

ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA
KHOA ĐIỆN - ĐIỆN TỬ
BỘ MÔN VIỄN THÔNG



LUẬN VĂN TỐT NGHIỆP ĐẠI HỌC

NHẬN DẠNG NGÔN NGỮ KÝ HIỆU CHO NGƯỜI KHIẾM THÍNH SỬ DỤNG KÝ THUẬT HỌC SÂU: TÁCH VÀ PHÂN TÍCH ĐẶC TRƯNG KHUNG XƯƠNG TRÊN VIDEO RGB

GVHD: PGS.TS HÀ HOÀNG KHA
SVTH: NGUYỄN THÀNH ĐẠT - 1510698

TP. HỒ CHÍ MINH, THÁNG 12 NĂM 2019

-----☆-----

-----☆-----

Số: _____ /BKĐT

Khoa: **Điện - Điện tử**

Bộ Môn: **Viễn Thông**

NHIỆM VỤ LUẬN VĂN TỐT NGHIỆP

1. HỌ VÀ TÊN: **Nguyễn Thành Đạt**

MSSV: **1510698**

2. NGÀNH: **Điện - Điện tử**

CHUYÊN NGÀNH: **Điện tử - Viễn Thông**

3. Tên đề tài (Tiếng Việt và Tiếng Anh):

Nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu cho người khiếm thính sử dụng kỹ thuật học sâu: Tách và phân tích đặc trưng khung xương trên video RGB.

(Sign Language Recognition based on Deep Learning approach: Skeleton Detection and Analysis on RGB video.)

4. Nhiệm vụ :

- Tìm hiểu về Deep Learning, mạng CNN và các nghiên cứu về nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu.
- Tìm hiểu các thuật toán rút trích đặc trưng khung xương người từ ảnh.
- Ứng dụng các thuật toán để trích đặc trưng khung xương người từ video.
- Xây dựng mô hình nhận dạng một số từ trong ngôn ngữ ký hiệu của người khiếm thính dựa trên ứng dụng của mạng rút trích đặc trưng khung xương.
- Xây dựng chương trình nhận dạng thời gian thực dựa trên mô hình nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu đã xây dựng.
- Đánh giá mô hình, kết luận và đề ra hướng phát triển.

5. Ngày giao nhiệm vụ luận văn: **24/08/2019**

6. Ngày hoàn thành nhiệm vụ: **18/12/2019**

7. Họ và tên người hướng dẫn:

Phân hướng dẫn

PGS.TS Hà Hoàng Kha

100%

BM Viễn Thông, Khoa Điện - Điện Tử

Nội dung và yêu cầu LVTN đã được thông qua Bộ Môn.

Tp.HCM, ngày 23 tháng 12 năm 2019

CHỦ NHIỆM BỘ MÔN

NGƯỜI HƯỚNG DẪN CHÍNH

PHẦN DÀNH CHO KHOA, BỘ MÔN:

Người duyệt (chấm sơ bộ):.....

Đơn vị:.....

Ngày bảo vệ :

Điểm tổng kết:

Nơi lưu trữ luận văn:

Lời cảm ơn

Trong thời gian thực hiện luận án này, em đã nhận được sự hỗ trợ nhiệt tình, hướng dẫn tận tình và những lời động viên tích cực từ các giảng viên, bạn bè và gia đình. Nhờ những sự giúp đỡ đó, em đã hoàn thành được luận án như mục tiêu đã đặt ra. Những lời giảng dạy quý báu, không những về mặt kiến thức mà còn về đạo đức làm người của các quý thầy cô sẽ là hành trang cho con đường tương lai của các thế hệ sinh viên.

Đặc biệt em xin gửi đến thầy Hà Hoàng Kha, giảng viên hướng dẫn trực tiếp đề tài, lời biết ơn sâu sắc. Thầy đã dành thời gian quý báu để gấp gối, thảo luận và rèn luyện chúng em khả năng giải quyết vấn đề. Thầy là người đã theo倜傥 bước đi trong quá trình nghiên cứu luận văn, tận tình chỉ bảo, hướng dẫn chúng em từ khi làm đề cương, thực tập cho đến luận văn. Ngoài những kiến thức chuyên ngành, chúng em còn nhận được những lời khuyên, kinh nghiệm quý giá trong học tập và nghiên cứu từ thầy.

Xin gửi lời cảm ơn đến "Giáo Dục Sáng Tạo" là tổ chức đã xây dựng nên bộ từ điển ngôn ngữ ký hiệu Việt Nam (<https://tudienngonngukyhieu.com/>). Từ điển đã là nguồn dữ liệu cũng như tư liệu tham khảo quý giá giúp quá trình nghiên cứu luận văn được thực hiện thuận lợi.

Xin gửi lời cảm ơn đến các bạn bè đã dành công sức hỗ trợ mình từ việc thu thập dữ liệu đến động viên tinh thần cho mình trong những lúc khó khăn.

Con cũng xin gửi lời cảm ơn chân thành đến cha mẹ đã động viên và tạo điều kiện tốt nhất để con có thể chuyên tâm học tập và nghiên cứu luận văn.

Cuối cùng, xin chân thành cảm ơn quý thầy cô và các bạn đã dành thời gian đọc luận văn này. Mặc dù đã cố gắng trong phạm vi và khả năng cho phép, nhưng luận văn không thể tránh khỏi những thiếu sót, rất mong được sự góp ý của quý thầy cô và các bạn.

Tp.Hồ Chí Minh, ngày 23 tháng 12 năm 2019

Sinh viên

Nguyễn Thành Đạt

Lời cam đoan

Tôi tên: Nguyễn Thành Đạt là sinh viên chuyên ngành Điện tử - Viễn thông khóa 2015 tại Đại học Quốc gia thành phố Hồ Chí Minh – Trường Đại học Bách Khoa. Tôi xin cam đoan Tôi xin cam đoan những nội dung sau đều là sự thật:

- Luận văn tốt nghiệp "Nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu cho người khiếm thính sử dụng kỹ thuật học sâu: tách và phân tích đặc trưng khung xương trên video RGB" hoàn toàn do chính tôi thực hiện.
- Các tài liệu và trích dẫn trong luận văn này được tham khảo từ các nguồn thực tế, có uy tín và độ chính xác cao.
- Các số liệu và kết quả của công trình này được tôi tự thực hiện một cách độc lập và trung thực.

Nếu không thực hiện đúng các cam kết trên, tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm trước kỷ luật của nhà trường cũng như pháp luật Nhà nước.

Sinh viên thực hiện

Tóm tắt

Trong luận văn này, em đã thực hiện viết ứng dụng realtime nhận diện được một số từ ngữ thông dụng trong ngôn ngữ ký hiệu của người khiếm thính Việt Nam trong giao tiếp. Ứng dụng được xây dựng với mục đích giúp cho người khiếm thính giao tiếp dễ dàng hơn với người bình thường khi họ không hiểu ngôn ngữ ký hiệu của người khiếm thính.

Bởi những phát triển trong học máy và học sâu gần đây, đã giúp con người giải quyết được những bài toán thực tế mà trước đây tưởng chừng như máy tính không thể làm được. Trong ứng dụng này em đã sử dụng một trong các phương pháp học máy đó để giải quyết bài toán nhận diện ngôn ngữ ký hiệu cho người khiếm thính Việt Nam. Phương pháp nhận diện mà em tài sử dụng chia làm 2 bước chính. Đầu tiên từ hình ảnh RGB có chứa hình ảnh người khiếm thính đang diễn tả một từ ngữ do camera truyền vào. Ứng dụng sử dụng một mạng CNN dựa trên mạng mobilenet_v2 để ước lượng tư thế con người (pose estimate). Mô hình sẽ dự đoán ra các vector đặc trưng khung xương (SJM), là tọa độ các điểm khớp xương trên ảnh 2D (tổng cộng có 18 khớp xương ban đầu). Sau đó các vector đặc trưng này được xử lý đưa vào một mạng DNN để từ đó phân loại ra các hành động diễn tả từ ngữ mà mạng đã học được. Cuối cùng, ứng dụng xuất ra từ ngữ mà người đứng trước camera muốn diễn tả ra màn hình. Điểm quan trọng là mô hình này có thể xử lý đồng thời đối với nhiều người trong khung hình cùng một lúc. Ngoài ra ứng dụng còn sử dụng giải thuật Deep Sort để theo dõi từng người trong khung hình và các từ ngữ mà từng người diễn đạt. Ứng dụng tương tác với người sử dụng qua giao diện được viết bằng thư viện PyQt5.

Phương pháp nhận diện dựa vào trích xuất đặc trưng khung xương là một phương pháp được sử dụng nhiều trong nhận dạng hành động, nhận dạng dáng đi và nhiều bài toán khác. Điểm hay của phương pháp này là việc trích xuất khung xương đã khái quát gần như toàn bộ tư thế và hành động và tư thế mà con người diễn tả. Việc này còn làm giảm số chiều dữ liệu so với việc từ một hình ảnh RGB đưa vào để phân loại ra từ ngữ gì. Việc còn lại chỉ cần phân loại hành động dựa trên đặc trưng đã được trích xuất bằng một mạng DNN cấu trúc nhỏ. Việc này giúp tăng tốc độ xử lý của ứng dụng lên để đáp ứng được việc xử lý realtime. Các kết quả thực nghiệm thu được từ hệ thống cho thấy tỷ lệ nhận dạng cao và tốc độ đáp ứng đủ nhanh cho hoạt động chế độ thời gian thực.

ABSTRACT

In this thesis, I have implemented realtime application to identify some common words in the sign language of Vietnamese deaf people in communication. The application was built with the purpose of helping the hearing impaired to communicate more easily with ordinary people when they are not fond of the sign language of the hearing impaired.

Because of recent developments in machine learning and deep learning, it has helped people solve real-world problems that previously seemed impossible to computers. In this application, I used one of the machine learning methods to solve the problem of sign language recognition for Vietnamese deaf people. The recognition method that the project uses is divided into 2 main steps. First from the RGB image contains the image of the hearing impaired expressing a word transmitted by the camera. The application uses a CNN network based on the mobilenet_v2 network to estimate the pose of a person (pose estimate). The model predicts the "skeleton joints mapping" (SJMs), which are the coordinates of the joint points on the 2D image (a total of 18 initial joints). These feature vectors are then processed into a DNN network, which then categorizes the descriptive actions the network has learned. Finally, the application outputs the words that the person in front of the camera wants to describe to the screen. The important point is that this model can handle many people in the frame simultaneously. In addition, the application also uses the Deep Sort algorithm to track each person in the frame and the words that each person expresses. The application interacts with the user through the interface written in the PyQt5 library.

The identification method based on skeletal feature extraction is a method that is used a lot in action recognition, gait identification and many other problems. The beauty of this method is that the extraction of the skeleton has generalized almost the entire posture and action and posture that people describe. This also reduces the number of data dimensions compared to what an RGB image is inserted to sort out. The rest just needs to classify the action based on the feature extracted by a small structured DNN network. This increases the speed of the application to meet realtime processing. Experimental results obtained from the system show that the recognition rate is high and the response speed is fast enough for real-time mode operation.

Mục lục

LỜI CẢM ƠN	i
LỜI CAM ĐOAN	ii
TÓM TẮT	iii
MỤC LỤC	v
DANH SÁCH HÌNH VẼ	viii
DANH SÁCH BẢNG	xii
DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT	xiii
1 TỔNG QUAN	1
1.1 Đặt vấn đề	1
1.2 Những nghiên cứu liên quan	2
1.3 Mục tiêu của luận văn	3
1.4 Nội dung luận văn	4
1.5 Bố cục trình bày	5
2 CƠ SỞ LÝ THUYẾT	7
2.1 MẠNG NEURAL NETWOK	7
2.1.1 Hoạt động của các neuron sinh học	7
2.1.2 Perceptron	8
2.1.3 Kiến trúc mạng Neuron Network	10
2.1.4 Hoạt động của mạng	11
2.1.5 Quá trình huấn luyện một mạng NN	13
2.2 Mạng Convolutional Neural Network (CNN)	22
2.2.1 Phép Tính Convolution	23

2.2.2	Phép convolution trong mạng Neuron Network	26
2.2.3	Batch-Norm	31
2.2.4	Pooling layer	33
2.2.5	Drop-Out	35
2.2.6	Fully connected layer (Dense layer)	36
2.2.7	Hàm Softmax	36
2.3	Kết luận	38
3	ƯỚC TÍNH ĐẶC TRƯNG KHUNG XƯƠNG TỪ ẢNH RGB	39
3.1	ƯỚC TÍNH DỰA TRÊN CẢM BIẾN KINECT	39
3.1.1	Giới thiệu camera cảm biến độ sâu Kinect của Microsoft	39
3.1.2	Cơ chế trích xuất SJM từ Kinect	41
3.2	ƯỚC TÍNH TỪ ẢNH 2D DỰA TRÊN MẠNG NEURAL NETWORK	43
3.2.1	Tổng quan phương pháp	43
3.2.2	Giải thích các phần	45
3.2.3	Cách thức hoạt động	47
3.2.4	Phân tích nhiều người sử dụng PAFs	51
3.2.5	Kết quả áp dụng	54
3.3	Kết luận	55
4	XÂY DỰNG MẠNG NEURON NHẬN DẠNG NGÔN NGỮ KÝ HIỆU	57
4.1	Tổng quan	57
4.2	Thu thập dữ liệu	58
4.3	Xử lý dữ liệu đầu vào	61
4.3.1	Loại bỏ các phần SJM dư thừa	61
4.3.2	Chuẩn hóa SJM để phân loại đặc trưng	62
4.4	Cấu trúc mạng neural network xây dựng	67
4.5	Huấn luyện mạng	68
4.5.1	Gradient Descent	68
4.5.2	Stochastic Gradient Descent	70
4.5.3	Điều kiện dừng	70
4.5.4	Áp dụng vào bài toán	71
4.6	Kết quả	74
5	Giải thuật Deep Sort theo dõi từng người trong khung hình	75
5.1	Lý thuyết thuật toán	76
5.1.1	Xử lý theo dõi và ước tính trạng thái	76

5.1.2	Bài toán Assignment	77
5.1.3	Matching cascade	78
5.2	Kết quả	78
6	THỰC NGHIỆM KẾT QUẢ VÀ ĐÁNH GIÁ	81
6.1	Thực hiện phần mềm nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu	81
6.2	Kết quả	83
6.3	Dánh giá	85
6.3.1	Dánh giá mô hình nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu	85
6.3.2	Dánh giá khả năng hoạt động của ứng dụng	87
7	KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN	89
7.1	Kết luận	89
7.2	Hướng phát triển	91
PHỤ LỤC		93
TÀI LIỆU THAM KHẢO		101

Danh sách hình vẽ

1.1	Thứ tự hoạt động mô hình nhận dạng	5
2.1	Cấu trúc một tế bào thần kinh (Nguồn: https://askabiologist.asu.edu)	8
2.2	Perceptron	8
2.3	Một neuron cơ bản	9
2.4	Đồ thị các hàm kích hoạt	10
2.5	Mạng Neural Network cơ bản	10
2.6	Mô hình neural network	12
2.7	Feedforward	14
2.8	Đường màu đỏ cho $w_{11}^{(1)}$, đường màu xanh cho x_1	20
2.9	backpropagation tác động trong lớp ẩn	21
2.10	Feedforward và Backpropagation	22
2.11	Ví dụ mô hình 1 mô hình convolutional neural network (LeNet-5 [1])	23
2.12	Phép tính Convolution	24
2.13	Convolution feature map có kích thước nhỏ hơn ma trận ban đầu	24
2.14	Ma trận X có viền 0 bên ngoài	25
2.15	$stride = 1, padding = 1$	25
2.16	$padding = 1, stride = 2$	26
2.17	Phép tính convolution trên ảnh màu với $k=3$	27
2.18	Tensor X và W 3 chiều được viết dưới dạng 3 matrix.	28

2.19	Thực hiện phép tính convolution trên ảnh màu	29
2.20	Convolutional layer đầu tiên	30
2.21	Convolutional layer tổng quát	30
2.22	Phép biến đổi back normalization [2]	32
2.23	Phép Pooling với $stride = 2, padding = 0$	33
2.24	Kết quả sau khi qua pooling layer 2x2	34
2.25	Max pooling và average pooling	34
2.26	Minh họa phương pháp Drop-Out	35
2.27	Phép Flatten biến tensor về 1 vector	36
2.28	Một số ví dụ về đầu vào và đầu ra của hàm softmax	37
3.1	Camera cảm biến độ sâu Kinect (Nguồn : https://www.ifixit.com)	40
3.2	Ảnh độ sâu từ Kinect (Nguồn : https://www.zonetigger.com/)	41
3.3	Sơ đồ khối thuật toán trích xuất SJM của thiết bị Kinect	42
3.4	Khung xương được trích xuất từ Kinect	43
3.5	Tổng quan phương pháp	44
3.6	Kiến trúc của CNN nhiều giai đoạn từ phiên bản tạp chí của OpenPose	46
3.7	Kiến trúc của mạng CNN nhiều bước 2 nhánh	48
3.8	Những cfm của cổ tay phải(hàng trên) và những PAF (hàng dưới) của cánh tay phải qua các bước.	49
3.9	Phương pháp lấy giá trị max những cfm	50
3.10	Những chiến lược liên kết bộ phận	51
3.11	Kết quả ước tính tọa độ khung xương từ mạng NN	55
4.1	Sơ đồ khớp xương xuất ra từ mạng ước tính tư thế	59
4.2	Giao diện thu thập dữ liệu(khi bắt đầu ghi dữ liệu)	60
4.3	Sơ đồ một SJM sau khi loại bỏ các phần không cần thiết	62

4.4	SJM sau khi đã được chuẩn hóa	65
4.5	Dữ liệu khớp xương sau khi đã được chuẩn hóa	66
4.6	Các thông số của mạng DNN	67
4.7	So sánh Gradient Descent với các hiện tượng vật lý	69
4.8	Accuracy của tập train và validate	73
4.9	Loss của tập train và validate	73
5.1	Thuật toán Deep Sort	76
5.2	Kết quả Deep Sort	79
6.1	Thư viện hỗ trợ Keras	82
6.2	Giao diện phần mềm nhận dạng - Mode "Skeleton detection"	83
6.3	Giao diện phần mềm nhận dạng - Mode "Tracking"	84
6.4	Giao diện phần mềm nhận dạng - Mode "Recognize"	84
6.5	Kết quả nhận dạng đối với nhiều người	85
6.6	Confusion matrix của 16 lớp phân loại	87
7.1	Mô hình ước tính tư thế mà luận văn hướng tới nguồn: thư viện openpose .	92
7.2	Ký hiệu "xin chào"	93
7.3	Ký hiệu "Tôi"	93
7.4	Ký hiệu "thành phố"	94
7.5	Ký hiệu "vui vẻ"	94
7.6	Ký hiệu "ăm em"	95
7.7	Ký hiệu "Sài Gòn"	95
7.8	Ký hiệu "đi bộ"	96
7.9	Ký hiệu "mùa màng"	96
7.10	Ký hiệu "đói bụng"	97

7.11 Ký hiệu "Yêu"	97
7.12 Ký hiệu "ăn"	98
7.13 Ký hiệu "biểu quyết"	98
7.14 Ký hiệu "đứng yên"	99
7.15 Ký hiệu "hở"	99
7.16 Ký hiệu "rộng"	100
7.17 Ký hiệu "Vĩnh Long"	100

Danh sách bảng

4.1	Các khớp xương được dự đoán từ mạng ước tính khung xương	59
4.2	Các khớp xương được giữ lại	61
4.3	Đặt tên các SJM từ → J	63

Danh mục từ viết tắt và các thuật ngữ tiếng anh

NN	Neural Network	Mạng thần kinh
CNN	Convolutional Neural Networks	Mạng neuron tích chập
DNN	Deep Neural Network	Mạng thần kinh sâu
HMM	Hidden Markov Model	Mô hình Markov ẩn
DL	Deep Learning	Học sâu
GD	Gradient Descent	Giảm theo gradient(tạm dịch)
SGD	Stochastic Gradient Descent	Giảm theo gradient ngẫu nhiên(tạm dịch)
RGB	red green blue	3 kênh màu đỏ, xanh, vàng
SJM	Skeleton Joints Mapping	Vector đặc trưng mang hình dáng của khung xương con người
SJM-J	Skeleton Joints Mapping-Joint	Điểm khớp xương trong SJM
AF	Affinity Field	Trường tương đồng (tạm dịch)
PAF	Part Affinity Field	Trường tương đồng một phần (tạm dịch)
CFM	Confidence Map	Bản đồ tự tin(tạm dịch)
2D	2-dimensional	2 chiều
3D	3-dimensional	3 chiều
-	pose estimate	ước tính tư thế
-	bottom-up	từ dưới lên (tạm dịch)
-	realtime	thời gian thực
-	loss function	hàm lỗi, hàm mất mát
-	greedy algorithm	thuật toán tham lam
-	greedy inference	suy luận tham lam

Chương 1

TỔNG QUAN

Nội dung chương đặt vấn đề tổng quan bài toán nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu hiện nay và một số các công trình nghiên cứu về nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu đã công bố trong nước và quốc tế. Từ đó đưa ra lý do chọn đề tài nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu, giới thiệu về công cụ hỗ trợ cũng như mục tiêu, nhiệm vụ của đề tài cần tập trung giải quyết. Ngoài ra, chương mở đầu cũng giới thiệu phương pháp xử lý đề tài luận văn và trình bày bối cảnh nội dung trình bày xuyên suốt bài báo cáo.

1.1 Đặt vấn đề

Khiếm thính là trình trạng một người có thính giác kém, không nghe được những âm thanh, tiếng nói mà một người bình thường có thể nghe được. Theo số liệu thống kê năm 2014 của Trung tâm nghiên cứu Giáo dục đặc biệt (Viện Khoa học GD Việt Nam), Việt Nam có khoảng 7 triệu người khuyết tật, trong đó có hơn 1 triệu người khiếm thính. Do khả năng nghe bị suy giảm nên việc giao tiếp bằng lời nói ở cộng đồng người khiếm thính và với người bình thường như là không thể. Để thay thế cho việc giao tiếp bằng tiếng nói, “ngôn ngữ ký hiệu” được ra đời nhằm phục vụ việc giao tiếp trực tiếp mà không cần thông qua lời nói.

Ngôn ngữ ký hiệu hay ngôn ngữ dấu hiệu, thủ ngữ là ngôn ngữ dùng những biểu hiện của bàn tay thay cho âm thanh của tiếng nói. Ngôn ngữ ký hiệu do người khiếm thính tạo ra nhằm giúp họ có thể giao tiếp với nhau trong cộng đồng của mình và tiếp thu tri thức của xã hội. Ngôn ngữ ký hiệu không như chữ viết tay hay lời nói có một cách thức và ngữ

pháp cụ thể, ký hiệu rõ ràng để có thể mô hình hóa được. Để sử dụng ngôn ngữ ký hiệu, người giao tiếp cần thể hiện cử chỉ bằng cả bàn tay và cánh tay, kết hợp với điệu bộ của cơ thể để có thể diễn tả ý nghĩa mong muốn. Tuy được cộng đồng người khiếm thính sử dụng phổ biến nhưng đối với người bình thường, hầu như đa số đều không hiểu ngôn ngữ ký hiệu. Ngoài ra, ngôn ngữ ký hiệu giữa các nước trên thế giới, thậm chí giữa các vùng miền ở Việt Nam cũng có sự khác nhau. Việc này khiến cho việc giao tiếp của người khiếm thính gặp rất nhiều khó khăn. Vì vậy một hệ thống nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu tự động phiên dịch sang tiếng nói giúp người khiếm thính hòa nhập cộng đồng là thật sự cần thiết.

Với những lý do đó, trong đề cương này xin trình bày một mô hình nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu qua phân tích hình ảnh từ camera RGB. Hệ thống này có khả năng quan sát, phát hiện con người và nhận diện từ ngữ ký hiệu mà người khiếm thính đứng trước camera muốn diễn đạt.

1.2 Những nghiên cứu liên quan

Lĩnh vực xử lý, phân loại, nhận diện ngôn ngữ ký hiệu rất rộng và phức tạp do tính phong phú của chữ cái, câu từ và đặc tính không cấu trúc của các hành động con người. Các hướng phát triển trong lĩnh vực này rất tiềm năng và bùng nổ trong những năm gần đây.

Trên thế giới, đã có nhiều nghiên cứu phát triển các dịch vụ thông dịch ngôn ngữ ký hiệu và các sản phẩm công nghệ nhằm hỗ trợ người khiếm thính trong giao tiếp xã hội. Một số sản phẩm nổi bật như găng tay chuyển đổi ngôn ngữ ký hiệu thành giọng nói [3], các phần mềm dịch từ văn bản/ giọng nói sang ngôn ngữ ký hiệu hay các từ điển tra cứu ngôn ngữ ký hiệu online [4]. Một số tác giả cũng đã nghiên cứu sử dụng thiết bị Kinect trong việc nhận dạng các con số và các ký tự chữ cái theo ký hiệu ngôn ngữ người câm [5], tuy nhiên việc nhận dạng là dựa trên ảnh tĩnh chưa có những giải pháp nhận dạng ảnh động theo như các ký hiệu ngôn ngữ tiếng Việt.

Ở các nước, các nhà nghiên cứu đã tiếp cận bài toán nhận dạng cử chỉ bàn tay theo rất nhiều hướng khác nhau như dựa vào màu sắc bàn tay, hình dáng bàn tay hay công trình của Viola & Jones dùng các đặc trưng Haarlike.

Ngoài ra, lĩnh vực nhận diện cử chỉ của con người được quan tâm và nghiên cứu trong

rất nhiều năm từ năm 1992 [6] với giải thuật HMM của Junji YAMATO cho đến những năm gần đây, sử dụng phương pháp SVM cục bộ của Christian Schudlt vào năm 2004 [7], và các phương pháp khác như: giải thuật khung xương [8], [9], [10]. Các bài khảo sát chi tiết có thể được tìm thấy ở [11] khảo sát cách thức nhận diện hành động con người và đưa ra chi tiết nhiều bài báo có thể tham khảo.

Ngoài ra còn tham khảo một số luận văn của các sinh viên khóa trước như đề tài "Nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu cho người câm" - Bùi Văn Phúc, Huỳnh Châu Thịnh. Đề tài sử dụng cảm biến Kinect để xác định hình dáng khung xương và giải thuật HMM để dự đoán từ ngữ.

Qua các nghiên cứu được tìm hiểu, có thể xem xét một số phương pháp rất hay có khả năng áp dụng cao:

- Xây dựng mô hình 3D dựa vào nhiều camera ở các vị trí khác nhau [12]
- Nhận diện hành động con người dựa trên mô tả các đặc trưng góc 3D [13]
- Sử dụng nhiều thiết bị cảm biến chuyển động được gắn trên người [14]

Mặc dù đã được nghiên cứu trong thời gian dài, tuy nhiên do đặc điểm của việc nhận dạng hành động con người rất phức tạp và không có một cấu trúc rõ ràng dẫn đến việc rất khó áp dụng cho thực tế hoặc một lĩnh vực rộng rãi.

1.3 Mục tiêu của luận văn

Để có thể thực hiện việc nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu, cần xác định được phương pháp thực hiện, lựa chọn các giải thuật hợp lý phù hợp với điều kiện thực tế và khả năng có thể ứng dụng cao nhất. Phương án thực hiện được lựa chọn ban đầu có 3 phương án:

Phương án 1: sử dụng thiết bị kinect để trích xuất hình dáng khung xương sau đó nhận dạng ngôn ngữ ideoký hiệu bằng thuật toán Hidden Markov Model từ chuỗi ký tự khung xương được trích xuất ra.

Phương án 2: Thực hiện xây dựng mạng kết hợp Convolutional Neural Network kết hợp với Long Short Term Memory để nhận dạng hành động từ video.

Phương án 3: Trích xuất hình dáng khung xương từ từng frame ảnh 2D bằng mạng CNN để xuất ra tọa độ khung xương trên hệ tọa độ 2D. Sử dụng một mạng Deep neural network để nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu từ chuỗi khung xương đó.

Ở phương án 1 việc sử dụng thiết bị kinect sẽ là quá cồng kềnh để có thể mang theo, và sử dụng trong dời sống hàng ngày. Mô hình HMM có thể là một mô hình máy học cổ điển, còn nhiều nhược điểm hơn so với các mô hình mới hiện nay. Ở phương án 2, để phân loại hành động, cần có tập dữ liệu lớn vì với mỗi góc nhìn khác nhau sẽ cho ra một ảnh khác nhau và với cùng một hành động sẽ cho ra những đặc trưng khác nhau, như vậy sẽ khó để có thể xây dựng mô hình này. Phương án 3 được chọn vì có nhiều ưu điểm hơn phương án 1 và 2. Vì tính khả thi có thể ứng dụng được trên các thiết bị có camera mà người sử dụng có thể mang đi như điện thoại thông minh.

Ứng dụng hướng tới hỗ trợ cộng đồng người khiếm thính trong giao tiếp thường ngày nên việc đầu tiên cần hướng đến là tính tiện lợi và dễ sử dụng. Vì vậy thiết bị giúp hỗ trợ người khiếm thính cần có thể dễ dàng mang đi gọn nhẹ. Do đó mục tiêu luận văn hướng đến là thực hiện phần mềm để có thể hoạt động trên điện thoại thông minh.

1.4 Nội dung luận văn

Nội dung luận văn sẽ hướng đến xây dựng phần mềm nhận diện một số từ ngữ trong bộ ngôn ngữ ký hiệu của người khiếm thính ở TP.HCM. Các nội dung này sẽ sắp xếp xoay quanh theo thứ tự hoạt động của mô hình nhận diện ngôn ngữ ký hiệu được xây dựng trong luận văn. Mô hình hoạt động theo các bước như sau:

- Ban đầu từ camera RGB, ảnh được xử lý qua mạng ước tính tư thế khung xương để xác định các vector đặc trưng khung xương của từng người (SJM).
- Sau đó các SJM được xử lý qua các bước loại bỏ khớp xương không cần thiết, chuẩn hóa tọa độ khớp xương.
- Tiếp theo các SJM sau xử lý được đưa qua mạng NN để phân loại ra tư thế đó thuộc lớp nào.
- Cuối cùng sử dụng giải thuật Deep Sort để theo dõi từng từ ngữ diễn đạt của mỗi người.

- Ứng dụng tương tác với người sử dụng qua giao diện được viết bằng thư viện PyQt5.

Tổng quan, phần mềm nhận diện sẽ hoạt động theo các bước trong sơ đồ hình 1.1.



Hình 1.1: Thú tự hoạt động mô hình nhận dạng

1.5 Bố cục trình bày

Toàn bộ nội dung của luận văn sẽ đi theo bố cục chặt chẽ theo thứ tự các bước mà luận văn đã nghiên cứu và thực hiện. Các nội dung chính của luận văn sẽ được chia thành các chương cụ thể để có thể dễ dàng xem xét, và nắm bắt vấn đề. Tại mỗi chương sẽ trình bày cụ thể từ lý thuyết của chương đó cho đến cụ thể các bước thực hiện cũng như kết luận từng chương.

Bố cục của luận văn sẽ được trình bày theo trình tự và những nội dung được khái quát như sau:

- **Chương 1:** Giới thiệu chung về ngôn ngữ ký hiệu; Các nghiên cứu về nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu; sơ lược mục tiêu, tổng quan và cấu trúc các phần của luận văn.
- **Chương 2:** Trình bày lý thuyết về học sâu, các thuật toán huấn luyện mạng và mạng mobile net.
- **Chương 3:** Giới thiệu các nghiên cứu về ước lượng đặc trưng khung xương; Cách thức hoạt động của mạng ước tính đặc trưng khung xương mà luận văn sử dụng .
- **Chương 4:** Trình bày về mạng neural network được luận văn xây dựng để phân loại các từ trong ngôn ngữ ký hiệu; Cách xử lý dữ liệu đầu vào của mạng và cách huấn luyện mạng.
- **Chương 5:** Trình bày giải thuật Deep Sort dùng để theo dõi từng người trong khung hình.
- **Chương 6:** Xây dựng ứng dụng nhận diện dựa trên mô hình đã huấn luyện. Các thử nghiệm, kết quả và đánh giá mô hình.
- **Chương 7:** Trình bày kết luận và các hướng phát triển đề hoàn thiện đề tài.

Chương 2

CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1 MẠNG NEURAL NETWORK

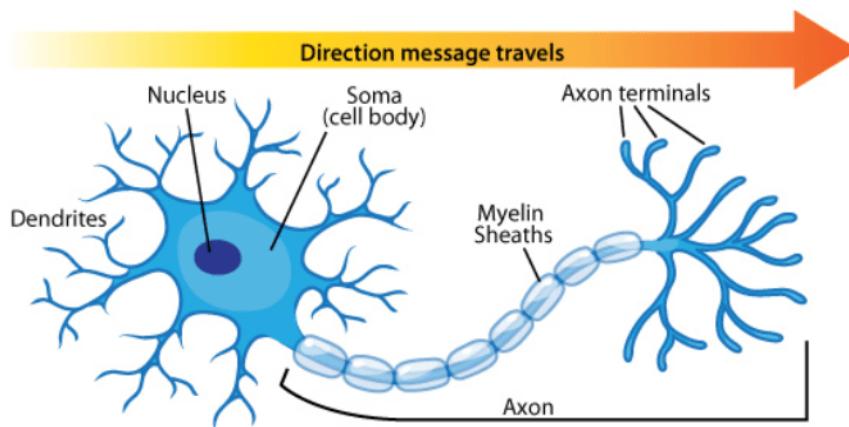
Mạng nơron nhân tạo (Neural Network - NN) là một mô hình tính toán được lấy cảm hứng từ các mạng neuron sinh học trong não người để xử lý thông tin. Kết hợp với các kỹ thuật học sâu khác (Deep Learning - DL), NN trở thành một công cụ hiệu quả và có nhiều kết quả đột phá cho nhiều bài toán khó như nhận dạng ảnh, nhận dạng giọng nói trong lĩnh vực thị giác máy tính và xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Trong chương này, luận văn sẽ trình bày các lý thuyết cơ bản của mạng NN từ các thành phần cơ bản, kiến trúc mạng đến các kỹ thuật huấn luyện (training) một mạng NN.

2.1.1 Hoạt động của các neuron sinh học

Neuron là đơn vị cơ bản cấu tạo hệ thống thần kinh và là một phần quan trọng nhất của não. Não chúng ta gồm khoảng 10 triệu neuron và mỗi neuron liên kết với khoảng 10.000 neuron khác.

Ở mỗi neuron có phần thân (soma) chứa nhân, các tín hiệu đầu vào qua sợi nhánh (dendrites) và các tín hiệu đầu ra qua sợi trực (axon) kết nối với các neuron khác. Hiểu đơn giản mỗi neuron nhận dữ liệu đầu vào qua sợi nhánh và truyền dữ liệu đầu ra qua sợi trực, đến các sợi nhánh của các neuron khác.

Neuron Anatomy

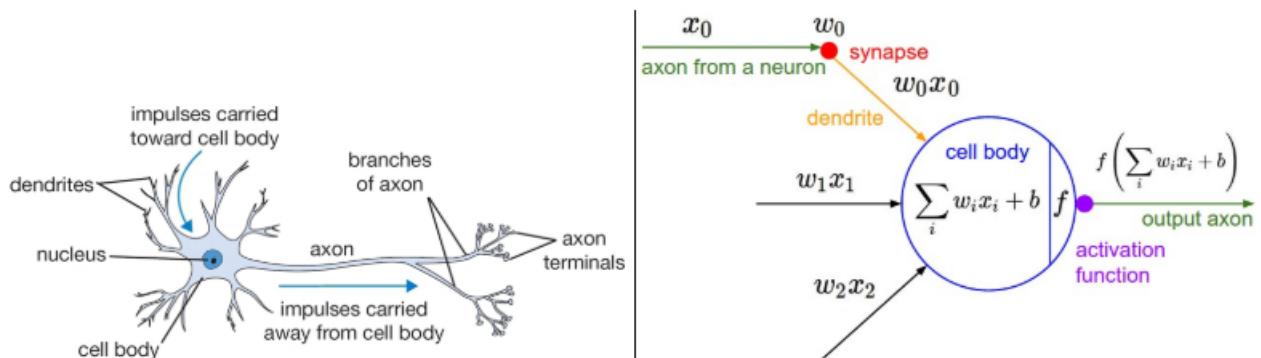


Hình 2.1: Cấu trúc một tế bào thần kinh

(Nguồn: <https://askabiologist.asu.edu>)

Mỗi neuron nhận xung điện từ các neuron khác qua sợi nhánh. Nếu các xung điện này đủ lớn để kích hoạt neuron, thì tín hiệu này đi qua sợi trực đến các sợi nhánh của các neuron khác. Mạng neuron cần quyết định có kích hoạt neuron đấy hay không.

2.1.2 Perceptron

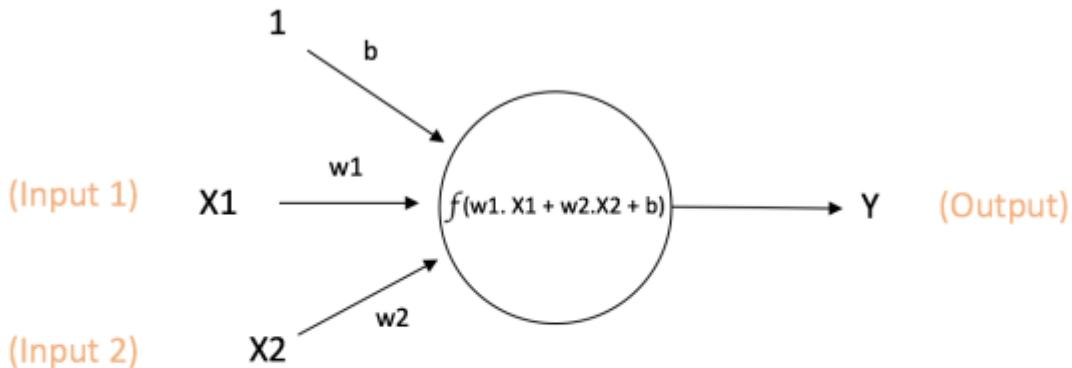


A cartoon drawing of a biological neuron (left) and its mathematical model (right).

Hình 2.2: Perceptron

Lấy ý tưởng từ neuron sinh học, neuron nhân tạo với tên gọi perceptron cũng hoạt động theo cách gần giống với neuron sinh học để tạo thành một mạng thần kinh nhân tạo cho máy tính.

Đơn vị tính toán cơ bản trong một mạng NN được gọi là perceptron (hình 2.2) và thường được gọi là **node** hay **unit**. Một node nhận các đầu vào từ các nodes khác hoặc từ nguồn bên ngoài, sau đó tính toán tạo ra giá trị ngõ ra. Mỗi ngõ vào có một trọng số liên kết và giá trị này biểu thi mức độ liên quan giữa node hiện tại và node trước nó. Node áp dụng một hàm f (được giới thiệu ở nội dung bên dưới) vào tổng các đầu vào và trọng số để tạo giá trị ngõ ra. Hình 2.3 miêu tả chi tiết một neuron và các hoạt động của nó.



$$\text{Output of neuron} = Y = f(w_1 \cdot X_1 + w_2 \cdot X_2 + b)$$

Hình 2.3: Một neuron cơ bản

Node trong hình 2.3 có hai đầu vào **Input 1** và **Input 2** có giá trị tương ứng X_1 và X_2 , trọng số là w_1 và w_2 . Ngoài ra, có một đầu vào khác với giá trị **1** và trọng số b (được gọi là bias). Ngõ ra của node là Y được tính toán như hình 2.3. Hàm f là hàm phi tuyến tính và được gọi là hàm kích hoạt (Activation Function). Đặc tính phi tuyến tính của hàm kích hoạt giúp mạng NN có thể "học" những dữ liệu thực trọng tự nhiên và hầu hết chúng đều có tính chất phi tuyến.

Các hàm kích hoạt thường được sử dụng trong thực tế:

- **Sigmoid:** lấy giá trị ngõ vào thực và ép nó nằm trong giới hạn $[0, 1]$.

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.1)$$

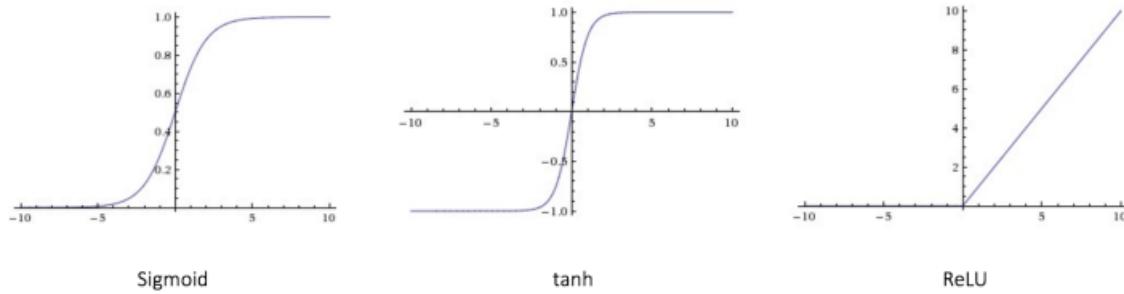
- **Tanh:** lấy giá trị ngõ vào thực và ép nó nằm trong giới hạn $[-1, 1]$.

$$\tanh(x) = 2\sigma(2x) - 1 \quad (2.2)$$

- **ReLU:** lấy giá trị ngõ vào thực và lấy ngưỡng ở 0 (thay thế các giá trị âm bằng 0 hoặc giá trị rất nhỏ).

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.3)$$

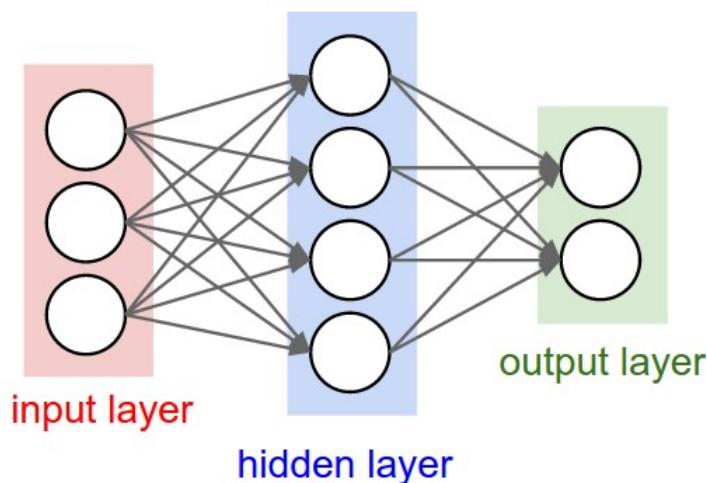
Đồ thị các hàm kích hoạt được mô tả trong hình 2.4.



Hình 2.4: Đồ thị các hàm kích hoạt

2.1.3 Kiến trúc mạng Neuron Network

Một mạng NN được xây dựng gồm nhiều lớp (layer). Mỗi lớp được cấu thành từ nhiều node cơ bản (đã trình bày trong mục 2.1.2). Ngõ ra của các node ở lớp phía trước là ngõ vào của các node lớp sau, chúng được gọi là các liên kết (connection) và tương ứng với các trọng số khác nhau.



Hình 2.5: Mạng Neural Network cơ bản

Một mạng NN cơ bản sẽ có 3 tầng (minh họa trong hình 2.5):

- **Tầng vào (input layer):** Là tầng bên trái cùng của mạng thể hiện cho các đầu vào của mạng.
- **Tầng ra (output layer):** Là tầng bên phải cùng của mạng thể hiện cho các đầu ra của mạng.
- **Tầng ẩn (hidden layer):** Là tầng nằm giữa tầng vào và tầng ra thể hiện cho việc suy luận logic của mạng.

Một mạng NN chỉ có một tầng vào và một tầng ra, nhưng có thể có nhiều tầng ẩn. Số lượng tầng ẩn phụ thuộc vào độ phức tạp của bài toán được mạng NN giải quyết và được thiết kế dựa trên kinh nghiệm của người xây dựng mạng.

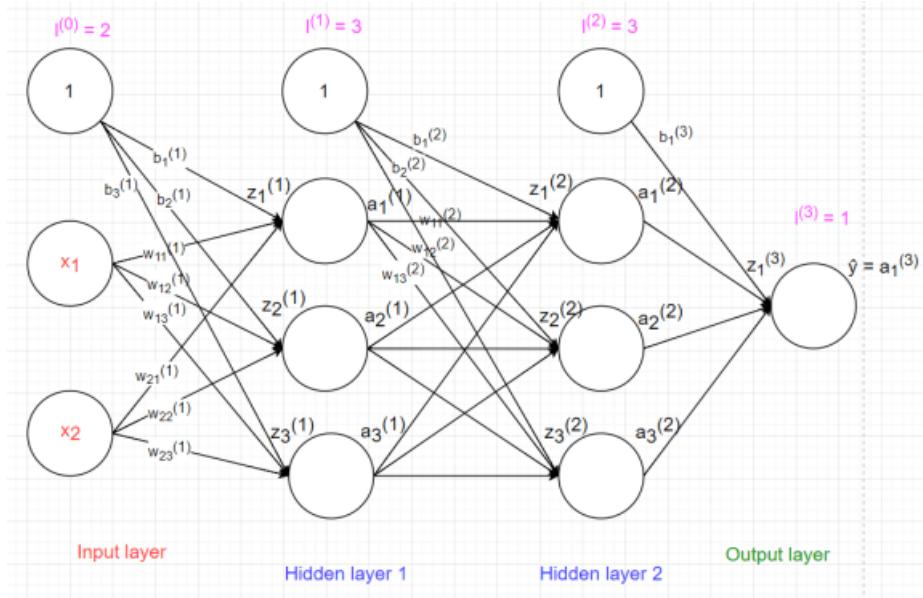
2.1.4 Hoạt động của mạng

Tín hiệu đầu vào (gồm các thông tin cần dự đoán) sẽ được truyền từ input layer. Sau đó được tính toán qua các hidden layer bởi các nodes. Cuối cùng output layer sẽ thực hiện việc dự đoán và phân loại.

Mỗi node trong hidden layer và output layer sẽ thực hiện các công việc sau:

- Liên kết với tất cả các node ở layer trước đó với các hệ số w riêng.
- Mỗi node có 1 hệ số bias b riêng.
- Diễn ra 2 bước: tính tổng linear và áp dụng activation function đưa ra output của node.

Để hiểu rõ ràng nhất, ta đi sâu vào các tính toán trong một mạng NN cụ thể như hình 2.6.



Hình 2.6: Mô hình neural network

Mô hình neural network trên gồm 3 layer. Input layer có 2 node ($|l^{(0)}| = 2$, hidden layer 1 có 3 node, hidden layer 2 có 3 node và output layer có 1 node.

Ký hiệu:

- Số node trong hidden layer thứ i là $|l^{(i)}|$.
- Ma trận $W^{(k)}$ kích thước $|l^{(k-1)}| \times |l^{(k)}|$ là ma trận hệ số giữa layer $k - 1$ và layer k , trong đó $w_{ij}^{(k)}$ là hệ số kết nối từ node thứ i của layer $k - 1$ đến node thứ j của layer k .
- Vector $b^{(k)}$ kích thước $|l^k| \times 1$ là hệ số bias của các node trong layer k , trong đó $b_i^{(k)}$ là bias của node thứ i trong layer k .

Với node thứ i trong layer l có bias $b_i^{(l)}$ thực hiện 2 bước:

- Tính tổng linear: $z_i^{(l)} = \sum_{j=1}^{|l^{(l-1)}|} a_j^{(l-1)} w_{ji}^{(l)} + b_i^{(l)}$ là tổng tất cả các node trong layer trước nhân với hệ số w tương ứng, rồi cộng với bias b .
- Áp dụng activation function: $a_i^{(l)} = \sigma(z_i^{(l)})$

Vector $z^{(k)}$ kích thước $|l^k| \times 1$ là giá trị các node trong layer k sau bước tính tổng linear.

Vector $a^{(k)}$ kích thước $l^{(k)} \times 1$ là giá trị của các node trong layer k sau khi áp dụng hàm activation function.

Do mỗi node trong hidden layer và output layer đều có bias nên trong input layer và hidden layer cần thêm node 1 để tính bias (nhưng không tính vào tổng số node layer có).

Tại node thứ 2 ở layer 1, ta có:

- $z_2^{(1)} = x_1 w_{12}^{(1)} + x_2 w_{22}^{(1)} + b_2^{(1)}$
- $a_2^{(1)} = \sigma(z_2^{(1)})$

Hay ở node thứ 3 layer 2, ta có:

- $z_3^{(2)} = a_1^{(1)} w_{13}^{(2)} + a_2^{(1)} w_{23}^{(2)} + a_3^{(1)} w_{33}^{(2)} + b_3^{(2)}$
- $a_2^{(1)} = \sigma(z_2^{(1)})$

2.1.5 Quá trình huấn luyện một mạng NN

Quá trình huấn luyện một mạng NN được thể hiện qua sự lặp đi lặp lại hai bước sau:

- **Feedforward:** Lan truyền tiến. Dự đoán output \hat{y} với một input x bằng cách tính toán từ đầu đến cuối của mạng neuron.
- **Backpropagation:** Lan truyền ngược và cập nhật trọng số.

Bước 1: Lan truyền tiến Để nhất quán về mặt ký hiệu, gọi input layer là $a^{(0)} (= x)$ kích thước 2×1 .

$$z^{(1)} = \begin{bmatrix} z_1^{(1)} \\ z_2^{(1)} \\ z_3^{(1)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1^{(0)} w_{11}^{(1)} + a_2^{(0)} w_{21}^{(1)} + a_3^{(0)} w_{31}^{(1)} + b_1^{(1)} \\ a_1^{(0)} w_{12}^{(1)} + a_2^{(0)} w_{22}^{(1)} + a_3^{(0)} w_{32}^{(1)} + b_2^{(1)} \\ a_1^{(0)} w_{13}^{(1)} + a_2^{(0)} w_{23}^{(1)} + a_3^{(0)} w_{33}^{(1)} + b_3^{(1)} \end{bmatrix} = (W^{(1)})^T a^{(0)} + b^{(1)} \quad (2.4)$$

$$a^{(1)} = \sigma(z^{(1)})$$

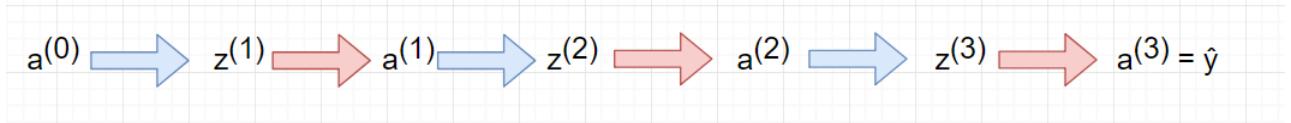
Tương tự ta có:

$$z^{(2)} = (W^{(2)})^T a^{(1)} + b^{(2)}$$

$$a^{(2)} = \sigma(z^{(2)})$$

$$z^{(3)} = (W^{(3)})^T a^{(2)} + b^{(3)}$$

$$\hat{y} = a^{(3)} = \sigma(z^{(3)})$$



Hình 2.7: Feedforward

□ **Biểu diễn dưới dạng ma trận:**

Tuy nhiên khi làm việc với dữ liệu ta cần tính dự đoán cho nhiều dữ liệu một lúc, nên gọi X là ma trận $n \times d$, trong đó n là số dữ liệu và d là số trường trong mỗi dữ liệu, trong đó $x_j^{[i]}$ là giá trị trường dữ liệu thứ j của dữ liệu thứ i . Biểu diễn dạng ma trận của vector dữ liệu đầu vào như sau:

$$X = \begin{bmatrix} x_1^{[1]} & x_2^{[1]} & \dots & x_d^{[1]} \\ x_1^{[2]} & x_2^{[2]} & \dots & x_d^{[2]} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^{[n]} & x_2^{[n]} & \dots & x_d^{[n]} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -(x^{[1]})^T - \\ -(x^{[2]})^T - \\ \dots \\ -(x^{[n]})^T - \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Do $x^{[1]}$ là vector kích thước $d \times 1$ tuy nhiên ở X mỗi dữ liệu được viết theo hàng nên cần transpose $x^{[1]}$ thành kích thước $1 \times d$, kí hiệu: $(x^{[1]})^T$. Gọi ma trận $Z^{(i)}$ kích thước $N \times l^{(i)}$ trong đó $z_j^{(i)[k]}$ là giá trị thứ j trong layer i sau bước tính tổng linear của dữ liệu thứ k trong dataset.

Kí hiệu (i) là layer thứ i và kí hiệu $[k]$ là dữ liệu thứ k trong dataset.

Tương tự, gọi ma trận $A^{(i)}$ kích thước $N \times l^{(i)}$ trong đó $a_j^{(i)[k]}$ là giá trị thứ j trong layer i sau khi áp dụng activation function của dữ liệu thứ k trong dataset.

$$X = \begin{bmatrix} z_1^{(i)[1]} & z_2^{(i)[1]} & \dots & z_{l^{(i)}}^{(i)[1]} \\ z_1^{(i)[2]} & z_2^{(i)[2]} & \dots & z_{l^{(i)}}^{(i)[2]} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ z_1^{(i)[n]} & z_2^{(i)[n]} & \dots & z_{l^{(i)}}^{(i)[n]} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -(z^{(i)[1]})^T - \\ -(z^{(i)[2]})^T - \\ \dots \\ -(z^{(i)[n]})^T - \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

Do đó:

$$Z^{(1)} = \begin{bmatrix} (z^{(1)[1]})^T \\ (z^{(1)[2]})^T \\ \dots \\ (x^{(1)[n]})^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (x^{[1]})^T w^{[1]} + (b^{(1)})^T \\ (x^{[2]})^T w^{(1)} + (b^{(1)})^T \\ \dots \\ (x^{[n]})^T w^{(1)} + (b^{(1)})^T \end{bmatrix} = XW^{(1)} + \begin{bmatrix} (b^{(1)})^T \\ (b^{(1)})^T \\ \dots \\ (b^{(1)})^T \end{bmatrix} = XW^{(1)} + b^{(1)} \quad (2.7)$$

Như vậy:

$$\begin{aligned} A^{(1)} &= \sigma(Z^{(1)}) \\ Z^{(2)} &= A^{(1)}W^{(2)} + b^{(2)} \\ A^{(2)} &= \sigma(Z^{(2)}) \\ Z^{(3)} &= A^{(2)}W^{(3)} + b^{(3)} \\ \hat{Y} &= A^{(3)} = \sigma(Z^{(3)}) \end{aligned} \quad (2.8)$$

Vậy là có thể tính được giá trị dự đoán của nhiều dữ liệu 1 lúc dưới dạng ma trận.

Giờ từ input X ta có thể tính được giá trị dự đoán \hat{Y} , tuy nhiên việc chính cần làm là đi tìm hệ số W và b . Có thể nghĩ ngay tới thuật toán gradient descent và việc quan trọng nhất trong thuật toán gradient descent là đi tìm đạo hàm của các hệ số đối với loss function. Và việc tính đạo hàm của các hệ số trong neural network được thực hiện bởi thuật toán backpropagation, sẽ được trình bày ở bước sau.

Bước 2: Backpropagation - Lan truyền ngược và cập nhật trọng số Giờ ta cần đi tìm hệ số W và b . Có thể nghĩ ngay tới thuật toán gradient descent và việc quan trọng nhất trong thuật toán gradient descent là đi tìm đạo hàm của các hệ số đối với loss function. Bước này sẽ tính đạo hàm của các hệ số trong neural network với thuật toán backpropagation.

Quá trình học vẫn là tìm lấy một hàm lỗi để đánh giá và tìm cách tối ưu hàm lỗi đó để được kết quả hợp lý nhất có thể. Với mỗi điểm $(x^{[i]}, y_i)$ ta có hàm loss function được tính theo công thức:

$$L = -(y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)) \quad (2.9)$$

Hàm loss function trên toàn bộ dữ liệu:

$$J = - \sum_{i=1}^N (y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)) \quad (2.10)$$

□ Gradient Descent

Để áp dụng gradient descent ta cần tính được đạo hàm của các hệ số W và bias b với hàm loss function. Kí hiệu chuẩn về đạo hàm:

- Khi hàm $f(x)$ là hàm 1 biến x , ví dụ: $f(x) = 2x + 1$. Đạo hàm của f đối với biến x kí hiệu là $\frac{df}{dx}$
- Khi hàm $f(x, y)$ là hàm nhiều biến, ví dụ $f(x, y) = x^2 + y^2$. Đạo hàm f với biến x kí hiệu là $\frac{\partial f}{\partial x}$

Với mỗi điểm $(x^{(i)}, y_i)$, hàm loss function sẽ là:

$$L = -(y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)) \quad (2.11)$$

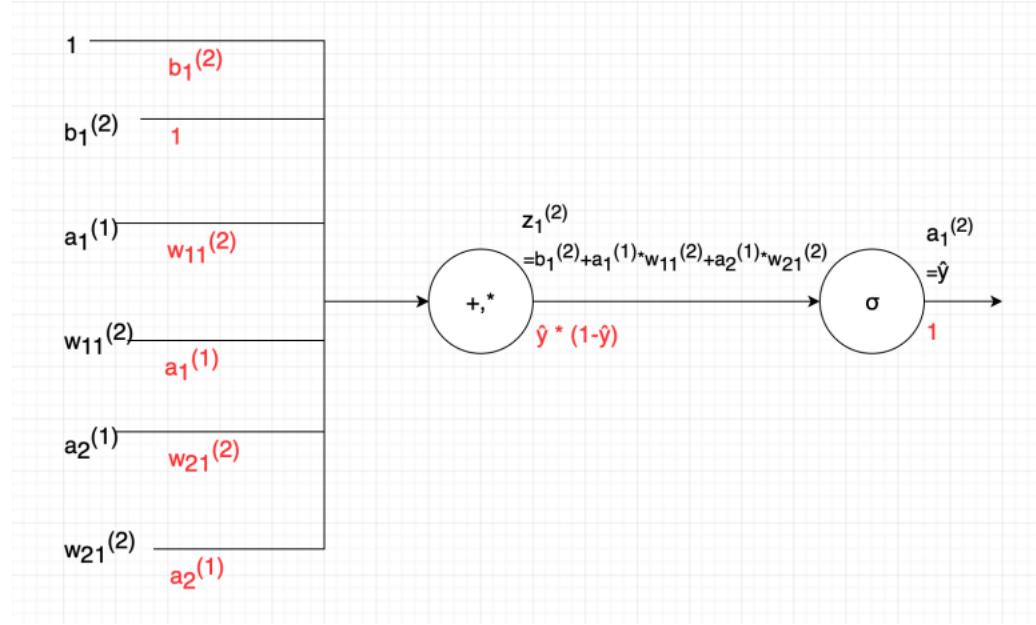
trong đó: $\hat{y}_i = a_1^{(2)} = \sigma(a_1^{(1)}w_{11}^{(2)} + a_2^{(1)}w_{21}^{(2)} + b_1^{(2)})$ là giá trị mà model dự đoán, còn y_i là giá trị thật của dữ liệu.

$$\frac{\partial L}{\partial \hat{y}_i} = -\frac{\partial(y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i))}{\partial \hat{y}_i} = -\left(\frac{y_i}{\hat{y}_i} - \frac{1 - y_i}{1 - \hat{y}_i}\right) \quad (2.12)$$

Tính đạo hàm L với $W^{(2)}$, $b^{(2)}$

Áp dụng chain rule ta có:

$$\frac{\partial L}{\partial b_1^{(2)}} = \frac{dL}{d\hat{y}_i} \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial b_1^{(2)}} \quad (2.13)$$



Từ đồ thị ta thấy:

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial b_1^{(2)}} &= \hat{y}_i(1 - \hat{y}_i) \\
 \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial w_{11}^{(2)}} &= a_1^{(1)} \hat{y}_i(1 - \hat{y}_i) \\
 \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial w_{21}^{(2)}} &= a_2^{(1)} \hat{y}_i(1 - \hat{y}_i) \\
 \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial a_1^{(1)}} &= w_{11}^{(2)} \hat{y}_i(1 - \hat{y}_i) \\
 \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial a_2^{(1)}} &= w_{21}^{(2)} \hat{y}_i(1 - \hat{y}_i)
 \end{aligned} \tag{2.14}$$

Do đó:

$$\begin{aligned}
 \frac{\partial L}{\partial b_1^{(2)}} &= \frac{\partial L}{\partial \hat{y}_i} \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial b_1^{(2)}} = -\left(\frac{y_i}{\hat{y}_i} - \frac{1 - y_i}{(1 - \hat{y}_i)}\right) \hat{y}_i(1 - \hat{y}_i) = -(y_i(1 - \hat{y}_i) - (1 - y_i)\hat{y}_i) = \hat{y}_i - y_i
 \end{aligned} \tag{2.15}$$

Tương tự:

$$\begin{aligned}\frac{\partial L}{\partial w_{11}^{(2)}} &= a_1^{(1)}(\hat{y}_i - y_i) \\ \frac{\partial L}{\partial w_{21}^{(2)}} &= a_2^{(1)}(\hat{y}_i - y_i) \\ \frac{\partial L}{\partial a_1^{(1)}} &= w_{11}^{(2)}(\hat{y}_i - y_i) \\ \frac{\partial L}{\partial a_2^{(1)}} &= w_{21}^{(2)}(\hat{y}_i - y_i)\end{aligned}\tag{2.16}$$

□ **Biểu diễn dưới dạng ma trận:**

Đạo hàm của L đối với ma trận W kích thước $m \times n$ cũng là một ma trận cùng kích thước $m \times n$.

$$\frac{\partial L}{\partial W} = \begin{bmatrix} \frac{\partial L}{\partial w_{11}} & \dots & \frac{\partial L}{\partial w_{1n}} \\ \frac{\partial L}{\partial w_{21}} & \dots & \frac{\partial L}{\partial w_{2n}} \\ \dots & \dots & \dots \\ \frac{\partial L}{\partial w_{m1}} & \dots & \frac{\partial L}{\partial w_{mn}} \end{bmatrix}\tag{2.17}$$

Do đó: $\frac{\partial J}{\partial W^{(2)}} = (A^{(1)})^T(\hat{Y} - Y)$, $\frac{\partial J}{\partial b^{(2)}} = (\text{sum}(\hat{Y} - Y))^T$, $\frac{\partial J}{\partial A^{(1)}} = (\hat{Y} - Y)(W^{(2)})^T$ là phép tính sum tính tổng các cột của ma trận.

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} \\ w_{21} & w_{22} \\ w_{31} & w_{32} \end{bmatrix} \implies \text{sum}(W) = (w_{11} + w_{21} + w_{31}, w_{12} + w_{22} + w_{32})\tag{2.18}$$

$$(\text{sum}(W))^T = \begin{bmatrix} w_{11} + w_{21} + w_{31} \\ w_{12} + w_{22} + w_{32} \end{bmatrix}\tag{2.19}$$

Vậy là đã tính xong đạo hàm của L với hệ số $W^{(2)}, b^{(2)}$. Giờ sẽ đi tính đạo hàm của L với hệ số $W^{(1)}, b^{(1)}$ để khi tính đạo hàm của hệ số và bias trong layer trước đây sẽ cần dùng đến.

Tính đạo hàm L với $W^{(1)}, b^{(1)}$ Do $a_1^{(1)} = \sigma(b_1^{(1)} + x_1 w_{11}^{(1)} + x_2 w_{21}^{(1)})$

Áp dụng chain rule ta có:

$$\frac{\partial L}{\partial b_1^{(1)}} = \frac{\partial L}{\partial a_1^{(1)}} \frac{\partial a_1^{(1)}}{\partial b_1^{(1)}} \quad (2.20)$$

Ta có:

$$\frac{\partial a_1^{(1)}}{\partial b_1^{(1)}} = \frac{\partial a_1^{(1)}}{z_1^{(1)}} \frac{z_1^{(1)}}{\partial b_1^{(1)}} = a_1^{(1)}(1 - a_1^{(1)}) \quad (2.21)$$

Do đó:

$$\frac{\partial L}{\partial b_1^{(1)}} = a_1^{(1)}(1 - a_1^{(1)})w_{11}^{(2)}(\hat{y}_i - y_i) \quad (2.22)$$

Tương tự:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial w_{11}^{(1)}} &= x_1 a_1^{(1)}(1 - a_1^{(1)})w_{11}^{(2)}(\hat{y}_i - y_i) \\ \frac{\partial L}{\partial w_{12}^{(1)}} &= x_1 a_2^{(1)}(1 - a_2^{(1)})w_{11}^{(2)}(\hat{y}_i - y_i) \\ \frac{\partial L}{\partial w_{21}^{(1)}} &= x_2 a_1^{(1)}(1 - a_1^{(1)})w_{21}^{(2)}(\hat{y}_i - y_i) \\ \frac{\partial L}{\partial w_{22}^{(1)}} &= x_2 a_2^{(1)}(1 - a_2^{(1)})w_{21}^{(2)}(\hat{y}_i - y_i) \end{aligned} \quad (2.23)$$

Có thể tạm viết dưới dạng chain rule là:

$$\frac{\partial J}{\partial W^{(1)}} = \frac{\partial J}{\partial A^{(1)}} \frac{\partial A^{(1)}}{\partial Z^{(1)}} \frac{\partial Z^{(1)}}{\partial W^{(1)}}(1) \quad (2.24)$$

Từ trên đã tính được:

$$\frac{\partial J}{\partial A^{(1)}} = (\hat{Y} - Y)(W^{(2)})^T \quad (2.25)$$

Đạo hàm của hàm sigmoid: $\frac{d\sigma(x)}{dx} = \sigma(x)(1 - \sigma(x))$ và $A^{(1)} = \sigma(Z^{(1)})$, nên trong (1) có thể hiểu là $\frac{\partial A^{(1)}}{\partial Z^{(1)}} = A^{(1)}(1 - A^{(1)})$

Cuối cùng, $Z^{(1)} = XW^{(1)} + b^{(1)}$ nên có thể tạm hiểu $\frac{\partial Z^{(1)}}{\partial W^{(1)}} = X$, nó giống như $f(x) = ax + b \rightarrow \frac{df}{dx} = a$.

Kết hợp tất cả lại ta được:

$$\frac{\partial J}{\partial W^{(1)}} = X^T(((\hat{Y} - Y)(W^{(2)})^T) \otimes A^{(1)} \otimes (1 - A^{(1)})) \quad (2.26)$$

Vậy khi nào chúng ta cần dùng element-wise (\otimes), khi nào dùng nhân ma trận (*).

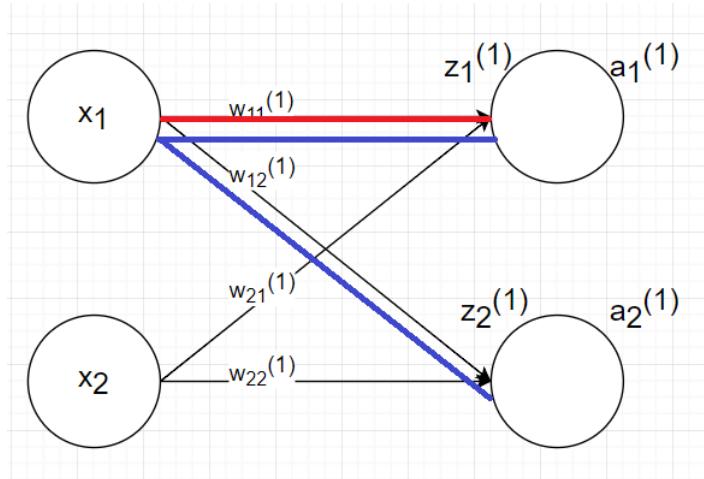
- Khi tính đạo hàm ngược lại qua bước activation thì dùng (\otimes).
- Khi có phép tính nhân ma trận thì dùng (*), nhưng đặc biệt chú ý đến **kích thước ma trận** và dùng **transpose** nếu cần thiết. Ví dụ: ma trận X kích thước $N \times 3$, W kích thước 3×4 , $Z = X \times W$ sẽ có kích thước $N \times 4$ thì $\frac{\partial J}{\partial W} = X^T(\frac{\partial J}{\partial Z})$ và $\frac{\partial J}{\partial X} = (\frac{\partial J}{\partial Z})W^T$.

Tương tự:

$$\frac{\partial L}{\partial b^{(1)}} = \text{sum}(((\hat{Y} - Y)(W^{(2)})^T) \otimes A^{(1)})^T \quad (2.27)$$

Vậy là đã tính xong hết đạo hàm của loss function với các hệ số W và bias b , giờ có thể áp dụng gradient descent để giải bài toán.

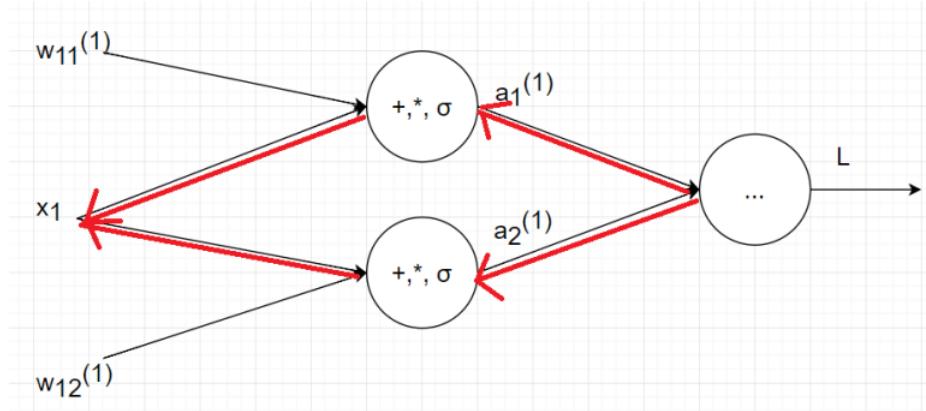
Giờ thử tính $\frac{\partial L}{\partial x_1}$, ở bài này thì không cần vì chỉ có 1 hidden layer, nhưng nếu nhiều hơn 1 hidden layer thì cần phải tính bước này để tính đạo hàm với các hệ số trước đó.



Hình 2.8: Đường màu đỏ cho $w_{11}^{(1)}$, đường màu xanh cho x_1

Ta thấy $w_{11}^{(1)}$ chỉ tác động đến $a_1^{(1)}$, cụ thể là $a_1^{(1)} = \sigma(b_1^{(1)} + x_1 w_{11}^{(1)} + x_2 w_{21}^{(1)})$

Tuy nhiên x_1 không những tác động đến $a_1^{(1)}$ mà còn tác động đến $a_2^{(1)}$, nên khi áp dụng chain rule tính đạo hàm của L với x_1 cần tính tổng đạo hàm qua cả $a_1^{(1)}$ và $a_2^{(1)}$.



Hình 2.9: backpropagation tác động trong lớp ẩn

Do đó:

$$\frac{\partial L}{\partial x_1} = \frac{\partial L}{\partial a_1^{(1)}} \frac{\partial a_1^{(1)}}{\partial x_1} + \frac{\partial L}{\partial a_2^{(1)}} \frac{\partial a_2^{(1)}}{\partial x_1} = w_{11}^{(1)} a_1^{(1)} (1 - a_1^{(1)}) w_{11}^{(2)} (y_i - \hat{y}_i) + w_{12}^{(1)} a_2^{(1)} (1 - a_2^{(1)}) w_{21}^{(2)} (y_i - \hat{y}_i) \quad (2.28)$$

Sau tất cả, mô hình tổng quát sẽ bao gồm các bước như sau:

- **Bước 1:** Tính $\frac{\partial J}{\partial \hat{Y}}$, trong đó $\hat{Y} = A^{(3)}$

- **Bước 2:** Tính

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{W}^{(3)}} = (A^{(2)})^T \left(\frac{\partial J}{\partial \hat{Y}} \otimes \frac{\partial A^{(3)}}{\partial Z^{(3)}} \right), \frac{\partial J}{\partial \hat{b}^{(3)}} = (\text{sum}(\frac{\partial J}{\partial \hat{Y}} \otimes \frac{\partial A^{(3)}}{\partial Z^{(3)}}))^T \quad (2.29)$$

- **Bước 3:** Tính

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{W}^{(2)}} = (A^{(1)})^T \left(\frac{\partial J}{\partial \hat{A}^{(2)}} \otimes \frac{\partial A^{(2)}}{\partial Z^{(2)}} \right), \frac{\partial J}{\partial \hat{b}^{(2)}} = (\text{sum}(\frac{\partial J}{\partial \hat{A}^{(2)}} \otimes \frac{\partial A^{(2)}}{\partial Z^{(2)}}))^T \quad (2.30)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{A}^{(1)}} = \left(\frac{\partial J}{\partial \hat{A}^{(2)}} \otimes \frac{\partial A^{(2)}}{\partial Z^{(2)}} \right) (W^{(2)})^T \quad (2.31)$$

- **Bước 4:** Tính

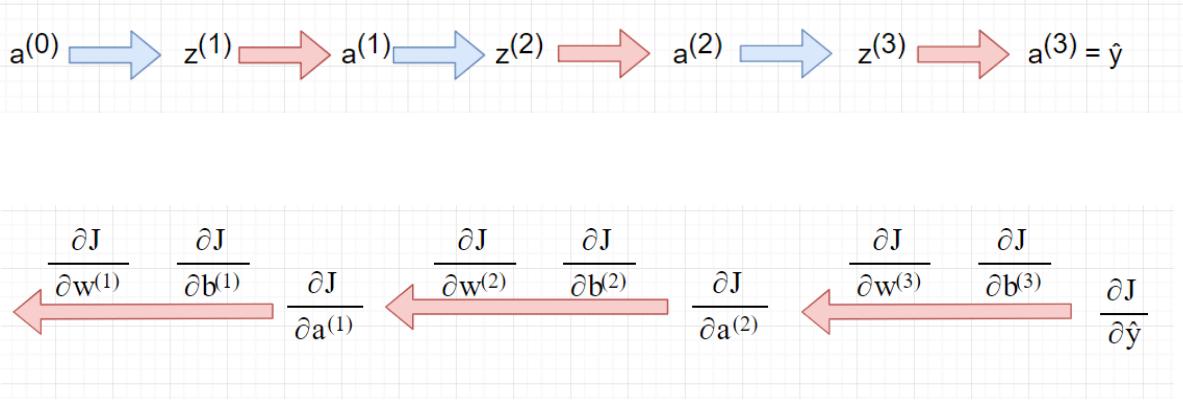
$$\frac{\partial J}{\partial \hat{W}^{(1)}} = (A^{(0)})^T \left(\frac{\partial J}{\partial \hat{A}^{(1)}} \otimes \frac{\partial A^{(1)}}{\partial Z^{(1)}} \right), \frac{\partial J}{\partial \hat{b}^{(1)}} = (\text{sum}(\frac{\partial J}{\partial \hat{A}^{(1)}} \otimes \frac{\partial A^{(1)}}{\partial Z^{(1)}}))^T \quad (2.32)$$

, trong đó $A^{(0)} = X$

Nếu network có nhiều layer hơn thì cứ tiếp tục cho đến khi tính được đạo hàm của loss function J với tất cả các hệ số W và bias b .

Nếu hàm activation là sigmoid thì $\frac{\partial A^{(i)}}{\partial Z^{(i)}} = A^{(i)} \otimes (1 - A^{(i)})$

Tổng kết lại, 2 quá trình Feedforward và Backpropagation sẽ diễn ra lần lượt như sau:



Hình 2.10: Feedforward và Backpropagation

(Nội dung dựa theo "Sách Deep Learning cơ bản" - tác giả: Nguyễn Thanh Tuấn)

2.2 Mạng Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNNs – Mạng nơ-ron tích chập) 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. Trong luận văn này, sẽ trình bày về Convolution (tích chập) đi từ những khái niệm cơ bản nhất đến ứng dụng của nó cũng như ý tưởng của mô hình CNNs trong phát hiện và trích xuất đặc trưng khung xương từ ảnh RGB.

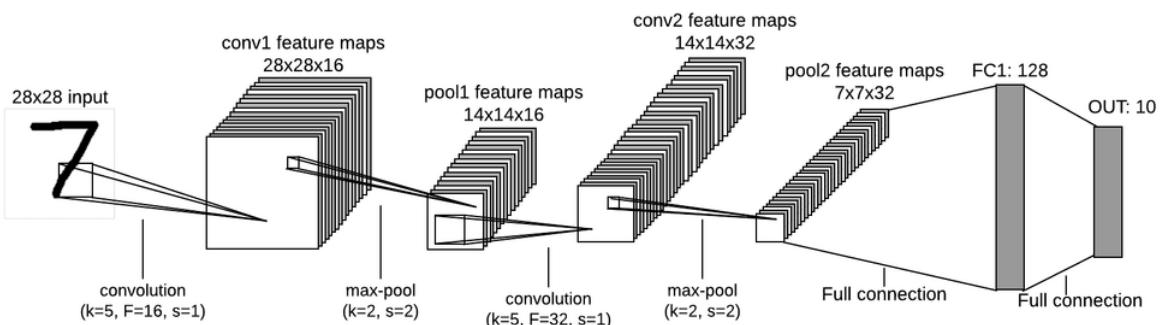
Mạng Neural Network truyền thống tuy đã giải quyết được một số vấn đề lớn lúc bấy giờ nhưng lại gặp một số khó khăn khi giải quyết bài toán xử lý, phân loại hình ảnh. Đối với mạng Neural Network truyền thống khi xử lý ảnh màu 64x64 được biểu diễn dưới dạng 1 tensor 64x64x3. Việc để biểu thị hết nội dung của bức ảnh thì cần truyền vào input layer tất cả các pixel ($64 \times 64 \times 3 = 12288$). Nghĩa là input layer giờ có 12288 nodes. Giả sử số lượng node trong hidden layer 1 là 1000. Số lượng weight W giữa input layer và hidden layer 1 là $12288 \times 1000 = 12288000$, số lượng bias là $1000 \rightarrow$ tổng số parameter là: 12289000. Đây mới chỉ là số parameter giữa input layer và hidden layer 1, trong model còn nhiều layer nữa, và

nếu kích thước ảnh tăng, ví dụ 512×512 thì số lượng parameter tăng cực kì nhanh. Điều này khiến cho việc tính toán của máy tính cần rất nhiều công sức nhưng lại không mang lại hiệu quả cao. Do vậy ta cần có giải pháp tốt hơn.

Nhận xét:

- Trong ảnh các pixel ở cạnh nhau thường có liên kết với nhau hơn là những pixel ở xa. Ví dụ để thể hiện một vật thể trên ảnh cần các pixel gần nhau và có màu sắc tương tự nhau.
- Ngoài ra để so sánh các đối tượng là giống hay khác nhau cần phải so sánh giữa khu vực này với khu vực kia của bức ảnh. Do vậy cần phải có một bộ hệ số tính toán với các pixel quét hết toàn bộ bức ảnh để so sánh các vùng. Hay nói cách khác là các pixel ảnh chia sẻ hệ số với nhau.

Do vậy ý tưởng sử dụng mạng CNNs ra đời. Áp dụng phép tính convolution vào các layer trong neural network ta có thể giải quyết được vấn đề giảm thiểu lượng lớn parameter mà vẫn lấy ra được các đặc trưng của ảnh. Một mô hình mạng CNNs sẽ có cấu trúc chung gồm các lớp convolution và các lớp khác như pooling, fully connected, softmax,... (ví dụ mô hình mạng CNN - LeNet-5 trong hình 2.11).



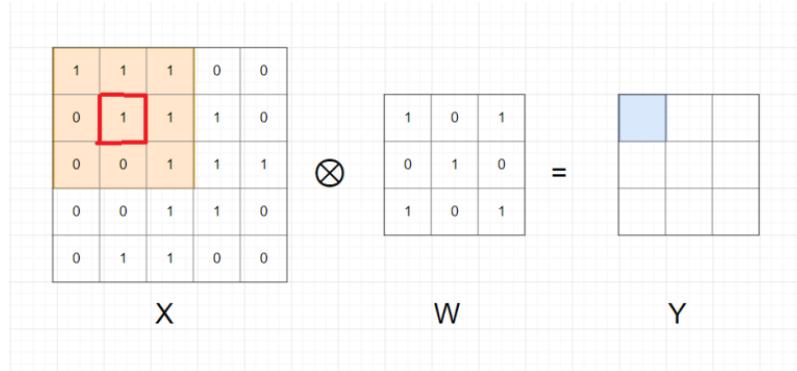
Hình 2.11: Ví dụ mô hình 1 mô hình convolutional neural network (LeNet-5 [1])

2.2.1 Phép Tính Convolution

Lấy ví dụ trên ảnh xám, ảnh được biểu diễn dưới dạng ma trận A kích thước $m \times n$. Ta định nghĩa kernel là một ma trận vuông kích thước $k \times k$ trong đó k là số lẻ. k có thể bằng 1, 3, 5, 7, 9, ... Ví dụ kernel kích thước 3×3 .

Kí hiệu phép tính convolution là (\otimes) , kí hiệu $Y = X \otimes W$.

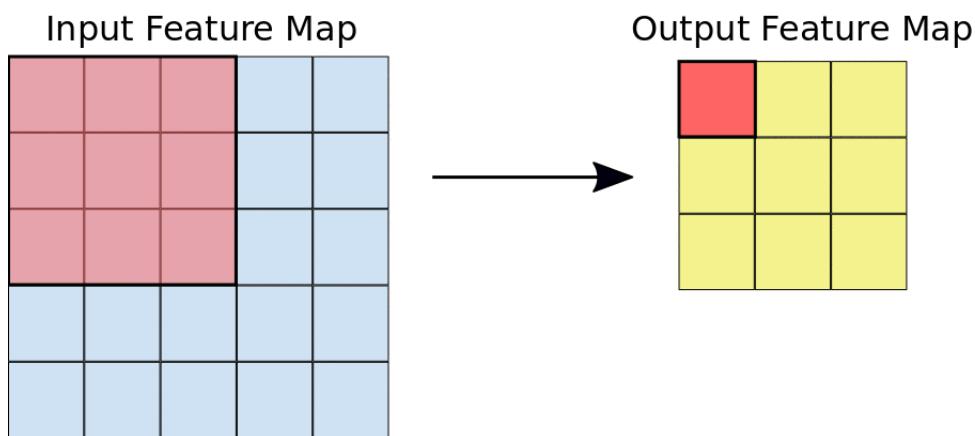
Với mỗi phần tử x_{ij} trong ma trận X lấy ra một ma trận có kích thước bằng kích thước của kernel W có phần tử x_{ij} làm trung tâm gọi là ma trận A . Sau đó tính tổng các phần tử của phép tính element-wise của ma trận A và ma trận W , rồi viết vào ma trận kết quả Y .



Hình 2.12: Phép tính Convolution

Ví dụ khi tính tại x_{22} (ô khoanh đỏ trong hình 2.12), ma trận A cùng kích thước với W , có x_{22} làm trung tâm có màu nền da cam như trong hình. Sau đó tính $y_{11} = \text{sum}(A \otimes W) = x_{11}w_{11} + x_{12}w_{12} + x_{13}w_{13} + x_{21}w_{21} + x_{22}w_{22} + x_{23}w_{23} + x_{31}w_{31} + x_{32}w_{32} + x_{33}w_{33} = 4$. Và làm tương tự với các phần tử còn lại trong ma trận.

Vì tâm của kernel W không thể lướt hết ma trận X nên Y sẽ có kích thước nhỏ hơn ma trận X . Kích thước của ma trận Y là $(m - k + 1) \times (n - k + 1)$.



Hình 2.13: Convolution feature map có kích thước nhỏ hơn ma trận ban đầu

- **Padding** Mỗi lần thực hiện phép tính convolution xong thì kích thước ma trận Y đều nhỏ hơn X . Tuy nhiên nếu ta muốn ma trận Y thu được có kích thước bằng ma

trận X ta cần tìm cách giải quyết cho các phần tử ở viền bằng cách thêm giá trị 0 ở viền ngoài ma trận X.

0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	1	1	1	0
0	0	0	1	1	0	0
0	0	1	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

Hình 2.14: Ma trận X có viền 0 bên ngoài

Vậy ta đã giải quyết được vấn đề tìm A cho phần tử x_{11} , và ma trận Y thu được sẽ bằng kích thước ma trận X ban đầu.

Phép tính này gọi là convolution với $padding = 1$. $Padding = k$ nghĩa là thêm k vector 0 vào mỗi phía của ma trận.

- **Stride** Như ở trên ta thực hiện tuần tự các phần tử trong ma trận X, thu được ma trận Y cùng kích thước ma trận X, ta gọi là $stride = 1$.

0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	1	1	1	0
0	0	0	1	1	0	0
0	0	1	1	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0

Hình 2.15: $stride = 1, padding = 1$

Tuy nhiên nếu $stride = k (k > 1)$ thì ta chỉ thực hiện phép tính convolution trên các

phần tử $x_{1+i*k, 1+j*k}$. Ví dụ $k = 2$.

0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	0	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0	0
0	0	0	1	1	1	0	0
0	0	0	1	1	0	0	0
0	0	1	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Hình 2.16: $padding = 1, stride = 2$

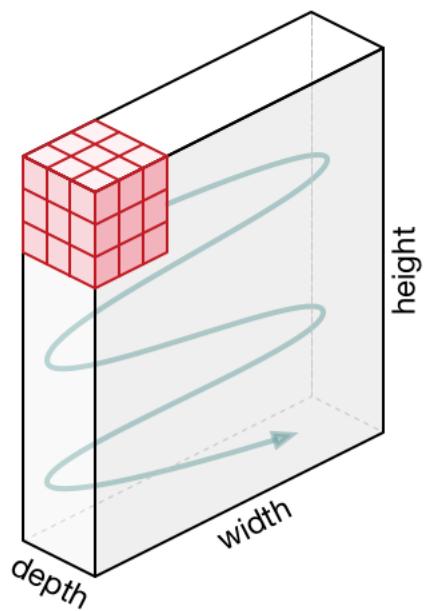
Bắt đầu từ vị trí x_{11} , sau đó cho kernel một lần nhảy k bước theo chiều dọc và ngang cho đến hết ma trận X . Ta thấy kích thước của ma trận Y là $3 * 3$ đã giảm đi đáng kể so với ma trận X . Công thức tổng quát cho phép tính convolution của ma trận X kích thước $m * n$ với kernel kích thước $k * k$, $stride = s$, $padding = p$ ra ma trận Y kích thước là

$$\left(\frac{m - k + 2p}{s} + 1\right) * \left(\frac{n - k + 2p}{s} + 1\right)$$

Stride thường dùng để giảm kích thước của ma trận sau phép tính convolution. Ý nghĩa của phép tính convolution: Mục đích của phép tính convolution trên ảnh là làm mờ, làm nét ảnh; xác định các đường;... Với mỗi kernel khác nhau ta sẽ phép tính được convolution có ý nghĩa khác nhau.

2.2.2 Phép convolution trong mạng Neuron Network

Với ảnh màu có tối 3 channels red, green, blue nên khi biểu diễn ảnh sẽ dưới dạng tensor 3 chiều. Vì vậy kernel cũng sẽ là 1 tensor 3 chiều kích thước $k * k * 3$.



Hình 2.17: Phép tính convolution trên ảnh màu với $k=3$.

Ta định nghĩa kernel có cùng độ sâu (depth) với biểu diễn ảnh, rồi sau đó thực hiện di chuyển khối kernel tương tự như khi thực hiện trên ảnh xám.

0	0	0	0	0	0
0	156	155	156	158	0
0	153	154	157	159	0
0	149	151	155	159	0
0	146	146	149	153	0
0	0	0	0	0	0

-1	-1	1
0	1	-1
0	1	1

0	0	0	0	0	0
0	167	166	167	158	0
0	164	165	168	159	0
0	160	162	166	159	0
0	146	146	149	153	0
0	0	0	0	0	0

 \otimes

1	0	0
1	-1	-1
1	0	-1

 $=$

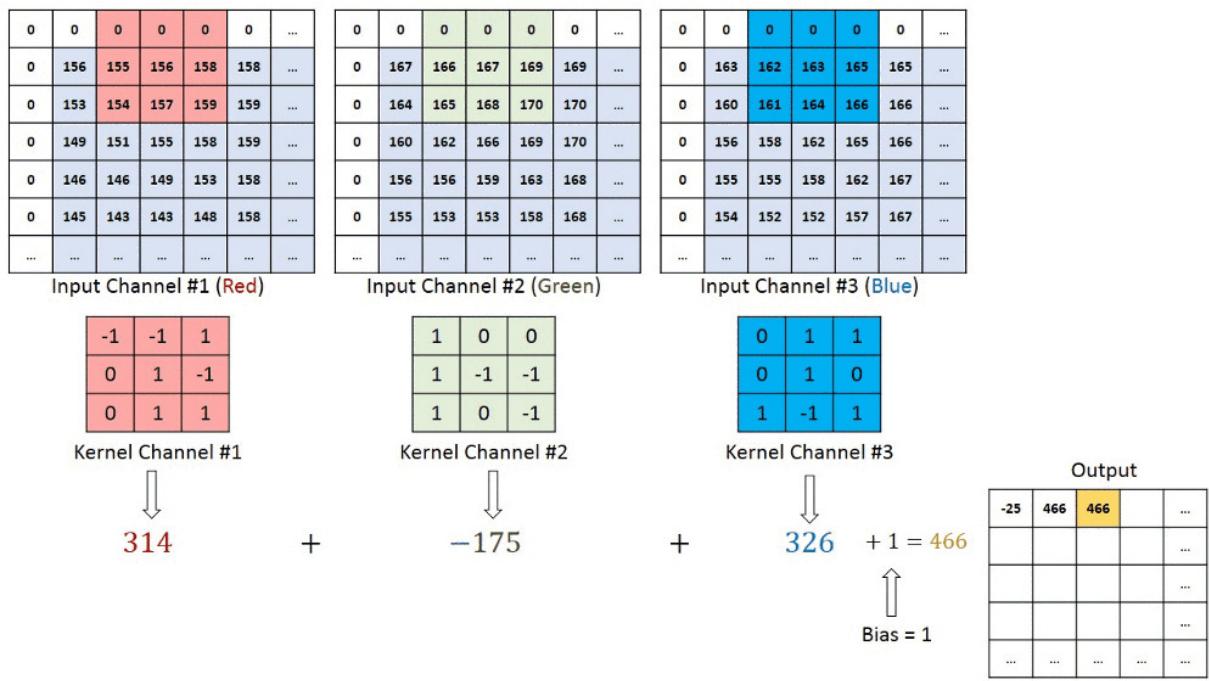
0	1	1
0	1	0
1	-1	1

X **W** **Y**

 Hình 2.18: Tensor X và W 3 chiều được viết dưới dạng 3 matrix.

Khi biểu diễn ma trận ta cần 2 chỉ số hàng và cột: i và j , thì khi biểu diễn ở dạng tensor 3 chiều cần thêm chỉ số độ sâu k . Nên chỉ số mỗi phần tử trong tensor là x_{ijk} .

$$\begin{aligned}
 y_{11} = & b + (x_{111}w_{111} + x_{121}w_{121} + x_{131}w_{131} + x_{211}w_{211} + x_{221}w_{221} + x_{231}w_{231} + x_{311}w_{311} + \\
 & x_{321}w_{321} + x_{331}w_{331}) + (x_{112}w_{112} + x_{122}w_{122} + x_{132}w_{132} + x_{212}w_{212} + x_{222}w_{222} + \\
 & x_{232}w_{232} + x_{312}w_{312} + x_{322}w_{322} + x_{332}w_{332}) + (x_{113}w_{113} + x_{123}w_{123} + x_{133}w_{133} + x_{213}w_{213} + \\
 & x_{223}w_{223} + x_{233}w_{233} + x_{313}w_{313} + x_{323}w_{323} + x_{333}w_{333}) = -25
 \end{aligned}$$

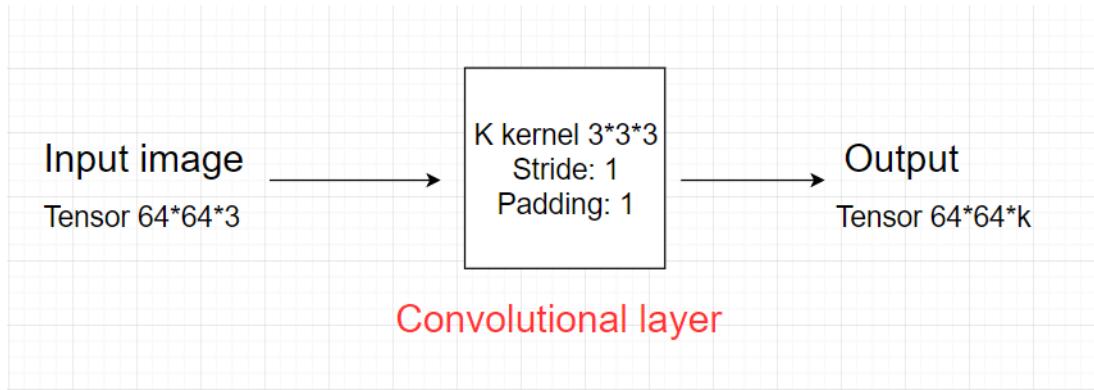


Hình 2.19: Thực hiện phép tính convolution trên ảnh màu

Nhận xét:

- Output Y của phép tính convolution trên ảnh màu là 1 matrix.
- Có 1 hệ số bias được cộng vào sau bước tính tổng các phần tử của phép tính element-wise.

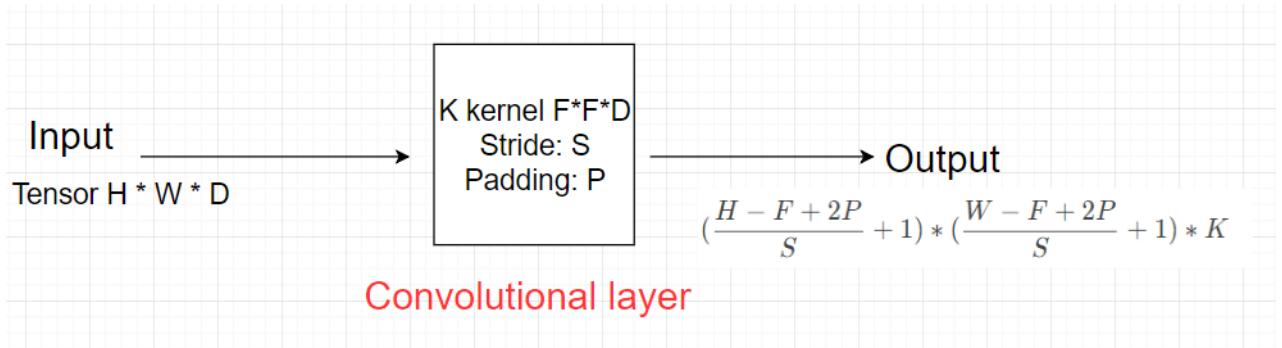
Với mỗi kernel khác nhau ta sẽ học được những đặc trưng khác nhau của ảnh, nên trong mỗi convolutional layer ta sẽ dùng nhiều kernel để học được nhiều thuộc tính của ảnh. Vì mỗi kernel cho ra output là 1 matrix nên k kernel sẽ cho ra k output matrix. Ta kết hợp k output matrix này lại thành 1 tensor 3 chiều có chiều sâu k. Output của convolutional layer đầu tiên sẽ thành input của convolutional layer tiếp theo.



Hình 2.20: Convolutional layer đầu tiên

□ Convolutional layer tổng quát:

Giả sử input của 1 convolutional layer tổng quát là tensor kích thước $H \times W \times D$. Kernel có kích thước $F \times F \times D$ (kernel luôn có depth bằng depth của input và F là số lẻ), stride: S , padding: P . Convolutional layer áp dụng K kernel. Lúc này, output của layer là tensor 3 chiều có kích thước: $(\frac{H-F+2P}{S} + 1) \times (\frac{W-F+2P}{S} + 1) \times K$ (hình 2.21)



Hình 2.21: Convolutional layer tổng quát

Ta nhận thấy:

- Output của convolutional layer sẽ qua hàm activation function trước khi trở thành input của convolutional layer tiếp theo.
- Tổng số parameter của layer: Mỗi kernel có kích thước $F \times F \times D$ và có 1 hệ số bias, nên tổng parameter của 1 kernel là $F \times F \times D + 1$. Mà convolutional layer áp dụng K kernel \rightarrow Tổng số parameter trong layer này là $K \times (F \times F \times D + 1)$.

Mạng Convolution Neural Network, ngoài các lớp Convolution ra còn có các lớp Pooling, Dropout, Dense, và Backnomalization,... để làm cho chúng trở nên "dễ học" hơn.

2.2.3 Batch-Norm

Việc chuẩn hóa (normalize) dữ liệu đầu vào giúp cho quá trình huấn luyện nhanh hơn (hàm chi phí hội tụ nhanh hơn) so với việc không chuẩn hóa. Nhiệm vụ của lớp chuẩn hóa cũng tương tự như vậy ở các lớp ẩn (hidden layer). Ngoài ra lớp chuẩn hóa còn giúp cho thuật toán có thể học được các dữ liệu có phân phối (distribution) khác nhau giúp cho mô hình tổng quan hơn.

Batch Normalization là một phương pháp hiệu quả khi training một mô hình mạng nơ ron. Mục tiêu của phương pháp này chính là việc muốn chuẩn hóa các feature (đầu ra của mỗi layer sau khi đi qua các activation) về trạng thái "zero-mean" với độ lệch chuẩn 1. Trong mạng CNN, hidden layer sử dụng phương pháp này gọi là lớp Batch-Norm. Ý tưởng của Batch Normalization là thêm một công đoạn (operation) ngay trước activation function cho mỗi layer. Operation đó có nhiệm vụ chuẩn hóa (normalizing) và zero-centering (mean subtracting) các inputs (mean của inputs sẽ là 0). Kết quả sau đó sẽ được scaling và shifting sử dụng hai parameters cho mỗi layer. Để thực hiện normalizing và zero-centering, Batch-Norm sẽ tính độ lệch chuẩn và phương sai của các inputs trên các mini-batches, sau đó sử dụng hai parameter là γ và β để thực hiện việc scaling.

Thuật toán chuẩn hóa cụ thể sẽ hoạt động như sau:

Input: Values of x over a mini-batch: $\mathcal{B} = \{x_{1\dots m}\}$;
 Parameters to be learned: γ, β

Output: $\{y_i = \text{BN}_{\gamma, \beta}(x_i)\}$

$$\mu_{\mathcal{B}} \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i \quad // \text{mini-batch mean}$$

$$\sigma_{\mathcal{B}}^2 \leftarrow \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - \mu_{\mathcal{B}})^2 \quad // \text{mini-batch variance}$$

$$\hat{x}_i \leftarrow \frac{x_i - \mu_{\mathcal{B}}}{\sqrt{\sigma_{\mathcal{B}}^2 + \epsilon}} \quad // \text{normalize}$$

$$y_i \leftarrow \gamma \hat{x}_i + \beta \equiv \text{BN}_{\gamma, \beta}(x_i) \quad // \text{scale and shift}$$

Algorithm 1: Batch Normalizing Transform, applied to activation x over a mini-batch.

Hình 2.22: Phép biến đổi back normalization [2]

□ Trong đó:

- μ_B là giá trị kỳ vọng thực nghiệm được tính toán trên mini-batch B.
- σ_B là độ lệch chuẩn thực nghiệm cũng được tính toán trên mini-batch B.
- m là số lượng instances trong mini-batch B.
- \hat{x}_i là giá trị của input thứ i trong mini-batch sau khi đã được chuẩn hóa và zero-centered.
- y là scaling factor hay scaling parameter của layer.
- β là shifting factor hay offset của layer.
- ϵ là smoothing factor dùng để tránh việc chia cho 0, thường có giá trị rất nhỏ.
- y_i là đầu ra của Batch Normalization operation.

Mỗi Batch-Norm layer sẽ có 4 parameter cần phải học: y (scale), β (shift), μ (mean) và σ (standard deviation).

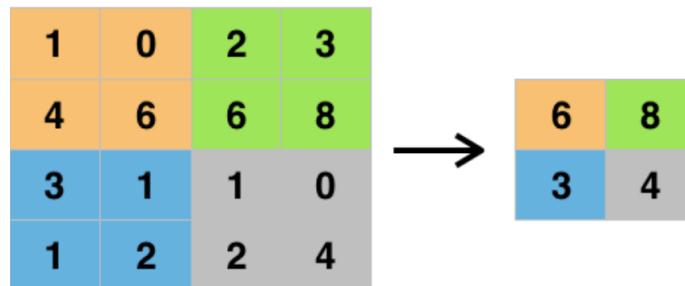
Một số lợi ích của Batch Normalization:

- Giảm thiểu đến mức tối thiểu hiện tượng Vanishing / Exploding gradients và chúng ta có thể quay lại sử dụng các activation function như sigmoid hay tanh.
- Giảm thiểu sự phụ thuộc vào quá trình weight initialization.
- Có thể sử dụng learning rate lớn hơn để tăng tốc quá trình training.
- Batch-Norm có thể được sử dụng như một regularize giúp giảm overfitting.

2.2.4 Pooling layer

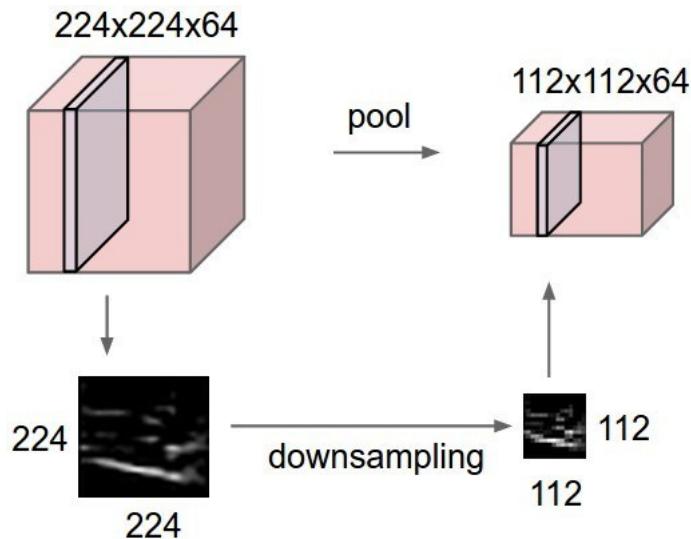
Pooling layer thường được dùng giữa các convolutional layer, để giảm kích thước dữ liệu nhưng vẫn giữ được các thuộc tính quan trọng. Kích thước dữ liệu giảm giúp giảm việc tính toán trong model.

Gọi pooling size kích thước $K \times K$. Input của pooling layer có kích thước $H \times W \times D$, ta tách ra làm D ma trận kích thước $H \times W$. Với mỗi ma trận, trên vùng kích thước $K \times K$ trên ma trận ta tìm maximum hoặc average của dữ liệu rồi viết vào ma trận kết quả. Quy tắc về stride và padding áp dụng như phép tính convolution trên ảnh.



Hình 2.23: Phép Pooling với $stride = 2, padding = 0$

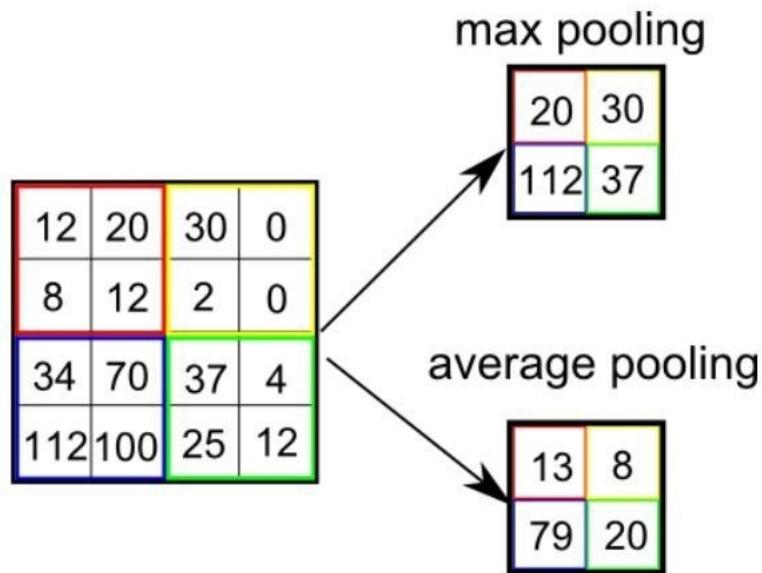
Nhưng hầu hết khi dùng pooling layer thì sẽ dùng $size = (2, 2)$, $stride = 2$, $padding = 0$. Khi đó output width và height của dữ liệu giảm đi một nửa, depth thì được giữ nguyên.



Hình 2.24: Kết quả sau khi qua pooling layer 2x2

(<http://cs231n.github.io/convolutional-networks>)

Có 2 loại pooling layer phổ biến là: max pooling và average pooling.

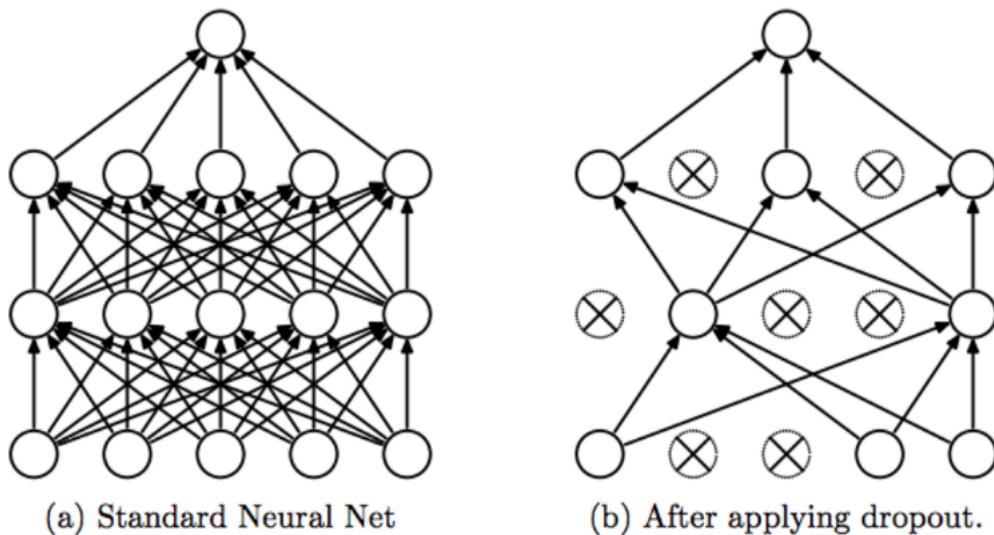


Hình 2.25: Max pooling và average pooling

Ngoài ra còn có thể dùng convolutional layer với stride > 1 để giảm kích thước dữ liệu thay cho pooling layer.

2.2.5 Drop-Out

Trong neural network, việc cuối cùng là tối ưu các tham số để làm cho giảm loss function, nhưng đôi khi có unit thay đổi theo cách sửa lại lỗi của các unit khác dẫn đến việc hòa trộn làm giảm tính dự đoán của model, hay còn gọi là overfitting. Dropout là cách thức mà chúng ta giả định một phần các unit bị ẩn đi trong quá trình training, qua đó làm giảm tích hòa trộn (hay nói cách khác là 1 hidden unit không thể dựa vào 1 unit khác để sửa lỗi làm của nó, dễ cho chúng ta thấy các hidden unit không đáng tin cậy). Tại mỗi step trong quá trình training, khi thực hiện Forward Propagation (Lan truyền xuôi) đến layer sử dụng Drop-Out, thay vì tính toán tất cả unit có trên layer, tại mỗi layer ta chọn ngẫu nhiên một số unit có được tính hay không theo tỉ lệ p .



Hình 2.26: Minh họa phương pháp Drop-Out

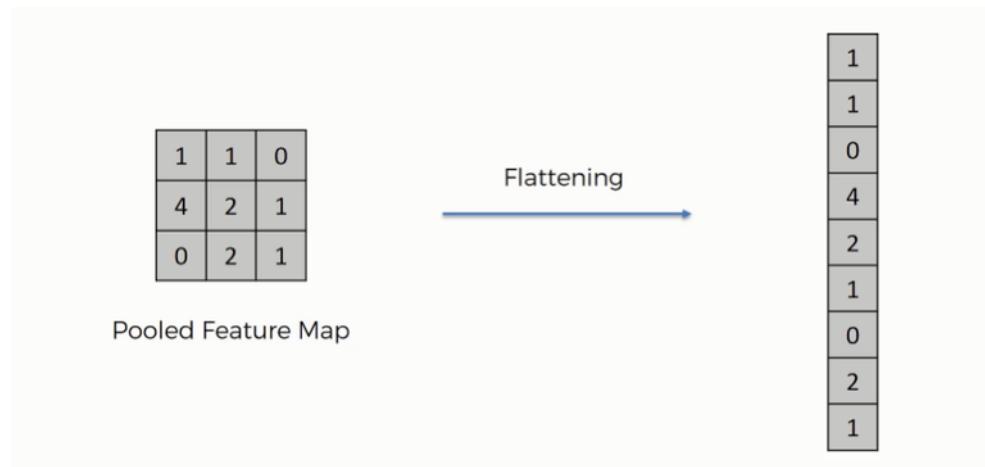
□ Một số đặc điểm của Drop-Out:

- Dropout ép mạng neural phải tìm ra nhiều robust features hơn, với đặc điểm là chúng phải hữu ích hơn, tốt hơn, ngon hơn khi kết hợp với nhiều neuron khác.
- Dropout đòi hỏi phải gấp đôi quá trình huấn luyện để đạt được sự hội tụ. Tuy nhiên, thời gian huấn luyện cho mỗi epoch sẽ ít hơn.
- Với H unit trong mô hình, mỗi unit đều có xác suất bị bỏ qua hoặc được chọn, chúng ta sẽ có 2^H mô hình có thể có. Trong pha test, toàn bộ network được sử dụng và mỗi hàm activation được giảm đi với hệ số p .

- Một số nghiên cứu chỉ ra rằng, khi sử dụng Dropout và Batch Normalization cùng nhau thì kết quả rất tệ, trong cả lý thuyết và thực nghiệm [15].

2.2.6 Fully connected layer (Dense layer)

Sau khi ảnh được truyền qua nhiều convolutional layer và pooling layer thì model đã học được tương đối các đặc điểm của ảnh (ví dụ mắt, mũi, khung mặt,...) thì tensor của output của layer cuối cùng, kích thước $H \times W \times D$, sẽ được chuyển về 1 vector kích thước $(H \times W \times D)$.



Hình 2.27: Phép Flatten biến tensor về 1 vector

Sau đó, mỗi điểm của vector sẽ được liên kết với toàn bộ output của mode giống như 1 lớp của mạng Neural Network truyền thống. Và cuối cùng của mạng sẽ có nhiệm vụ phân loại theo nhu yêu cầu của từng bài toán. Thường sẽ sử dụng hàm softmax để tính đầu ra cho lớp này.

2.2.7 Hàm Softmax

Sau khi mạng CNNs được học qua các lớp phía trước, ta thu được một vector đặc trưng. Việc cần làm tiếp là dựa vào vector đặc trưng này để phân loại vào các lớp theo yêu cầu bài toán. Chúng ta cần một mô hình xác suất sao cho với mỗi input x , sẽ tính được output a_i thể hiện xác suất để input đó rơi vào lớp thứ i . Sử dụng hàm softmax ta tính được điều này. Hàm softmax nhận đầu vào là một vector và cho đầu ra là 1 vector có cùng

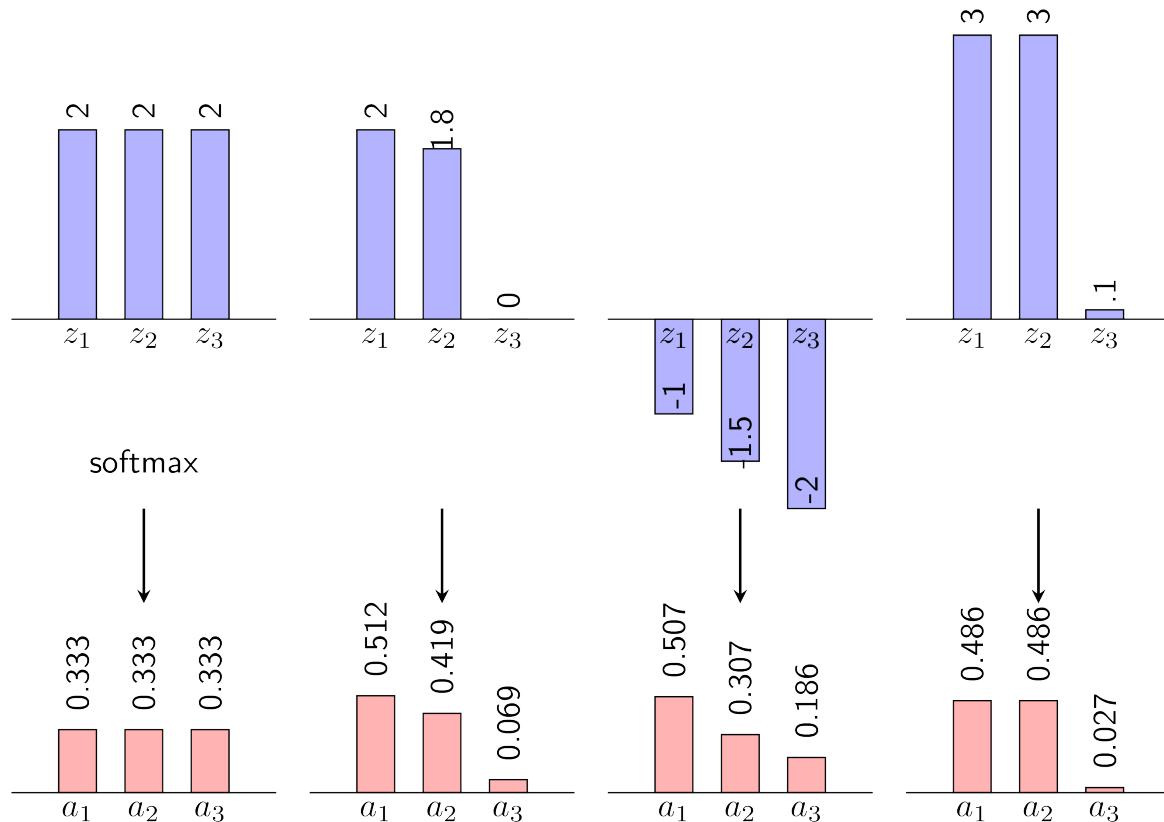
số chiều $a(z) : \mathbb{R}^n \mapsto \mathbb{R}^n$. Công thức của hàm như sau:

$$a_i = \frac{\exp(z_i)}{\sum_{j=1}^C \exp(z_j)}, \quad \forall i = 1, 2, \dots, C$$

□ Ở đây, ta có nhận xét:

- Giá trị $z_i = \mathbf{w}_i^T \mathbf{x}$ càng lớn thì xác suất dữ liệu rơi vào class i càng cao.
- Các a_i lớn hơn 0 và có tổng bằng 1.

Như vậy hàm softmax đã tính tất cả các a_i dựa vào tất cả các z_i , thỏa mãn tất cả các điều kiện: dương, tổng bằng 1, giữ được thứ tự của z_i . Giá trị xuất ra của hàm softmax tại mỗi class thường được sử dụng làm độ tin cậy của class đó. Dưới đây là một ví dụ về mối quan hệ giữa đầu vào và đầu ra của hàm softmax (hình 2.28). Hàng trên màu xanh nhạt thể hiện các scores z_i với giả sử rằng số classes là 3. Hàng dưới màu đỏ nhạt thể hiện các giá trị đầu ra a_i của hàm softmax.



Hình 2.28: Một số ví dụ về đầu vào và đầu ra của hàm softmax

(Nguồn: <https://machinelearningcoban.com>)

Softmax đặc biệt được sử dụng nhiều làm hàm kích hoạt ở lớp output trong bài toán phân loại qua mạng CNNs. Những lớp phía trước có thể được coi như một bộ Feature Extractor, lớp cuối cùng của DNN cho bài toán classification thường là Softmax Regression.

2.3 Kết luận

Mạng CNNs cùng với các thuật toán machine learning khác đã trở nên phổ biến và đóng vai trò quan trọng trong sự phát triển của trí tuệ nhân tạo nói chung và thị giác máy tính nói riêng. Sau khi trình bày cơ bản về các lý thuyết của mạng NN trong chương này, chương tiếp theo luận văn xin trình bày về ứng dụng của mạng CNNs trong việc ước tính tọa độ hay rút trích đặc trưng khung xương mà luận văn áp dụng.

Chương 3

ƯỚC TÍNH ĐẶC TRƯNG KHUNG XƯƠNG TỪ ẢNH RGB

Trong nội dung này, luận văn sẽ trình bày hai phương pháp đề xuất để trích xuất đặc trưng khung xương hay còn gọi là ước tính tư thế con người (pose estimate). Đó là trích xuất đặc trưng từ thiết bị Kinect và trích xuất đặc trưng từ mạng neural network. Phương pháp trích xuất đặc trưng khung xương từ ảnh RGB qua mạng NN dựa trên mạng mobilenet_v2 được áp dụng trong đề tài vì tính khả thi, có thể ứng dụng được trong đời sống cao hơn so với phương pháp sử dụng camera Kinect.

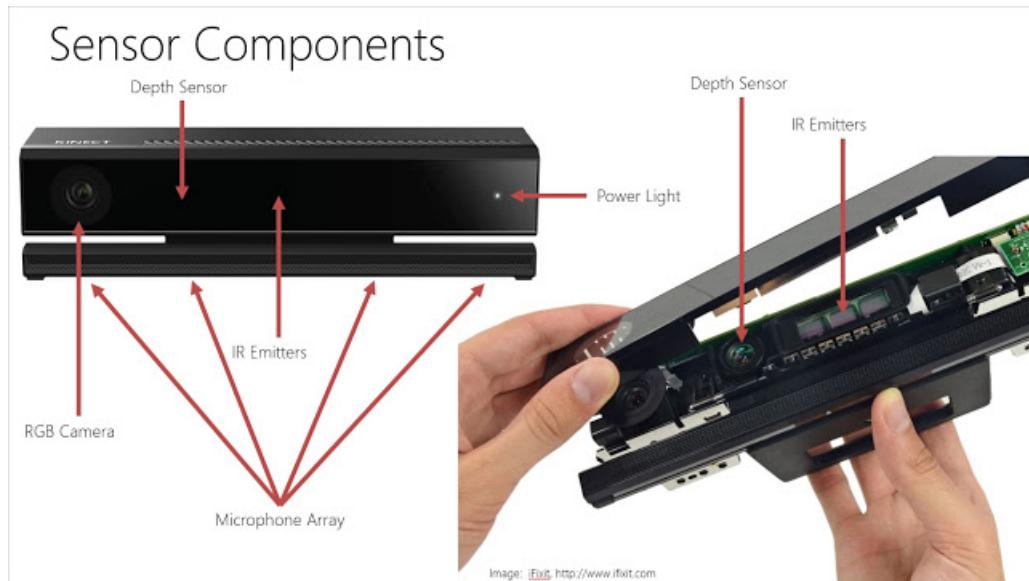
3.1 ƯỚC TÍNH DỰA TRÊN CẢM BIẾN KINECT

3.1.1 Giới thiệu camera cảm biến độ sâu Kinect của Microsoft

Kinect là một thiết bị đầu vào, là cảm biến chuyển động do hãng Microsoft sản xuất dành cho Xbox 360 và máy tính Windows. Dựa trên một webcam kiểu add-on ngoại vi cho Xbox 360, nó cho phép người dùng điều khiển và tương tác với Xbox 360 mà không cần phải dùng đến một bộ điều khiển tay cầm, thông qua một giao diện người dùng tự nhiên bằng cử chỉ và lệnh nói. Thiết bị được giới thiệu vào tháng 11 năm 2010 như một phụ kiện của Xbox 360. Cảm biến chiều sâu (depth sensor) được sử dụng trong Kinect được lấy từ việc trích xuất camera hồng ngoại.

Chức năng chính của Kinect là một công cụ để người dùng tương tác với Xbox 360 bằng

cử chỉ và lệnh nói. Vì lý do này, các bộ cảm biến có khả năng thu thập dữ liệu ở độ phân giải 640x480 điểm ảnh. Với các dữ liệu chiều sâu, có thể lấy được "các vector đặc trưng mang hình dáng của khung xương con người(SJMs)" của người đứng phía trước của cảm biến. Và với các SJM đó, nó có thể nhận biết được cử chỉ của người sử dụng.



Hình 3.1: Camera cảm biến độ sâu Kinect

(Nguồn : <https://www.ifixit.com>)

Các thông số cơ bản của cảm biến như sau:

- Ảnh màu : 1920x1080 @30Hz (15Hz ánh sáng yếu)
- Ảnh độ sâu : 512x424 @30Hz
- Tầm xa : 0.5 ~ 4.5m
- Góc nhìn (Dọc/Ngang) : 70 / 60 độ
- Số lượng SJM (phát hiện/theo dõi) : 6 / 6 SJMs
- Số lượng SJM-J : 25 SJM-Js
- Hệ điều hành : Windows 8/10
- Cổng tín hiệu : USB 3.0

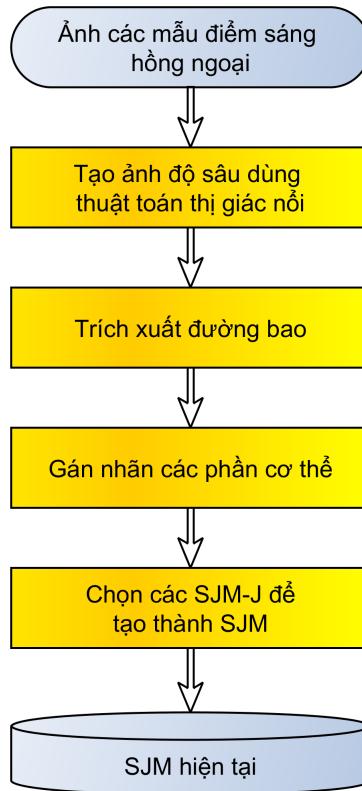
Cơ chế hoạt động: Ban đầu, bộ phận phát tia hồng ngoại sẽ phát ra tia hồng ngoại trong vùng hoạt động của nó. Thông qua phản chiếu các tia hồng ngoại về camera hồng ngoại sẽ thu nhận được các tia phản xạ về. Dựa vào thời gian trễ để đo khoảng cách tới các điểm trong vùng quan sát. Kết quả thu về sẽ là hình ảnh vùng quan sát với những chiều sâu khác nhau.



Hình 3.2: Ảnh độ sâu từ Kinect
(Nguồn : <https://www.zonettrigger.com/>)

3.1.2 Cơ chế trích xuất SJM từ Kinect

Ưu điểm của việc sử dụng Kinect là các thiết kế phần cứng đã tối ưu cho việc tạo ra SJM, không yêu cầu phải thực hiện lại hoặc tạo ra thuật toán mới cho phần trích xuất đặc trưng. Sơ đồ khái trích xuất SJM của Kinect v2 minh họa bằng hình 3.3.



Hình 3.3: Sơ đồ khái niệm thuật toán trích xuất SJM của thiết bị Kinect

(Nguồn : "Nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu cho người câm" - B.V Phúc, H.C Thịnh)

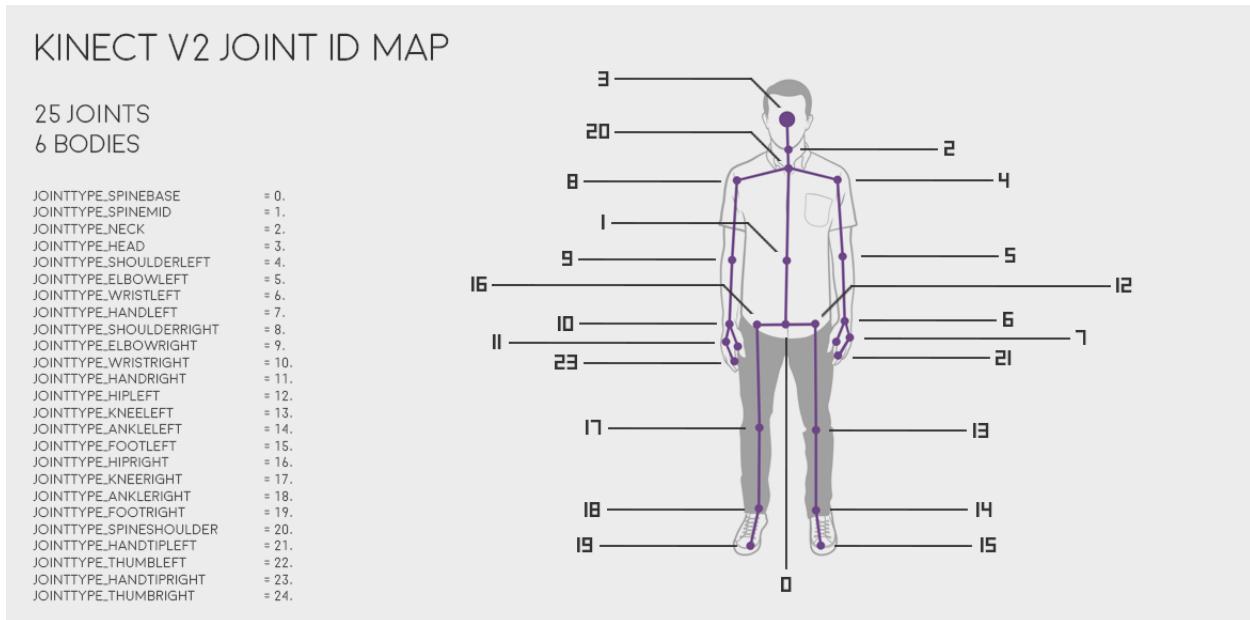
Dữ liệu vào

Hành động di chuyển của người dùng trong không gian nhận diện được của thiết bị Kienct v2.

Dữ liệu ra

- Ảnh màu kích thước 1920x1080 pxs.
- Ảnh biểu diễn độ sâu 512x424 pxs.
- SJM tương ứng với ảnh hiện tại biểu diễn tọa độ bằng meter (đo tương đối bằng ảnh độ sâu) hoặc px (tương ứng với vị trí của ảnh độ sâu).

Sau khi ước tính tọa độ khung xương bằng Kinect, ta thu được tọa độ các vị trí của 25 khớp xương trong không gian 3 chiều (hình 3.4)



Hình 3.4: Khung xương được trích xuất từ Kinect

(Nguồn : <https://www.zonettrigger.com/>)

Việc ước tính tọa độ khung xương dựa trên camera Kinect mang nhiều ưu điểm như tốc độ ước tính nhanh do phần cứng đã tối ưu việc xử lý khớp xương. Kết quả ước tính trên không gian 3 chiều mang độ chính xác cao giúp cho các ứng dụng dựa trên ước tính tọa độ khung xương thực hiện tốt. Tuy nhiên luận văn áp dụng mô hình ước tính tọa độ khung xương dựa vào mạng NN giúp áp dụng trên các thiết bị camera RGB bình thường dễ dàng hơn. Phần tiếp theo luận văn xin trình bày về mạng Neural network này.

3.2 ƯỚC TÍNH TỪ ẢNH 2D DỰA TRÊN MẠNG NEURAL NETWORK

3.2.1 Tổng quan phương pháp

Phương pháp trích xuất hình dáng khung xương được áp dụng từ bài báo "Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields" [16]. Nghiên cứu sử dụng phương pháp bottom-up ("từ dưới lên"-tạm dịch) ước tính khung xương từ ảnh RGB sang tọa độ trong không gian 2D. Tuy có rất nhiều mạng ước tính tư thế con người trong không

gian 2D, 3D và cả dense pose (ước tính toàn bộ hình dáng cơ thể người) nhưng phương pháp ước tính 2D được chọn vì tốc độ xử lý cao có thể đáp ứng realtime (xử lý thời gian thực) và hoạt động trên các thiết bị cấu hình thấp. Ngoài ra phương pháp này có thể ước tính tọa độ khung xương nhiều người cùng một lúc.

Mạng NN được sử dụng dự đoán tư thế 2D song song của nhiều người trong một ảnh. Phương pháp sử dụng một đại diện không có thông số gọi là Part Affinity Fields (PAFs - tạm dịch là "trường tương đồng một phần") được tham khảo để học cách liên kết các bộ phận cơ thể của mỗi cá nhân trong ảnh. Mô hình mã hóa toàn bộ bối cảnh, cho phép một bước phân tích bottom-up, bước này có độ chính xác cao, có thể xử lý thời gian thực và thực hiện song song nhiều người. Mô hình được thiết kế để kết hợp tìm vị trí các bộ phận và liên kết giữa chúng thông qua 2 nhánh của quá trình dự đoán chuỗi giống nhau.

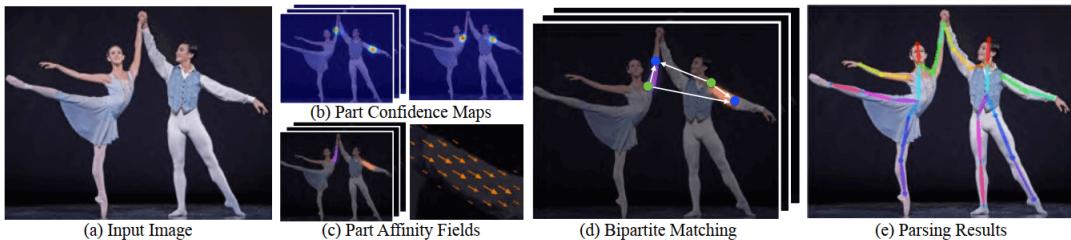


Fig. 2: Overall pipeline. (a) Our method takes the entire image as the input for a CNN to jointly predict (b) confidence maps for body part detection and (c) PAFs for part association. (d) The parsing step performs a set of bipartite matchings to associate body part candidates. (e) We finally assemble them into full body poses for all people in the image.

Hình 3.5: Tổng quan phương pháp

Hình 3.5 minh họa toàn bộ nội dung phương pháp. Hệ thống lấy đầu vào là một ảnh màu có kích thước $w \times h$ (hình 3.5a) và tạo ra ngõ ra, tọa độ của những keypoints (điểm khớp xương) cho mỗi cá nhân trong ảnh (hình 3.5e). Đầu tiên, một mạng CNN đồng thời dự đoán một loạt những confidence maps (cfm) S của những vị trí bộ phận cơ thể (hình 3.5b) và một loạt những miền vector 2D (vf) L của part affinities, cái mà mã hóa độ liên kết giữa các phần cơ thể (hình 3.5c). Tập hợp có J cfm, một map cho mỗi bộ phận, trong đó . Tập hợp có C vf, một cho mỗi chi, trong đó , mỗi vị trí ảnh trong L_c mã hóa một vector 2D (được show trong hình 1). Cuối cùng, cfm và affinity fields được phân tích bởi suy luận tham lam (greedy inference) (hình 3.5d) để tạo ra các keypoints 2D cho tất cả người trong ảnh.

Phương pháp này đưa toàn bộ ảnh đầu vào qua một mạng CNN 2 nhánh để đồng thời dự đoán những confidence map cho sự detect phần cơ thể, thể hiện trong hình 3.5b, và part

affinity fields cho sự liên kết các phần, thể hiện trong hình 3.5c. Bước phân tích thể hiện một loạt những liên kết giữa hai điểm (liên kết lưỡng cực) để liên kết những phần cơ thể (3.5d). Cuối cùng, chúng được lắp ráp chúng lại với nhau tạo thành những tư thế cơ thể hoàn chỉnh cho tất cả những người trong ảnh (3.5e).

- Đầu tiên, hình ảnh được truyền qua mạng cơ sở để trích xuất các bản đồ đặc trưng. Trong bài báo, tác giả sử dụng 10 lớp đầu tiên của mô hình VGG-19. Tuy nhiên model được luận văn áp dụng sử dụng 10 lớp đầu tiên của mô hình mobilenet_v2 model này gọn nhẹ hơn so với VGG-19 nên có thể đáp ứng realtime đối với các máy tính cấu hình thấp.
- Sau đó, các bản đồ tính năng được xử lý với nhiều giai đoạn CNN để tạo: một bộ Bản đồ tin cậy một phần và một bộ các trường có mối quan hệ một phần (PAF)
 - **Confidence Maps** : một bộ bản đồ độ tin cậy 2D S cho các vị trí phần cơ thể. Mỗi vị trí chung có một bản đồ.
 - **Part Affinity Fields** : một tập hợp các trường vectơ 2D L mã hóa mức độ liên kết giữa các phần.
- Cuối cùng, **Confidence Maps** và **Part Affinity Fields** được xử lý bằng thuật toán tham lam (greedy algorithm) để có được tư thế cho mỗi người trong ảnh.

3.2.2 Giải thích các phần

- **Confidence Maps (CFMs)** là một đại diện 2D cho niềm tin rằng một bộ phận cơ thể cụ thể có thể được đặt trong bất kỳ pixel nào. Với J là số lượng vị trí bộ phận cơ thể (khớp). Sau đó, **Confidence Maps** $S = (S_1, S_2, \dots, S_J)$ với $S_j \in R^{w \times h}, j \in (1 \dots J)$ Tóm lại, mỗi bản đồ tương ứng với một khớp và có cùng kích thước với hình ảnh đầu vào .
- **Part Affinity Fields(PAF)** Trường quan hệ một phần (**PAF**) là một tập hợp các trường dòng mã hóa các mối quan hệ cặp đôi không cấu trúc giữa các bộ phận cơ thể. Mỗi cặp bộ phận cơ thể có một **PAF** , tức là cổ, mũi, khuỷu tay, v.v.

Cho C là số lượng các cặp phần trên cơ thể. Sau đó **PAFs** là các thiết lập $L = (L_1, L_2, \dots, L_c)$ với $L_c \in R^{w \times h \times 2}$, $c \in (1 \dots C)$

Nếu một pixel nằm trên một chi (phần cơ thể), giá trị trong L_c tại pixel đó là một vectơ đơn vị 2D từ khớp bắt đầu đến khớp cuối.

□ CNN nhiều giai đoạn

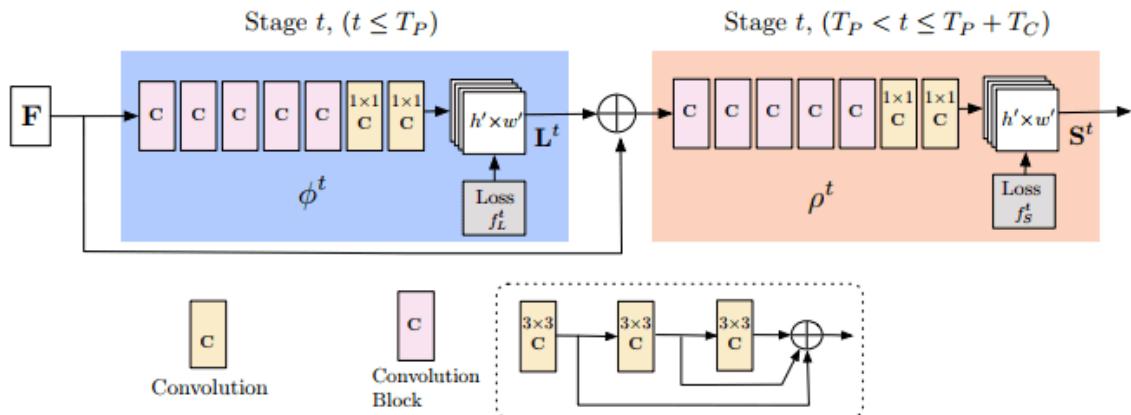


Fig. 3: Architecture of the multi-stage CNN. The first set of stages predicts PAFs \mathbf{L}^t , while the last set predicts confidence maps \mathbf{S}^t . The predictions of each stage and their corresponding image features are concatenated for each subsequent stage. Convolutions of kernel size 7 from the original approach [3] are replaced with 3 layers of convolutions of kernel 3 which are concatenated at their end.

Hình 3.6: Kiến trúc của CNN nhiều giai đoạn từ phiên bản tạp chí của OpenPose

Trạng thái đầu tiên của những bước dự đoán các **PAFs** \mathbf{L}^1 trong khi đó tập cuối cùng dự đoán confidence maps \mathbf{S}^t . Những dự đoán của mỗi bước và những đặc trưng của ảnh tương ứng được ghép cho bước tiếp theo. Tích chập với kernel 7 từ phương pháp gốc được thay thế với 3 lớp tích chập kernel 3, cái mà được ghép nối cuối cùng.

CNN nhiều giai đoạn gồm các bước như sau:

- Tính toán các **part affinity fields (PAFs)**, L^1 từ feature maps của mạng cơ sở F . Cho ϕ^1 là mạng CNN mạng CNN tại bước 1.

$$L^1 = \phi^1(F) \quad (3.1)$$

- Giai đoạn t đến giai đoạn T_P : Tinh chỉnh dự đoán của **PAF** từ giai đoạn trước bằng cách sử dụng bản đồ tính năng F và các **PAF** trước đó (L^{t-1}). Với ϕ^t là CNN ở giai đoạn t .

$$L^t = \phi^t(F, L^{t-1}), \forall 2 \leq t \leq T_P \quad (3.2)$$

- Sau khi T_P lặp đi lặp lại, quá trình được lặp lại việc phát hiện **confidence maps**, bắt đầu trong dự đoán PAF cập nhật mới nhất . ρ^t là CNN ở giai đoạn t . Quá trình được lặp lại cho T_C .

$$S^{T_P} = \rho^t(F, L^{T_P}), \forall t = T_P S^t = \rho^t(F, L^{T_P}, S^{t-1}), \forall T_P \leq t \leq T_P + T_C \quad (3.3)$$

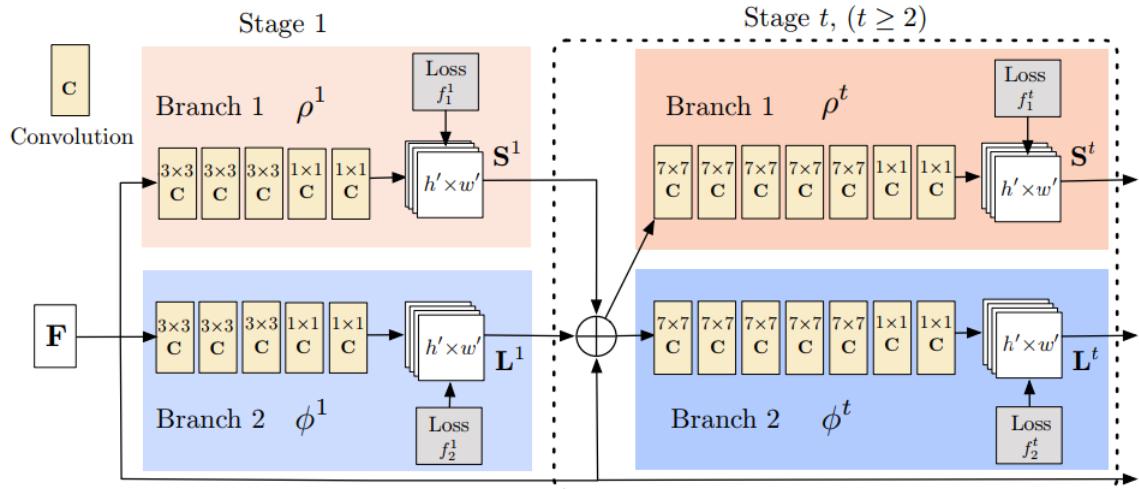
- Ma trận S và L cuối cùng là **Confidence Maps** và **part affinity fields (PAFs)** sẽ được xử lý thêm bằng thuật toán tham lam.

Chú thích: CNN nhiều giai đoạn này là từ phiên bản tạp chí 2018. Trong phiên bản CVPR 2017 gốc, họ đã tinh chỉnh cả bản đồ độ tin cậy và các trường tương đồng một phần (PAF) ở mỗi giai đoạn. Do đó, họ đòi hỏi nhiều tính toán và thời gian hơn ở mỗi giai đoạn. Trong cách tiếp cận mới, tác giả nhận thấy rằng cách tiếp cận mới làm tăng cả tốc độ và độ chính xác tương ứng 200% và 7%.

3.2.3 Cách thức hoạt động

3.2.3.1 Phát hiện và liên kết đồng thời

Kiến trúc của mạng, được show trong hình 3.7, dự đoán đồng thời những cfm và affinity fields (**AF**) cái mà mã hóa liên kết giữa các phần. Mạng được tách thành 2 nhánh: Nhánh trên, màu hồng da, dự đoán những **CFM**, và nhánh dưới, màu xanh, dự đoán những **AF**. Mỗi nhánh là một kiến trúc dự đoán lặp lại, theo như [17], nó tinh chỉnh những dự đoán qua các giai đoạn liên tiếp $t \in 1 \dots T$, với giám sát trung gian ở từng giai đoạn liên tiếp.



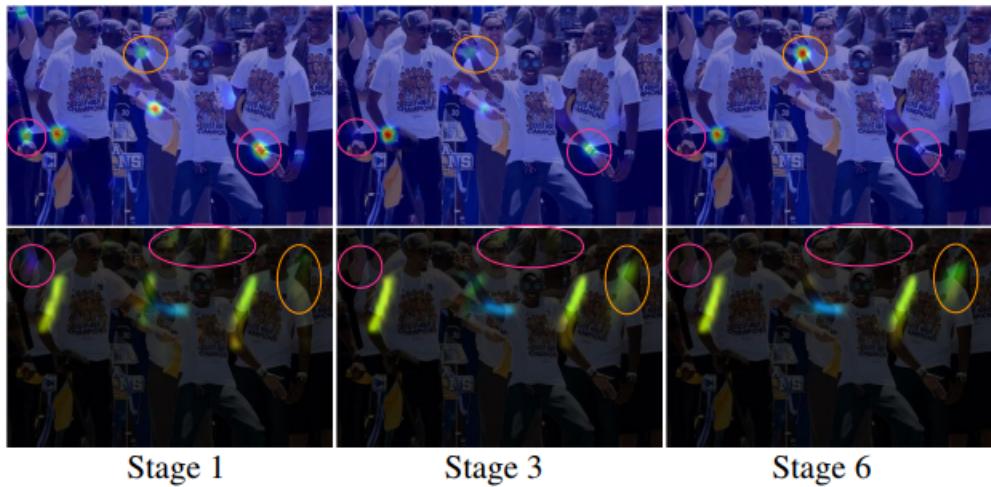
Hình 3.7: Kiến trúc của mạng CNN nhiều bước 2 nhánh

Trong cấu trúc này, mỗi bước trong nhánh đầu tiên dự đoán những cfm S^t , và mỗi bước trong nhánh thứ 2 dự đoán $PAFs$ L^t . Sau mỗi bước, những dự đoán từ 2 nhánh, cùng với những đặc trưng ảnh, được nối lại cho bước tiếp theo.

Dầu tiên, ảnh được phân tích bởi một mạng tích chập (Khởi tạo bởi 10 lớp đầu tiên của MobileNet_v2 [18] và hoàn thiện), việc tạo một tập hợp những feature map F là ngõ vào đến bước đầu tiên của mỗi nhánh. Tại bước đầu tiên, mạng tạo ra một tập những cfm $S^1 = \rho^1(F)$ và một tập những PAFs $L^1 = \phi^1(F)$, trong đó ρ^1 và ϕ^1 là những mạng CNN cho suy luận tại bước 1. Trong mỗi bước tiếp theo, những dự đoán từ cả những nhánh ở bước trước, cùng với những đặc trưng ảnh gốc F , được nối và sử dụng để tạo ra các dự đoán được tinh chỉnh.

$$S^t = \rho^1(F, S^{t-1}, L^{t-1}), \forall t \geq 2 \\ L^t = \phi^1(F, S^{t-1}, L^{t-1}), \forall t \geq 2 \quad (3.4)$$

Trong đó ρ^t và ϕ^t là những mạng CNN cho suy luận ở bước t .



Hình 3.8: Những cfm của cỗ tay phải(hàng trên) và những PAF (hàng dưới) của cánh tay phải qua các bước.

Hình 3.8 mô tả sự tinh chỉnh của những cfm và những af khi trải qua các bước. Để hướng dẫn mạng dự đoán lặp lại những cfm của các phần cơ thể trong nhánh đầu tiên và PAFs trong nhánh thứ 2, phương pháp áp dụng 2 hàm loss ở cuối mỗi bước, một ở mỗi nhánh tương ứng. Sử dụng một loss L_2 giữa những dự đoán được ước tính và những bản đồ thực địa và các miền. Ở đây, cân nhắc những hàm loss không gian để giải quyết những vấn đề thực tế, cái mà một vài tập dataset không hoàn toàn gắn nhãn tất cả những người. Cụ thể, hàm loss trong cả 2 nhánh ở bước t :

$$f_t^S = \sum_{j=1}^J W(p) \cdot \|S_j^t(p) - S_j^*(p)\|_2^2 \quad (3.5)$$

$$f_t^L = \sum_{c=1}^C W(p) \cdot \|L_c^t(p) - L_c^*(p)\|_2^2 \quad (3.6)$$

Trong đó, S_j^* là cfm một phần groundtruth(kết quả chính xác), L_c^* là miền vector liên kết một phần groundtruth, W là một mặt nạ nhị phân với $W(p) = 0$ khi chú thích đang biến mất tại một địa phương ảnh p. Mặt nạ được sử dụng để tránh bắt lỗi những dự đoán vị trí chính xác trong quá trình training. Sự giám sát trung gian tại mỗi bước giải quyết vấn đề gradient biến mất bằng cách thay thế gradient định kỳ. Mục tiêu cuối cùng là:

$$f = \sum_{t=1}^T (f_S^t + f_L^t) \quad (3.7)$$

3.2.3.2 Những cfm cho phát hiện bộ phận cơ thể

Để đánh giá f_S trong công thức trên trong quá trình training, chúng tôi tạo những cfm groundtruth S^* từ những keypoints 2D được chú thích. Mỗi cfm là một đại diện 2D của độ tin cậy cái mà một bộ phận cơ thể cụ thể xảy ra tại mỗi vị trí pixel. Một các lý tưởng, nếu chỉ có một người trong ảnh, một đỉnh đơn sẽ có sắng trong mỗi cfm nếu bộ phận tương ứng có thể nhìn thấy được; nếu nhiều người có trong ảnh thì sẽ có một đỉnh tương ứng với mỗi bộ phận nhìn thấy j cho mỗi người k.

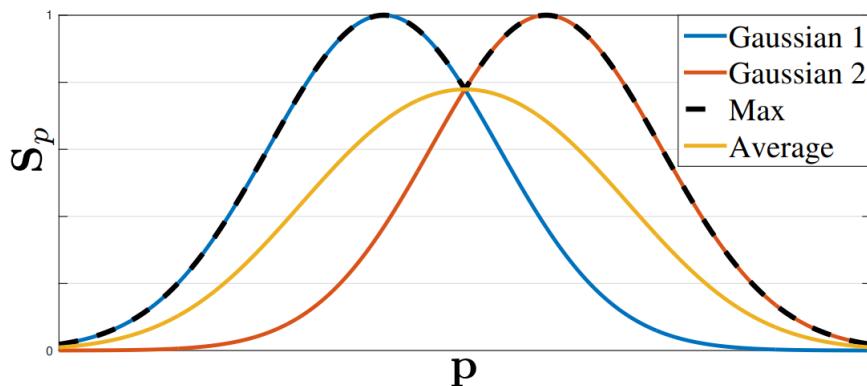
Dầu tiên, phương pháp tạo những cfm $S_{j,k}^*$ cho mỗi người k. Gọi $x_{j,k} \in \mathbb{R}^2$ là vị trí groundtruth của phần cơ thể j cho mỗi người k trong ảnh. Giá trị tại tọa độ $p \in \mathbb{R}^2$ trong $S_{j,k}^*$ được định nghĩa là:

$$S_{j,k}^*(p) = \exp\left(-\frac{\|p - x_{j,k}\|_2^2}{\sigma^2}\right) \quad (3.8)$$

Trong đó σ điều khiển độ rộng của đỉnh. cfm groundtruth (được dự đoán bởi mạng) là một tổng hợp của những cfm cá nhân thông qua một hàm max:

$$S_j^*(p) = \max_k S_{j,k}^*(p) \quad (3.9)$$

Phương pháp lấy giá trị max của những cfm thay vì giá trị trung bình, vì vậy độ chính xác gần với những đỉnh nhưng vẫn giữ sự khác biệt, như được minh họa trong hình 3.9:

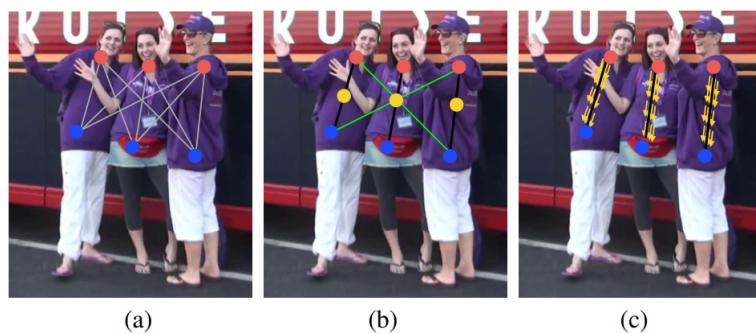


Hình 3.9: Phương pháp lấy giá trị max những cfm

Trong thời gian test, phương pháp dự đoán những cfm (được show trong hàng đầu tiên của hình 3.8), và có được những candidates bộ phận cơ thể bằng cách thực hiện triệt tiêu không tối đa.

3.2.3.3 PAFs cho liên kết bộ phận

Cho một tập những bộ phận cơ thể được detect (show bằng màu đỏ và xanh trong hình 3.10a), làm cách nào để có thể lắp ráp chúng để phù hợp với những tư thế của một số lượng người chưa xác định được? phương pháp cần một số đo tin cậy của sự liên kết cho mỗi cặp phương pháp phát hiện bộ phận cơ thể, nói cách khác là chúng thuộc cùng một người. Một cách khả thi để đo sự luân kết là để detect một trung điểm mới giữa mỗi cặp bộ phận trên một chi, và kiểm tra góc tới giữa các sự detect bộ phận ứng viên, được show trong hình 3.10b. Tuy nhiên, khi nhiều người tụ tập cùng nhau – điều này rất dễ xảy ra – những trung điểm này thì giống như những sự liên kết sai được hỗ trợ (mô tả bởi những đường màu xanh trong hình 3.10b). Khá nhiều liên kết sai phát sinh bởi vì hai sự giới hạn trong đại diện: (1) nó chỉ mã hóa những vị trí và không mã hóa hướng của mỗi chi; (2) nó giảm khu vực hỗ trợ của một chi thành một điểm đơn.



Hình 3.10: Những chiến lược liên kết bộ phận

Để chỉ ra những hạn chế, phương pháp trình bày một đại diện đặc trưng mới được gọi là part affinity fields (PAFs), nó bao hàm cả thông tin về vị trí cũng như hướng trong qua khu vực hỗ trợ của chi (được thể hiện trong hình 3.10c). Part affinity là một miền vector 2D của mỗi chi: cho mỗi pixel trong khu vực thuộc một chi cụ thể, một vector 2D mã hóa co hướng (có gốc từ một phần của chi này đến chi khác). Mỗi loại chi có một affinity field tương ứng nối hai bộ phận cơ thể được liên kết.

3.2.4 Phân tích nhiều người sử dụng PAFs

Trong phần này, sẽ nói về tổng quan về thuật toán tham lam được sử dụng để phân tích tư thế của nhiều người từ PAFs và CFMs.

Quá trình phân tích được tóm tắt thành 3 bước sau:

- Bước 1: Tìm tất cả những vị trí khớp sử dụng confidence maps.
- Bước 2: Tìm những khớp cùng nhau tạo các chi (bộ phận cơ thể) sử dụng PAFs và những khớp trong bước 1.
- Bước 3: Kết nối các chi thuộc cùng một người và tạo danh sách những tư thế cơ thể.

3.2.4.1 Bước 1 - Tìm tất cả những vị trí khớp sử dụng confidence maps.

- **Đầu vào:**

- Confidence maps, $S = (S_1, S_2, \dots, S_J)$ trong đó $S_j \in R^{w \times h}, j \in (1 \dots J)$.
- Up-sampling scale: Sự khác biệt giữa dài/rộng giữa ảnh đầu vào và confidence maps.

- **Đầu ra:**

- Danh sách khớp(joints_list): một danh sách những vị trí khớp của kích thước J , mỗi phần tử là một danh sách các đỉnh (x, y, xác suất).
- Ví dụ, kích thước của joints_list là 18 cho 18 vị trí khớp (mũi, cổ,...) và những phần tử trong joints_list là những danh sách có độ dài khác nhau. Những phần tử này lưu trữ thông tin đỉnh (vị trí x, y và điểm xác suất) cho mỗi vị trí khớp.

- **Xử lý: Cho mỗi khớp từ 1 đến J:**

- Lấy heatmap 2D tương ứng cho khớp trong confidence maps.
- Tìm những đỉnh bằng cách lấy ngưỡng heatmap 2D.
- Đối với mỗi đỉnh:
 - * Lấy một đốm xung quanh đỉnh trong heap.
 - * Phóng to đốm sử dụng up-sampling scale.
 - * Lấy vị trí đỉnh lớn nhất trong đốm được phóng to.
 - * Thêm thông tin đỉnh vào danh sách các đỉnh của khớp.

3.2.4.2 Bước 2 - Tìm những khớp cùng nhau tạo các chi (bộ phận cơ thể) sử dụng PAFs và những khớp trong bước 1.

- Đầu vào:

- joints-list ngõ ra của bước 1.
- **PAFs:** $L = (L_1, L_2, \dots, L_c)$ trong đó $L_c \in R^{w \times h \times 2}, c \in (1 \dots C)$
- Up-sampling scale: sự khác nhau giữa dài rộng của ảnh đầu vào và PAFs maps.
- Số lượng những điểm trung gian: số lượng những điểm trung gian giữa một khớp nguồn và những khớp đích để có được giá trị PAFs.

- Đầu ra:

- Những chi được kết nối (connected-limbs): một danh sách những chi được kết nối có kích thước C. Trong đó, mỗi phần tử là một danh sách tất cả các chi của loại đó.
- Mỗi thông tin chi chứa: id của chi nguồn, id của chi đích và điểm số thể hiện độ tốt của kết nối.

- Xử lý:

- Phóng to PAFs đến kích thước của ngõ vào sử dụng up-sampling scale.
- Đối với mỗi loại chi, ví dụ cổ tay-khuỷu tay trái:
 - * Lấy tất cả những đỉnh khớp nguồn và những đỉnh khớp đích, ví dụ: tất cả những đỉnh cổ tay trái và tất cả những đỉnh khuỷu tay trái.
 - * Nếu kích thước của những đỉnh nguồn hoặc đỉnh đích bằng 0, thì bỏ qua chi đó.
 - * Tạo một danh sách để lưu trữ tất cả những candidates kết nối chi.
 - * Đối với mỗi đỉnh nguồn và mỗi đỉnh đích:
 - Lấy vector trực tiếp bằng cách trừ những vị trí nguồn và vị trí đích.
 - Chuẩn hóa vector trực tiếp thành vector đơn vị.
 - Lấy giá trị PAFs tại mỗi điểm trung gian giữa những đỉnh nguồn và đỉnh đích.

- Tính điểm số của kết nối chi hiện tại bằng cách lấy trung bình những giá trị PAFs.
- Thêm điểm số để xác định khoảng cách chi phù hợp:
 $\min(0.5 * \text{paf_height} / \text{limb_dist} - 1, 0)$.
- Thêm những kết nối chi hiện tại vào những candidates kết nối chi:
 - + Sắp xếp những candidates kết nối chi.
 - + Đối với mỗi candidate kết nối chi: Thêm sự kết nối vào danh sách cuối cùng nếu nguồn và đích không được chọn cho bất kỳ sự kết nối nào.

3.2.4.3 Bước 3 - Kết nối các chi thuộc cùng một người và tạo danh sách những tư thế cơ thể.

- **Đầu vào:**

- Danh sách khớp (**joint_list**) từ bước 1.
- Những chi được kết nối (**connected_limbs**) từ bước 2

- **Đầu ra:** Những tư thế: một danh sách những tư thế người cho mỗi các nhân trong ảnh. Mỗi phần tử chứa những vị trí khớp cho người đó.

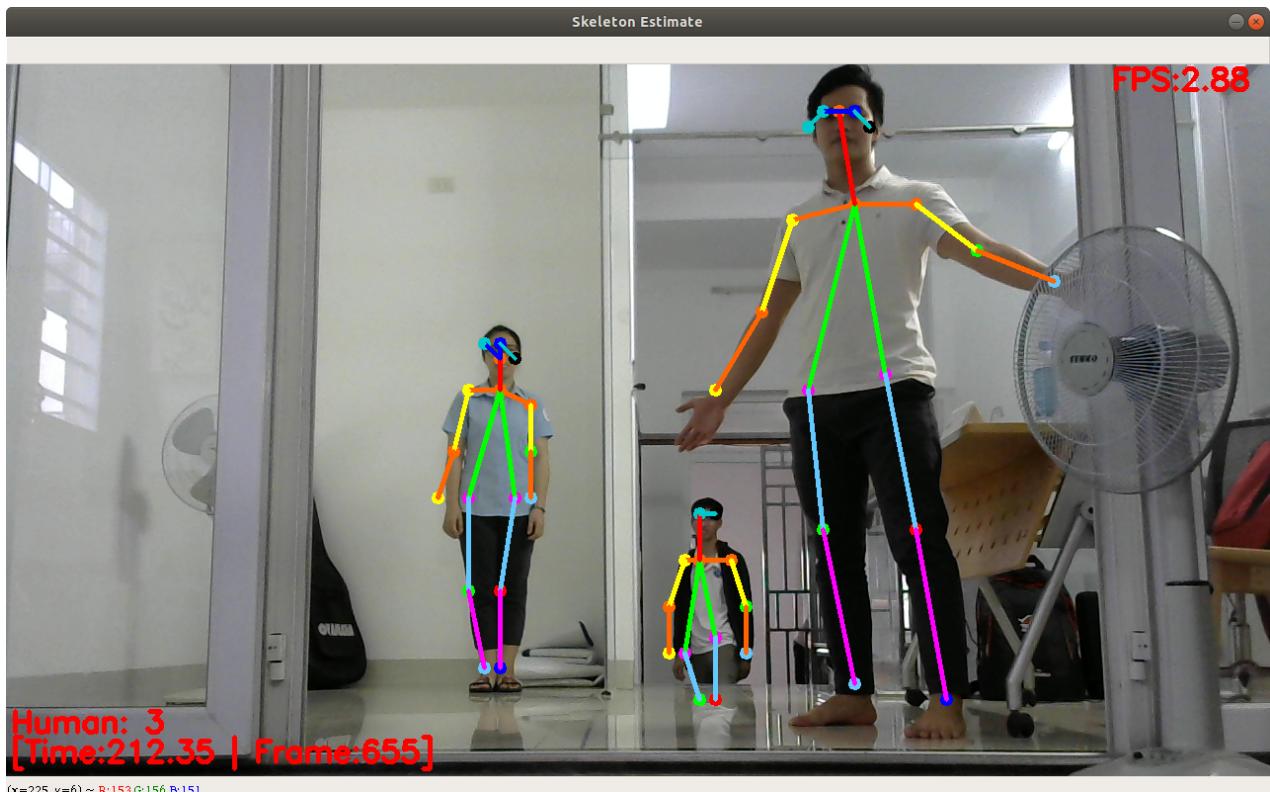
- **Xử lý:**

- Đối với mỗi loại chi và đối với mỗi kết nối giữa các chi (**connected_limbs**) của loại đó:
 - * Tìm những cá nhân liên kết với khớp của kết nối hiện tại.
 - * Nếu không có người nào: Tạo một người mới với kết nối hiện tại.
 - * Nếu có một người: Thêm kết nối hiện tại vào người đó.
 - * Nếu có 2 người: Xác nhận 2 người này thành một người.
- Loại bỏ những người có quá ít khớp.

3.2.5 Kết quả áp dụng

Ảnh RGB đầu vào chứa nhiều người sau khi xử lý qua mạng ta nhận được tọa độ 18 khớp xương của từng người được vẽ ra trên ảnh đầu ra. Kết quả ước lượng có thể đáp ứng

được xử lý thời gian thực (realtime) trên máy tính cấu hình thấp với FPS đạt được khoảng 2.5 -> 6(FPS). Tốc độ nhận dạng tùy thuộc vào số người trong khung hình, tốc độ xử lý sẽ càng nhanh khi số lượng người trong khung hình càng ít và ngược lại.



Hình 3.11: Kết quả ước tính tọa độ khung xương từ mạng NN

3.3 Kết luận

Ước lượng khung xương hay ước tính tư thế con người là một hướng nghiên cứu quan trọng và đầy thách thức của thị giác máy tính. Phương pháp này được khá nhiều nghiên cứu áp dụng để giải quyết nhiều bài toán khó như nhận dạng dáng đáng đi, tư thế con người, nhận dạng hành động hay giúp robot học theo chuyển động của con người...Dựa vào kết quả nhận diện, phương pháp nêu trên có một số ưu, nhược điểm như sau:

- Ưu điểm:
 - Phương pháp nhận diện tốt khi hình ảnh rõ nét.
 - Có thể xử lý nhận dạng đối với nhiều người cùng một lúc.

- Tốc độ xử lý cao và có thể xử lý realtime đối với những máy tính cấu hình thấp.
- Nhược điểm:
 - Xử lý chưa tốt khi chất lượng hình ảnh thấp.
 - Chỉ mỗi ước lượng được tư thế trên không gian 2D. Do vậy khả năng áp dụng được vào các bài toán nhận dạng khác còn hạn chế.
 - Mô hình cũng chưa xử lý ước lượng được tư thế bàn tay.

Chương tiếp theo, luận văn sẽ trình bày về ứng dụng của ước lượng tọa độ khung xương trong nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu, là phần nghiên cứu chính của luận văn.

Chương 4

XÂY DỰNG MẠNG NEURON NHẬN DẠNG NGÔN NGỮ KÝ HIỆU

Trong chương 3, thuật toán ước tính tư thế khung xương đã được trình bày chi tiết về lý thuyết và phương pháp xử lý áp dụng thuật toán. Ta thấy rằng phương pháp này hỗ trợ rất tốt cho việc ước tính nhau tư thế khung xương trong xử lý thời gian thực. Trong chương 4 này, luận văn sẽ trình bày về đề xuất mô hình mạng DNN lấy đầu vào là tọa độ khung xương được ước tính và nhận dạng cử chỉ thời gian thực. Nội dung chương trình bày cấu trúc mạng neural network đề xuất, cách thu thập và xử lý dữ liệu cũng như sơ đồ hoạt động chương trình.

4.1 Tổng quan

Một từ ngữ trong bộ ngôn ngữ ký hiệu của người khiếm thính sẽ được thể hiện bằng một loạt các cử chỉ theo thời gian. Tuy nhiên, khi xem xét các hành động của con người nhằm tìm ra một cấu trúc nhất quán và có thể tạo thành mô hình thì gặp các vấn đề phức tạp sau:

- Các từ ngữ ký hiệu không có một cấu trúc hay quy luật nào như chữ viết và tiếng nói. Đối với chữ viết và tiếng nói các dựa trên các chữ cái, dấu câu và âm tiết. Do vậy chỉ

cần nhận diện các thành phần đơn vị của nó. Đối với ngôn ngữ ký hiệu, mỗi một từ ngữ sẽ có một cù chỉ khác nhau và các cù chỉ đó không liên quan đến nhau. Do vậy để nhận diện được ngôn ngữ ký hiệu, cần phải nhận diện từng từ riêng biệt.

- Để diễn đạt ngôn ngữ của người khiếm thính. Số lượng từ ngữ trong bộ ngôn ngữ ký hiệu sẽ rất nhiều, lên đến hàng trăm ngàn từ. Do vậy không thể xem xét nhận diện tất cả các từ ngữ đó được.
- Với việc ước tính tọa độ khung xương trong không gian 2D. Các hành động của con người có thể giống nhau, tuy nhiên nếu việc quan sát hoặc camera quan sát nằm ở vị trí khác nhau, hướng, độ cao,... đều ảnh hưởng đến khả năng nhận diện hành động của con người.
- Ngôn ngữ ký hiệu của người khiếm thính, để diễn đạt được không những cần phải thể hiện qua tư thế mà còn cần phải thể hiện qua cử động bàn tay và nét mặt. Đối với phạm vi luận văn này chỉ hướng đến phân tích về tư thế con người.
- Nếu một phần cơ thể bị che khuất bởi các vật thể thì việc xác định hành động của con người sẽ gặp khó khăn hơn rất nhiều so với trường hợp không bị che khuất, phạm vi luận văn không xem xét đến vấn đề này. Tuy nhiên đây là một điểm cần xem xét đến để có thể hoàn thiện hệ thống nhận diện cử chỉ trong tương lai.

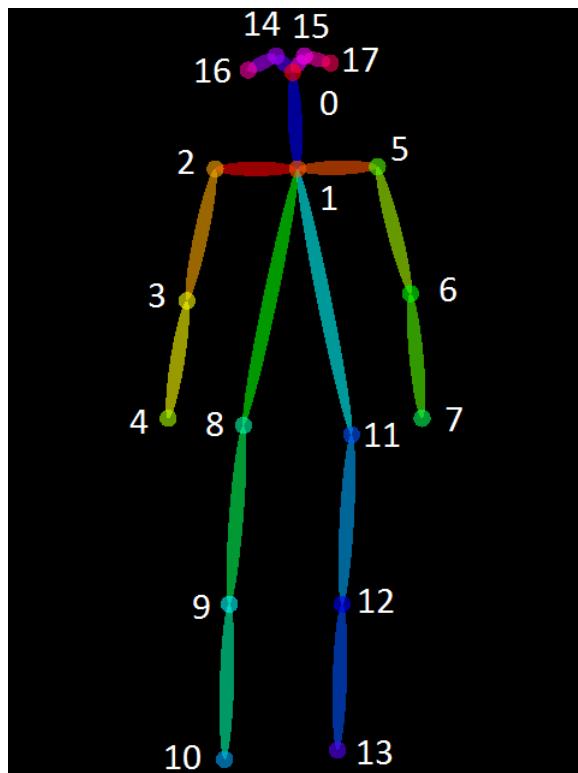
Đối với những vấn đề trên, mô hình nhận dạng được xây dựng có đặc điểm như sau. Trong các từ ngữ ký hiệu, nhận thấy có những từ ngữ phải thể hiện qua nhiều tư thế, cù chỉ tay liên tiếp nhau. Nhưng có những từ chỉ cần đưa về một tư thế hoặc một tư thế đó nhưng có sự dao động của một số bộ phận. Trong phạm vi luận văn này tập trung nhận dạng những từ ngữ với tư thế cố định đó. Mô hình xây dựng sẽ nhận dạng 16 cù chỉ với tư thế cố định và các cù chỉ tương đối khác nhau: (**Xin chào, Tôi, thành phố, vui vẻ, ăm em, Sài Gòn, Vĩnh Long, đi bộ, mùa màng, đói bụng, yêu, ăn, biểu quyết, đứng yên, hép, rỗng**).

4.2 Thu thập dữ liệu

Dữ liệu đầu vào là tọa độ của 18 khớp xương được dự đoán từ mạng ước tính tư thế khung xương từ chương 3. Các khớp xương được dự đoán từ mạng được đánh số thứ tự từ 0 tới 17. Các khớp xương cụ thể được thể hiện trong bảng 4.1 và trong hình 4.3.

Bảng 4.1: Các khớp xương được dự đoán từ mạng ước tính khung xương

Số thứ tự khớp xương	Vị trí	Số thứ tự khớp xương	Vị trí
0	Mũi	9	Đầu gối phải
1	Cổ	10	Cổ chân phải
2	Vai phải	11	Hông trái
3	Khủy tay phải	12	Đầu gối trái
4	Cổ tay phải	13	Cổ chân trái
5	Vai trái	14	Mắt phải
6	Khủy trái	15	Mắt trái
7	Cổ tay trái	16	Tai phải
8	Hông phải	17	Tai trái



Hình 4.1: Sơ đồ khớp xương xuất ra từ mạng ước tính tư thế

Dầu tiên người thu thập dữ liệu đứng trước camera, thực hiện hành động thể hiện từ cần huấn luyện. Chương trình thu thập dữ liệu sẽ xuất ra tọa độ khung xương sau khi xử lý qua mạng pose estimate. Sau đó lưu các tọa độ khớp xương cùng với nhãn của hành động vào file "data.csv" để sau đó đưa vào huấn luyện. Hình 4.2 thể hiện quá trình khi thu thập dữ liệu.

Để đảm bảo tính đa dạng của dữ liệu, các SJM được thu thập từ 5 người cao thấp khác nhau. Mỗi ký từ ngữ ký hiệu sẽ thu thập 800 SJM để huấn luyện và 400 SJM để đánh giá mô hình.



Hình 4.2: Giao diện thu thập dữ liệu(khi bắt đầu ghi dữ liệu)

4.3 Xử lý dữ liệu đầu vào

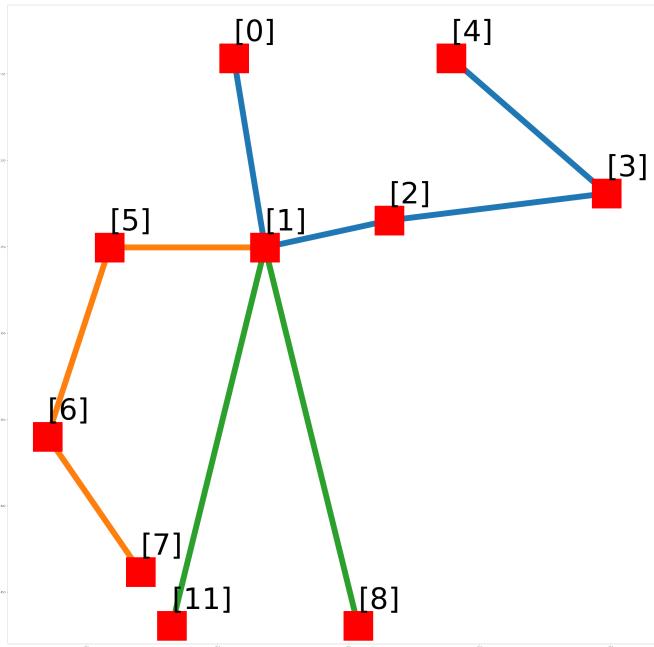
Dữ liệu sau khi thu thập ban đầu bao gồm tất cả tọa độ các khớp xương ứng các hành động cần nhận dạng. Tuy nhiên khi huấn luyện bộ nhận diện ngôn ngữ ký hiệu ta cần phải xử lý lại dữ liệu khớp xương đã thu thập được. Quá trình xử lý trải qua 2 phần: Loại bỏ các phần khớp xương dư thừa, sau đó chuẩn hóa lại các vector SJM.

4.3.1 Loại bỏ các phần SJM dư thừa

Ngôn ngữ ký hiệu với đặc trưng là sự phối hợp phần trên cơ thể với hai tay để diễn đạt từ ngữ mong muốn. Do đó việc xem xét đến các khớp xương phần dưới cơ thể là không cần thiết. Phần xử lý này, đề tài đã loại bỏ các tọa độ SJM dư thừa, chỉ giữ lại 10 điểm khớp xương cần thiết cho việc nhận diện: **Mũi**, **Cổ**, **Vai trái**, **khuỷu tay trái**, **Cổ tay trái**, **Vai phải**, **Khuỷu tay phải**, **Cổ tay phải**, **hông phải** và **hông trái** như thể hiện trong hình 4.3 và bảng 4.2

Bảng 4.2: Các khớp xương được giữ lại

Số thứ tự khớp xương	Vị trí
0	Mũi
1	Cổ
2	Vai phải
3	Khuỷu tay phải
4	Cổ tay phải
5	Vai trái
6	Khuỷu tay trái
7	Cổ tay trái
8	Hông phải
11	Hông trái



Hình 4.3: Sơ đồ một SJM sau khi loại bỏ các phần không cần thiết

4.3.2 Chuẩn hóa SJM để phân loại đặc trưng

Dựa vào dữ liệu thu thập được, ta có thể nhận thấy hai điều sau:

- tùy vào vị trí camera, khoảng cách từ camera đến người được quan sát sẽ làm thay đổi giá trị của các vector khung xương SJM. Hình 3.11 từ kết quả chương 3 có thể thấy kích thước các SJM của người ở xa camera sẽ nhỏ hơn so với người ở gần.
- Nếu góc để camera không được đặt thẳng đứng theo chiều dọc khiến cho hình ảnh người đưa vào không thẳng đứng. Các SJM ước tính ra cũng sẽ khác với khi đặt camera thẳng.

Nếu đưa dữ liệu các SJM này vào huấn luyện thì phải cần rất nhiều dữ liệu cho các trường hợp nêu trên. Do đó ta cần phải sử dụng phương pháp chuẩn hóa dữ liệu các SJM, đưa các vector đặc trưng SJM về theo chiều thẳng đứng và cùng kích cỡ thì dữ liệu đưa vào huấn luyện sẽ có thể giảm bớt đi và từng cử chỉ mới có cùng những đặc trưng giống nhau.

- Phương pháp chuẩn hóa trong đề tài được áp dụng như sau:

- Đầu tiên, ta sử dụng các dữ liệu ban đầu - raw data cho việc gán đặc trưng. Để dễ hình dung, ta đặt tên các SJM-J trong SJM cần xét là các điểm từ A → J. Xem xét bảng vị trí của các SJM-J của SJM đặc trưng từ bảng 4.3.

Bảng 4.3: Đặt tên các SJM từ → J

Điểm SJM-J	Tên SJM-J	$(x_i; y_i)$
A	Mũi	$(x_A; y_A)$
B	Cổ	$(x_B; y_B)$
C	Vai phải	$(x_C; y_C)$
D	Khủy tay phải	$(x_D; y_D)$
E	Cổ tay phải	$(x_E; y_E)$
F	Vai trái	$(x_F; y_F)$
G	Khuỷu tay trái	$(x_G; y_G)$
H	Cổ tay trái	$(x_H; y_H)$
I	Hông phải	$(x_I; y_I)$
J	Hông trái	$(x_J; y_J)$
K	Cột sống gốc	(x_K; y_K)

Mục tiêu đặt ra là đưa các SJM đều xoay theo chiều thẳng đứng với kích thước các SJM sẽ đưa về kích cỡ chuẩn hóa. Để làm được điều này, ta ước lượng thêm một điểm SJM-J nữa gọi là cột sống gốc (root spine) đánh dấu là điểm K. SJM-J này được tính bằng cách lấy trung bình cộng của 2 SJM-J "hông phải" và "hông trái":

$$K = (x_K; y_K) = \left(\frac{x_I + x_J}{2}; \frac{y_I + y_J}{2} \right) \quad (4.1)$$

- Sau đó đưa vector nối 2 điểm cổ và cột sống gốc trở thành vector đơn vị - unit vector. Việc này sẽ khiến cho các SJM sẽ đưa về cùng một kích thước :

$$v_{neck-root_spine} = (0; 1) \quad (4.2)$$

Công thức để tính toán vị trí mới, chuẩn hóa của khớp A (tương tự với các khớp còn lại):

$$y_{A'} = \frac{1}{2} \left(\left(\frac{AB}{BK} \right)^2 - \left(\frac{AK}{BK} \right)^2 + 1 \right) = \frac{AB^2 - AK^2 + BK^2}{2BK^2} \quad (4.3)$$

Một hàm tính toán được thêm vào để dễ dàng lập trình hơn:

$$f_{BK}(x, y) = (y_B - y_K)x - (x_B - x_K)y - (y_B - y_K)x_K + (x_B - x_K)y_K \quad (4.4)$$

với đặc điểm:

- $f_{BK}(x_A, y_A) > 0$: điểm A nằm phía trên đoạn thẳng BK
- $f_{BK}(x_A, y_A) < 0$: điểm A nằm phía dưới đoạn thẳng BC
- $f_{BC}(x_A, y_A) = 0$: điểm A nằm trên đường thẳng chứa đoạn thẳng BK

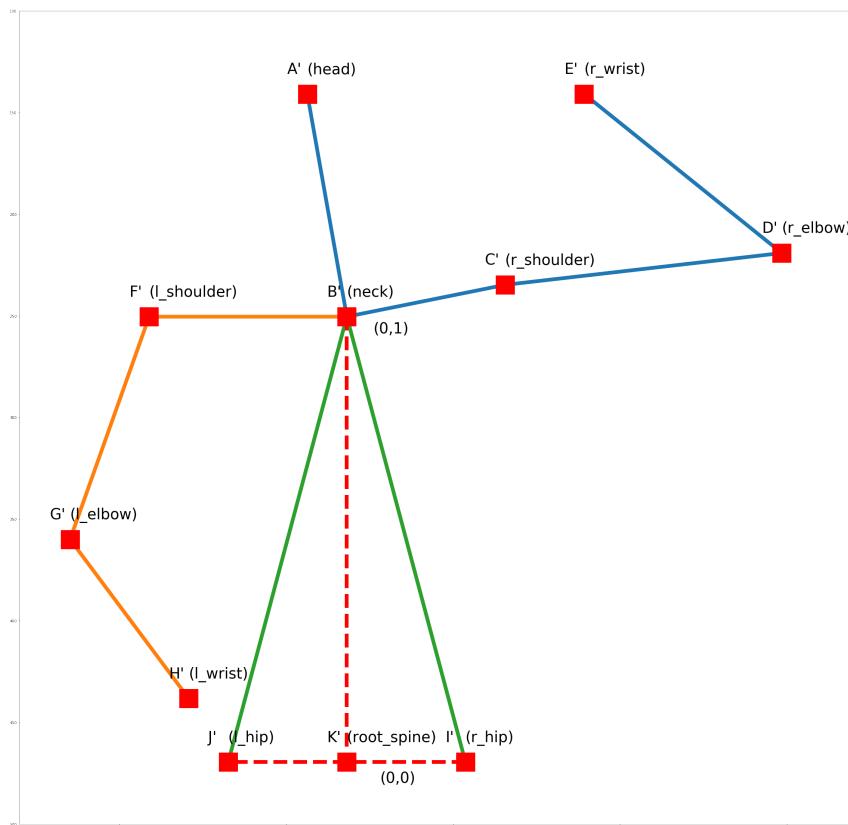
Hàm BC không có ý nghĩa hình học tuy nhiên lại có ý nghĩa về mặt đại số, dựa vào hàm kết quả vị trí tương đối giữa điểm A và BK, ta có thể tìm được giá trị của $x_{A'}$:

$$x_{A'} = \text{sgn}(f_{BK}(x_A, y_A)) \sqrt{\left(\frac{AK}{BK} \right)^2 - y_{A'}^2} \quad (4.5)$$

Tương tự với các vị trí $C', D', E', F', G', H', I', J'$ với điểm gốc là B,C. Từ đó ta có tọa độ vị trí các SJM-J sau khi chuẩn hóa:

$$\begin{aligned}
 A(x_A; y_A) &\Rightarrow A'(x_{A'}; y_{A'}) \\
 B(x_B; y_B) &\Rightarrow B'(0; 1) \\
 C(x_C; y_C) &\Rightarrow C'(x_{C'}; y_{C'}) \\
 D(x_D; y_D) &\Rightarrow D'(x_{D'}; y_{D'}) \\
 E(x_E; y_E) &\Rightarrow E'(x_{E'}; y_{E'}) \\
 F(x_F; y_F) &\Rightarrow F'(x_{F'}; y_{F'}) \\
 G(x_G; y_G) &\Rightarrow G'(x_{G'}; y_{G'}) \\
 H(x_H; y_H) &\Rightarrow H'(x_{H'}; y_{H'}) \\
 I(x_I; y_I) &\Rightarrow I'(x_{I'}; y_{I'}) \\
 J(x_J; y_J) &\Rightarrow J'(x_{J'}; y_{J'}) \\
 K(x_K; y_K) &\Rightarrow K'(0; 0)
 \end{aligned}$$

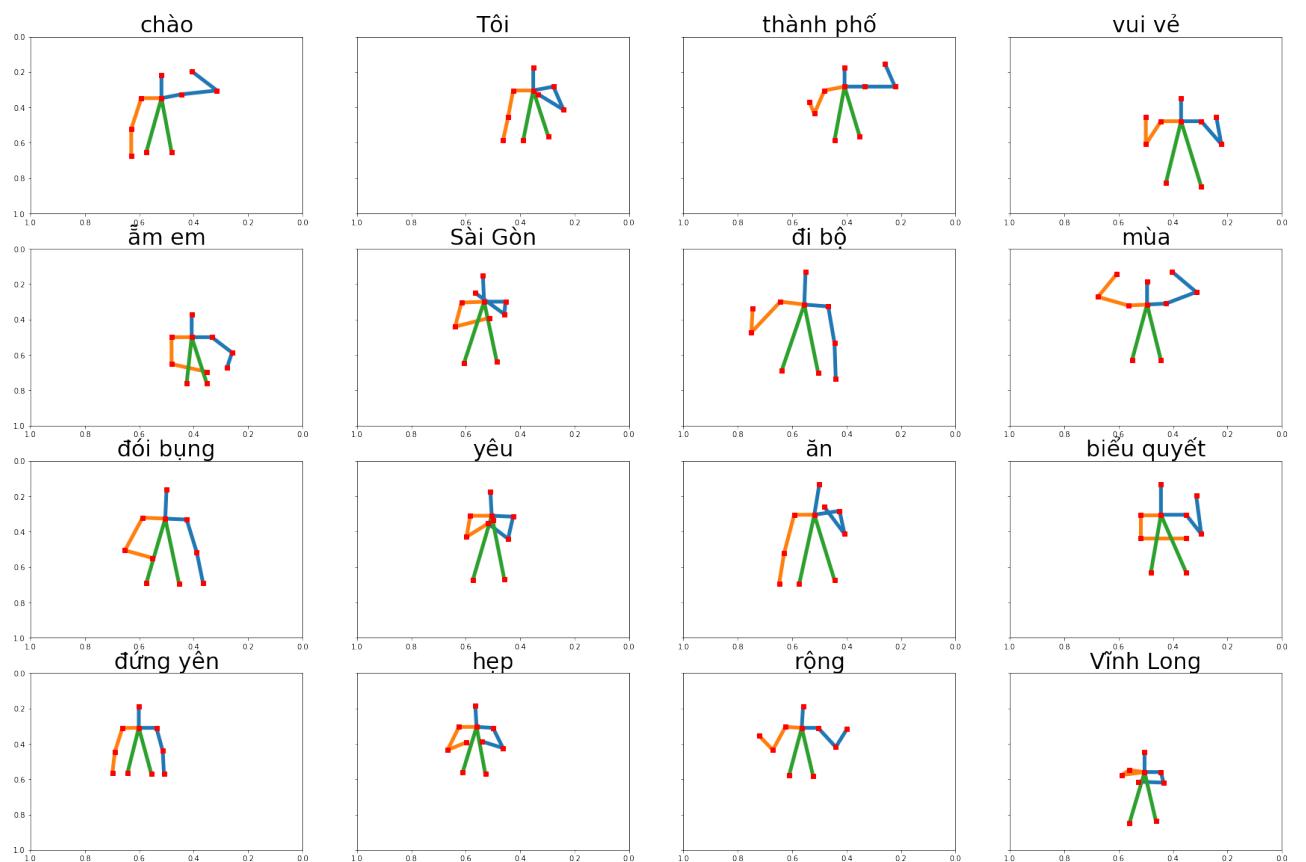
Sau khi tìm được $(A', B', C', D', E', F', G', H', I', J', K')$ ta có được SJM mới đã chuẩn hóa như hình 4.4.



Hình 4.4: SJM sau khi đã được chuẩn hóa

Sau khi loại bỏ các phần thừa và chuẩn hóa hết bộ dữ liệu các SJM, ta được các SJM với tọa độ các điểm khớp xương được chuẩn hóa thể hiện trong hình 4.5.

Skeleton



Hình 4.5: Dữ liệu khớp xương sau khi đã được chuẩn hóa

4.4 Cấu trúc mạng neural network xây dựng

Từ dữ liệu đầu vào là một ảnh RGB, qua bước phát hiện khung xương với mạng CNN và các bước chuẩn hóa, loại bỏ khớp xương thừa, dữ liệu cần phân loại gần như đã lấy ra hết đặc trưng cần tìm và giảm số chiều đến tối đa. Do đó mạng DNN cần dùng để phân loại các từ ngôn ngữ ký hiệu chỉ cần một cấu trúc vừa phải và giảm thiểu số trọng số đến tối đa.

- Input: Mạng với đầu vào là 20 nodes ứng với tọa độ của 10 khớp xương (mỗi khớp là 2 tọa độ x, y).
- Hidden layer: Là các lớp Fully connected (Dense) và Normalization xen kẽ nhau.
- Output: Với softmax với 16 nodes ứng với 16 từ ngữ nhận diện được.

Cụ thể các thông số và cấu trúc được thể hiện trong hình 4.6.

```
model.summary()

Model: "sequential_4"

Layer (type)                 Output Shape              Param #
=====                
dense_13 (Dense)             (None, 128)             2432
batch_normalization_10 (Batch Normalization) (None, 128) 512
dense_14 (Dense)             (None, 64)               8256
batch_normalization_11 (Batch Normalization) (None, 64) 256
dense_15 (Dense)             (None, 16)               1040
batch_normalization_12 (Batch Normalization) (None, 16) 64
dense_16 (Dense)             (None, 16)               272
=====
Total params: 12,832
Trainable params: 12,416
Non-trainable params: 416
```

Hình 4.6: Các thông số của mạng DNN

Model sử dụng khá nhiều lớp Batch Normalization. Về lý thuyết toán thì layer này có tác dụng trong 2 việc đó là:

- Tránh gradient tiến về 0 sẽ chẳng biết là đi lên hay xuống.
- Gradient quá lớn khiến các tham số không thể tối ưu được (loss sẽ nhảy lung tung).

Cụ thể là nó giúp chuẩn hóa dữ liệu về 1 khoảng (0,1).

4.5 Huấn luyện mạng

Mạng được huấn luyện theo thuật toán Stochastic Gradient Descent (SGD) là một biến thể của Gradient Descent. Cụ thể ta sẽ tìm hiểu về nó qua các phần dưới đây.

4.5.1 Gradient Descent

Trong Machine Learning nói riêng và Toán Tối Ưu nói chung, chúng ta thường xuyên phải tìm giá trị nhỏ nhất (hoặc đổi khi là lớn nhất) của một hàm số nào đó. Ví dụ như các hàm măt măt trong hai bài Linear Regression và K-means Clustering. Nhìn chung, việc tìm global minimum của các hàm măt măt trong Machine Learning là rất phức tạp, thậm chí là bất khả thi. Thay vào đó, người ta thường cố gắng tìm các điểm local minimum, và ở một mức độ nào đó, coi đó là nghiệm cần tìm của bài toán.

Các điểm local minimum là nghiệm của phương trình đạo hàm bằng 0. Nếu bằng một cách nào đó có thể tìm được toàn bộ (hữu hạn) các điểm cực tiểu, ta chỉ cần thay từng điểm local minimum đó vào hàm số rồi tìm điểm làm cho hàm có giá trị nhỏ nhất. Tuy nhiên, trong hầu hết các trường hợp, việc giải phương trình đạo hàm bằng 0 là bất khả thi. Nguyên nhân có thể đến từ sự phức tạp của dạng của đạo hàm, từ việc các điểm dữ liệu có số chiều lớn, hoặc từ việc có quá nhiều điểm dữ liệu.

Hướng tiếp cận phổ biến nhất là xuất phát từ một điểm mà chúng ta coi là gần với nghiệm của bài toán, sau đó dùng một phép toán lặp để tiến dần đến điểm cần tìm, tức đến khi đạo hàm gần với 0. Gradient Descent (viết gọn là GD) và các biến thể của nó là một trong những phương pháp được dùng nhiều nhất.

Các bước quan trọng của thuật toán Gradient Descent như sau:

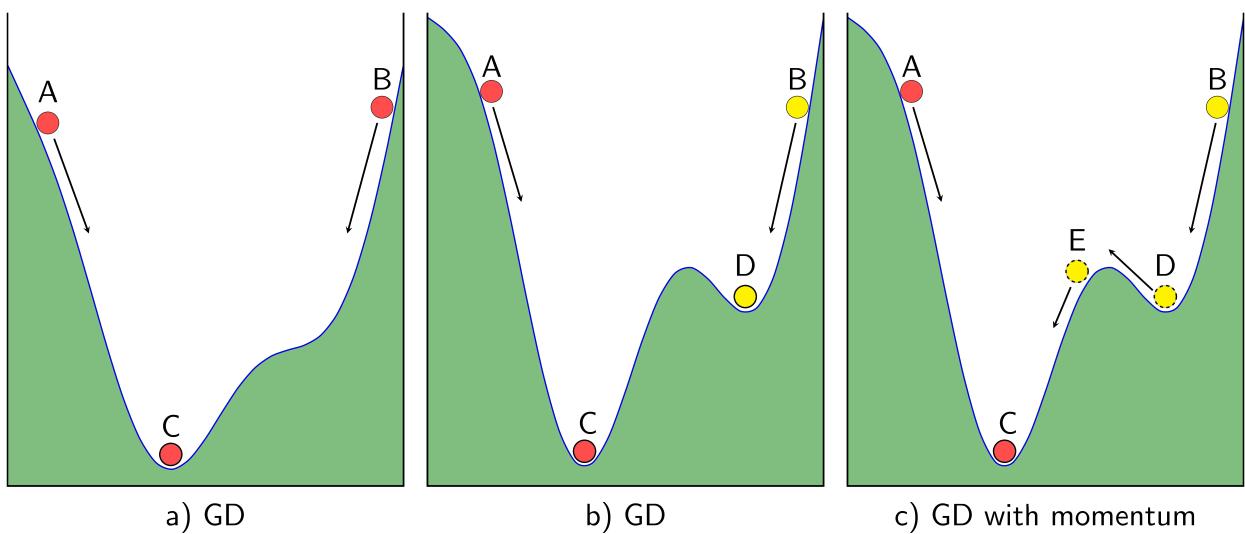
- Dự đoán một điểm khởi tạo $\theta = \theta_0$.
- Cập nhật θ đến khi đạt được kết quả chấp nhận được:

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} J(\theta)$$

với $\nabla_{\theta} J(\theta)$ là đạo hàm của hàm mất mát tại θ

Gradient dưới góc nhìn vật lý:

Thuật toán GD thường được ví với tác dụng của trọng lực lên một hòn bi đặt trên một mặt có dạng như hình một thung lũng giống như hình 4.7 dưới đây. Bất kể ta đặt hòn bi ở A hay B thì cuối cùng hòn bi cũng sẽ lăn xuống và kết thúc ở vị trí C.



Hình 4.7: So sánh Gradient Descent với các hiện tượng vật lý

(Nguồn: "Machine learning cơ bản" - Vũ Hữu Tiệp)

Tuy nhiên, nếu như bề mặt có hai đáy thung lũng như Hình 4.7b thì tùy vào việc đặt bi ở A hay B, vị trí cuối cùng của bi sẽ ở C hoặc D. Điểm D là một điểm local minimum chúng ta không mong muốn.

Nếu suy nghĩ một cách vật lý hơn, vẫn trong Hình 4.7b, nếu vận tốc ban đầu của bi khi ở điểm B đủ lớn, khi bi lăn đến điểm D, theo đó, bi có thể tiếp tục di chuyển lên dốc phía bên trái của D. Và nếu giả sử vận tốc ban đầu lớn hơn nữa, bi có thể vượt dốc tới điểm E rồi lăn xuống C như trong Hình 4.7c. Đây chính là điều chúng ta mong muốn.

4.5.2 Stochastic Gradient Descent

Trong thuật toán này, tại 1 thời điểm, ta chỉ tính đạo hàm của hàm mất mát dựa trên chỉ một điểm dữ liệu \mathbf{x}_i rồi cập nhật θ dựa trên đạo hàm này. Việc này được thực hiện với từng điểm trên toàn bộ dữ liệu, sau đó lặp lại quá trình trên. Thuật toán rất đơn giản này trên thực tế lại làm việc rất hiệu quả.

Mỗi lần duyệt một lượt qua tất cả các điểm trên toàn bộ dữ liệu được gọi là một epoch. Với GD thông thường thì mỗi epoch ứng với 1 lần cập nhật θ , với SGD thì mỗi epoch ứng với N lần cập nhật θ với N là số điểm dữ liệu. Nhìn vào một mặt, việc cập nhật từng điểm một như thế này có thể làm giảm đi tốc độ thực hiện 1 epoch. Nhưng nhìn vào một mặt khác, SGD chỉ yêu cầu một lượng epoch rất nhỏ (thường là 10 cho lần đầu tiên, sau đó khi có dữ liệu mới thì chỉ cần chạy dưới một epoch là đã có nghiệm tốt). Vì vậy SGD phù hợp với các bài toán có lượng cơ sở dữ liệu lớn (chủ yếu là Deep Learning mà chúng ta sẽ thấy trong phần sau của blog) và các bài toán yêu cầu mô hình thay đổi liên tục, tức online learning.

Thứ tự lựa chọn điểm dữ liệu: Một điểm cần lưu ý đó là: sau mỗi epoch, chúng ta cần shuffle (xáo trộn) thứ tự của các dữ liệu để đảm bảo tính ngẫu nhiên. Việc này cũng ảnh hưởng tới hiệu năng của SGD.

Một cách toán học, quy tắc cập nhật của SGD là:

$$\theta = \theta - \eta \nabla_{\theta} J(\theta; \mathbf{x}_i; \mathbf{y}_i)$$

trong đó $J(\theta; \mathbf{x}_i; \mathbf{y}_i)$ là hàm mất mát với chỉ 1 cặp điểm dữ liệu (input, label) là $(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$. Ngoài ra, chúng ta hoàn toàn có thể áp dụng các thuật toán tăng tốc GD như Momentum, AdaGrad,... vào SGD.

4.5.3 Điều kiện dừng

Trong thực nghiệm, có một vài phương pháp như dưới đây để xác định khi nào cần dừng số vòng lặp khi huấn luyện:

- Giới hạn số vòng lặp: đây là phương pháp phổ biến nhất và cũng để đảm bảo rằng chương trình chạy không quá lâu. Tuy nhiên, một nhược điểm của cách làm này là có thể thuật toán dừng lại trước khi đủ gần với nghiệm.

- So sánh gradient của nghiệm tại hai lần cập nhật liên tiếp, khi nào giá trị này đủ nhỏ thì dừng lại. Phương pháp này cũng có một nhược điểm lớn là việc tính đạo hàm đôi khi trở nên quá phức tạp (ví dụ như khi có quá nhiều dữ liệu), nếu áp dụng phương pháp này thì coi như ta không được lợi khi sử dụng SGD và mini-batch GD.
- So sánh giá trị của hàm mất mát của nghiệm tại hai lần cập nhật liên tiếp, khi nào giá trị này đủ nhỏ thì dừng lại. Nhược điểm của phương pháp này là nếu tại một thời điểm, đồ thị hàm số có dạng bẳng phẳng tại một khu vực nhưng khu vực đó không chứa điểm local minimum (khu vực này thường được gọi là saddle points), thuật toán cũng dừng lại trước khi đạt giá trị mong muốn.
- Trong SGD và mini-batch GD, cách thường dùng là so sánh nghiệm sau một vài lần cập nhật.

4.5.4 Áp dụng vào bài toán

Với bộ dữ liệu của bài toán nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu, dữ liệu là các SJM được thu thập từ trước.

Khi training một model, luận văn chia bộ dữ liệu thu thập được thành hai bộ riêng biệt:

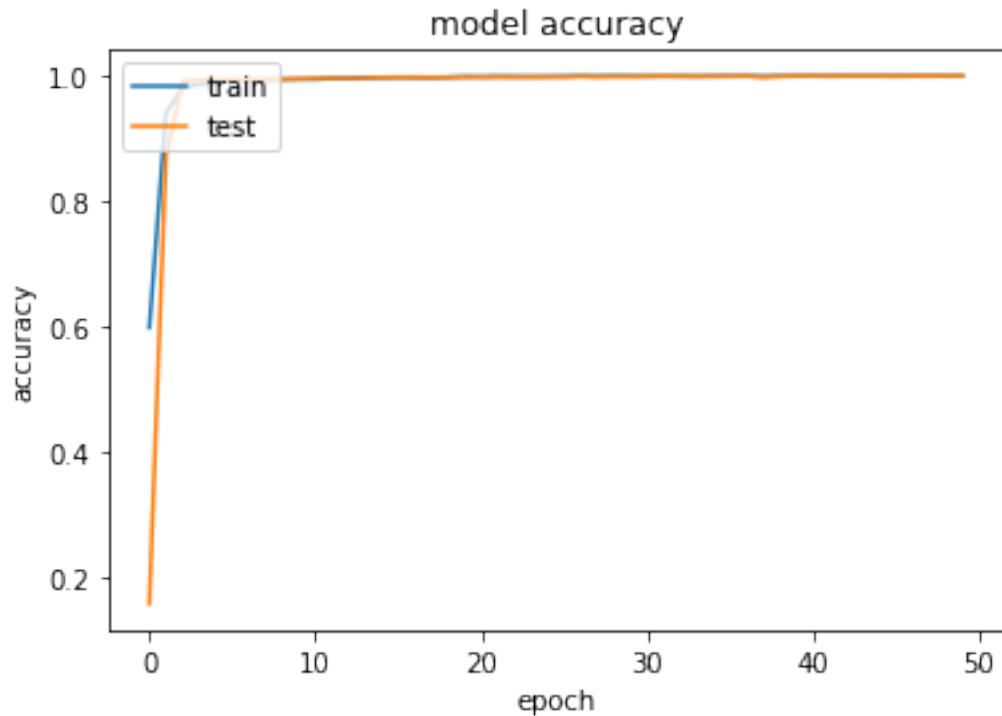
- Đầu tiên là bộ dữ liệu dùng để huấn luyện. Bộ dữ liệu huấn luyện được chia thành training dataset và validation dataset và có sự hòa trộn dữ liệu giữa 2 bộ này giữa các epoch trong quá trình huấn luyện. Training dataset được sử dụng để huấn luyện mô hình, tuy nhiên, độ chính xác mà mô hình đạt được trên training set là không đáng tin cậy để đánh giá độ chính xác của mô hình. Validation dataset được sử dụng để đo lường mức độ hiệu quả của models trên các ví dụ không phải là một phần của training dataset. Các số liệu được tính toán trên validation dataset có thể được sử dụng để điều chỉnh các hyperparameters của model. Tuy nhiên, mỗi khi đánh giá validation dataset và đưa ra quyết định dựa trên những điểm số đó, mô hình chia sẻ thông tin từ validation dataset vào model. Các đánh giá càng nhiều, càng có nhiều thông tin bị chia sẻ. Vì vậy, việc huấn luyện có thể kết thúc việc ghi đè lên validation dataset và một lần nữa, validation score sẽ không đáng tin cậy để dự đoán hành vi của model trong thế giới thực.

- Test dataset là bộ dữ liệu thứ hai, bộ dữ liệu này hoàn toàn riêng biệt so với 2 bộ dữ liệu trước. Test dataset không được sử dụng trong việc huấn luyện mà được sử dụng để đo lường mức độ hiệu quả của model trên các ví dụ không nhìn thấy trước đó. Bộ dữ liệu này chỉ được sử dụng khi đã hoàn tất việc huấn luyện trên 2 bộ dữ liệu kia.

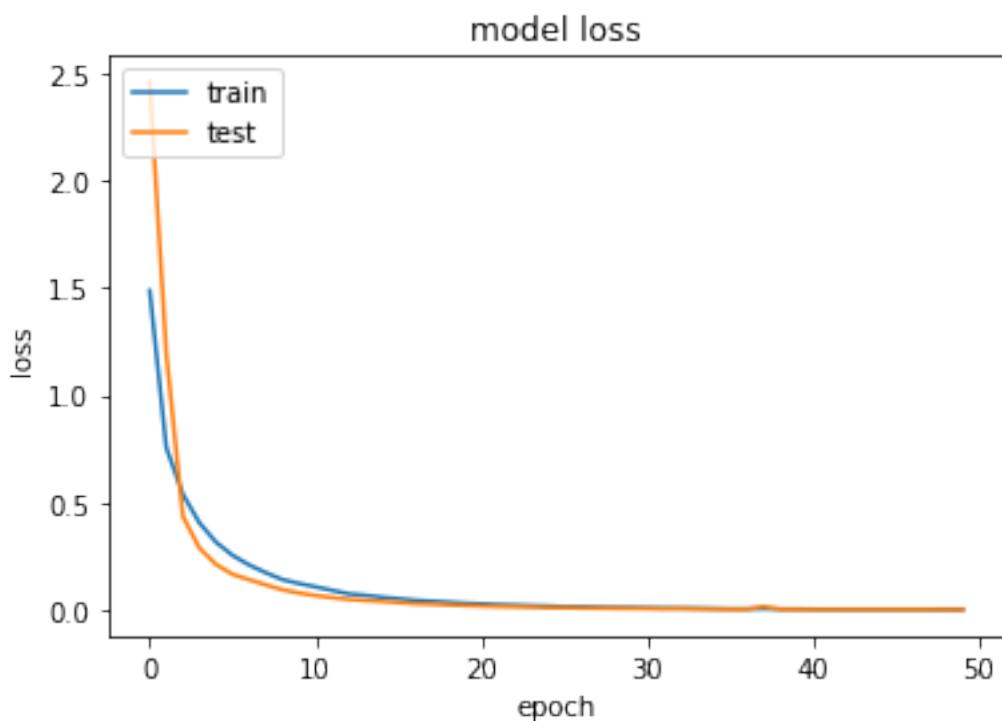
Dữ liệu sẽ được chia ra thành 2 tập gồm: train data (dữ liệu để huấn luyện) và validation data (dữ liệu đánh giá) với tỷ lệ 80 và 20 và có sự xáo trộn dữ liệu giữa 2 bộ sau mỗi epoch. Nghĩa là với mỗi hành động (data gồm 800 SJM) sẽ có khoảng 640 SJM để huấn luyện và khoảng 160 SJM để đánh giá. Test data gồm khoảng 400 SJM đối với mỗi ký để kiểm tra và đánh giá mô hình. Các đánh giá trong chương 5 sẽ đánh giá trên bộ dữ liệu này của bài toán. Áp dụng thuật toán SGD, với các thông số ban đầu được khởi tạo trước khi huấn luyện như sau:

- epoch: 50
- learning rate: 0.001
- batch_size : 32
- iterations : 400

Trong quá trình huấn luyện, luận văn sử dụng phương pháp lưu lại checkpoint. Cách thức hoạt động của phương pháp này là sau mỗi epoch, accuracy trên tập test của model hiện tại được so sánh với accuracy của model trước đó. Nếu nó lớn hơn thì trọng số của mô hình sẽ được cập nhật theo trọng số mới nhất. Nếu nhỏ hơn, trọng số của mô hình trước đó vẫn được giữ lại cho đến khi accuracy khác cao hơn. Phương pháp này giúp tìm được model tối ưu nhất với accuracy cao nhất có thể. Sau 50 epoch, ta có kết quả về độ chính xác(accuracy) và sai số (loss) trên tập train và tập test như sau:



Hình 4.8: Accuracy của tập train và validate



Hình 4.9: Loss của tập train và validate

Từ biểu đồ accuracy và loss của mô hình, có thể thấy mô hình đã học được rất tốt. Kể từ epoch thứ 10, mô hình đã đạt được accuracy cao và loss giảm xuống thấp. Đường biểu diễn của 2 tập đối với accuracy và loss đi sát nhau có thể phần nào dự đoán được mô hình không bị overfitting.

4.6 Kết quả

Nhận thấy kết quả mô hình đã học được rất tốt với thuật toán này. Với kết quả cuối cùng:

- Train Accuracy: 0.9998
- Validation Accuracy: 0.9996
- Train Loss: 0.0022
- Validation Loss : 0.0029

Dựa vào những thông số trên có thể thấy kết quả sau khi huấn luyện mô hình khá tốt. Nhưng để áp dụng mô hình vào thực tế được, ta cần phải thử nghiệm và đánh giá bằng nhiều phương pháp trên tập dữ liệu mới. Trong chương 5 luận văn sẽ trình bày về cách thức thử nghiệm, đánh giá mô hình cũng như xây dựng phần mềm ứng dụng từ mô hình. Chương 4 tiếp theo luận văn sẽ trình bày giải thuật Deep Sort dùng để theo dõi những người trong khung ảnh, từ đó có thể áp dụng nhận diện dc chuỗi các ký tự của ngôn ngữ ký hiệu mà từng người diễn đạt.

Chương 5

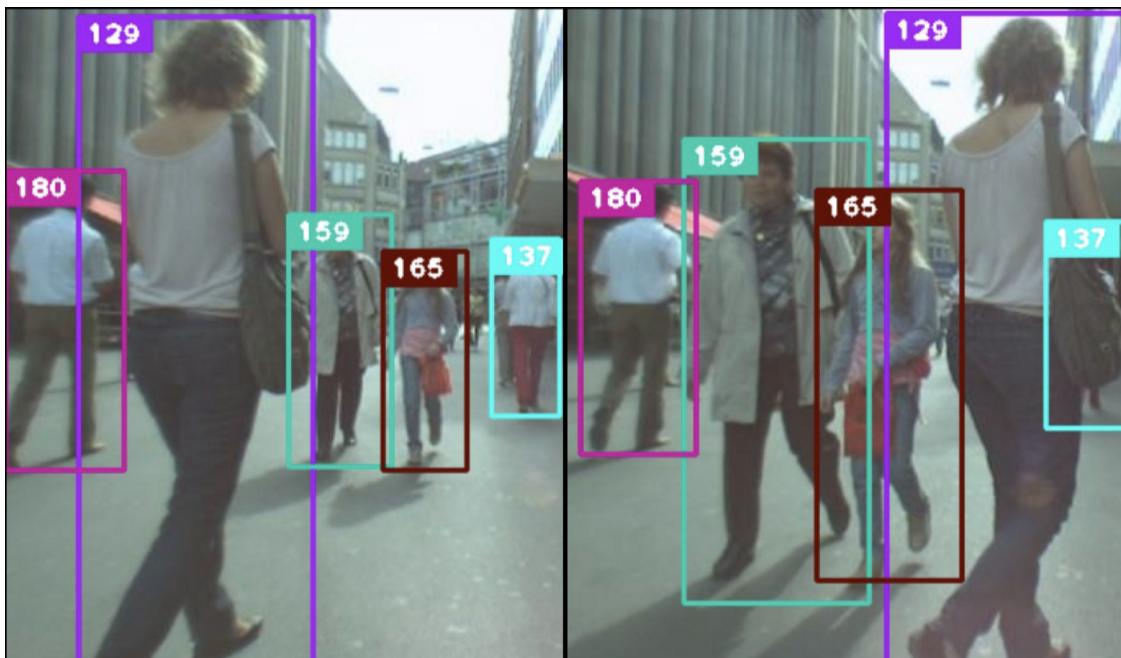
Giải thuật Deep Sort theo dõi từng người trong khung hình

Qua các chương trước, luận văn đã trình bày thuật toán, lý thuyết cũng như cách thức hoạt động của chương trình nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu. Ở chương này, luận văn sẽ trình bày giải thuật Deep Sort dùng để theo dõi từng người trong khung hình, đánh số thứ tự từng người, cùng với ngôn ngữ ký hiệu của họ muốn diễn đạt.

Phát hiện đối tượng và theo dõi đối tượng là một trong những chủ đề được thị giác máy tính nghiên cứu từ rất lâu. Các thành tựu của chúng đã đạt đến những thành công rất cao cũng như được ứng dụng rộng rãi vào đời sống. Phát hiện đối tượng (objects detection) chỉ tập trung vào việc phát hiện từng đối tượng, đặt chúng trong từng khung hình riêng lẻ và sau đó phân loại đối tượng đó. Việc phát hiện đối tượng chỉ dừng lại ở đây, như vậy đối với cùng một đối tượng nhưng với các khung hình liên tiếp nhau, máy tính sẽ không thể biết được 2 khung hình này chứa cùng một đối tượng . Khác với các thuật toán phát hiện đối tượng, các thuật toán theo dõi đối tượng đều hoạt động theo cách thức khóa từng đối tượng trong khung hình, xác định duy nhất từng đối tượng và theo dõi tất cả chúng cho đến khi chúng rời khỏi khung hình. Ví dụ, nếu máy tính phát hiện được 3 ôtô trong một khung hình, trình theo dõi sẽ phải xác định được 3 đối tượng riêng biệt, đánh số thứ tự chúng và theo dõi qua các khung hình tiếp theo. Theo dõi đối tượng bao gồm theo dõi đối tượng đơn(single object tracking) và theo dõi đa đối tượng (multiple object tracking). Trong phần này, luận văn sẽ chủ yếu đề cập đến các thuật toán theo dõi đa đối tượng cụ thể là giải thuật Deep Sort (được ứng dụng trong luận văn).

5.1 Lý thuyết thuật toán

Phổ biến nhất và là một trong những thuật toán đơn giản nhất để theo dõi là Deep Sort (Simple Online and Realtime Tracking [20]). Thuật toán này có thể theo dõi nhiều đối tượng trong thời gian thực nhưng thuật toán chỉ liên kết các đối tượng đã phát hiện trên các khung khác nhau dựa trên tọa độ của kết quả phát hiện, như hình 5.1.



Hình 5.1: Thuật toán Deep Sort

(Nguồn : "Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric" [20])

Deep Sort sử dụng một phương pháp lý thuyết theo dõi đơn với bộ lọc Kalman hồi quy và liên kết dữ liệu theo từng frame. Các mục sau sẽ mô tả những thành phần chính của một hệ thống Deep Sort.

5.1.1 Xử lý theo dõi và ước tính trạng thái

Bộ lọc Kalman là một thành phần cốt yếu của Deep SORT. Framework của xử lý theo dõi và bộ lọc Kalman hầu hết giống với công thức ban đầu trong của SORT. Giả sử rằng một trường hợp theo dõi tổng quát, camera không thể điều chỉnh và không có thông tin chuyển động có sẵn. Mặc dù các trường hợp này đặt ra một thách thức đối với framework lọc, đó là thiết lập phổ biến nhất được xem xét trong các nghiên cứu theo dõi nhiều đối

tương gần đây. Do đó, phương pháp theo dõi được định nghĩa bởi một không gian trạng thái 8 chiều $(u, v, \gamma, h, \dot{x}, \dot{y}, \dot{\gamma}, \dot{h})$ chứa vị trí trung tâm hộp bao quanh (u, v) , tỷ lệ khung hình γ , chiều cao h và vận tốc tương ứng của chúng trong tọa độ ảnh. Thuật toán sử dụng bộ lọc Kalman tiêu chuẩn với chuyển động vận tốc không đổi và mô hình quan sát tuyến tính, trong đó chúng lấy tọa độ giới hạn (u, v, γ, h) làm quan sát trực tiếp trạng thái của đối tượng.

Với mỗi "track" k, chúng ta đếm số lượng khung hình kể từ liên kết phép đo thành công cuối cùng. Bộ đếm này được tăng lên trong suốt quá trình dự đoán bộ lọc Kalman và đặt lại về 0 khi track được liên kết với phép đo. Các track vượt quá độ tuổi tối đa được xác định trước A_{max} được coi là đã rời khỏi bối cảnh và bị xóa khỏi bộ theo dõi. Các giả thuyết theo dõi mới được khởi tạo cho mỗi phát hiện không thể liên kết với một track hiện có. Những track mới này được phân loại dự kiến trong ba khung hình đầu tiên. Trong thời gian này, chúng ta mong đợi một liên kết phép đo thành công ở mỗi bước. Các track không được liên kết thành công với phép đo trong ba khung đầu tiên của chúng sẽ bị xóa.

5.1.2 Bài toán Assignment

Một cách thông thường để giải quyết mối liên hệ giữa các trạng thái Kalman dự đoán và các phép đo mới là xây dựng một bài toán assignment có thể được giải quyết bằng thuật toán Hungarian. Trong công thức vấn đề này, chúng ta tích hợp thông tin chuyển động và xuất hiện thông qua sự kết hợp của hai metrics thích hợp. Để kết hợp thông tin chuyển động, chúng ta sử dụng khoảng cách Mahalanobis (bình phương) giữa các trạng thái Kalman dự đoán và các phép đo mới đến. Khoảng cách Mahalanobis lấy những ước tính trạng thái không chắc chắn bằng cách đo xem có bao nhiêu độ lệch chuẩn ra khỏi vị trí theo dõi trung bình. Hơn nữa, bằng cách sử dụng số liệu này, có thể loại trừ các liên kết không có khả năng bằng cách lấy ngưỡng khoảng cách Mahalanobis với khoảng tin cậy 95% được tính từ phân phối X^2 nghịch đảo.

Mặc dù khoảng cách Mahalanobis là một metric liên kết phù hợp khi chuyển động không chắc chắn thấp, trong công thức bài toán ảnh không gian, phân phối trạng thái dự đoán thu được từ khung lọc Kalman chỉ cung cấp ước tính sơ bộ về vị trí đối tượng. Cụ thể, chuyển động của camera không xác định có thể đưa ra các chuyển vị nhanh trong mặt phẳng hình ảnh, làm cho khoảng cách Mahalanobis trở thành một số liệu khá không xác định để theo

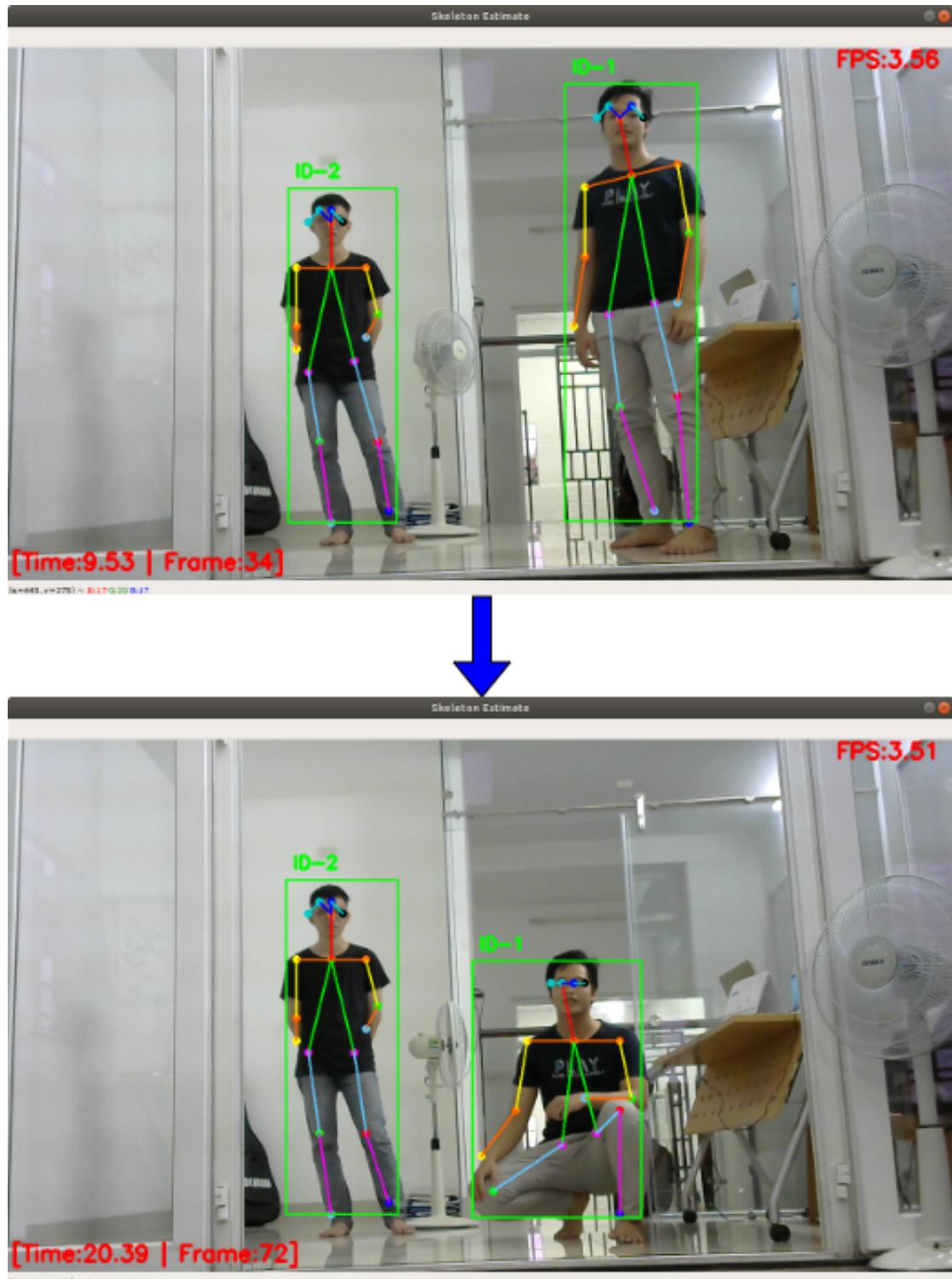
dõi qua các lần xuất hiện. Do đó, nhóm tác giả tích hợp một metric thứ hai vào bài toán assignment dùng để đo khoảng cách cosine nhỏ nhất giữa track thứ i và track thứ j trong không gian xuất hiện. Tóm lại, cả hai số liệu bổ sung cho nhau bằng cách đảm nhiệm các khía cạnh khác nhau của bài toán assignment. Một mặt, khoảng cách Mahalanobis cung cấp thông tin về các vị trí đối tượng có thể dựa trên chuyển động, đặc biệt hữu ích cho các dự đoán ngắn hạn. Mặt khác, khoảng cách cosin xem xét thông tin ngoại hình, đặc biệt hữu ích để phục hồi danh tính sau khi xuất hiện dài hạn.

5.1.3 Matching cascade

Thay vì giải quyết các liên kết đo lường để theo dõi trong một bài toán assignment toàn cục, một cascade giải quyết một loạt các bài toán con được giới thiệu. Khi một đối tượng bị chặn trong một khoảng thời gian dài hơn, các dự đoán bộ lọc Kalman tiếp theo làm tăng độ không chắc chắn liên quan đến vị trí của đối tượng. Do đó, khối xác suất trải ra trong không gian trạng thái và khả năng quan sát trở nên ít đạt đinh hơn. Theo trực giác, số liệu liên kết nên tính đến sự chênh lệch khối lượng xác suất này bằng cách tăng khoảng cách đo theo dõi. Ngược lại, khi hai track cạnh tranh cho cùng một phát hiện, khoảng cách Mahalanobis tạo ra sự không chắc chắn lớn hơn, bởi vì nó có hiệu quả làm giảm khoảng cách về độ lệch chuẩn của bất kỳ phát hiện nào đối với ý nghĩa của track được quan sát. Đây là một đặc điểm không mong muốn vì nó có thể dẫn đến tăng phân đoạn track và các tracks không ổn định. Do đó, một cascade phù hợp, cái mà ưu tiên cho các đối tượng thường xuyên nhìn thấy hơn, để mã hóa khái niệm về xác suất lan truyền trong khả năng liên kết

5.2 Kết quả

Áp dụng giải thuật Deep Sort, luận văn đã theo dõi và đánh số thứ tự được những người có trong khung hình (5.2).



Hình 5.2: Kết quả Deep Sort

Sau khi áp dụng phương pháp này, luận văn nhận thấy thuật toán áp dụng có khả năng theo dõi số lượng lớn người trong khung hình. Tuy nhiên khi có người bị che khuất hoặc người này đi ra sau người kia, thuật toán sẽ theo dõi sai. Phần tiếp theo luận văn sẽ trình bày mô hình thực nghiệm và kết quả cũng như những đánh giá của ứng dụng mà luận văn đã xây dựng.

Chương 6

THỰC NGHIỆM KẾT QUẢ VÀ ĐÁNH GIÁ

Qua các chương trước, luận văn đã trình bày thuật toán, lý thuyết cũng như cách thức hoạt động của chương trình nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu. Ở chương này, luận văn sẽ trình bày việc xây dựng ứng dụng nhận diện dựa trên mô hình đã huấn luyện, kết quả thực nghiệm mà luận văn đã đạt được sau khi huấn luyện và các phương pháp đánh giá độ chính xác của mô hình.

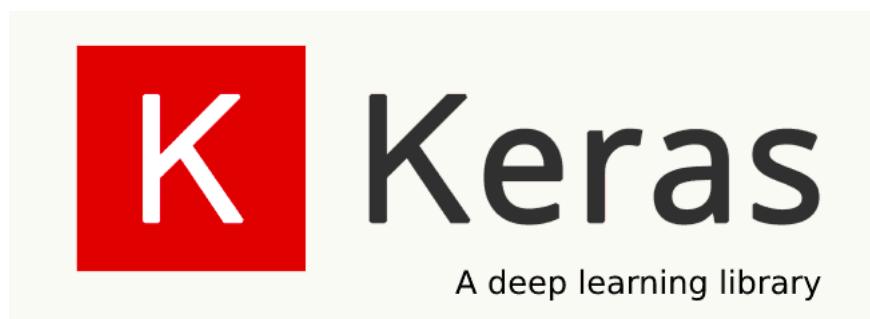
6.1 Thực hiện phần mềm nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu

Tiếp theo, luận văn tiến hành xây dựng phần mềm nhận dạng thời gian thực để ứng dụng được mô hình đã huấn luyện trên ra thực tế. Việc xây dựng phần mềm ứng dụng này giúp người sử dụng có thể tương tác với ứng dụng thông qua nút bấm và chuột, làm chúng thân thiện với người dùng hơn.

- **Ngôn ngữ lập trình:** Python được sử dụng làm ngôn ngữ lập trình chính để xây dựng model cũng như viết ứng dụng nhận dạng. Python là ngôn ngữ lập trình hướng đối tượng, cấp cao, mạnh mẽ, được tạo ra bởi Guido van Rossum. Python được sử dụng nhiều trong machine learning và deep learning bởi vì tính phổ biến và có rất nhiều thư viện hỗ trợ từ việc xử lý dữ liệu cho đến xây dựng mô hình machine learning như Tensorflow, Keras, Pandas, ...

Thư viện Keras Thư viện Keras được sử dụng trong việc xây dựng model trong luận văn. Keras là một framework mã nguồn mở cho deep learning được viết bằng Python. Nó có thể chạy trên nền của các deep learning framework khác như: tensorflow, theano, CNTK. Với các API bậc cao, dễ sử dụng, dễ mở rộng, keras giúp người dùng xây dựng các deep learning model một cách đơn giản. Keras có một số ưu điểm như :

- Dễ sử dụng,xây dựng model nhanh.
- Có thể run trên cả cpu và gpu
- Hỗ trợ xây dựng CNN , RNN và có thể kết hợp cả 2.



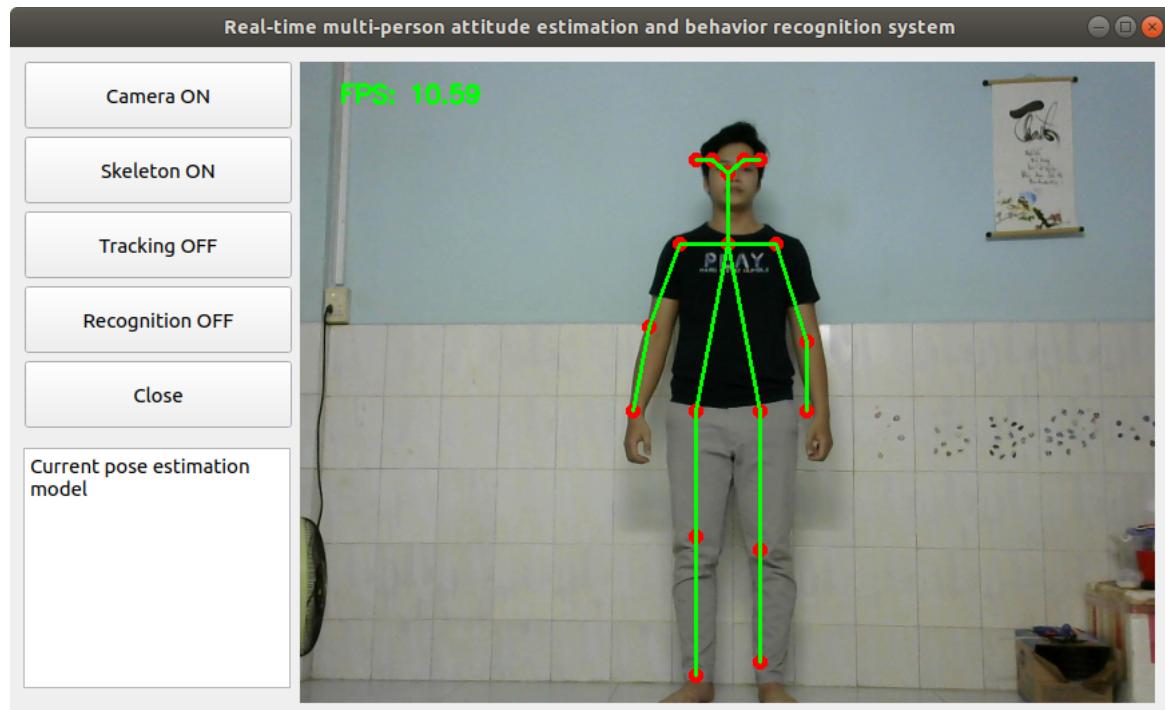
Hình 6.1: Thư viện hỗ trợ Keras

Chương trình nhận dạng được xây dựng trên hệ điều hành ubuntu, sử dụng camera là webcam. Giao diện được viết trên thư viện PyQt5, là một thư viện hỗ trợ viết giao diện ứng dụng trên ngôn ngữ Python. Các nút điều khiển trên giao diện, giúp chọn các chế độ hoạt động của chương trình. Có tất cả 3 chế độ đều có thể hoạt động khi có nhiều người trong khung hình:

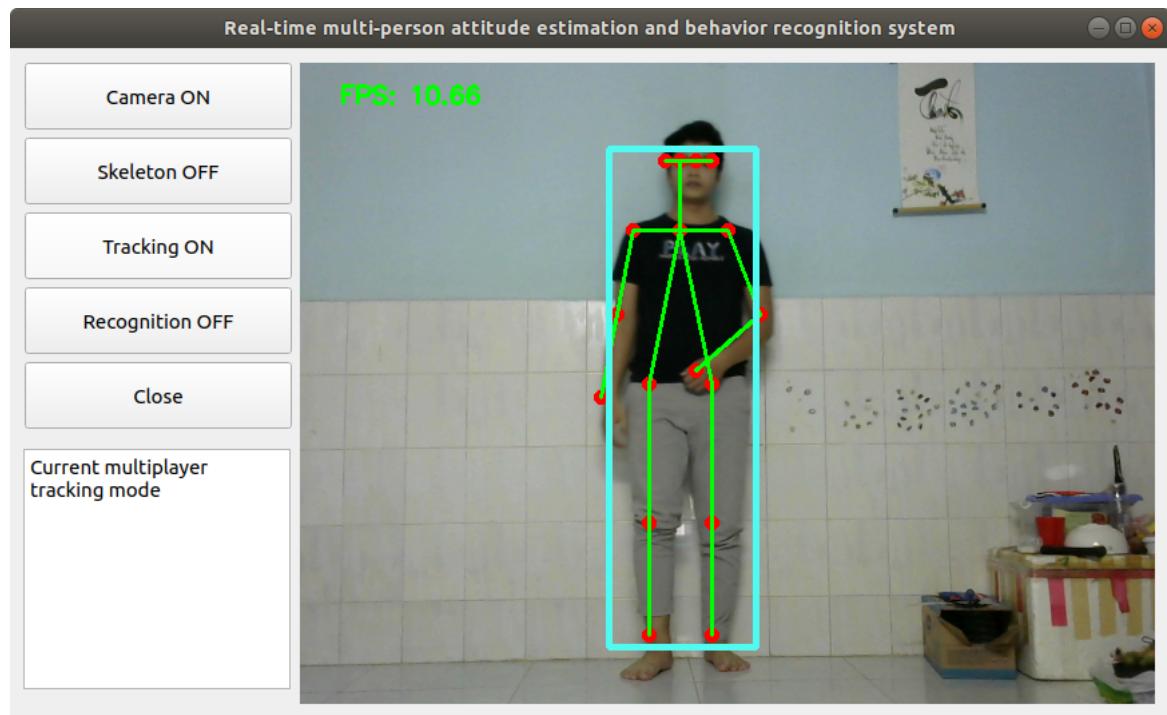
- Skeleton detection: Phát hiện và và trích đặc trưng khung xương từ camera.
- Tracking: Theo dõi và đánh chỉ số của từng người trong khung hình dựa trên giải thuật Deep Sort.
- Recognize: Theo dõi, đánh chỉ số từng người và nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu.

6.2 Kết quả

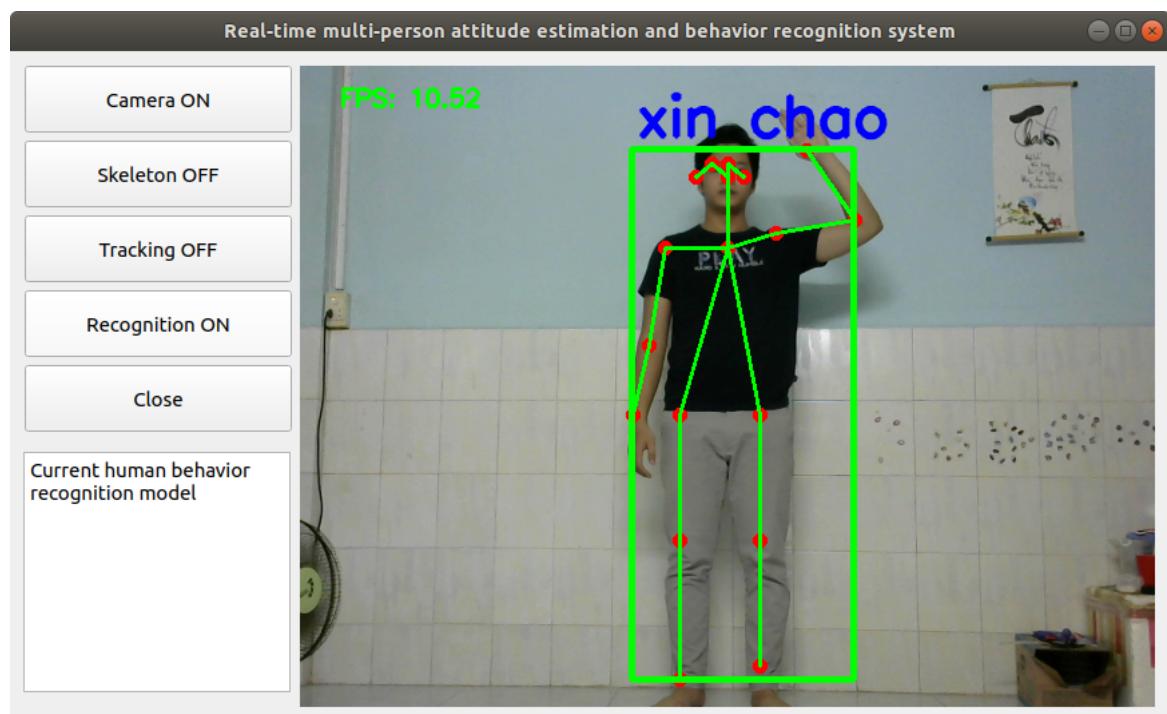
Chương trình thực nghiệm đã nhận dạng được khá chính xác các hành động đã huấn luyện (16 ngôn ngữ ký hiệu) khi xử lý realtime. Tốc độ xử lý khá nhanh khi đạt được từ 8 -> 10 FPS. Giao diện và các mode hoạt động được trình bày như các hình 6.2, 6.3, 6.4.



Hình 6.2: Giao diện phần mềm nhận dạng - Mode "Skeleton detection"

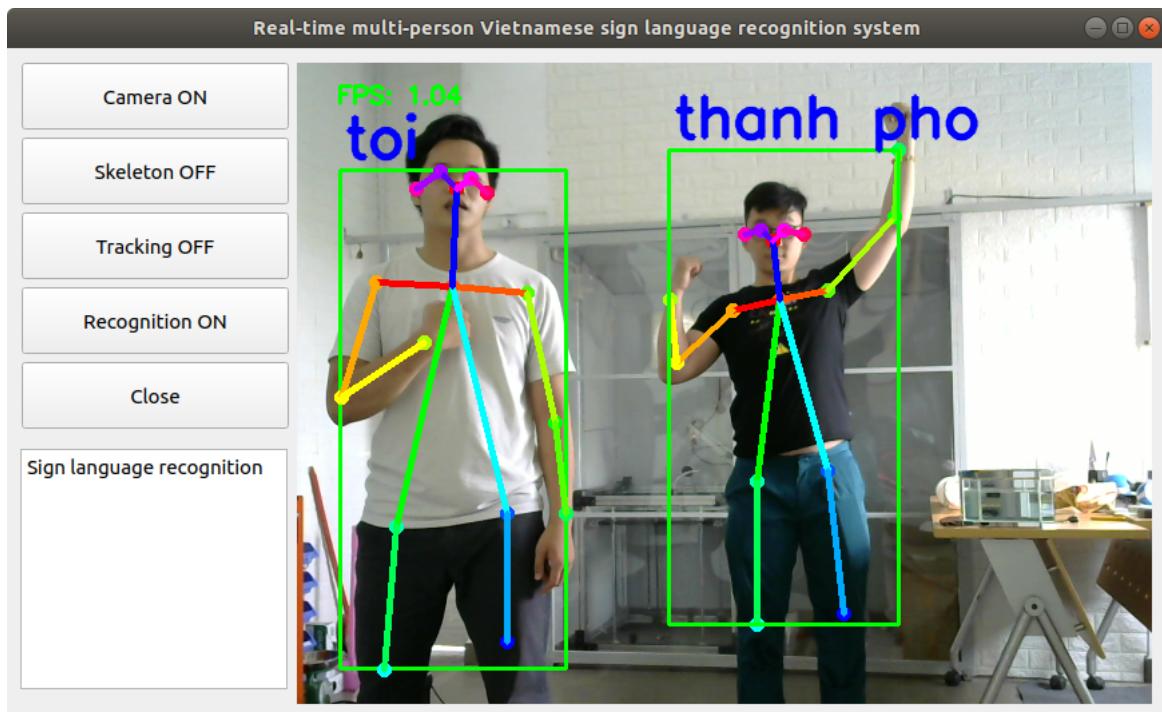


Hình 6.3: Giao diện phần mềm nhận dạng - Mode "Tracking"



Hình 6.4: Giao diện phần mềm nhận dạng - Mode "Recognize"

Kết quả khi xử lý với nhiều người trong khung hình:



Hình 6.5: Kết quả nhận dạng đối với nhiều người

6.3 Đánh giá

6.3.1 Đánh giá mô hình nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu

Khi xây dựng một mô hình Machine Learning, chúng ta cần một phép đánh giá để xem mô hình sử dụng có hiệu quả không và để so sánh khả năng của các mô hình. Trong phần này, luận văn sẽ trình bày các mô hình classification.

Hiệu năng của một mô hình thường được đánh giá dựa trên tập dữ liệu kiểm thử (test data). Cụ thể, giả sử đầu ra của mô hình khi đầu vào là tập kiểm thử được mô tả bởi vector y_{pred} - là vector dự đoán đầu ra với mỗi phần tử là class được dự đoán của một điểm dữ liệu trong tập kiểm thử. Ta cần so sánh giữa vector dự đoán y_{pred} này với vector class thật của dữ liệu, được mô tả bởi vector y_{true} . Đối với bài toán phân loại của luận văn, có 16 lớp dữ liệu được gán nhãn là tên các từ được huấn luyện.

Có rất nhiều cách đánh giá một mô hình phân lớp. Tuỳ vào những bài toán khác nhau

mà chúng ta sử dụng các phương pháp khác nhau. Các phương pháp thường được sử dụng là: accuracy score, confusion matrix, ROC curve, Area Under the Curve, Precision and Recall, F1 score, Top R error, ...

Trong phần này, luận văn sẽ trình bày về phương pháp đánh giá sử dụng accuracy và confusion matrix. Sau đó đánh giá mô hình của luận văn trên tập dữ liệu test data gồm gần 400 SJM đối với mỗi từ.

6.3.1.1 Accuracy

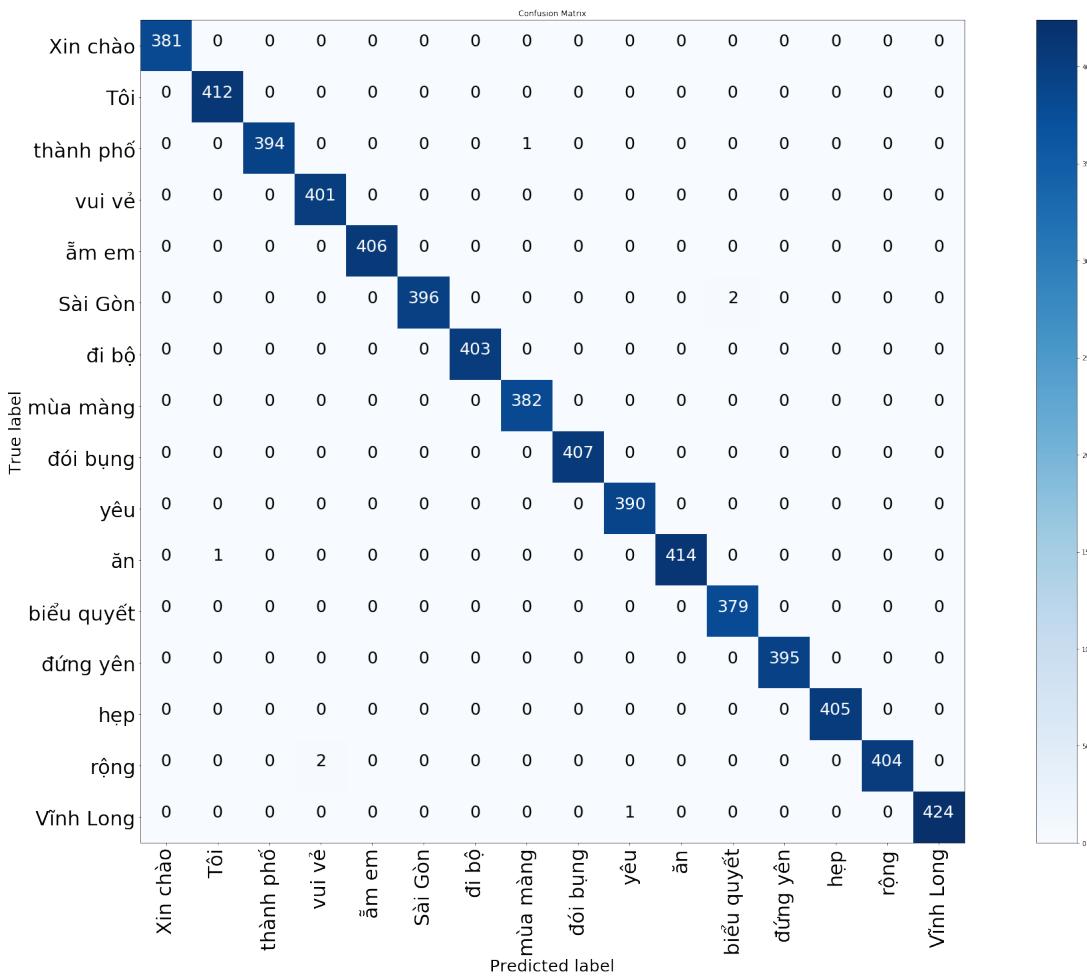
Cách đơn giản và hay được sử dụng nhất là accuracy (độ chính xác). Cách đánh giá này đơn giản tính tỉ lệ giữa số điểm được dự đoán đúng và tổng số điểm trong tập dữ liệu kiểm thử.

Với bộ test data, model đạt được accuracy = 0.9961, cho thấy mô hình đã không bị overfitting và có khả năng áp dụng vào thực tế.

6.3.1.2 Confusion Matrix

Việc sử dụng accuracy như trên chỉ cho chúng ta biết được bao nhiêu phần trăm lượng dữ liệu được phân loại đúng mà không chỉ ra được cụ thể mỗi loại được phân loại như thế nào, lớp nào được phân loại đúng nhiều nhất, và dữ liệu thuộc lớp nào thường bị phân loại nhầm vào lớp khác. Ngoài ra đối với các bài toán thực tế nếu số lượng dữ liệu bị mất cân bằng giữa các lớp thì đại lượng accuracy chưa đủ ý nghĩa. Để có thể đánh giá được các giá trị này, chúng ta sử dụng một ma trận được gọi là confusion matrix.

Về cơ bản, confusion matrix thể hiện bao nhiêu điểm thực sự thuộc vào một class, và được dự đoán là rơi vào một class. Confusion matrix là một ma trận vuông với kích thước mỗi chiều bằng số lượng các lớp dữ liệu. Giá trị tại hàng thứ i , cột thứ j là số lượng điểm lē ra thuộc class i nhưng được dự đoán vào class j . Tổng các phần tử trong toàn ma trận chính là số điểm trong tập kiểm thử. Các phần tử trên đường chéo của ma trận là số điểm được phân loại đúng của mỗi lớp dữ liệu. Từ đây có thể suy ra accuracy chính bằng tổng các phần tử trên đường chéo chia cho tổng các phần tử của toàn ma trận. Đối với bài toán trong luận văn, confusion matrix được áp dụng trên tập dữ liệu test ta được kết quả như hình 6.6.



Hình 6.6: Confusion matrix của 16 lớp phân loại

Ta thấy rằng, confusion matrix mang nhiều thông tin hơn, giúp chúng ta xác định cụ thể model nhận diện kết quả với từng lớp như thế nào. Dựa vào confusion matrix 6.6 ta thấy mô hình đã nhận diện chính xác cao đối với từng lớp. Kết quả mô hình đã đạt được mục tiêu ban đầu của luận văn.

6.3.2 Đánh giá khả năng hoạt động của ứng dụng

Ứng dụng sau khi được xây dựng hoàn thiện, các thử nghiệm được tiến hành để đánh giá độ chính xác, khả năng nhận diện trong các điều kiện khác nhau của mô hình. Ứng dụng đánh giá được chạy trên máy tính có cấu hình phần cứng như sau:

Tên máy	: ROG-Strix-G531
Chip	: Intel®Core TM i7 – 9750CPU2.60GHz x 12
Card đồ họa	: NVIDIA GeForce GTX1650
Hệ điều hành	: Ubuntu 18.04 64-bit
Camera	: Logitech C270 (720p/30fps)

Sau các thử nghiệm của ứng dụng trên nhiều điều kiện khác nhau, luận văn có một số điểm rút ra như sau:

- Đối với thử nghiệm về khoảng cách, khoảng cách giữa người dùng với camera được thay đổi từ 0.5(m) → 10(m). Thử nghiệm này cho thấy:
 - Ứng dụng nhận dạng hoạt động tốt nhất khi khoảng cách người tới camera là từ 2 → 4(m).
 - Khi khoảng cách quá gần (< 1m), các khớp xương cần thiết để nhận diện từ ngữ ký hiệu hoàn toàn bị khuất ra khỏi khung hình do vậy sẽ không thể nhận diện được.
 - Khi khoảng cách quá xa (> 10m), hình ảnh con người sẽ nhỏ do vậy mô hình dự đoán sẽ không thể xác định được hết các khớp hoặc dự đoán sai lệch đi. Các ký hiệu khó dự đoán chính xác nhất khi khoảng cách xa là : "Sài Gòn", "Vĩnh Long" và "ăn".
- Đối với thử nghiệm về số lượng người trong khung hình, số lượng người thử nghiệm được thay đổi trong khung hình từ 0 → 3(người):
 - Khi không có người trong hình, FPS của ứng dụng đạt 30 fps(gần bằng fps của camera).
 - Khi có một người trong hình, FPS ứng dụng đạt 4 8(fps).
 - Khi có nhiều hơn 3 người trong hình, fps đạt dưới 3.

Chương 7

KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỀN

7.1 Kết luận

Nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu hay dịch ngôn ngữ ký hiệu cho người khiếm thính là một trong những đề tài mang tính nhân văn cao, giúp đỡ người khiếm thính hòa nhập cộng đồng. Qua các phần nội dung chính, luận văn đã tìm hiểu cũng như áp dụng các thuật toán đi từ đầu đến cuối quá trình hoạt động của ứng dụng nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu. Ban đầu từ camera RGB, ảnh được xử lý qua mạng ước tính tư thế khung xương để xác định các vector đặc trưng khung xương của từng người (SJM). Sau đó các SJM được xử lý qua các bước loại bỏ khớp xương không cần thiết, chuẩn hóa tọa độ khớp xương. Tiếp sau đó các SJM sau xử lý được đưa qua mạng NN để phân loại ra tư thế đó thuộc lớp nào. Cuối cùng sử dụng giải thuật Deep Sort để theo dõi từng từ ngữ diễn đạt của mỗi người. Ứng dụng tương tác với người sử dụng qua giao diện được viết bằng thư viện PyQt5.

Từ mục tiêu ban đầu đề ra, tuy gấp phải khó khăn nhưng qua quá trình tìm tòi và được sự hướng dẫn của thầy Hà Hoàng Kha, luận văn đã hoàn thành được những mục tiêu:

- Luận văn đã trình bày cơ bản lý thuyết về các thuật toán trong machine learning và deep learning được sử dụng hiện nay. Tìm hiểu về các phương pháp được sử dụng trong việc nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu. Trong số đó phương pháp sử dụng mạng NN để ước tính tư thế khung xương.
- Luận văn đã áp dụng mô hình ước lượng tư thế khung xương để đưa vào ứng dụng. Mô hình ước lượng được tọa độ 18 khớp xương chính trên cơ thể và có khả năng dự đoán đối với nhiều người trong khung hình cùng một lúc.
- Xây dựng được mô hình nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu từ các SJM được xuất ra từ mô hình ước lượng tư thế khung xương. Mô hình phân loại được 16 lớp ứng với 16 từ ngữ trong bộ từ ngữ ngôn ngữ ký hiệu. Mô hình đạt được tỷ lệ nhận dạng cao trong điều kiện thực tế.
- Áp dụng giải thuật Deep Sort để theo dõi từng người và từ ngữ họ diễn đạt.
- Sau cùng luận văn đã xây dựng thành công ứng dụng nhận dạng ngôn ngữ ký hiệu và theo dõi cho người khiếm thính. Với giao diện thân thiện với người dùng. Ứng dụng có khả năng xử lý realtime từ việc ước tính tư thế, dự đoán từ ngữ cho đến theo dõi đối với nhiều người cùng lúc. Ứng dụng có tốc độ xử lý ổn định trên các thiết bị cấu hình thấp.

Tuy nhiên luận văn vẫn còn rất nhiều những nhược điểm chưa giải quyết được :

- Ngôn ngữ ký hiệu Việt Nam đặc trưng là sự kết hợp của cả tư thế con người với cử động của cánh tay, bàn tay và sắc thái khuôn mặt. Tuy nhiên, mạng ước tính tư thế khung xương được luận văn sử dụng chỉ mới ước tính được cơ bản tư thế con người với 18 khớp xương được xác định trong không gian 2D. Việc này khiến cho nó có những nhược điểm:
 - Mô hình vẫn chưa ước lượng được đến hình dáng bàn tay, các ngón tay và nét mặt. Do vậy mạng NN chưa thể học được các thủ ngữ dựa trên chuyển động của các ngón tay và nét mặt.

- Mô hình mới chỉ ước tính tư thế trên không gian 2D. Do vậy khi thay đổi hướng quan sát của camera, sang hướng khác không phải trực diện thì ứng dụng sẽ không nhận dạng chính xác được.
- Mô hình nhận dạng thủ ngữ mới chỉ dự đoán được trên từng SJM riêng biệt. Do vậy mô hình mới chỉ dự đoán được đối với những từ ngữ mà tư thế không thay đổi nhiều hoặc chuyển động ít. Đối với những từ ngữ cần phải kết hợp nhiều tư thế, mạng vẫn chưa xử lý được.
- Số lượng từ ngữ mà mô hình nhận dạng được mới chỉ dừng lại ở 16 từ ngữ ký hiệu. Trong khi đó số lượng từ ngữ trong ngôn ngữ ký hiệu Việt Nam lên đến hàng trăm nghìn. Do vậy vẫn chưa thể đưa được ứng dụng vào thực tế.
- Ứng dụng mới chỉ được xây dựng trên máy tính trong khi đó yêu cầu đặt ra là đưa ứng dụng lên điện thoại thông minh để hỗ trợ người dùng sử dụng ở mọi nơi.

7.2 Hướng phát triển

Với những nhược điểm còn tồn tại, để có thể đưa ứng dụng vào đời sống giúp đỡ người khiếm thính, cần phải giải quyết chúng một cách toàn diện và hiệu quả. Luận văn xin đề ra một số hướng để tiếp tục phát triển đề tài hoàn thiện tốt hơn:

- Xây dựng mô hình ước lượng tư thế tốt hơn. Để phát triển, ban đầu cần xây dựng mô hình ước tính cả tư thế và hình dáng bàn tay trong không gian 3D, ngoài ra có thể dự đoán thêm nét mặt. Một mô hình như vậy mới đủ để trích được các đặc trưng của một từ ngữ ký hiệu.



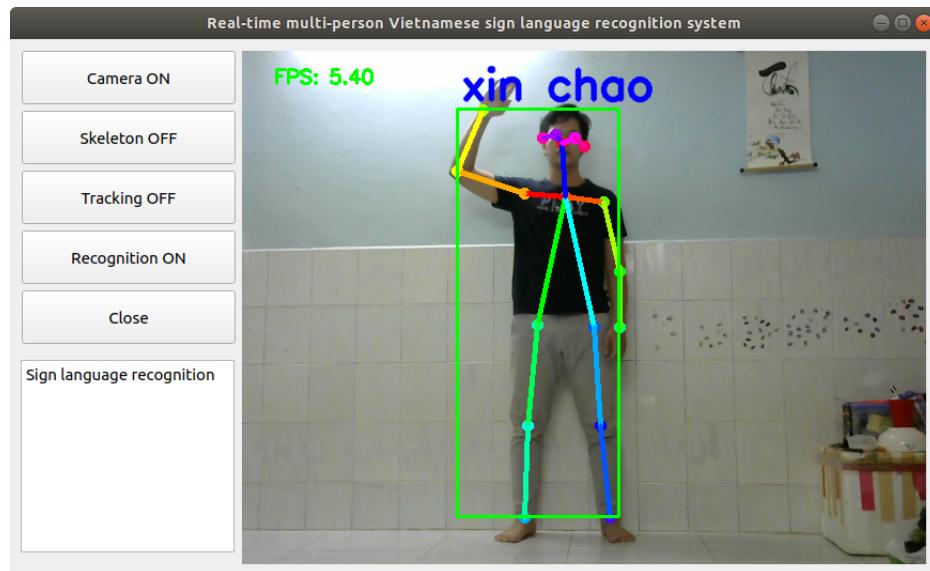
Hình 7.1: Mô hình ước tính tư thế mà luận văn hướng tới
nguồn: thư viện openpose

- Xây dựng mô hình nhận dạng từ ngữ dựa trên các chuỗi SJM theo thời gian thay vì dự đoán dựa trên các SJM riêng biệt. Việc này cần sự ứng dụng của các mô hình như LSTM hoặc CNN-LSTM để dự đoán được.
- Nâng cấp mô hình để có thể dự đoán được nhiều từ ngữ hơn mới có thể đưa ra ứng dụng thực tế.
- Cần xây dựng ứng dụng có thể hoạt động trên điện thoại thông minh, giúp người dùng có thể sử dụng dễ dàng.

Phụ lục

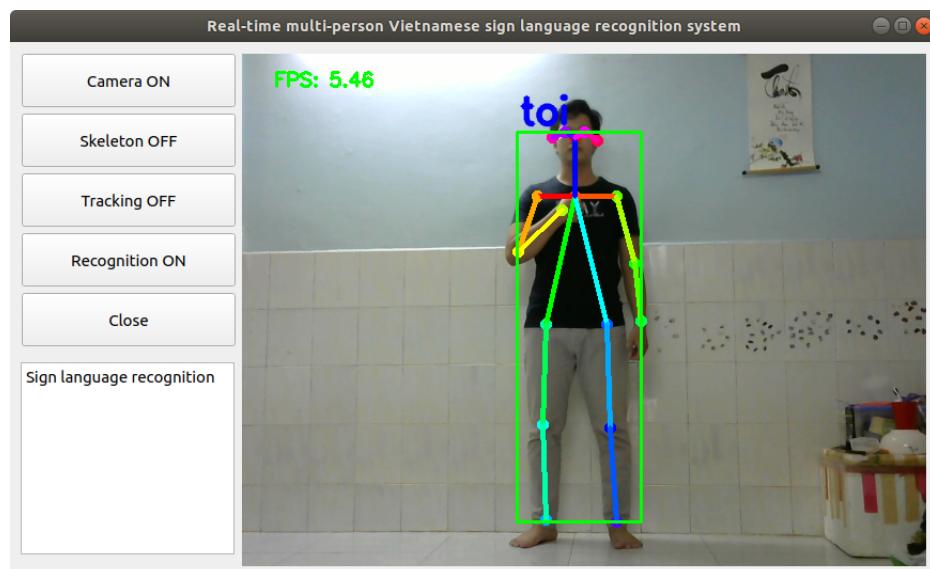
Các từ nhậm dạng được:

- Xin chào



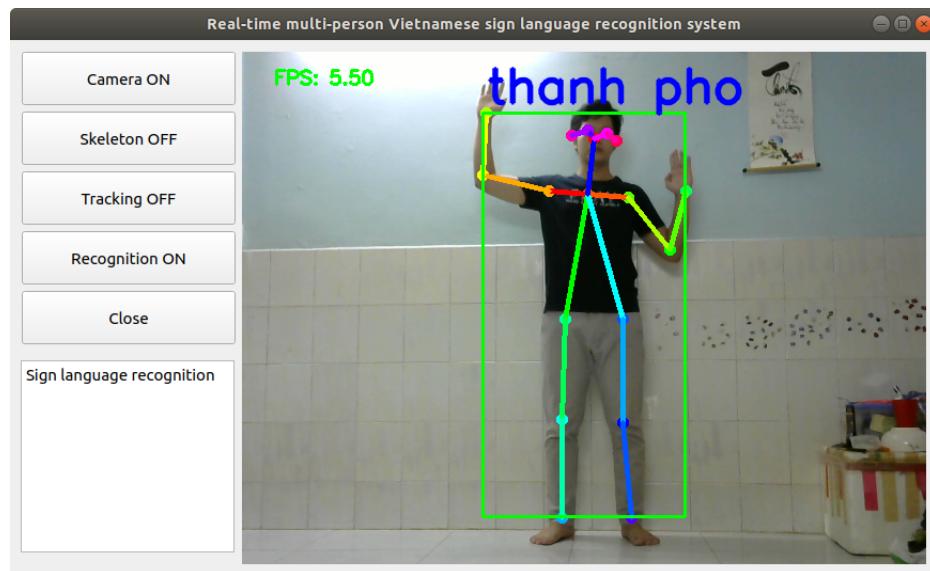
Hình 7.2: Ký hiệu "xin chào"

- Tôi



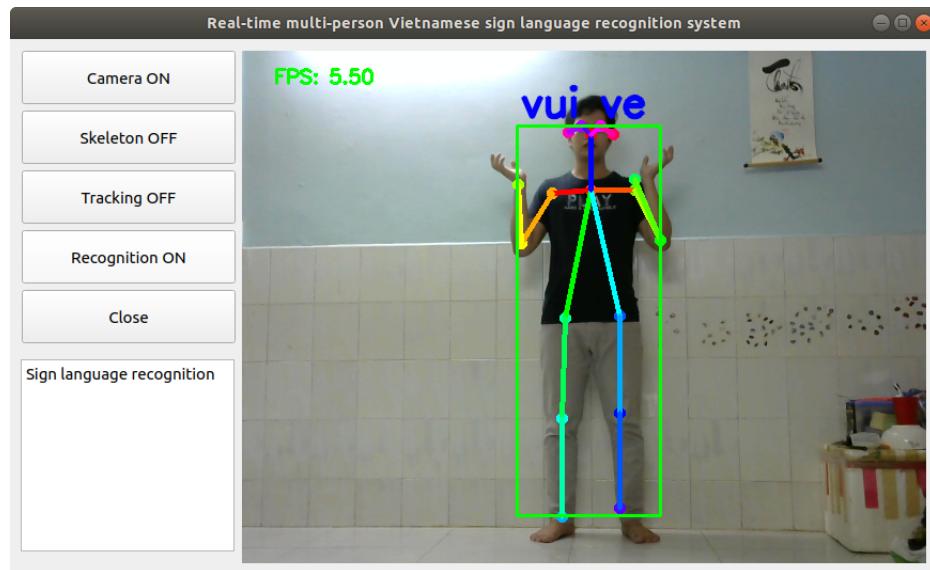
Hình 7.3: Ký hiệu "Tôi"

- Thành phố



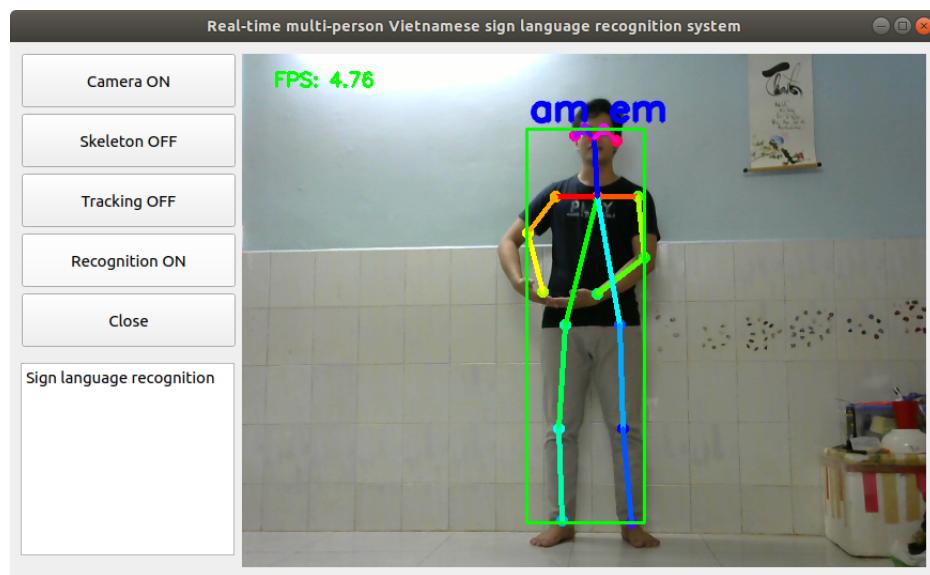
Hình 7.4: Ký hiệu "thành phố"

- Vui vẻ



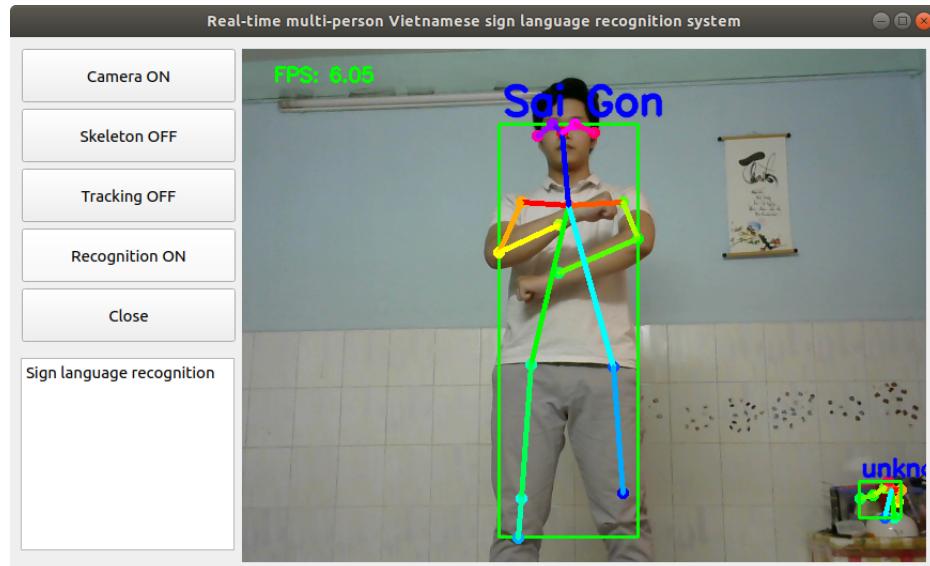
Hình 7.5: Ký hiệu "vui vẻ"

- Ăm em



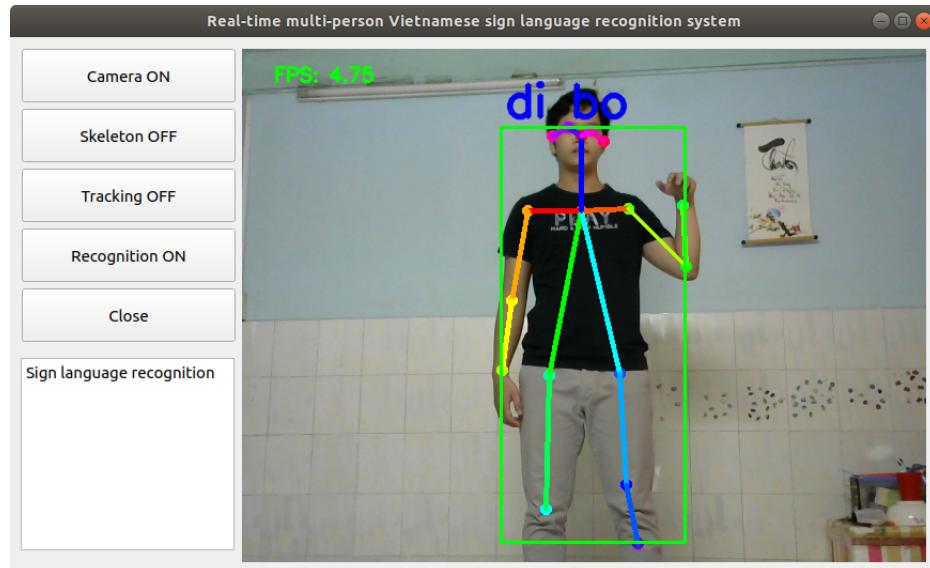
Hình 7.6: Ký hiệu "ám em"

- Sài Gòn



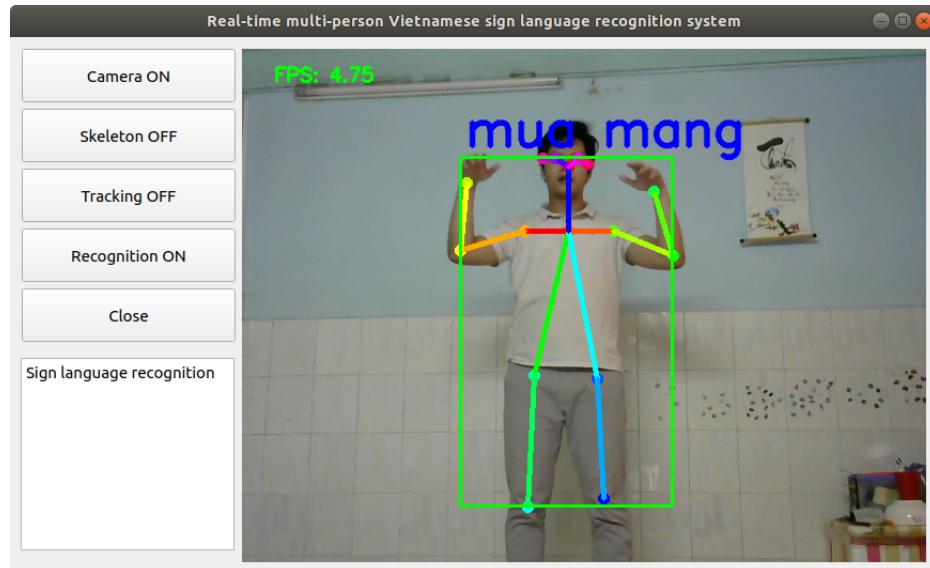
Hình 7.7: Ký hiệu "Sài Gòn"

- **Đi bộ**



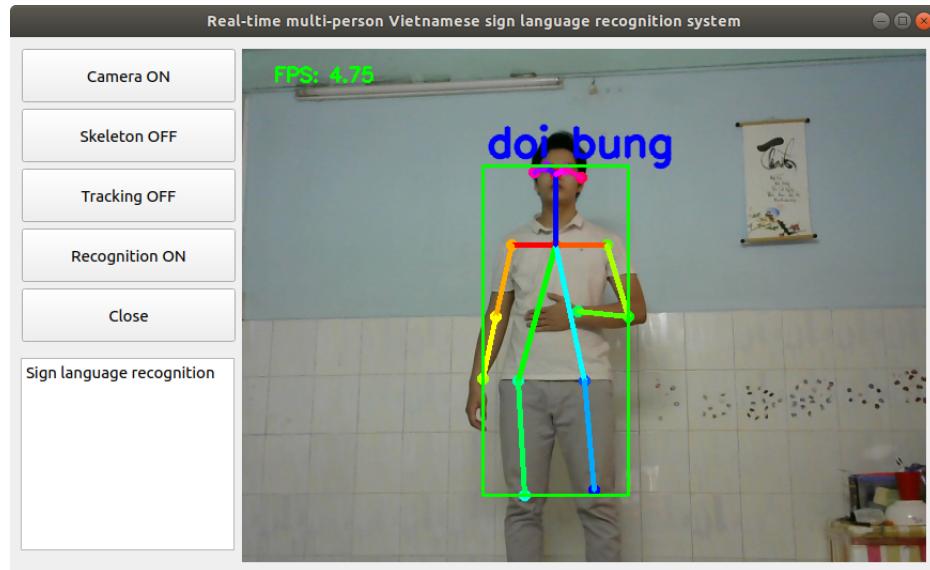
Hình 7.8: Ký hiệu "đi bộ"

- **Mùa màng**



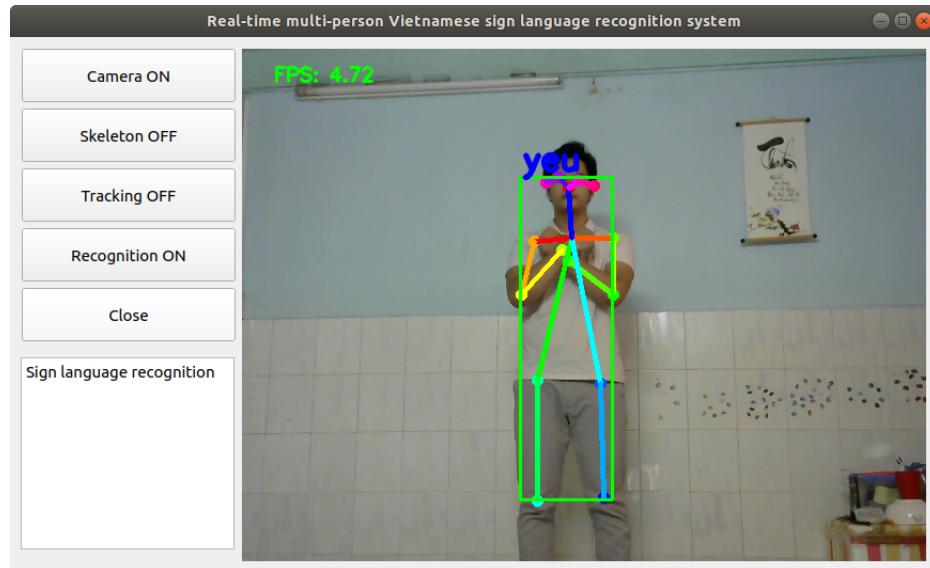
Hình 7.9: Ký hiệu "mùa màng"

- Đói bụng



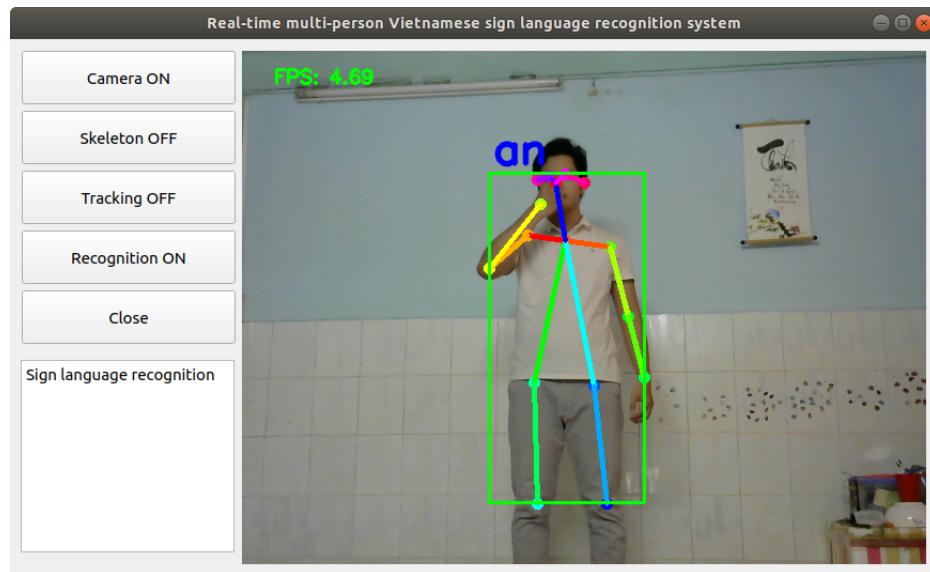
Hình 7.10: Ký hiệu "đói bụng"

- Yêu



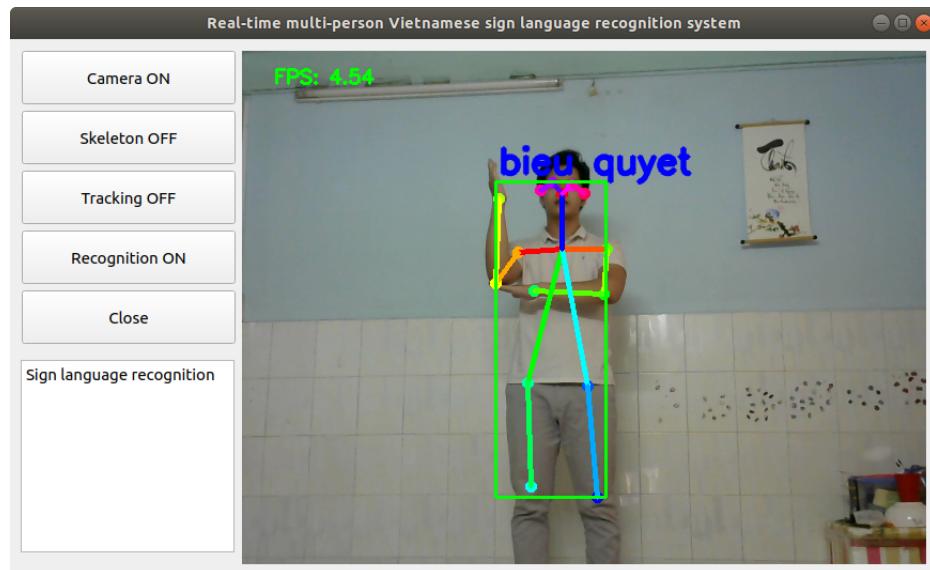
Hình 7.11: Ký hiệu "Yêu"

- Ăn



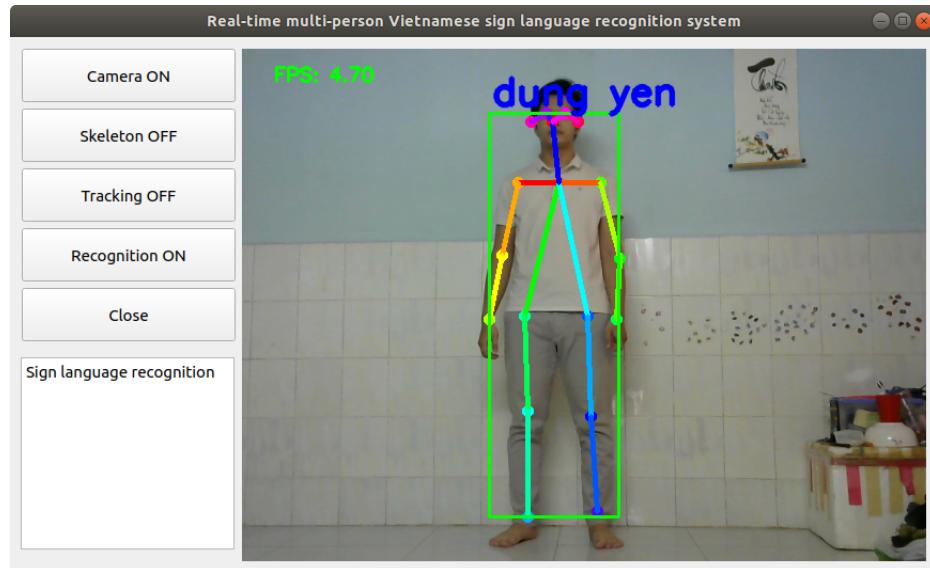
Hình 7.12: Ký hiệu "ăn"

- Biểu quyết



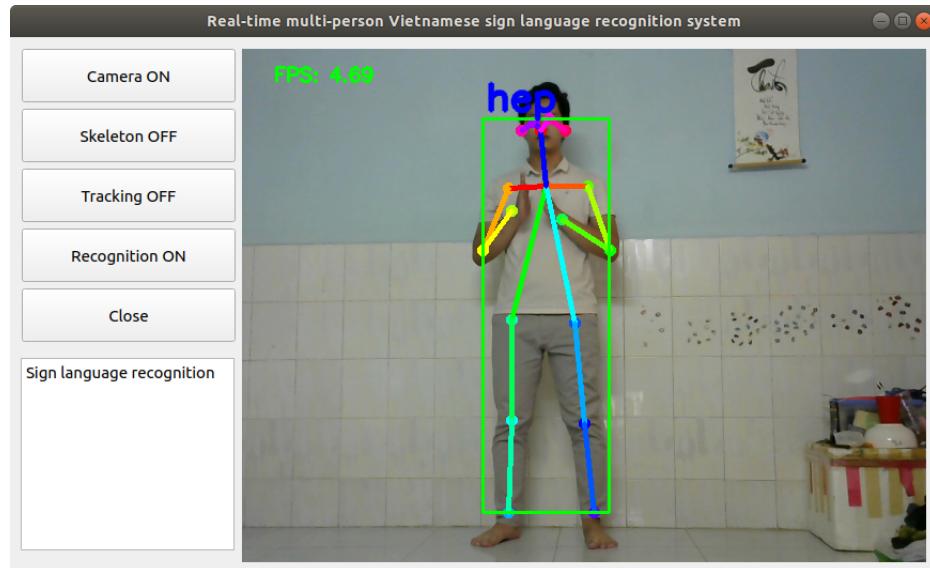
Hình 7.13: Ký hiệu "biểu quyết"

- Đứng yên



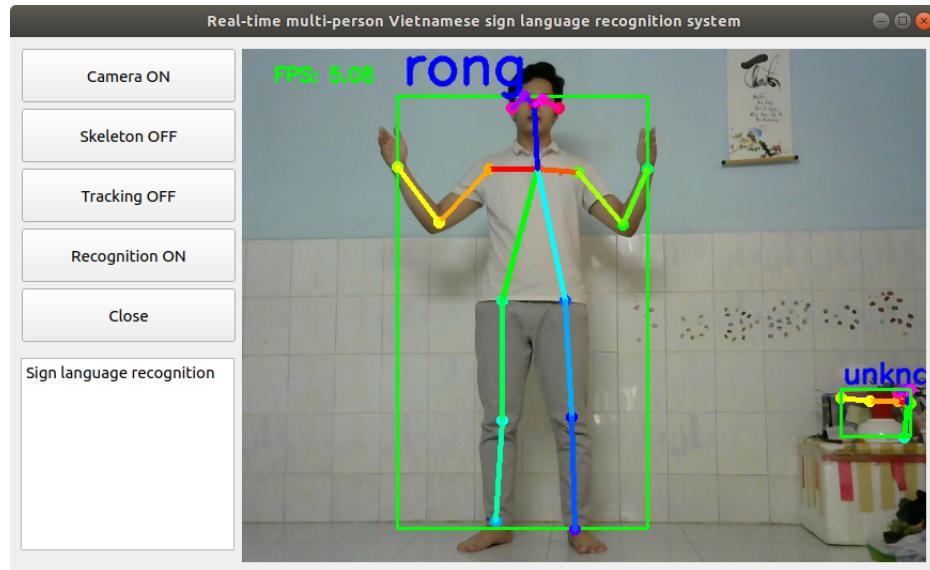
Hình 7.14: Ký hiệu "đứng yên"

- Hẹp



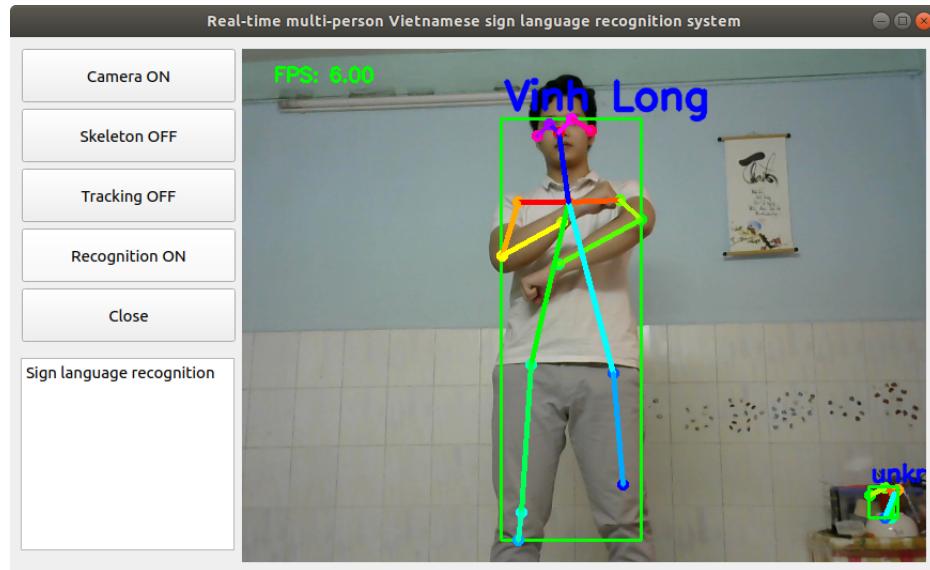
Hình 7.15: Ký hiệu "hep"

- Rộng



Hình 7.16: Ký hiệu "rộng"

- Vĩnh Long



Hình 7.17: Ký hiệu "Vĩnh Long"

Tài liệu tham khảo

- [1] Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner, *et al.*, “Gradient-based learning applied to document recognition,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 86, no. 11, pp. 2278–2324, 1998.
- [2] S. Ioffe and C. Szegedy, “Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift,” *arXiv preprint arXiv:1502.03167*, 2015.
- [3] X. Chai, “Sign language recognition and translation with kinect,” *IEEE Conf. on AFGR*, 2013.
- [4] M. Boulares and M. Jemni, “Mobile sign language translation system for deaf community,” in *Proceedings of the International Cross-Disciplinary Conference on Web Accessibility*, W4A ’12, (New York, NY, USA), pp. 37:1–37:4, ACM, 2012.
- [5] T.-H. T. J.-W. H. C.-M. Tsai, “Sign language recognition system via kinect: Number and english alphabet,” *Machine Learning and Cybernetics (ICMLC), International Conference*, 2016.
- [6] J. Yamato, J. Ohya, and K. Ishii, “Recognizing human action in time-sequential images using hidden markov model,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 1992. Proceedings CVPR ’92., 1992 IEEE Computer Society Conference on*, pp. 379–385, Jun 1992.
- [7] C. Schuldt, I. Laptev, and B. Caputo, “Recognizing human actions: A local svm approach,” in *Proceedings of the Pattern Recognition, 17th International Conference on (ICPR’04) Volume 3 - Volume 03*, ICPR ’04, (Washington, DC, USA), pp. 32–36, IEEE Computer Society, 2004.
- [8] H.-S. Chen, H.-T. Chen, Y.-W. Chen, and S.-Y. Lee, “Human action recognition using star skeleton,” in *Proceedings of the 4th ACM International Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks*, VSSN ’06, (New York, NY, USA), pp. 171–178, ACM, 2006.

- [9] W. Yan and D. Forsyth, “Learning the behavior of users in a public space through video tracking,” in *Application of Computer Vision, 2005. WACV/MOTIONS '05 Volume 1. Seventh IEEE Workshops on*, vol. 1, pp. 370–377, Jan 2005.
- [10] W. Lao, J. Han, and P. de With, “Automatic video-based human motion analyzer for consumer surveillance system,” *Consumer Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 55, pp. 591–598, May 2009.
- [11] M. Cristani, R. Raghavendra, A. D. Bue, and V. Murino, “Human behavior analysis in video surveillance: A social signal processing perspective,” *Neurocomputing*, vol. 100, pp. 86 – 97, 2013. Special issue: Behaviours in video.
- [12] H. L. U. Thuc, P. V. Tuan, and J.-N. Hwang, “An effective 3d geometric relational feature descriptor for human action recognition,” in *Computing and Communication Technologies, Research, Innovation, and Vision for the Future (RIVF), 2012 IEEE RIVF International Conference on*, pp. 1–6, Feb 2012.
- [13] Y. Ming, “Human activity recognition based on 3d mesh mosift feature descriptor,” in *Social Computing (SocialCom), 2013 International Conference on*, pp. 959–962, Sept 2013.
- [14] Y. Ariki, J. Morimoto, and S. Hyon, “Behavior recognition with ground reaction force estimation and its application to imitation learning,” in *Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ International Conference on*, pp. 2029–2034, Sept 2008.
- [15] X. Li, S. Chen, X. Hu, and J. Yang, “Understanding the disharmony between dropout and batch normalization by variance shift,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 2682–2690, 2019.
- [16] Z. Cao, T. Simon, S.-E. Wei, and Y. Sheikh, “Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 7291–7299, 2017.
- [17] S.-E. Wei, V. Ramakrishna, T. Kanade, and Y. Sheikh, “Convolutional pose machines,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4724–4732, 2016.
- [18] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, “Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks,” in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 4510–4520, 2018.
- [19] A. Bewley, Z. Ge, L. Ott, F. Ramos, and B. Upcroft, “Simple online and realtime tracking,” in *2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 3464–3468, IEEE, 2016.

- [20] N. Wojke, A. Bewley, and D. Paulus, “Simple online and realtime tracking with a deep association metric,” in *2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 3645–3649, IEEE, 2017.