhân vật quan trọng dựa trên nhận diện khuôn mặt, phân tích và tóm tắt các đoạn theo sự xuất hiện của diễn viên từ đó cho phép người xem truy cập nhanh đến những cảnh mà họ quan tâm và sau cùng là khả năng truy vấn các đoạn, các video liên quan đến từng nhân vật mà khán giả muốn tìm kiếm dựa trên việc nhận diện khuôn mặt.

Hệ thống ứng dụng này được đề xuất dựa trên khả năng phát hiện khuôn mặt trong các frame ảnh của video, đồng thời định danh chính xác một số lượng lớn các nhân vật, diễn viên, chính khách,… nổi tiếng trong thời gian gần đây. Do đó, chúng em đã nghiên cứu những công trình khoa học được công báo gần đây về bài toán phát hiện và nhận diện khuôn mặt để ứng dụng và tinh chỉnh cho phù hợp với mục tiêu và chức năng đề ra.

Nội dung của đề tài này tập trung vào việc *Tổng hợp thông tin dựa trên phát hiện và nhận biết mặt người*. Ngoài việc nghiên cứu và xây dựng hệ thống xem video thông minh này, chúng em còn mở rộng các chức năng phát hiện và nhận diện thành API dạng web để mở rộng khả năng ứng dụng về sau.

Nội dung đề tài bao gồm 5 chương:

Chương 1: Mở đầu

Chương 2: Các công trình và tập dữ liệu liên quan

Chương 3: Huấn luyện mô hình phát hiện và nhận biết mặt người

Chương 4: Các phân hệ trong hệ thống tương tác thông minh

Chương 5: Kết luận

Chương 1
Mở đầu

✍ *Nội dung Chương 1 trình bày tiềm năng ứng dụng của bài toán phát hiện và nhận biết mặt người, đặc biệt trong lĩnh vực giải trí. Đồng thời, nêu lên những khó khăn khi khán giả muốn nắm bắt nội dung kênh tin tức, phim ảnh mà điều kiện thời gian hạn hẹp, trong đó hướng tới sử dụng môi trường tương tác thông minh như một giải pháp. Chương 1 cũng nêu lên mục tiêu, nội dung và ý nghĩa của đề tài.*

1.1. Giới thiệu chung

Phát hiện và nhận biết mặt người là các bài toán nổi tiếng trong ngành khoa học máy tính. Đây là một chủ đề trong lĩnh vực nhận dạng mẫu (pattern recognition), liên quan mật thiết với thị giác máy tính và xử lý ảnh. Vấn đề chính của phát hiện khuôn mặt là tìm ra tọa độ và kích thước của khuôn mặt trong một bức ảnh hay một frame trong video còn nhận biết mặt người thì tập trung vào phân loại một khuôn mặt mới chưa có trong cơ sở dữ liệu vào một lớp khuôn mặt đã biết hay nói cách khác đó là bài toán định danh khuôn mặt của một người.

Đầu vào của bài toán phát hiện là ảnh tĩnh hoặc một frame của video, nó đã tìm ra tọa độ và kích thước của từng khuôn mặt. Sau đó, các khuôn mặt này lại tiếp tục được dùng làm đầu vào cho bài toán nhận biết để tìm ra định danh của chúng. Vì lẽ đó, hai bài toán này có mối liên hệ chặt chẽ với nhau trong một qui trình.

Trước năm 1990, phát hiện và nhận biết mặt người chưa được ứng dụng rộng rãi vào đời sống vì khối lượng tính toán xử lý khi vận hành các mô hình này rất lớn và sức mạnh của phần cứng máy tính lúc bấy giờ chưa cho phép thực thi trong thời gian thực. Từ sau những năm 1990, với sự phát triển vượt trội của phần cứng phát hiện và nhận biết mặt người đã được đưa vào các hệ thống để phục vụ con người và từ đó đóng một vai trò không nhỏ. Bảng 1-1 thể hiện các lĩnh vực nổi bật nhất ứng dụng phát hiện và nhận biết mặt người.

Bảng 1-1. Các lĩnh vực ứng dụng phát hiện và nhận biết mặt người [1]

LĨNH VỰC	ỨNG DỤNG
An ninh (Security)	Kiểm soát ra vào tòa nhà, hệ thống boarding chuyến bay, xác thực email trên mutimedia workstation, vào ra văn phòng.
Hệ thống tư pháp hình sự (Criminal Justice System)	Pháp y và phân tích hiện trường.
Điều tra cơ sở dữ liệu hình ảnh (Image Database Investigation)	Chứng minh thư quốc gia, đăng ký phúc lợi, cơ sở dữ liệu giấy phép lái xe cho phép tìm kiếm bằng hình ảnh, benefit recipient.
Giám sát (Surveillance)	Giám sát và truy nã người sử dụng chất gây nghiện, kiểm soát CCTV, giám sát lưới điện, kiểm tra thông tin.
Các ứng dụng thẻ thông minh (Smart Card Applications)	Face prints có thể được lưu trữ trong thẻ thông minh, mã vạch, băng từ và được xác thực bằng cách so sánh ảnh thực với các mẫu trong cơ sở dữ liệu.
Chỉ mục video (Video Indexing)	Đánh nhãn các khuôn mặt trong video.
Ứng dụng cá nhân (Civilian Applications)	Sách điện tử và thương mại điện tử.
Tương tác người-máy (Human Computer Interactions)	Game tương tác và máy tình chủ động (proactive computer).
Môi trường đa phương tiện với tương tác người-máy thích nghi (Multimedia Environment with Adaptive Human Computer Interface)	Một bộ phân của các hệ thống nhận biết ngữ cảnh hoặc phổ biến (ubiquitous), nhận diện khách hàng và gợi ý sản phẩm.

Ngày nay, xem phim ảnh, các video tin tức hay kênh truyền hình là một hình thức giải trí phổ biến trong xã hội. Thế nhưng với nhịp sống công nghiệp và quỹ thời gian vô cùng hạn hẹp thì để theo dõi xuyên suốt những thông tin, diễn viên hay nhân vật mình yêu thích là điều rất khó khăn. Lấy một ví dụ cụ thể, đối với một tập phim, nếu khán giả có thể biết được nhân vật mà họ hâm mộ có xuất hiện thường xuyên không và xuất hiện ở những phân cảnh nào thì sẽ thật tiện lợi để tập trung vào các đoạn này và lướt nhanh hoặc bỏ qua các đoạn khác, từ đó tiết kiệm được rất nhiều thời gian. Với cách thức xem phim ảnh hiên nay thì không giải quyết được vấn đề này. Chính vì thế, để mang đến những trải nghiệm tốt hơn, cần phải xây dựng một hệ thống tương tác thông minh giữa khán giả và các thiết bị trình chiếu (tivi, máy vi tính, smart

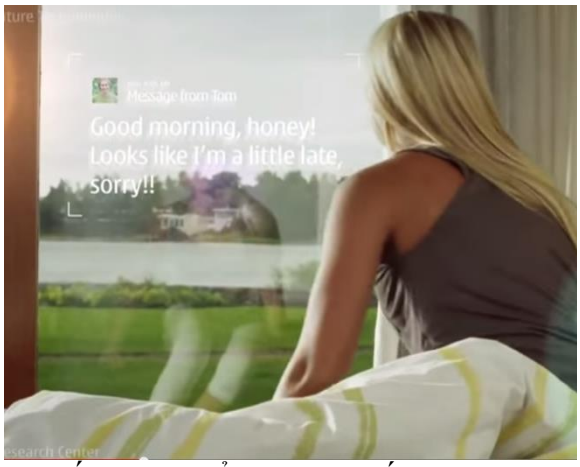
phone,…), trong đó cần đảm bảo các chức năng sau. Thứ nhất, duy trì khả năng xem phim ảnh và video vốn có. Thứ hai ngoài các thông tin cơ bản đó, cần cung cấp thêm các nội dung quan trọng có liên quan như các nhân vật, diễn viên xuất hiện, tỷ lệ thời gian của từng người cũng như thời điểm phân cảnh mà họ xuất hiện để khán giả có thể chuyển nhanh đến phân cảnh được quan tâm. Thứ ba cho phép tìm kiếm các phân đoạn liên quan đến một nhân vật hay diễn viên được yêu thích trong cơ sở dữ liệu để khán giả có thể xem nhanh các phân đoạn cùng nói về một chủ đề hay con người cụ thể mà không phải xem qua tất cả nội dung video.

Để làm được điều đó thì cần giải quyết thật tốt hai bài toán phát hiện và nhận biết mặt người. Trước đây hai bài toán này được giải quyết chủ yếu dựa trên hướng tiếp cận sử dụng hand-designed features (các đặc trưng được con người tạo ra, ví dụ SIFT, SURF, HAAR, …). Trong những năm gần đây sự phát triển nhanh chóng của lĩnh vực Deep Learning mang đến một hướng tiếp cận mới và đạt những thành công vượt trội cho phát hiện và nhận biết mặt người đó là feature-learning. Trong đó, Convolutional Neural Network là một công cụ đắc lực và hiệu quả mang lại độ chính xác vượt khả năng của con người trong nhận diện. Một số công trình tiêu biểu có thể kể đến là [2], [3], [4].

1.2. **Hệ thống tương tác thông minh**

Việc nghiên cứu phát triển những hệ thống và môi trường tương tác thông minh hiện nay đang được chú trọng đầu tư phát triển. Mục đích chính của xu hướng công nghệ này là giúp cho người dùng có thể giao tiếp, điều khiển và tương tác một cách tự nhiên nhất với ứng dụng hay thiết bị đang sử dụng. Ý tưởng này đã xuất hiện từ rất lâu và dễ dàng được bắt gặp trong các phim về khoa học viễn tưởng. Trong đó, những vật dụng bình thường như bàn làm việc, cửa sổ, … trở thành những công cụ trình chiếu và cho phép người sử dụng tương tác dễ dàng như chạm hay điều khiển bằng giọng nói và những tháo tác kéo thả trên mặt kính hay những màn hình lơ lửng giữa không gian trở thành nét đặc trưng của thể loại phim này. Với xu hướng công nghệ hiện tại thì những tính đó đang dần trở thành hiện thực. Với cùng một vật dụng là cửa

số, Nokia đưa ra ý tưởng cho việc thể hiện nội dung tin nhắn (Hình 1.1a) và Microsoft sử dụng nó để trình chiếu các thông tin kinh doanh, báo cáo doanh số (Hình 1.1b).



(a) Ý tưởng hiển thị tin nhắn trên kính cửa sổ của Nokia

(b) Ý tưởng hiển thị thông tin kinh doanh trên kính cửa sổ của Microsoft

(c) Liên kết giữa điện thoại và kiosk thông minh của Alcatel-Lucent

(d) Bàn cảm ứng Microsoft PixelSense của Microsoft

Hình 1.1. Một số ví dụ về hệ thống tương tác thông minh [5]

Kiosk thông minh (Hình 1.1c) tích hợp công nghệ ng Connect và 4G LTE của Alcatel-Lucent giới thiệu tại CES 2011 giúp cho một chiếc điện thoại thông minh có thể kết nối và hiển thị thông tin mà người dùng quan tâm trên màn hình của kiosk, đồng thời có thể xem và mua hàng tại kiosk. Microsoft PixelSense (còn gọi là Microsoft Surface) của hãng Microsoft, cho phép đồng thời nhiều người tương tác bằng cách chạm hay đặt các vật thể lên trên màn hình và chia sẻ các nội dung số với nhiều thiết bị di động cùng lúc (Hình 1.1d).

Với ý tưởng thay đổi thói quen và cách thức xem tin tức, phim ảnh của người dùng, trong đề tài này chúng em hướng tới xây dựng một hệ thống tương tác thông minh hỗ trợ chức năng xem video, đồng thời cung cấp thêm các thông tin liên quan đến nội dung bằng cách tổng hợp dựa trên phát hiện và nhận biết mặt người. Hệ thống cho phép người dùng tương tác một cách tự nhiên để xem các thông tin liên quan một cách phù hợp với ngữ cảnh.

1.3. **Lý do thực hiện đề tài**

Các công trình nghiên cứu về phát hiện và nhận biết mặt người hiện nay đã đạt đến độ chính xác rất cao, vượt qua khả năng của con người. Trong xu thế phát triển của các hệ thống và môi trường tương tác thông minh, thì vai trò của các công trình trên càng nêu cao trong rất nhiều các lĩnh vực liên quan: kinh doanh, giải trí, an ninh,… Với mục tiêu nghiên cứu tìm hiểu cấu trúc và mô hình hoạt động của các thuật toán phát hiện và nhận biết mặt người tiêu biểu hiện nay, nhóm sinh viên tập trung vào phân tích, cài đặt và vận hành các mô hình để hiểu rõ hơn nguyên lý, đồng thời tinh chỉnh cho phù hợp với nhu cầu ứng dụng sau đó trong các nội dung liên quan đến đề tài tổng hợp thông tin trong các video số.

Sau khi hiểu rõ được cấu trúc cài đặt và vận hành của các mô hình phát hiện và nhận biết mặt người, chúng em tập trung vào xây dựng hệ thống ứng dụng, trong đó đưa ra một hướng tiếp cận thông minh cho việc cập nhật tin tức và xem phim ảnh giải trí thông qua video số. Bài toán đặt ra cho hệ thống ứng dụng này là giúp người dùng có thể xem thêm các thông tin liên quan đến nhân vật, diễn viên xuất hiện trong các đoạn video thông qua cách tương tác tự nhiên và hợp ngữ cảnh nhất; bên cạnh đó là giúp họ xem nhanh được những phần nội dung quan trọng, được quan tâm từ đó nắm bắt các chi tiết chính yếu, tiết kiệm thời gian trong thời buổi công nghiệp và bận rộn.

Bên cạnh đó, chúng em cũng xây dựng một hệ thống API cho hai chức năng chính là phát hiện và nhận biết mặt người. Trong

1.4. **Mục tiêu đề tài**

1.5. **Nội dung đề tài**

Chương 2

Các công trình và tập dữ liệu liên quan

✍ *Nội dung Chương 2 giới thiệu một số công trình phát hiện và nhận biết mặt người tiêu biểu trong các năm gần đây. Trong đó tập trung vào hai mô hình: SSD300 dùng cho phát hiện và VGG16 dùng cho nhận biết, vì đây là hai mô hình chính được kế thừa để thực hiện đề tài. Ngoài ra chương này còn khảo sát một số tập dữ liệu liên quan và phân tích tập dữ liệu FaceScrub – được dùng để thí nghiệm với mô hình nhận biết mặt người của đề tài.*

2.1. Tổng quan

Trong những năm gần đây, lĩnh vực phát hiện và nhận biết mặt người có nhiều bước phát triển vượt bậc, trong đó tiêu biểu là các mô hình đạt độ chính xác cao, vượt qua cả giới hạn của con người. Những thành tựu này có được là sự đóng góp rất lớn từ các đề tài nghiên cứu trong lĩnh vực Deep Learning mà nổi bật là các mạng neural network nói chung và convolutional neural network nói riêng. Bên cạnh đó, sự phát triển của hệ thống thiết bị ghi hình và công nghệ thu thập lưu trữ dữ liệu cũng đóng góp một phần quan trọng trong việc cung cấp các tập mẫu lớn cho việc huấn luyện các mô hình trên. Phần tiếp theo trình bày một số công trình nổi bật trong phát hiện và nhận biết mặt người (do độ dài giới hạn nên luận văn chỉ tập trung giới thiệu một số công trình tiêu biểu trong các năm gần đây).

2.2. Các công trình tiêu biểu về phát hiện và nhận biết mặt người

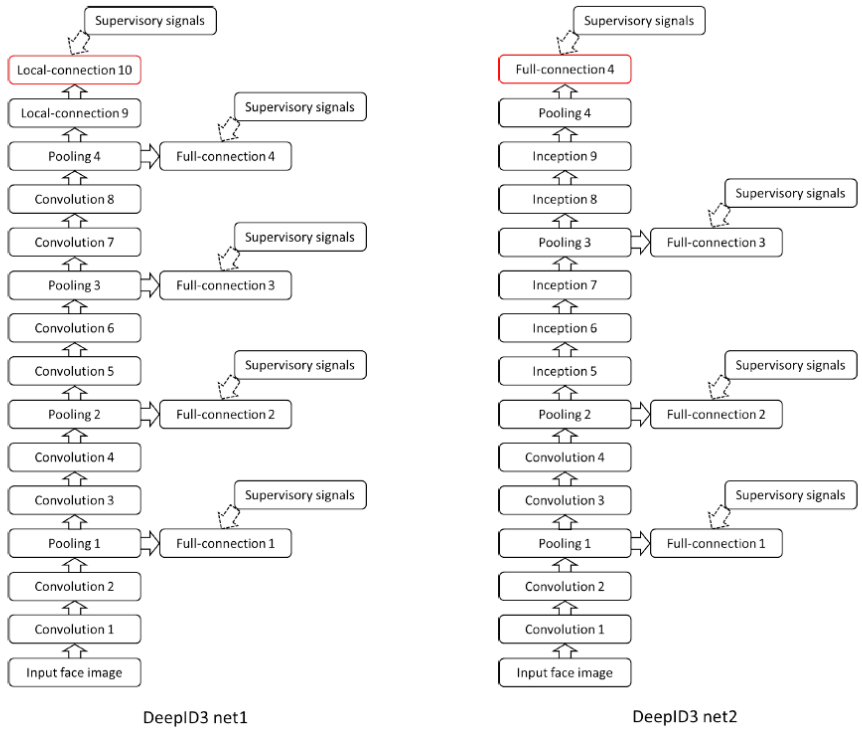
2.2.1. Các công trình phát hiện mặt người

<Xải>Liệt kê 5 – 8 công trình tiêu biểu nhất 2015 – 2016

2.2.2. Các công trình nhận biết mặt người

Đầu tiên phải kể đến công trình [4] với kiến trúc network được gọi là DeepID3. Với mục đích khảo sát sự hiệu quả của các neural network sâu (very deep neural network)

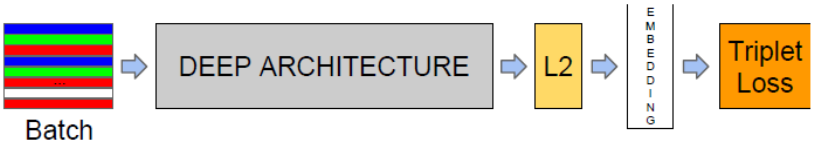
trong việc nhận biết mặt người, Yi Sun et al đã tạo ra hai kiến trúc mới bằng các xây dựng lại các lớp convolution và inception kết chồng lên nhau được đề xuất trong VGG net [6] và GoogLeNet [7]. Điểm đặc biệt trong mô hình này là các tín hiệu kết hợp nhận biết và xác minh khuôn mặt có giám sát (joint face identification-verification supervisory signal) được thêm vào ngay sau các lớp rút trích đặc trưng cuối cùng trong suốt quá trình huấn luyện mô hình. Hình 2.1 minh họa hai cấu trúc DeepID3 net1 và net2, trong đó mũi tên liền nét thể hiện hướng forward-propagation, các mũi tên nghiêng chỉ ra các lớp mà tại đó tín hiệu nhận biết và xác nhận khuôn mặt có giám sát được thêm vào, lớp rút trích đặc trưng cuối cùng trong khung màu đỏ phục vụ cho việc nhận biết khuôn mặt. Với sự cải tiến này DeepID3 đạt độ chính xác cao trên tập dữ liệu LFW [8] với 99.53% cho xác nhận khuôn mặt và 96% cho rank-1 face recognition.



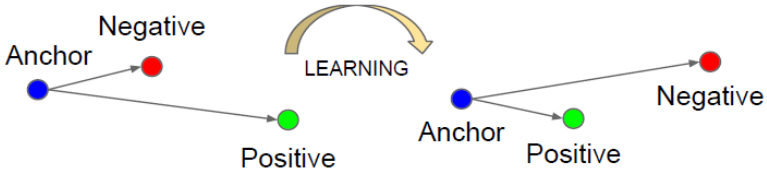
Hình 2.1. Kiến trúc DeepID3 net1 và net2 [4].

Nhóm tác giả [9] đưa ra một hệ thống gọi là FaceNet để học một ánh xạ từ các ảnh khuôn mặt vào một không gian Euclidean chặt chẽ mà ở đó khoảng cách tượng trưng trực tiếp cho sự tương đồng giữa các khuôn mặt. Minh họa cho cấu trúc và hoạt động

của mô hình được thể thiện trong Hình 2.2. Với hướng tiếp cận này, các bài toán về nhận biết, xác minh và gom nhóm có thể được cài đặt dễ dàng với FaceNet embeddings (như là các vector đặc trưng). Phương pháp này sử dụng deep convolutional neural network được huấn luyện rồi để tự tối ưu ánh xạ hơn là tầng thắt cổ chai trung gian (intermediate bottleneck layer) như trong các hướng tiếp cận trước đây. Điểm nổi bật của mô hình là tính hiệu quả lớn trong việc thể hiện khuôn mặt : nhóm tác giả đạt hiệu suất vượt trội mà chỉ sử dụng 128 bytes cho một khuôn mặt. Kết quả thực nghiệm trên tập LFW [8] là 99.63% và YTF [10] là 95.12%, trong đó giảm đi 30% tỷ lệ lỗi trên cả hai tập dữ liệu so với kết quả tốt nhất được công bố trong [6].



❖ ***Mô hình cấu trúc của FaceNet***



❖ ***Minh họa hoạt động của FaceNet***

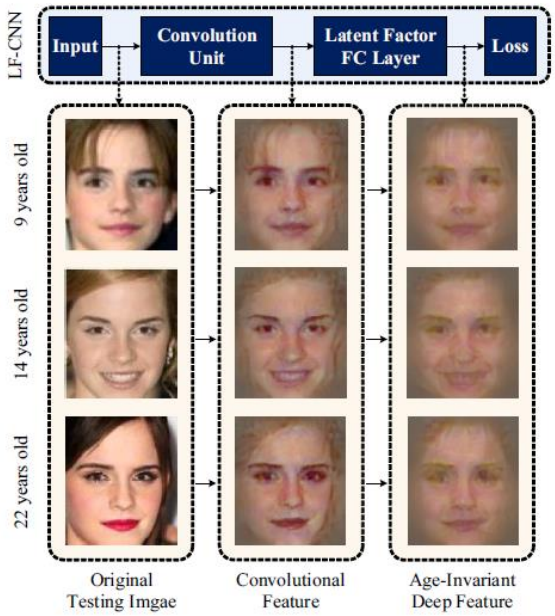
Hình 2.2. Mô hình cấu trúc (a) và hoạt động (b) của FaceNet [9]

Yi Sun et al đề xuất một hướng tiếp cận mới cho việc huấn luyện dữ liệu trong công trình [11]. Kiến trúc được sử dụng trong công trình này là convoluational neural network kế thừa từ baseline high-performance VGG-like deep neural network [6]. Điểm đặc trưng của mô hình mạng này là dữ liệu được huấn luyện theo chu kỳ. Mỗi lần một lớp bổ sung sẽ được sparsify và toàn bộ mô hình sẽ được huấn luyện lại với các tham số đã có từ chu kỳ trước. Độ chính xác của mô hình gốc đạt được trên tập LFW [8] là 98.95%. Với kiến trúc mới, Sparsifying Neural Network tăng độ chính xác trên cùng tập dữ liệu lên 99.30% và giảm error rate 33% trong khi chỉ giữ lại 12%

tham số từ mô hình gốc. Điều này tăng tính khả dụng trên các thiết bị cấu hình thấp như mobile.

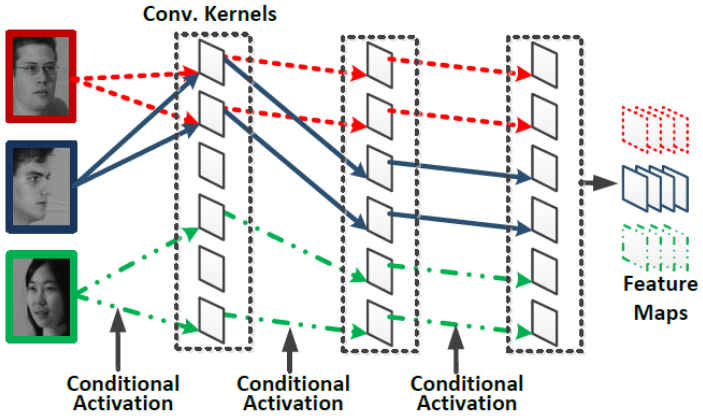
Trong [12], Iacopo Masi et al sử dụng deep convolutional neural networks để giải quyết vấn đề sự sai khác tư thế của khuôn mặt bằng cách sử dụng các mô hình xác định đa tư thế (multiple pose-specific models) và các ảnh khuôn mặt được phát sinh (render). Ý tưởng chính được sử dụng là huấn luyện theo các mô hình riêng ứng với từng tư thế của khuôn mặt, sau đó tổng hợp (fusion) các kết quả lại. Mô hình này được sử dụng cho cả xác nhận và định danh khuôn mặt. Trên tập [13], thực nghiệm đạt độ chính xác 0.895 ± 0.006 (FAR = 0.01) cho xác nhận khuôn mặt và 0.862 ± 0.0009 (Rank-1) cho nhận biết mặt người.

Hầu hết các phương pháp nhận diện đều dựa trên những đặc trưng cố định tại một độ tuổi của khuôn mặt dù là dùng hand-designed feature hay feature-learning. Các vấn đề về lão hóa và biến đổi khuôn mặt là một thách thức lớn. [14] là một công trình sử dụng neural netrok để giải quyết bài toán này. Trong đó, nhóm tác giả phát triển một latent variable model gọi là latent identity analysis (LIA) kết hợp với CNN để tìm ra các đặc trưng bất biến theo quá trình lão hóa bằng cách huấn luyện theo cặp các tham số của CNNs và LIA. Hình 2.3 minh một hoạt một ảnh ví dụ được xử lý qua các giai đoạn trong network. Giải pháp này đạt độ chính xác đáng ghi nhận: 97.51% trên tập MORPH Album2 [15] và 99.50% trên tập LFW [8].



Hình 2.3. Các khuôn mặt ở nhiều độ tuổi được xử lý bởi LF-CNNs [14].

Với cùng tư tưởng sử dụng convolutional neural network nhưng mỗi nhóm tác giả lại có cách cải biến và thiết kế cho phù hợp với từng bài toán cụ thể. Một ví dụ khác là [16]. Để xử lý cho các vấn đề của ảnh khuôn mặt như tư thế khuôn mặt, điều kiện chiếu sáng và che khuất, các tác giả đề xuất một cấu trúc convolutional neural network, trong đó sử dụng nhiều bộ kernel khác nhau và sẽ được kích hoạt tùy vào những điều kiện nhất định phụ thuộc vào ảnh đầu vào. Nói cách khác, các mẫu được xử lý bằng các kernel được kích hoạt động tùy thuộc vào dữ liệu. Tập hợp các kernel được kích hoạt xuyên suốt các lớp định hướng luồng tính toán theo từng mẫu. Mô hình hoạt động của [16] được mô tả trong Hình 2.4.Phương pháp này đạt độ chính xác 73.54% trên tập Multi-PIE [17].



Hình 2.4. Minh hoạt cho mô hình hoạt động của [16].

Với mục đích tạo ra các đặc trưng bất biến với các phép biến đổi phức mà có thể mô hình hóa cục bộ thành đơn nhất phục vụ cho bài toán nhận biết mặt người và ước tính tư thế khuôn mặt, nhóm tác giả [18] đề xuất một phương pháp gọi là "bells and whistles free". Bằng cách sử dụng một phương pháp đơn giản hoạt động trên các điểm ảnh thô, [18] đạt kết quả vượt trội trên Multi-PIE database protocol [17] (75.75%), LFW [8] unsupervised protocol (91.54%) và LFW [8] image-restricted, label-free outside data protocol (88.67%). Trong đó, đề tài mang đến ba đóng góp quan trọng nhất. Thứ nhất đề xuất một hướng tiếp cận đơn giản để học các đặc trưng phi tuyến phân biệt bất biến với các phép biến đổi đơn nhất, mở rộng phạm vi lý thuyết gần đây về bất biến với đặc trưng phân biệt và kernelized. Thứ hai là đưa ra một hướng tiệp cận đơn giản dense-landmark-free tạo ra một framework có khả năng nhận biết mặt người open-set pose-invariant và ước tính tư thế khuôn mặt đồng thời. Thứ ba là đề xuất một hướng tiệp cận nối tiếp để tạo ra bất biến các đa biến đổi nội nhóm (multi sub-groups transformations) từ đó có được một framework landmark-free hoàn chỉnh cho nhận biết khuôn mặt và ước tính tư thế bất biến với các phép biến đổi.

2.3. **Phát hiện mặt người bằng SSD300**

<Xải>Giới thiệu hoàn cảnh ra đời của SSD300

2.3.1. Cấu trúc SSD300

<Xải>

2.3.2. Kết quả thực nghiệm được công bố

<Xải>

2.4. Nhận biết mặt người bằng DNN – VGG16

Các năm gần đây, sự phát triển của mạng neural network đã mang lại những bước tiến vượt bậc trong lĩnh vực thị giác máy tính, đặc biệt là các bài toán về detection, segmention, classification,… Bài toán nhận biết mặt người cũng đạt được độ chính xác cao, vượt qua khả năng nhận biết của người. Năm 2015, Omkar M. Parkhi, Andrea Vedaldi và Andrew Zisserman thực hiện công trình nghiên cứu [2], trong đó đề xuất mô hình nhận biết mặt người sử dụng Deep Convolutional Neural Network. Mô hình này đã trở thành baseline và kiến trúc tiêu biểu được tham chiếu bởi gần 400 (Google Shoclar) công trình nghiên cứu khác năm 2015.

2.4.1. Cấu trúc VGG16

Bảng 2-1. Cấu trúc chi tiết network VGG16 [2]

Layer	Type	Name	Support	Filt dim	Num filts	Stride	Pad
0	input	-	-	-	-	-	-
1	conv	conv1-1	3	3	64	1	1
2	relu	relu1-1	1	-	-	1	0
3	conv	conv1-2	3	64	64	1	1
4	relu	relu1-2	1	-	-	1	0
5	mpool	pool1	2	-	-	2	0
6	conv	conv2-1	3	64	128	1	1
7	relu	relu2-1	1	-	-	1	0
8	conv	conv2-2	3	128	128	1	1
9	relu	relu2-2	1	-	-	1	0
10	mpool	pool2	2	-	-	2	0

11	conv	conv3-1	3	128	256	1	1
12	relu	relu3-1	1	-	-	1	0
13	conv	conv3-2	3	256	256	1	1
14	relu	relu3-2	1	-	-	1	0
15	conv	conv3-3	3	256	256	1	1
16	relu	relu3-3	1	-	-	1	0
17	mpool	pool3	2	-	-	2	0
18	conv	conv4-1	3	256	512	1	1
19	relu	relu4-1	1	-	-	1	0
20	conv	conv4-2	3	512	512	1	1
21	relu	relu4-2	1	-	-	1	0
22	conv	conv4-3	3	512	512	1	1
23	relu	relu4-3	1	-	-	1	0
24	mpool	pool4	2	-	-	2	0
25	conv	conv5-1	3	512	512	1	1
26	relu	relu5-1	1	-	-	1	0
27	conv	conv5-2	3	512	512	1	1
28	relu	relu5-2	1	-	-	1	0
29	conv	conv5-3	3	512	512	1	1
30	relu	relu5-3	1	-	-	1	0
31	mpool	pool5	2	-	-	2	0
32	conv	fc6	7	512	4096	1	0
33	relu	relu6	1	-	-	1	0
34	conv	fc7	1	4096	4096	1	0
35	relu	relu7	1	-	-	1	0
36	conv	fc8	1	4096	2622	1	0
37	softmx	prob	1	-	-	1	0

Chi tiết về cấu trúc của Deep Convolutional Neural Network – VGG16 được thể hiện trong Bảng 2-1. Network bao gồm 11 khối, trong đó mỗi khối bao gồm một toán tử

tuyến tính (linear operator) và theo sau đó là một hay nhiều toán tử phi tuyến (non-linearity) như ReLU hay max pooling. Tám khối đầu tiên là convolutional, sử dụng bank of filters. Ba khối cuối được gọi là Fully Connected, về bản chất thì các khối này tương tự như các lớp convolutional nhưng kích thước filter thì bằng với kích thước của dữ liệu đầu vào để mà từ đó các filter "quan sát" được toàn bộ ảnh.

Theo sau tất cả các lớp convolutional là lớp rectification (ReLU) tương tự như trong [19]. Tuy nhiên, không hoàn toàn giống như [19] mà tương tự [20], VGG16 không sử dụng Local Response Normalisation operator. Trong các lớp fully connected sau cùng thì hai lớp đầu tiên có 4096 chiều và lớp cuối có N = 2622 hoặc L = 1024 chiều tùy thuộc vào hàm lỗi (loss functions) được sử dụng để tối ưu hoặc mục đích dự đoán cho N classes (N-way class prediction). Vector kết quả sau đó được đưa vào lớp softmax để tính toán xác suất hậu nghiệm (posterior probabilities).

Ảnh đầu vào của network này có kích thước 224 x 224 và đã trừ đi ảnh khuôn mặt trung bình (tính toán từ tập dữ liệu).

2.4.2. Kết quả thực nghiệm được công bố

2.4.2.1. Các tập dữ liệu và cách đánh giá

❖ ***Tập dữ liệu Labled Faces in the Wild (LFW) [8]***

Tập dữ liệu Labled Faces in the Wild (được mô tả chi tiết ở 2.5.1) bao gồm 13,233 ảnh của 5,749 người và đây là một tập dữ liệu chuẩn để huấn luyện và đánh giá các thuật toán về xác nhận khuôn mặt (face verification). Nhóm tác giả [1] dùng hình thức đánh giá tiêu chuẩn "unrestricted setting" sử dụng thêm dữ liệu ngoài để huấn luyện và chọn Equal Error Rate (EER) để làm độ đo. Độ đo này được định nghĩa như là độ lỗi tại điểm trên đường cong ROC (Receiver operating characteristic) mà tại đó tỷ lệ true positive và false negative là bằng nhau.

❖ ***Tập dữ liệu YouTube Faces (YTF) [10]***

Tập dữ liệu Youtube Faces (mô tả chi tiết ở 2.5.1) bao gồm 3,425 video của 1,595 người thu thập từ Youtube, trong đó mỗi người có trung bình 2 video. Đây được xem

là một tập dữ liệu tiêu chuẩn cho xác nhận mặt người (face verification) trong video. Độ lỗi EER cũng được sử dụng để đánh giá trên Youtube Faces tương tự như 2.4.2.1a.

2.4.2.2. Kết quả

Bảng 2-2. So sánh kết quả các mô hình bằng LFW unrestricted setting [2]

#	Phương pháp	Số ảnh	Số network	Độ chính xác
1	Fisher Vector Faces [21]	-	-	93.10
2	DeepFace [3]	4M	3	97.35
3	Fusion [22]	500M	5	98.37
4	DeepID-2,3		200	99.47
5	FaceNet [9]	200M	1	98.87
6	FaceNet [9] + Alignment	200M	1	99.63
7	VGG16 [2]	2.6M	1	98.95

Bảng 2-3. So sánh kết quả các mô hình bằng Youtube Face unrestricted setting [2]. K là số lượng người dung để nhận biết trong các video.

#	Phương pháp	Số ảnh	Số network	100% - EER	Độ chính xác
1	Video Fisher Vector Faces	-	-	87.7	83.8
2	DeepFace [3]	4M	1	91.4	91.4
3	DeepID-2,2+,3		200	-	93.2
4	FaceNet [9] + Alignment	200M	1	-	95.1
5	VGG16 [2] (K=100)	2.6M	1	92.8	91.6
6	VGG16 [2] (K=100) + Embedding Learning	2.6M	1	97.4	97.3

Bảng 2-2 và Bảng 2-3 so sánh độ chính xác của VGG16 với các mô hình đạt kết quả cao nhất trên tập dữ liệu [8] và trên [10]. Điểm nổi bật network trong [2] là đạt được độ chính xác xấp xỉ các mô hình hàng đầu (mặc dù chưa vượt qua được) nhưng số lượng dữ liệu cần sử dụng ít hơn một cách đáng kể và cấu trúc network cũng đơn giản hơn rất nhiều (chỉ sử dụng 1 network).

2.5. **Các tập dữ liệu liên quan**

Trong hai thập kỷ qua, cùng với sự phát triển của lĩnh vực Machine Learning nói chung và Face Recognition nói riêng, có rất nhiều tập dữ liệu mới được tạo ra nhằm mục đích phục vụ cho khoa học và thương mại. Các tập dữ liệu ban đầu có kích thước nhỏ, với các định dạng đơn giản như grayscale hay RGB có độ phân giải chưa cao (còn bị ảnh hưởng nhiều bởi các yếu tố về nhiễu, ánh sang, tương phản,…). Trong các năm gần đây, với sự phát triển cao của các thiết bị thu nhận hình ảnh cùng với nhu cầu từ các đề tài nghiên cứu cũng như ứng dụng từ giới công nghiệp, rất nhiều tập dữ liệu "không lồ" được tạo ra. Trong đó, số lượng ảnh thu thập tăng lên đáng kể từ hàng trăm ngàn đến hàng triệu. Chất lượng ảnh cũng được cải thiện rõ rệt nhờ cấu tạo tiên tiến của hệ thống camera, có nhiều định dạng ảnh mới ra đời như RGB-D, các mô hình ba chiều,…. Phần tiếp theo tập trung giới thiệu các tập dữ liệu điển hình cho bài toán nhận biết mặt người và giới thiệu tập dữ liệu được chọn để thực hiện đề tài. Bảng 2-4 liệt kê một số tập dữ liệu tiêu biểu dùng cho nhận biết mặt người.

Bảng 2-4. Một số tập dữ liệu dùng cho nhận biết mặt người

STT	Tên	Số người	Số mẫu	Năm
1	FaceScrub [23]	530	106,863	2014
2	SCFace [24]	130	4160	2011
3	YouTube Faces [10]	1,595	3,425	2011
4	CASIA-WebFace [25]	10,575	494,414	2011
5	The MUCT Landmarked [26]	276	3755	2010
6	Bosphorus [27]	105	4666	2008
7	CMU Multi-PIE Face [17]	337	750,000	2008
8	Labeled Faces in the Wild [8]	1680	13,000	2007

2.5.1. Khảo sát các tập dữ liệu

2.5.1.1. FaceScrub

FaceScrub được tạo ra với mục đích cung cấp một tập dữ liệu lớn phục vụ cho nghiên cứu nhận biết mặt người. Nhóm tác giả [23] phát triển một hệ thống phát hiện các khuôn mặt trong ảnh trả về từ việc tìm kiếm ảnh các nhân vật nổi tiếng trên internet, trong đó hệ thống tự động lọc bỏ các ảnh không thuộc về người đang được tìm kiếm.

Tập dữ liệu bao gồm 106,863 ảnh màu của 530 diễn viên nổi tiếng, trong đó mỗi người có trung bình 200 mẫu. Mỗi ảnh được chụp trong môi trường tự nhiên và không có điều kiện ràng buộc nào. Thông tin về tên và giới tính của 265 nam và 265 nữ diễn viên được cung cấp đầy đủ.

Hình 2.5 thể hiện ví dụ về một số khuôn mặt trong tập FaceScrub với sự đa dạng về điều kiện chụp, góc nhìn, độ sáng và rất nhiều thông số camera.

Hình 2.5. Một số ảnh mẫu trong tập FaceScrub

(http://vintage.winklerbros.net/facescrub.html)

2.5.1.2. SCFace

SCFace là tập dữ liệu chứa các ảnh tinh được thu thập trong môi trường tự do từ năm camera giám sát. Tập dữ liệu gồm 4160 ảnh của 130 người. Ảnh từ các camera với điều kiện khác nhau mô phỏng theo điều kiện thế giới thực cho rất có ích cho các nghiên cứu, kiểm tra hiệu năng của các thuật toán nhận biết mặt người.

Các ảnh ví dụ về ảnh được chụp từ các camera khác nhau được thể hiện trong Hình 2.6.

Hình 2.6. Tập ảnh ví dụ cho một người trong SCFace

(http://www.scface.org/)

2.5.1.3. Youtube Faces

Youtube faces dataset được thiết kế nhằm phục vụ cho cho việc nghiên cứu các vấn đề nhận biết mặt người trong video tự do. Tập dữ liệu chứa 3,425 của 1,595 người và được download từ Youtube. Trung bình mỗi người có 2.15 video. Độ dài các video trung bình là 181.3 frame, video ngắn nhất có 48 frame và dài nhất là 6,070 ms.

Nhóm tác giả [10] cung cấp các bộ test chuẩn để đánh giá hiệu suất của các kỹ thuật video pair-matching. Bảng mô tả (descriptor) cho sự xuất hiện của các khuôn mặt được cung cấp sử dụng các bảng mô tả chuẩn.

2.5.1.4. CASIA-WebFace

Tập dữ liệu đóng một vai trò quan trọng trong các nghiên cứu về nhận biết mặt người, vì thế nhóm tác giả [25] đề xuất một phương pháp bán tự động để thu thập ảnh từ internet và thành lập một tập dữ liệu mới. CASIA bao gồm 494,414 ảnh tĩnh của 10,575 người và trở thành tập dữ liệu cao thứ hai, chỉ nhỏ hơn tập không được công khai của Facebook lúc công bố.

Bảng 2-5. Bảng so sánh kích thước tập CASIA-WebFace và một số tập khác [25]

Tập dữ liệu	Số người	Số ảnh	Công khai
LFW [8]	5,749	13,233	+
WDRef [28]	2,995	99,773	+ (chỉ đặc trưng)
CelebFaces [29]	10,177	202,599	+
SFC [3]	4,030	4,400,000	-

CACD [30]	2,000	163,446	+ (một phần chú thích)
CASIA-WebFace [25]	10,575	494,414	+

Bảng 2-5 so sánh kích thước tập CASIA-WebFace (số lượng người và số mẫu) với một số tập dữ liệu lớn.

2.5.1.5. The MUCT Landmarked

Tập dữ liệu MUCT được tạo ra để cung cấp các mẫu mặt người đa dạng về độ sáng, tuổi và dân tộc với 3755 khuôn mặt của 76 người. Một vài ví dụ mẫu được thể hiện trong Hình 2.7.

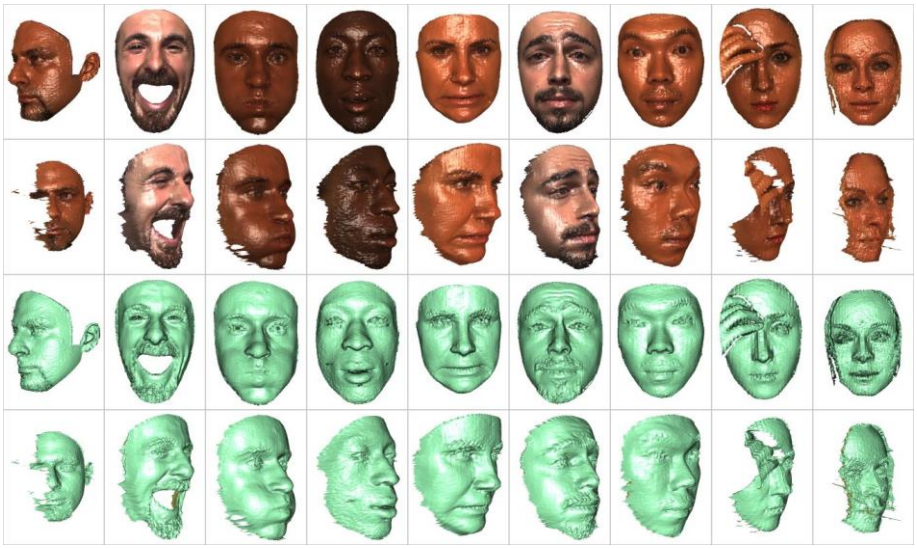
Hình 2.7. Vài mẫu trong tập dữ liệu MUCT Landmarked

(http://www.milbo.org/muct/)

2.5.1.6. Bosphorus

Bosphorus là tập dữ liệu phụ vụ cho nghiên cứu về các bài toán xử lý mặt người 2D và 3D, bao gồm: nhận biết cảm xúc, phát hiện cử chỉ trên mặt (facial action unit detection), ước lượng cường độ đơn vị cử chỉ trên mặt (facial action unit intensity estimation), nhận biết mặt người trong điều kiện bất lợi (face recognition under adverse conditions), mô hình hóa khuôn mặt biến dạng được, tái cấu trúc khuôn mặt ba chiều.

Có tất cả 4666 khuôn mặt của 105 người trong tập dữ liệu với ba đặc điểm chính: đa dạng về biểu cảm (có tới 35 trạng thái cho mỗi người, FACS scoring – bao gồm cường độ và mã bất đối xứng cho mỗi AU, một phần ba tập dữ liệu là các diễn viên chuyên nghiệp), tư thế khuôn mặt có hệ thống (bao gồm 13 kiểu nghiêng và xoay), có rất nhiều loại che khuất (râu, tóc, tay, mắt kính) (Hình 2.8).



Hình 2.8. Các mẫu trong tập Bosphorus

(http://bosphorus.ee.boun.edu.tr/default.aspx)

2.5.1.7. CMU Multi-PIE Face

Năm 2000, tập dữ liệu PIE database [31] được thu thập để phục vụ nghiên cứu về nhận biết khuôn mặt, trong đó tập trung vào hai yếu tố cản trở việc nhận biết là tư thế và điều kiện chiếu sáng. Tuy đóng vai trò hiệu quả cho công đề tài nhưng tập PIE vẫn còn hạn chế ở một số mặt như sau: số lượng cá thể ít, thu thập tại cùng một lần (a single recording session), không đa dạng về biểu cảm. Vì thế, tập Multi-PIE được ra đời, phát triển từ tập dữ liệu cũ để giải quyết các vấn đề hiện hữu.

Tập CMU Multi-PIE Face chứa hơn 750,000 ảnh thu thập từ 337 người với 15 góc nhìn, 19 điều kiện chiếu sáng trong bốn phiên khác nhau. Điều này làm nên sự đa dạng lớn cho tập dữ liệu.

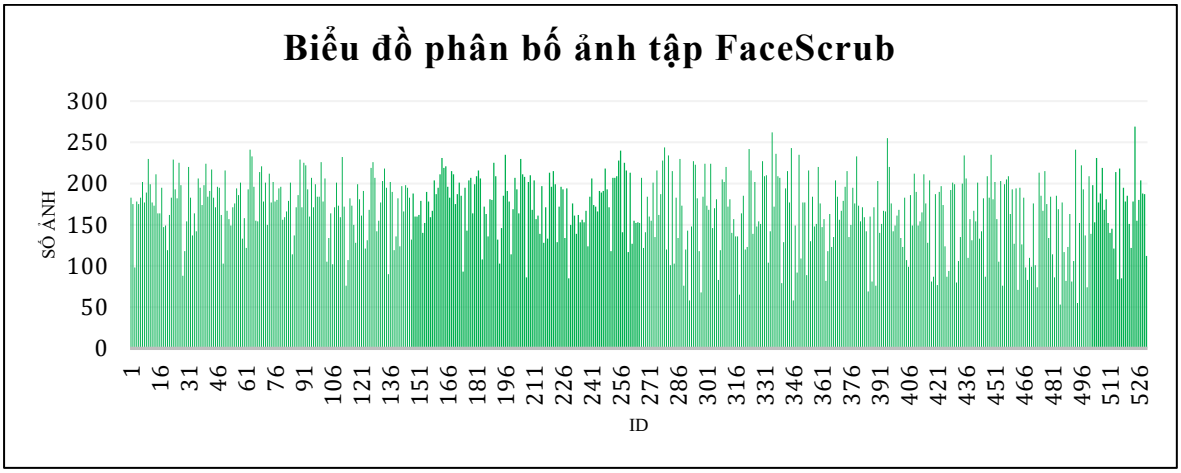
2.5.1.8. Labeled Faces in the Wild

Labeled Faces in the Wild là tập dữ liệu được thiết kế cho bài toán nhận biết mặt người trong điều kiện tự do, bao gồm 13,233 ảnh thu tập từ internet của 5,749 người. Trong đó 1,680 người có nhiều hơn một ảnh. Mỗi ảnh được đặt tên theo người trong hình và điểm chung của các khuôn mặt trong tập dữ liệu này đó là đều được phát hiện bởi Viola-Jones face detector.

Đến nay, có tất cả bốn tập LFW bao gồm một tập gốc và ba tập được căn chỉnh. Ba tập dữ liệu mới là "funneled images" (ICCV 2007), LFW-a (được căn chỉnh bằng một thuật toán chưa công bố) và "deep funneled images" (NIPS 2012). Trong số đó, LFW-a và "deep funneled images" được dùng hiệu quả hơn cho các thuật toán xác nhận mặt người (face verification) hơn các tập còn lại (ICCV 2007).

2.5.2. Phân tích tập dữ liệu FaceScrub

Tập dữ liệu FaceScrub nguyên bản gồm 106,863 ảnh màu của 530 diễn viên nổi tiếng và được tác giả cung cấp theo dạng các URL để tải ảnh về từ internet. Nhóm thực hiện đề tài đã xây dựng crawler tự động để thu thập. Do một số URL không hợp lệ hoặc dữ liệu không còn tồn tại tại thời điểm tải nên nhóm thực hiện đề tài chỉ thu được tổng cộng 89295 mẫu, với phân bố được thống kê trong Hình 1.1Hình 2.9.



Hình 2.9. Biểu đồ phân bố dữ liệu trong tập FaceScrub

Trong đó, người có số lượng ảnh cao nhất là 269, thấp nhất là 53 và trung bình là 168 ảnh/người.

Đây là tập dữ liệu được tìm kiếm từ internet theo tên các diễn viên trong đó, do vậy tồn tại một số vấn đề về chất lượng dữ liệu và điều đó gây ảnh hưởng khá lớn đến độ chính xác của mô hình nhận biết mặt người.

a) Số lượng ảnh của mỗi người

Số lượng ảnh giữa các lớp có sự khác biệt khá lớn (± 42 ảnh). Điều này làm cho những người có số lượng ảnh lớn dễ lấn át kết quả phân lớp những người có ít ảnh hơn trong tập.

b) Điều kiện chiếu sáng

Điều kiện chiếu sáng tự do và đang dạng trong các ảnh mẫu làm cho rất nhiều khuôn mặt bị che khuất và do đó mất đi rất nhiều đặc điểm về màu sắc, hình dáng, đường nét,… giúp ích cho việc phát hiện và nhận biết khuôn mặt (Hình 2.10).

Hình 2.10. Ví dụ về điều kiện chiếu sáng tự do trong FaceScrub

c) Sự lão hóa khuôn mặt

Các ảnh được thu thập từ internet và không có ràng buộc nào đảm bảo các ảnh của một người sẽ cùng thuộc một giai đoạn tuổi tác của họ. Chính vì thế, sự lão hóa và biến dạng khuôn mặt làm thay đổi đặc điểm nhận dạng rất nhiều. Điều này là mốt vấn đề lớn và đang được rất nhiều đề tài nghiên cứu quan tâm trong lĩnh vực nhận biết mặt người (Hình 2.11).

Hình 2.11. Ví dụ về lão hóa trong tập FaceScrub

d) Thông số camera

Thông số camera là một điều đặc biệt quan trọng trong việc quyết định chất lượng hình ảnh. Các thông số tiêu biểu có thể kể đến là góc chụp, hệ màu, độ phân giải,… Sự khác biệt giữa các ảnh do sử dụng các camera quá khác nhau về chất lương và thông số gây ra những biến thể khó cho việc định danh nhân vật (Hình 2.12).

Hình 2.12. Ví dụ về sự khác biệt khi dùng các camera quá khác nhau.

e) Trang điểm và hóa trang

Do đặc thù tập dữ liệu FaceScrub bao gồm các diễn viên và nghệ sĩ nên hóa trang, trang điểm là việc hết sức đa dạng. Tùy thuộc vào phim, vào nhân vật trong truyện hay môi trường mà các diễn viên này có sự thay đổi khá lớn, đơn cử là các trường

hợp biến hóa thành quái vật, siêu nhân,… Lúc này ảnh khuôn mặt thay đổi lớn thách thức cả bài toán phát hiện khuôn mặt (Hình 2.13).

Hình 2.13. Ví dụ về hóa trang và trang điểm trong tập FaceScrub.

2.6. Kết luận

Chương này, chúng em trình bày một số khả sát về các công trình tiên tiến trong lĩnh vực phát hiện và nhận biết mặt người. Trong đó tập trung vào hai mô hình tiêu biểu là [32] cho phát hiện và [2] cho nhận biết mặt người. Đồng thời giới thiệu các tập dữ liệu liên quan, phân tích tập dữ liệu FaceScrub [23] – tập dữ liệu tiêu biểu được chọn để thực hiện các thí nghiệm về sau. Đây là cơ sở cho việc tinh chỉnh cũng như huấn luyện các mô hình ở Chương 2.

Chương 3

Huấn luyện mô hình phát hiện và nhận biết mặt người

Nội dụng Chương 3 trình bày các hướng tiếp cận và giải pháp mà nhóm thực hiện đề tài triển khai trên mô hình phát hiện và nhận biết mặt người được lựa chọn (SSD300 và VGG16). Các tinh chỉnh đối với mô hình cũ, đề xuất cấu trúc mới được trình bày cụ thể theo sau sự phân tích các mô hình này. Bên cạnh đó, quá trình và chiến lược huấn luyện cũng như việc xây dựng mới một số tập dữ liệu phù hợp được mô tả chi tiết để chứng minh tính hiệu quả của hướng tiếp cận và giải pháp mà nhóm đề ra.

3.1. Mô hình phát hiện mặt người bằng SSD300

<Xải>Giới thiệu vì sao phải tinh chỉnh và huấn luyện lại ssd300

3.1.1. Tinh chỉnh SSD300

<Xải>

3.1.2. Xây dựng tập dữ liệu

<Xải>

3.1.3. Huấn luyện và kết quả

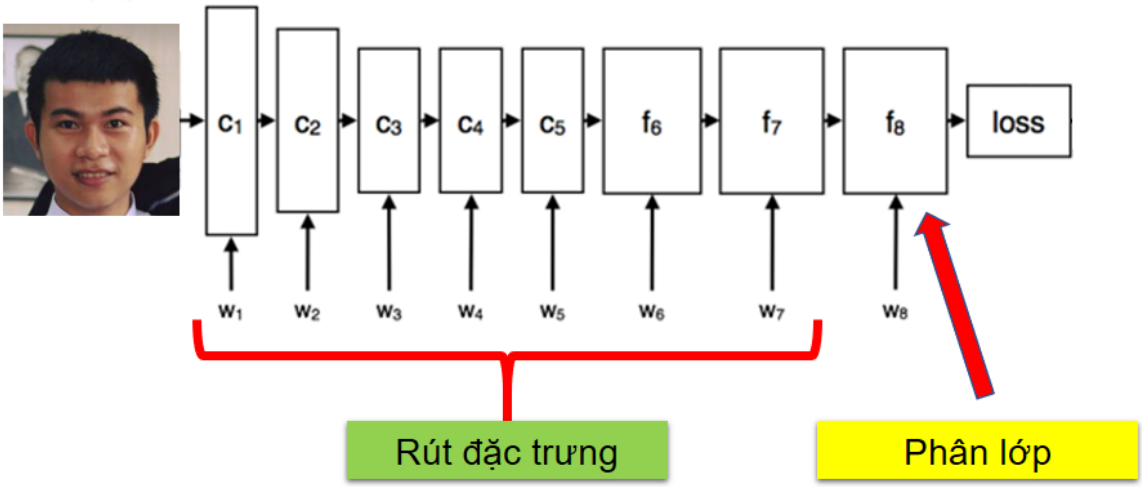
<Xải>

3.2. Mô hình nhận biết mặt người bằng VGG-16 Deep features

3.2.1. Áp dụng kỹ thuật transfer learning

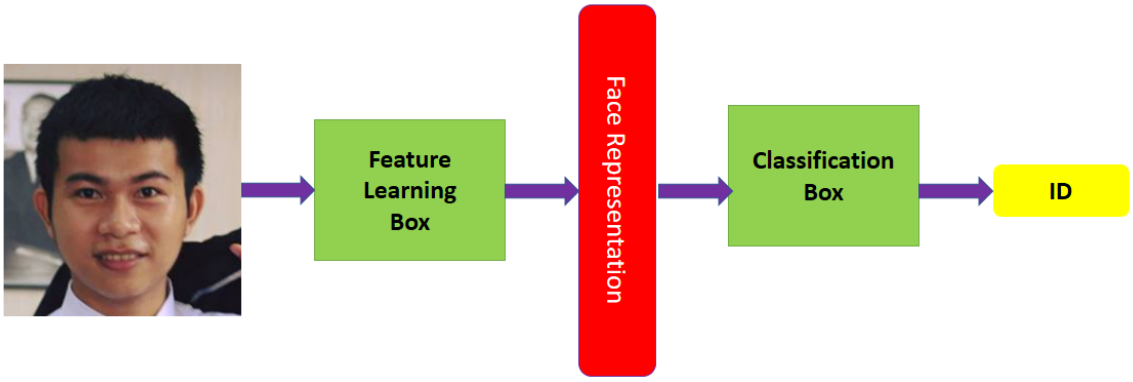
[2] đã đạt kết quả vượt bậc trên hai tập dữ liệu là LFW [8] và YTF [10] và điều đó chứng minh kiến trúc network này rất phù hợp cho bài toán nhận biết mặt người. Thế nhưng để sử dụng lại cấu trúc này trên một tập dữ liệu hoàn toàn mới thì đòi hỏi một quá trình huấn luyện lâu và tốn nhiều chi phí. Chính vì thế nhóm thực hiện đề tài sử dụng kỹ thuật transfer learning để huấn luyện và đáp ứng yêu cầu trên tập dữ liệu FaceScrub [23].

Nếu phân tích cấu trúc network của VGG16 [2] thì có thể chia các lớp thành hai nhóm chủ yếu là các lớp học đặc trưng và các lớp định danh/ phân loại. Nhóm học đặc trưng (feature learning) bao gồm các lớp convolution và hai lớp Fully Connected đầu tiên. Tầng Fully Connected cuối cùng đảm nhiệm vai trò định danh cho các đặc trưng ảnh được rút ra. Hình 3.1 trình bày vai trò các các lớp trong cấu trúc VGG16 network: các khối C*x* tượng trưng cho các lớp convolution theo sau là ReLU nằm giữa các tầng max-pooling, các khối f*x* tương trưng cho các tầng Fully Connected.



Hình 3.1. Vai trò của các lớp trong VGG16 network

Nhìn một các tổng quát thì bài toán nhận biết khuôn mặt theo hướng tiếp cận neural network có thể được chia làm các giai đoạn như sau: từ ảnh đầu vào → hộp đen học đặc trưng → các biểu diễn ảnh theo một chiều không gian khác → hộp đen phân lớp → định danh (Hình 3.2). VGG16 Net [2] đã được huấn luyện để có bộ trọng số tốt cho việc biến đổi ảnh đầu vào thành một cách biểu diễn khác chặt chẽ và cô đọng hơn rất nhiều trong đó làm nổi bật các đặc trưng của ảnh, chính vì thế nhóm thực hiện đề tài đã đùng khối feature learning này rút ra các deep feature trên tập dữ liệu FaceScrub [23] rồi tiến hành phân lớp định danh lại bằng một cấu trúc network khác được trình bày trong phần 3.2.2. Deep feature được rút ra sau tầng Fully Connected thứ hai (f7).



Hình 3.2. Qui trình nhận biết mặt người tổng quát.

3.2.2. Network định danh VGG16-Deep-Feature

Sau khi rút các deep feature theo cách được trình bày ở phần 3.2.1, nhóm thực hiện đề tài thiết kế một Deep Neural Network mới để phân lớp cho các đặc trưng này. Network mới có cấu trúc đơn giản chỉ bao gồm các lớp Fully Connected phù hợp với việc định danh cho khuôn mặt – tương ứng với vector đặc trưng đầu vào. Cấu trúc network được mô tả chi tiết trong Bảng 3-1. Kích thước deep feature đưa vào là 25,088 – được giữ nguyên so với VGG16, kích thước đầu ra là 530 tương ứng với số lượng diễn viên trong tập FaceScrub [23].

Bảng 3-1. Cấu trúc network đề xuất để phân lớp VGG16-Deep-Feature

Layer	Type	Name	#. nodes	Input Size
0	input	-	-	-
1	Fully Connected	fc1	4096	25088
2	Fully Connected	fc2	2048	4096
3	Fully Connected	Prob	530	2048

3.2.3. Huấn luyện và kết quả

3.3. Kết luận

Nội dung Chương 3 trình bày giải pháp mà nhóm thực hiện đề tài đã làm để tinh chỉnh thuật toán SSD300 [32] cho phù hợp với yêu cầu phát hiện mặt người (mục 3.1.1), xây dựng tập dữ liệu mới dựa trên sự kế thừa các tập dữ liệu đã có (mục 3.1.2), đề xuất hướng sử dụng deep feature từ VGG16 network (mục 3.2.1) cũng như thiết kế một cấu trúc mới và huấn luyện cho việc định danh các đặc trưng này (mục 3.2.2). Bên cạnh đó, quá trình huấn luyện và các kết quả đạt cũng được trình bày chi tiết và thống kê cụ thể sau mỗi phần tương ứng nhằm chứng minh tính hiệu quả của các hướng tiếp cận và giải pháp mà nhóm thực hiện đề tài đưa ra.

Chương 4

Các phân hệ trong hệ thống tương tác thông minh

✍ *Nội dung Chương 4 trình bày bốn phân hệ trong hệ thống tương tác thông minh dựa trên tổng hợp thông tin bằng phát hiện và nhận biết mặt người, bao gồm: các Face Web APIs, Person-based news highlight, Character-based movie synopsis và Character-based filter. Trong mỗi phần tương ứng, nhóm thực hiện đề tài trình bày chi tiết kiến trúc hệ thống, ngữ cảnh sử dụng và các chức năng được cung cấp cũng như hướng dẫn sử dụng và demo tương ứng.*

4.1. Face Web APIs

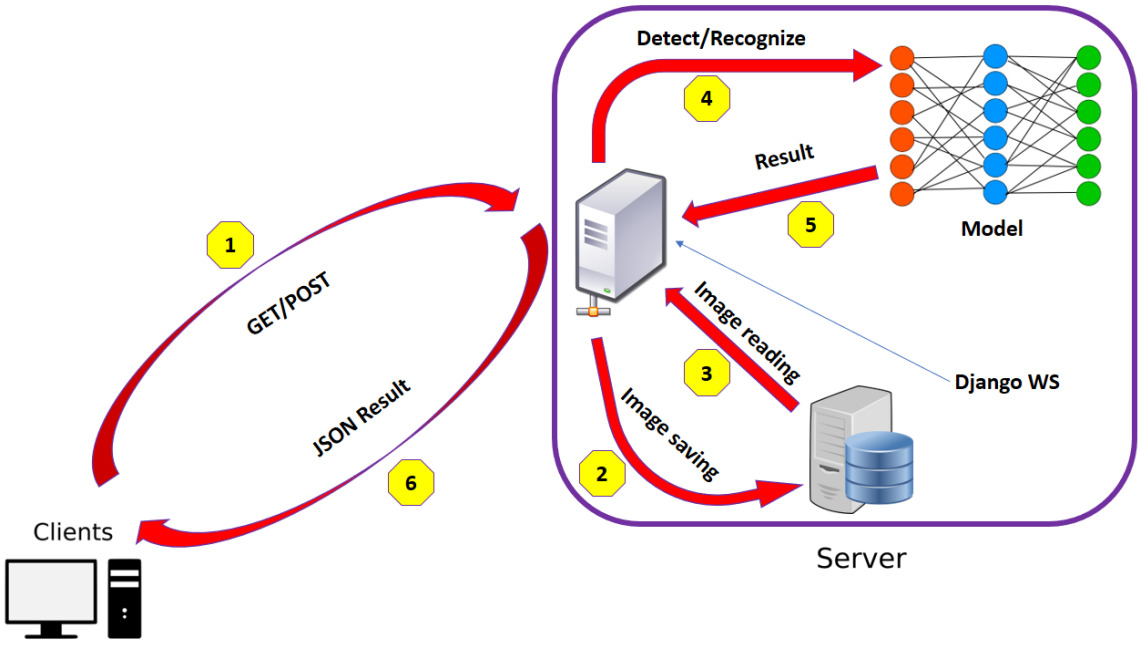
Sau khi huấn luyện hoàn chỉnh các mô hình phát hiện và nhận biết mặt người (trình bày ở Chương 3), nhóm thực hiện đề tài phát triển thành Web APIs với mục đích phục vụ cho các ứng dụng về sau và demo trực quan cho khả năng và tính hiệu quả của các network này. Các APIs được chia thành hai nhóm là phát hiện và nhận diện và được trình bày trong Bảng 4-1. Với nhóm phát hiện khuôn mặt, nhóm phát triển hai APIs sử dụng hai phương pháp khác nhau là SSD300 [32] và OpenCV sử dụng đặc trưng Frontal Haar Cascade. Nhóm nhận diện sử dụng phương pháp duy nhất là VGG16+NN (VGG16-Deep-Feature và phân lớp bằng neural network tự đề xuất). Tuy nhiên, các APIs nhận diện bao gồm hai bước là phát hiện và định danh, do đó, nhóm phát triển hai APIs nhận diện với giai đoạn phát hiện sử dụng hai giải pháp khác nhau đã đề cập.

Bảng 4-1. Bảng phân loại Face Web APIs đã phát triển.

Số thứ tự	API	Công dụng
1	SSD300 [32] **(*)**	Phát hiện
2	OpenCV + Frontal Haar Cascade **(**)**	Phát hiện
3	VGG16+NN phát hiện bằng **(*)**	Nhận diện
4	VGG16+NN phát hiện bằng **(**)**	Nhận diện

4.1.1. Kiến trúc hệ thống

Các chứng năng phát hiện và nhận biết mặt người được nhóm sinh viên thực hiện đề tài phát triển dưới dạng Web APIs hoạt động theo mô hình client-server như sau :



Hình 4.1. Mô hình hoạt động của Face Web APIs

Nghi thức hoạt động của hệ thống Face Web APIs được trình bày chi tiết trong Bảng 4-2.

Bảng 4-2. Nghi thức hoạt động của Face Web APIs.

Giai đoạn	Client Side	Server Side
1	Client request lên server bằng giao thức GET/POST trong đó kèm theo ảnh cần xử lý (dạng URL/stream).	*Waiting…*
2	*Waiting…*	Server nhận request download ảnh từ URL/stream.
3	*Waiting…*	Server đọc ảnh lên và chuẩn bị các dữ liệu khác tương ứng.
4	*Waiting…*	Server gọi ứng dụng bên thứ ba đảm trách vô trò vận hành model và thực hiện detect/recognize.

5	*Waiting…*	Server nhận kết quả trả về, chuẩn hóa và định dạng kết quả.
6	*Waiting…*	Server response client với kết quả xử lý dưới dạng JSON.

Triển khai hệ thống theo kiến trúc như trên mang lại một số ưu điểm và khuyết điểm đi kèm so với khi triển khai trên nội bộ máy tính (Bảng 4-3).

Bảng 4-3. Ưu và khuyết điểm của kiến trúc hệ thống.

STT	Khuyết điểm	Ưu điểm
1	Đòi hỏi kết nối internet để truy cập server.	Không giới hạn nền tảng phát triển ứng dụng phía client.
2	Thời gian xử lý chậm hơn do phải truyền dữ liệu lên xuống.	Server có khả nặng xử lý mạnh hơn máy cá nhân, đặc biệt hiệu quả trong vận hành các model lớn.
3	Khó triển khai cho các hệ thống realtime.	Dễ dàng nâng cấp và cải tiến hệ thống.

4.1.2. Đặc tả APIs

Các APIs được phát triển trên framework Django [33] sử dụng ngôn ngữ Python 2 và được sử dụng để phát hiện hay nhận biết các khuôn mặt trong một ảnh tĩnh. Trong đó, nhóm hỗ trợ hai phương thức **GET** và **POST** với định dạng request URL sau:

❖ ***Phương thức GET :***

http://**<IP server>**:8000/**<loại API>**?url=**<Image URL>**

❖ ***Phương thức POST :***

http://**<IP server>:**8000/recognise

Trong đó:

- **<IP server>** : địa chỉ server cung cấp API tương ứng (Bảng 4-4).

- **<Image URL>** : URL đến ảnh mong muốn cần xử lý.

- **<loại API>** : "**detect**" hoặc "**recognise**".

- Phương thức POST gửi ảnh lên với tên: "**image**".

Bảng 4-4. Địa chỉ IP của các server cung cấp Face Web APIs.

Số thứ tự	API	IP
1	SSD300 [32] **(*)**	**128.199.90.168**
2	OpenCV + Frontal Haar Cascade **(**)**	**139.59.252.244**
3	VGG16+NN phát hiện bằng **(*)**	**128.199.205.131**
4	VGG16+NN phát hiện bằng **(**)**	**139.59.252.244**

Kết quả được trả về theo định dạng JSON và mô tả chi tiết trong Bảng 4-5.

Bảng 4-5. Kết quả trả về của các APIs dưới dạng JSON.

STT	Result Code	Nội dung	JSON	Loại API
1	**-1**	Request bằng phương thức không phải GET/POST	`{"code":-1}`	-
2	**-2**	Image URL lỗi	`{"code":-2}`	-
3	**-3**	Lỗi hệ thống	`{"code":-3}`	-

4	**0**	**<số lượng>**: số lượng khuôn mặt được phát hiện.
		<x, y, width, height>: tọa độ theo định dạng của bounding box (top-left).
		<**URL**>: đường dẫn đến ảnh kết quả được visualized. **(*)**
			`{`
			`"code":0,`
			`"num":<số lượng>,`
			`"coordinates":[`
			`"<x,y,wh>",`
			`...`
			`],`
			`"url":<URL>`
			`}`
				GET

5	**0**	**<số lượng>**: số lượng khuôn mặt được phát hiện.	`{`
			`"code":0,`
			`"num":<số lượng>,`
				POST

		<x, y, width, height>: tọa độ theo định dạng của bounding box (top-left). <**tên**>: tên nhân vật. **(**)** <**URL**>: đường dẫn đến ảnh kết quả được visualized. **(*)**	"names":["**<tên>**", ...] "coordinates":["**<x,y,wh>**", ...], "url":<**URL**> }	

(*): truy cập theo đường dẫn với định dạng: <**IP server**>:8000<**URL**>.

(**): thứ tự tên trong "**names**" tương ứng với thứ tự tọa độ trong "**coordinates**".

Bảng 4-6 trình bày ví dụ về kết quả xử lý ảnh của diễn viên Daniel Radcliffe vai Harry Potter trong series phim cùng tên (Hình 4.2), trong đó sử dụng thuật toán SSD300 [32] cho phát hiện và VGG16+NN-SSD300 [2] [32] cho nhận diện.

Hình 4.2. Diễn viên Daniel Radcliffe vai Harry Potter trong series phim cùng tên.

Bảng 4-6. Ví dụ kết quả phát hiện và nhận biết mặt diễn viên Daniel Radcliffe.

API	Kết quả	Ảnh kết quả

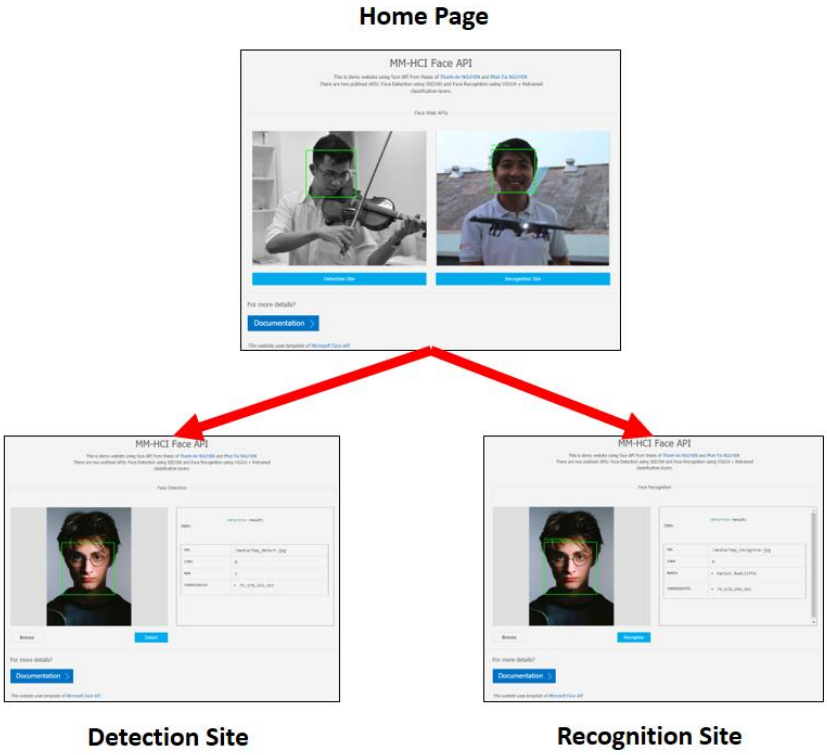
Phát hiện	{
	"url":"\media\tmp_detect.jpg",
	"code": 0,
	"num": 1,
	"coordinates": [
	"65,53,76,76"
	]
	}
		

Nhận diện	{
	"url":"\media\tmp_recognise.jpg",
	"code": 0,
	"names": [
	"Daniel Radcliffe"
	],
	"coordinates": [
	"65,53,76,76"
	]
	}
		

4.1.3. Demo Website

Trang chủ của website có địa chỉ http://128.199.70.20:8000/ bao gồm hai trang con tương ứng với hai loại API chính của đề tài là phát hiện và nhận biết khuôn mặt. Trang chủ có nhiệm vụ giới thiệu và cung cấp thông tin. Hai trang con cung cấp giao diện cho phép người dùng upload ảnh và thực hiện detect/recognise các khuôn mặt trong ảnh đó. Kết quả trả về được thể hiện bằng hai cách: xuất thông tin dưới dạng bảng và vẽ trên ảnh để thể hiện một các trực quan nhất. Hình 4.3 minh họa cấu trúc cũng như giao diện các trang trong ứng dụng Demo Website.

Thuật toán được sử dụng trong Detection Site là SSD300 [32] và trong Recognistion Site là VGG16+NN_SSD300 [2], [32]. Điểm đặc biệt trong ứng dụng này là webserver năm hoàn toàn độc lập với các server cung cấp Face APIs. Mọi thao tác xử lý tính toán đều thông qua sự liên kết và trao đổi dữ liệu giữa các server. Điều này cho phép nâng cấp và bảo trì hệ thống một cách dễ dàng.



Hình 4.3. Cấu trúc Demo Website

4.2. Person-based news highlight

Giới thiệu khái quát chức năng, input, output

4.2.1. Ngữ cảnh sử dụng

4.2.2. Kiến trúc hệ thống

4.2.3. Hệ thống chức năng

4.3. Character-based movie synopsis

Giới thiệu khái quát chức năng, input, output

4.3.1. Ngữ cảnh sử dụng

4.3.2. Kiến trúc hệ thống

4.3.3. Hệ thống chức năng

4.4. Character-based filter

Giới thiệu khái quát chức năng, input, output

4.4.1. Ngữ cảnh sử dụng

4.4.2. Kiến trúc hệ thống

4.4.3. Hệ thống chức năng

4.5. Kết luận

Trong chương này, chúng em đã trình bày về các thành phần chứng thực người dùng của hệ thống tương tác thông minh, bao gồm phân hệ chứng thực người dùng để đăng nhập vào hệ điều hành Windows và chứng thực với các dịch vụ trực tuyến và các chức năng cũng như quy trình hoạt động của từn phân hệ một cách tổng quan. Trong Chương 5, chúng em sẽ trình bày cụ thệ kiến trúc và quy trình của các phân hệ này trong hệ thống tương tác thông minh do chúng em đề xuất.

Chương 5

Kết luận

✍ *Nội dung của trình bày các kết quả đạt được và hướng phát triển của đề tài.*

5.1. Các kết quả đạt được

5.2. Hướng phát triển của đề tài

Tài liệu tham khảo

[1] N. H. Barnouti, S. S. M. Al-Dabbagh and W. E. Matti, "Face Recognition: A Literature Review," in *International Journal of Applied Information Systems 2016 (IJAIS 2016)*, New York, 2016.

[2] O. M. Parkhi, A. Vedaldi and A. Zisserman, "Deep Face Recognition," in *British Machine Computer Vision 2015 (BMVC 2015)*, Swansea, 2015.

[3] Y. Taigman, M. Yang, M. Ranzato and L. Wolf, "DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification," in *Computer Vision and Pattern Recognition 2014 (CVPR 2014)*, Columbus, 2014.

[4] Y. Sun, D. Liang, X. Wang and X. Tang, "DeepID3: Face Recognition with Very Deep Neural Networks," in *CoRR, abs/1502.00873*, 2015.

[5] T. PHAN-DUONG and M.-P. NGUYEN, "Chứng thực với thiết bị di động cho môi trường tương tác thông minh," Hochiminh, 2015.

[6] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," in *CoRR abs/1409.1556*, 2014.

[7] C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia, P. Sermanet, S. Reed, D. Anguelov, D. Erhan, V. Vanhoucke and A. Rabinovich, "Going deeper with convolutions," arXiv:1409.4842, 2014.

[8] G. B. Huang, M. Ramesh, T. Berg and E. Learned-Miller, "Labeled faces in the wild: A database for studying face recognition in unconstrained environments," in *Technical Report 07-49, University of Massachusetts*, Amherst, 2007.

[9] F. Schroff, D. Kalenichenko and J. Philbin, "Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering," in *Proc. CVPR*, 2015.

[10] L. Wolf, T. Hassner and I. Maoz, "Face recognition in unconstrained videos with matched background similarity," in *Proc. CVPR*, 2011.

[11] Y. Sun, X. Wang and X. Tang, "Sparsifying Neural Network Connections for Face Recognition," in *CVPR*, 2016.

[12] I. Masi, S. Rawls, G. Medioni and P. Natarajan, "Pose-Aware Face Recognition in the Wild," in *CVPR*, 2016.

[13] B. F. Klare, B. Klein, E. Taborsky, A. Blanton, J. Cheney, K. Allen, P. Grother, A. Mah, M. Burge and A. K. Jain, "Pushing the frontiers of unconstrained face detection and recognition: IARPA Janus Benchmark-A," in *CVPR*, 2015.

[14] Y. Wen, Z. Li and Y. Qiao, "Latent Factor Guided Convolutional Neural Networks for Age-Invariant Face Recognition," in *CVPR*, 2016.

[15] K. R. Jr and T. Tesafaye, "Morph: A longitudinal image database of normal adult age-progression," in *FG*, 2006.

[16] C. Xiong, X. Zhao, D. Tang, K. Jayashree, S. Yan and T.-K. Kim, "Conditional Convolutional Neural Network for Modality-aware Face Recognition," in *ICCV*, 2015.

[17] R. Gross, I. Matthews, J. F. Cohn, T. Kanade and S. Baker, "Multi-PIE," in *Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2008.

[18] D. K. Pal, F. Juefei-Xu and M. Savvides, "Discriminative Invariant Kernel Features: A Bells-and-Whistles-Free Approach to Unsupervised Face Recognition and Pose Estimation," in *CVPR*, 2016.

[19] A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional," in *Conference on Neural Information Processing Systems NIPS 2012*, 2012.

[20] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," in *International Conference on Learning Representations ICLR 2015*, 2015.

[21] O. M. Parkhi, K. Simonyan, A. Vedaldi and A. Zisserman, "A compact and discriminative face track descriptor," in *Proc. CVPR*, 2014.

[22] Y. Taigman, M. Yang, M. Ranzato and L. Wolf, "Web-scale training for face identification," in *Proc. CVPR*, 2015.

[23] H.-W. Ng and S. Winkler, "A data-driven approach to cleaning large face datasets," in *Proc. IEEE International Conference on Image Processing*, Paris, 2014.

[24] M. Grgic, K. Delac and S. Grgic, "SCface - surveillance cameras face database," *Multimedia Tools and Applications Journal*, vol. 51, pp. 863-879, 2011.

[25] D. Yi, Z. Lei, S. Liao and S. Z. Li, "Learning Face Representation from Scratch," in *arXiv preprint arXiv:1411.7923.*, 2014.

[26] S. Milborrow, J. Morkel and F. Nicolls, "The MUCT Landmarked Face Database," in *Pattern Recognition Association of South Africa*, 2010.

[27] A. Savran, N. Alyüz, H. Dibeklioglu, O. Çeliktutan, B. Gökberk, B. Sankur and L. Akarunh, "Bosphorus Database for 3D Face Analysis," in *Biomedical Innovation and Development Conference*, 2008.

[28] D. Chen, X. Cao, L. Wang, F. Wen and J. Sun, "Bayesian face revisited: A joint formulatio," in *ECCV* , Springer, 2012.

[29] Z. Liu, P. Luo, X. Wang and X. Tang, "Deep Learning Face Attributes in the Wild," in *Proceedings of International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2015.

[30] B.-C. Chen, C.-S. Chen and W. H. Hsu, "Face Recognition using Cross-Age Reference Coding with Cross-Age Celebrity Dataset," in *IEEE Transactions on Multimedia*, 2015.

[31] T. Sim, S. Baker and M. Bsat, "The CMU Pose, Illumination, and Expression (PIE) Database," in *International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2002.

[32] W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.-Y. Fu and A. C. Berg, "SSD: Single Shot MultiBox Detector," in *ECCV*, 2016.

[33] F. Wiles, D. Procida, J. Bennett, R. Conley, K. Love and K. W. Alger, "Django," Django Software Foundation, [Online]. Available: https://www.djangoproject.com/.