BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO

TRƯỜNG ĐẠI HỌC ĐẠI NAM

ĐỀ TÀI: NHẬN DIỆN KÝ TỰ TAY SỬ DỤNG KY THUẬT HỌC SÂU VÀ MEDIAPIPE
TÊN HỌC PHẦN: TRÍ TUỆ NHÂN TẠO VÀ AI

Giáo viên hướng dẫn: **ThS. Lê Trung Hiếu**

1st Nguyễn Hồng Sơn
Khoa Công nghệ Thông tin
Đại học Đại Nam
Hà Nội, Việt Nam
MSV: 1771020605

2nd Nguyễn Trọng Đức Nguyên
Khoa Công nghệ Thông tin
Đại học Đại Nam
Hà Nội, Việt Nam
MSV: 1771020517

3rd Đinh Văn Hoàng
Khoa Công nghệ Thông tin
Đại học Đại Nam
Hà Nội, Việt Nam
MSV: 1771020299

4th Trần Bá Đạt
Khoa Công nghệ Thông tin
Đại học Đại Nam
Hà Nội, Việt Nam
MSV: 1771020144

Tóm tắt nội dung - Bài báo trình bày một hệ thống nhận diện ký tự tay sử dụng MediaPipe được triển khai trên nền tảng deep learning, nhằm hỗ trợ nhận dạng ký tự thời gian thực trong môi trường giao tiếp không lời. Kết quả thực nghiệm cho thấy hệ thống đạt được hiệu năng nhận dạng cao với tốc độ xử lý nhanh, đồng thời có khả năng tổng quát tốt trên dữ liệu đầu vào.

Keywords: MediaPipe, nhận diện ký tự tay, deep learning, thị giác máy tính, hệ thống nhận dạng.

I. GIỚI THIỆU

A. Bối cảnh và động lực nghiên cứu

Trong bối cảnh công nghệ trí tuệ nhân tạo (AI) đang phát triển mạnh mẽ, các hệ thống nhận diện cử chỉ và ký tự tay ngày càng được ứng dụng rộng rãi trong giao tiếp không lời, đặc biệt là hỗ trợ người khiếm thính. Nhận diện ký tự tay có tiềm năng trong nhiều lĩnh vực như giáo dục, hỗ trợ giao tiếp, và điều khiển thiết bị thông minh.

Với sự phát triển của MediaPipe và học sâu, khả năng nhận diện ký tự tay có thể được nâng cao về độ chính xác và tốc độ xử lý. Hệ thống này có thể ứng dụng trong nhiều tình huống thực tế như hỗ trợ giao tiếp trong cộng đồng người khiếm thính, điều khiển thiết bị thông minh và nhận diện cử chỉ tương tác với máy tính.

B. Mục tiêu của dự án

Dự án "Nhận diện ký tự tay sử dụng kỹ thuật học sâu và MediaPipe" nhằm đạt được các mục tiêu sau:

Xây dựng hệ thống nhận diện ký tự tay với độ chính xác cao, hỗ trợ giao tiếp phi ngôn ngữ và người khiếm thính.

Áp dụng MediaPipe để trích xuất đặc trưng bàn tay, tối ưu hiệu suất nhận diện trong thời gian thực và giảm thiểu độ trễ xử lý.

Đánh giá hiệu năng của hệ thống thông qua các thí nghiệm thực nghiệm trên tập dữ liệu thu thập từ nhiều điều kiện môi trường khác nhau.

C. Phạm vi và đối tượng nghiên cứu

Báo cáo tập trung vào việc:

Thu thập và xử lý dữ liệu hình ảnh bàn tay biểu diễn ký tự dưới nhiều điều kiện ánh sáng và góc chụp khác nhau.

Xây dựng, huấn luyện và tối ưu hóa mô hình học sâu kết hợp với MediaPipe cho bài toán nhận diện ký tự tay.

Cấu trúc báo cáo

Báo cáo được chia thành 7 phần chính như sau:

- Giới thiệu – Trình bày tổng quan dự án, bối cảnh, động lực và mục tiêu nghiên cứu.

- Cơ sở lý thuyết và tổng quan về MediaPipe và Yolo – Tổng hợp các kiến thức nền tảng về nhận diện cử chỉ tay, deep learning và sự phát triển của YOLO và MediaPipe trong lĩnh vực này.

- Phương pháp và kỹ thuật sử dụng – Trình bày kiến trúc hệ thống, quy trình thu thập, tiền xử lý dữ liệu và chi tiết về mô hình nhận diện ký tự tay.

- Thực nghiệm và kết quả – Mô tả quá trình thực nghiệm, trình bày bảng số liệu, biểu đồ và phân tích kết quả.

- Ứng dụng và triển khai – Hướng dẫn triển khai hệ thống trong thực tế và đánh giá hiệu năng.

- Kết luận và hướng phát triển – Tổng kết các kết quả đạt được, nêu ra những hạn chế và đề xuất hướng phát triển trong tương lai.

- Phụ lục – Bao gồm mã nguồn, hình hệ thống và tài liệu tham khảo bổ sung.

Qua đó, báo cáo không chỉ cung cấp cái nhìn tổng quan về ứng dụng MediaPipe trong nhận diện ký tự tay mà còn đưa ra các giải pháp nhằm tối ưu hiệu năng và nâng cao khả năng ứng dụng thực tiễn của hệ thống.

II. Cơ sở lý thuyết và tổng quan về MediaPipe và YOLO

A. Tổng quan về nhận diện cử chỉ bàn tay

Nhận diện số ngón tay là một ứng dụng quan trọng trong các hệ thống điều khiển bằng cử chỉ, giao tiếp người - máy và hỗ trợ người khuyết tật. Các phương pháp truyền thống như Haar Cascade và Local Binary Patterns (LBP) từng được sử dụng rộng rãi nhưng gặp nhiều hạn chế khi đối mặt với các biến thể về góc quay, điều kiện ánh sáng và nhiều yếu tố khác. Với sự phát triển của học sâu (Deep Learning), các mô hình như YOLO và MediaPipe đã giúp cải thiện độ chính xác đáng kể trong việc nhận diện số ngón tay.

B. Học sâu và phát triển mô hình MediaPipe

1) Tổng quan về học sâu trong xử lý ảnh:

Học sâu sử dụng các mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), đặc biệt là mạng Convolutional Neural Networks (CNN), để trích xuất đặc trưng từ ảnh. Các mô hình CNN đã chứng tỏ khả năng vượt trội trong các bài toán phân loại và phát hiện đặc điểm hình ảnh, giúp tăng độ chính xác trong nhận diện cử chỉ bàn tay.

2) Ứng dụng YOLO và MediaPipe trong nhận diện số ngón tay

- YOLO (You Only Look Once) là mô hình phát hiện đối tượng thời gian thực, có khả năng nhận diện bàn tay và dự đoán số lượng ngón tay giơ lên thông qua bounding box.

- MediaPipe là một thư viện của Google cung cấp giải pháp nhận diện bàn tay thông qua các điểm đặc trưng (landmarks), giúp xác định chính xác từng khớp ngón tay mà không cần bounding box.

- Khi kết hợp YOLO để phát hiện bàn tay và MediaPipe để xác định số ngón tay, hệ thống có thể đạt được độ chính xác cao với tốc độ xử lý nhanh.

C. Kiến trúc của YOLO và MediaPipe trong nhận diện số ngón tay

1) YOLO trong phát hiện bàn tay

YOLO hoạt động bằng cách chia ảnh thành các lưới nhỏ và dự đoán bounding box của bàn tay, kèm theo xác suất có bàn tay trong ảnh.

MediaPipe trong xác định số ngón tay

MediaPipe sử dụng mô hình dựa trên landmark để xác định các khớp của bàn tay, từ đó suy ra số lượng ngón tay đang giơ lên. Kết quả được đánh giá dựa trên vị trí tương đối của các điểm landmark.

Công thức tính toán Intersection over Union (IoU) trong YOLO

IoU được dùng để đánh giá độ chính xác của bounding box dự đoán so với bounding box thực tế của bàn tay.

IoU = S (giao nhau) / S (hợp nhất)

MediaPipe hỗ trợ YOLO bằng cách cung cấp thông tin chi tiết hơn về vị trí khớp tay, giúp tăng độ chính xác khi dự đoán số lượng ngón tay giơ lên.

D. Hàm mất mát trong YOLO cho nhận diện số ngón tay

Hàm mất mát của YOLO được thiết kế để tối ưu hóa việc dự đoán số lượng ngón tay bằng cách kết hợp nhiều thành phần, bao gồm:

- Mất mát về tọa độ và kích thước: Đảm bảo YOLO có thể dự đoán chính xác bounding box của bàn tay.

- Mất mát về độ tin cậy (confidence): Xác định mức độ chắc chắn của mô hình khi phát hiện bàn tay.

- Mất mát về phân loại: Phân biệt số lượng ngón tay giơ lên.

Công thức tổng quát của hàm mất mát:

$$\mathcal{L}_{total} = \lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} 1_{ij}^{obj} \left[(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2 \right]$$

$$+\lambda_{coord} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} 1_{ij}^{obj} \left[(\sqrt{w_i} - \sqrt{\hat{w}_i})^2 + (\sqrt{h_i} - \sqrt{\hat{h}_i})^2 \right]$$

$$+\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} 1_{ij}^{obj} (C_i - \hat{C}_i)^2$$

$$+\lambda_{noobj} \sum_{i=0}^{S^2} \sum_{j=0}^{B} 1_{ij}^{noobj} (C_i - \hat{C}_i)^2$$

$$+\sum_{i=0}^{S^2} \sum_{c \in classes} (p_i(c) - \hat{p}_i(c))^2$$

Trong đó:

- 1_{ij}^{obj} là chỉ báo xác định sự hiện diện của bàn tay trong ô i và khối j.
- (x_i, y_i, w_i, h_i) là tọa độ và kích thước dự đoán, $(\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{w}_i, \hat{h}_i)$ là giá trị thực tế.
- C_i và $\hat{C}_i$ lần lượt là xác suất đối tượng dự đoán và giá trị thực.
- $p_i(c)$ và $\hat{p}_i(c)$ là xác suất phân loại số ngón tay.
- λ_{coord} và λ_{noobj} là các hệ số cân bằng giữa các thành phần mất mát.

Hàm mất mát này đảm bảo YOLO có thể nhận diện chính xác bàn tay và số lượng ngón tay, tối ưu hóa độ chính xác cho bài toán nhận diện số ngón tay bằng YOLO và MediaPipe.

E. Các công thức tối ưu hóa

Trong quá trình huấn luyện mô hình nhận diện số ngón tay, các thuật toán tối ưu như SGD hoặc Adam được sử dụng để cập nhật trọng số, giúp cải thiện độ chính xác. Quá trình cập nhật trọng số được thực hiện theo công thức:

wt+1=wtL(wt)

trong đó:

wt là trọng số tại thời điểm ttt.

là tốc độ học (learning rate).

L(wt) là gradient của hàm mất mát, giúp điều chỉnh trọng số để mô hình nhận diện chính xác hơn.

F. Ứng dụng của công nghệ nhận diện số ngón tay

Công nghệ nhận diện số ngón tay bằng YOLO và MediaPipe có nhiều ứng dụng thực tế, bao gồm:

Điều khiển thiết bị thông minh: Dùng cử chỉ bàn tay để điều khiển máy tính, điện thoại hoặc các thiết bị IoT.

Hỗ trợ giáo dục: Giúp trẻ em hoặc người khuyết tật học đếm số bằng cử chỉ tay.

Tăng cường trải nghiệm thực tế ảo (AR/VR): Dùng nhận diện ngón tay để tương tác với không gian ảo.

Hỗ trợ y tế: Ứng dụng trong phục hồi chức năng tay, theo dõi chuyển động ngón tay.

Những tiến bộ trong học sâu (Deep Learning) và thị giác máy tính (Computer Vision) đã giúp các mô hình như YOLOv8 và MediaPipe trở thành giải pháp hiệu quả cho việc nhận diện số ngón tay trong thời gian thực.

III. PHƯƠNG PHÁP VÀ KỸ THUẬT SỬ DỤNG

A. Tổng quan quy trình triển khai hệ thống

Hệ thống nhận diện số ngón tay được xây dựng dựa trên chuỗi các bước từ thu thập dữ liệu đến triển khai thực tế. Quy trình tổng thể gồm các giai đoạn chính:

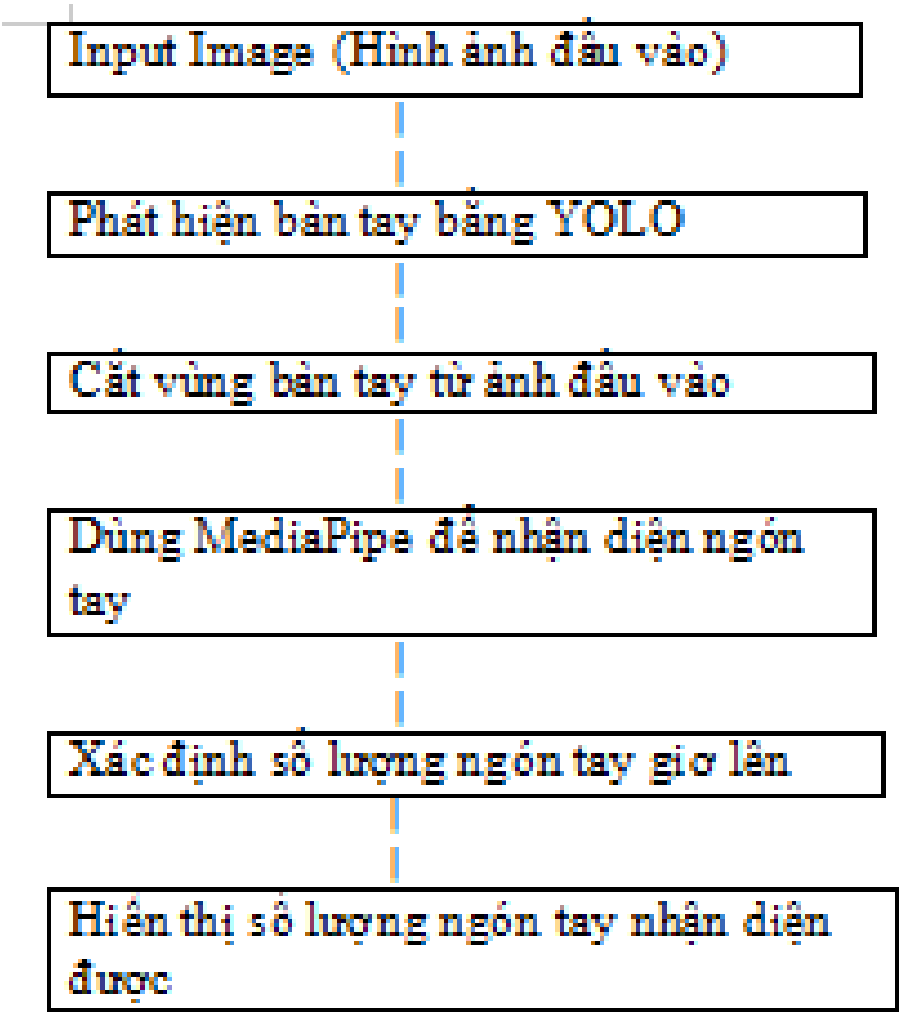
- Thu thập dữ liệu: Ghi lại hình ảnh và video của bàn tay dưới các điều kiện khác nhau (góc chụp, ánh sáng, độ phân giải).

- Tiền xử lý dữ liệu: Xử lý ảnh bao gồm cắt bàn tay, chuẩn hóa kích thước, tăng cường dữ liệu và gán nhãn số ngón tay.

- Huấn luyện mô hình: Sử dụng YOLO để phát hiện bàn tay và MediaPipe để nhận diện số lượng ngón tay.

- Tối ưu hóa và tinh chỉnh: Điều chỉnh các tham số mô hình để cải thiện độ chính xác trong nhận diện số ngón tay.

- Triển khai và tích hợp: Xây dựng giao diện và tích hợp hệ thống vào ứng dụng thời gian thực.



Hình 1. Sơ đồ tổng thể quy trình triển khai hệ thống nhận diện số ngón tay.

B. Thu thập và xử lý dữ liệu

a) Thu thập dữ liệu Dữ liệu hình ảnh bàn tay là yếu tố quan trọng trong hệ thống nhận diện số ngón tay. Trong dự án này, dữ liệu được thu thập từ:

Ảnh và video bàn tay với nhiều tư thế và số lượng ngón tay khác nhau.

Các bộ dữ liệu công khai về bàn tay và cử chỉ (nếu có).

Hình ảnh tự thu thập từ nhiều người với các điều kiện môi trường khác nhau.

Các yếu tố quan trọng cần đảm bảo trong quá trình thu thập dữ liệu:

Chất lượng hình ảnh: Đảm bảo hình ảnh có độ phân giải đủ cao để mô hình nhận diện chính xác số lượng ngón tay.

Điều kiện ánh sáng: Thu thập dữ liệu trong nhiều điều kiện ánh sáng khác nhau để tăng tính tổng quát cho mô hình.

Góc nhìn: Ghi nhận hình ảnh từ nhiều góc độ khác nhau (trước, sau, nghiêng) để mô hình hoạt động tốt hơn.

Xử lý dữ liệu

Sau khi thu thập dữ liệu, cần thực hiện tiền xử lý để đảm bảo mô hình hoạt động hiệu quả:

Chuẩn hóa kích thước ảnh: Cắt, điều chỉnh kích thước ảnh về một độ phân giải cố định.

Tăng cường dữ liệu: Áp dụng các kỹ thuật xoay, lật, thay đổi độ sáng để giúp mô hình học tốt hơn.

Gắn nhãn dữ liệu: Mỗi ảnh cần được gán nhãn số lượng ngón tay chính xác để phục vụ huấn luyện mô hình.

b) Chuẩn hóa kích thước và tăng cường dữ liệu: Sau khi thu thập, các ảnh sẽ được chuẩn hóa về cùng kích thước (ví dụ: 224×224 pixel) để đảm bảo tính đồng nhất. Đồng thời, áp dụng các kỹ thuật tăng cường dữ liệu nhằm cải thiện khả năng tổng quát của mô hình, bao gồm:

Xoay ảnh ($\pm 10°$) để mô hình có thể nhận diện tốt hơn ở các góc nhìn khác nhau.

Lật ảnh theo chiều ngang, giúp cải thiện khả năng nhận diện đối xứng của bàn tay.

Điều chỉnh độ sáng và độ tương phản, giúp mô hình hoạt động ổn định dưới nhiều điều kiện ánh sáng khác nhau.

Những phương pháp này giúp dữ liệu huấn luyện đa dạng hơn, giúp mô hình nhận diện số ngón tay chính xác hơn trong thực tế.

c) Gắn nhãn dữ liệu: Mỗi ảnh sẽ được gán nhãn tương ứng với số lượng ngón tay có trong ảnh. Việc gán nhãn có thể thực hiện thủ công hoặc sử dụng các công cụ hỗ trợ gán nhãn tự động để tiết kiệm thời gian và đảm bảo tính chính xác.

C. Huấn luyện và tinh chỉnh mô hình YOLO và MediaPipe

1) Cấu hình môi trường huấn luyện

Để huấn luyện mô hình nhận diện số ngón tay, hệ thống yêu cầu cấu hình như sau:

CPU: Intel Core i5 trở lên.

GPU: NVIDIA GTX/RTX có hỗ trợ CUDA để tăng tốc quá trình huấn luyện.

RAM: Tối thiểu 8GB để xử lý dữ liệu ảnh hiệu quả.

Mô trường phát triển sử dụng Python, kết hợp với các thư viện như:

YOLOv8 (dùng Ultralytics) để phát hiện bàn tay và ngón tay.

MediaPipe Hands để trích xuất đặc trưng từ bàn tay.

PyTorch, OpenCV để xử lý hình ảnh và tối ưu mô hình.

2) Chi tiết quá trình huấn luyện

Quá trình huấn luyện mô hình nhận diện số ngón tay gồm các bước sau:

- Chia tách dữ liệu:

+ Phân chia tập dữ liệu thành tập huấn luyện (train) và tập kiểm tra (test), thông thường theo tỷ lệ 80

- Định nghĩa hàm mất mát:

+ Sử dụng hàm mất mát phù hợp với bài toán nhận diện số ngón tay, như Cross-Entropy Loss hoặc MSE Loss.

- Tối ưu hóa tham số:

+ Áp dụng thuật toán Adam hoặc SGD để cập nhật trọng số của mô hình theo công thức:

wt+1=wtL(wt)

trong đó:

Wt là trọng số tại thời điểm ttt.

là tốc độ học (learning rate).

L(wt) là gradient của hàm mất mát.

- Theo dõi hiệu năng :

+ Liên tục đo độ chính xác thông qua các chỉ số Precision, Recall, F1-score để đánh giá chất lượng mô hình trên tập kiểm tra.

D. Triển khai hệ thống thực tế

1) Tích hợp mô hình vào ứng dụng

Sau khi huấn luyện và tinh chỉnh, mô hình được tích hợp vào một ứng dụng nhận diện số ngón tay với giao diện đồ họa (GUI), hiển thị kết quả theo thời gian thực:

- Đầu vào:

+ Hình ảnh hoặc video từ camera, hiển thị bàn tay của người dùng.

- Xử lý:

+ YOLOv8 phát hiện bàn tay và vẽ bounding box.

+ MediaPipe Hands trích xuất vị trí các điểm đặc trưng trên bàn tay để xác định số lượng ngón tay giơ lên.

- Đầu ra:

+ Hiển thị số ngón tay trên màn hình theo thời gian thực.

+ Ghi log dữ liệu để phục vụ cho việc phân tích hoặc cải thiện mô hình.

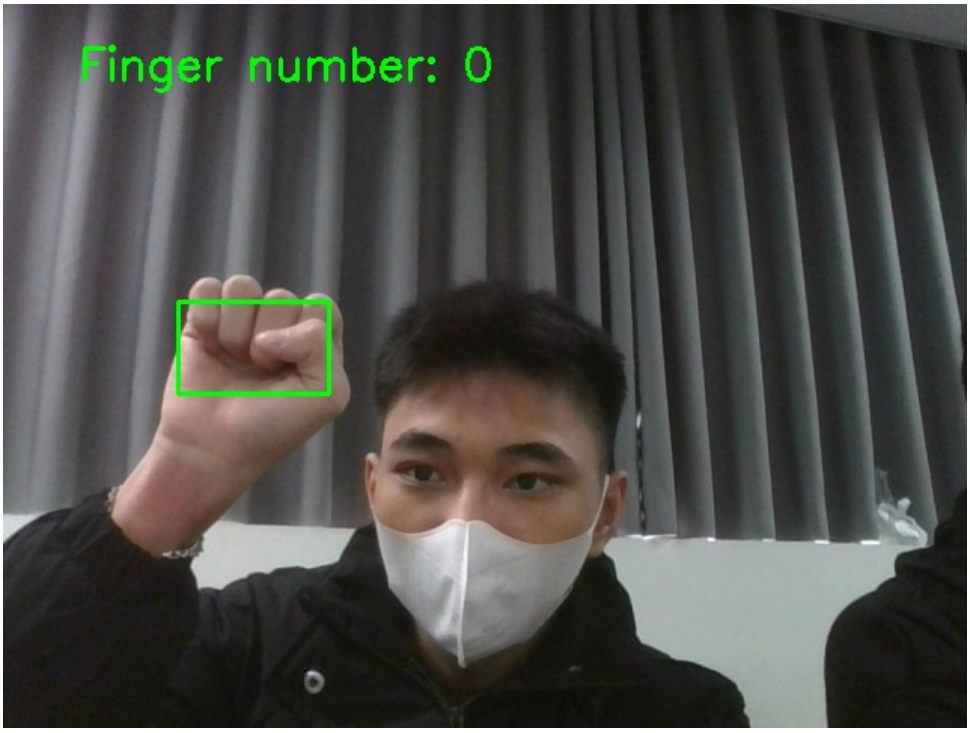
2) Minh họa giao diện ứng dụng

- Hình dưới minh họa giao diện của ứng dụng nhận diện số ngón tay theo thời gian thực:

Hệ thống sử dụng YOLOv8 để phát hiện bàn tay trong khung hình.

MediaPipe Hands xác định vị trí các ngón tay và đếm số lượng ngón tay giơ lên.

Kết quả hiển thị trực tiếp trên giao diện đồ họa (GUI), giúp người dùng dễ dàng quan sát.



3) Quy trình vận hành hệ thống

Quy trình vận hành hệ thống nhận diện số ngón tay bao gồm các bước sau:

Khởi động ứng dụng: Kiểm tra thiết bị đầu vào (camera, kết nối Internet nếu cần).

Chạy mô hình: Hệ thống tải mô hình đã huấn luyện, sử dụng YOLOv8 để phát hiện bàn tay và MediaPipe Hands để nhận diện số ngón tay.

Hiển thị kết quả: Kết quả nhận diện số ngón tay được hiển thị trực tiếp trên giao diện với bounding box xung quanh bàn tay và số lượng ngón tay hiển thị rõ ràng.

Ghi nhận và lưu trữ: Lưu trữ kết quả nhận diện để phục vụ phân tích và cải thiện độ chính xác của mô hình sau này.

E. Đánh giá và kiểm tra trung gian

Trong quá trình triển khai, các bước đánh giá trung gian được thực hiện để kiểm tra:

Độ chính xác của mô hình: So sánh số ngón tay nhận diện được với dữ liệu thực tế để đánh giá độ chính xác.

Thời gian xử lý: Đo thời gian từ khi nhận dữ liệu đầu vào (hình ảnh/video bàn tay) đến khi hiển thị kết quả nhận diện.

Tính ổn định của ứng dụng: Kiểm tra khả năng xử lý liên tục của hệ thống và khả năng phản hồi trong thời gian thực.

F. Các công cụ và phần mềm hỗ trợ

Để triển khai và kiểm tra hệ thống, dự án sử dụng:

Python: Ngôn ngữ lập trình chính.

PyTorch: Framework học sâu hỗ trợ huấn luyện mô hình.

OpenCV: Thư viện xử lý ảnh, hỗ trợ phát hiện bàn tay và xử lý video.

MediaPipe: Thư viện của Google hỗ trợ nhận diện số ngón tay thời gian thực.

Ultralytics YOLO: Công cụ triển khai và huấn luyện mô hình YOLOv8 để phát hiện bàn tay.

Các công cụ này giúp tích hợp hệ thống trong môi trường phát triển với giao diện đơn giản, hỗ trợ kiểm thử và đánh giá hiệu suất nhận diện số ngón tay một cách hiệu quả.

IV. THỰC NGHIỆM

A. Môi trường thực nghiệm và cấu hình hệ thống

Để đánh giá hiệu năng của hệ thống nhận diện số ngón tay sử dụng YOLOv8 và MediaPipe, các thí nghiệm được thực hiện trên nền tảng phần cứng và phần mềm sau:

CPU: Intel Core i5 trở lên.

GPU: NVIDIA GTX 1660 hoặc RTX 2060 với hỗ trợ CUDA.

RAM: 8GB trở lên.

Hệ điều hành: Ubuntu 20.04 LTS hoặc Windows 10.

Phần mềm: Python 3.x, PyTorch, OpenCV, Ultralytics YOLO, MediaPipe.

Môi trường thực nghiệm được thiết lập nhằm đảm bảo quá trình huấn luyện và kiểm tra diễn ra mượt mà, có thể tùy chỉnh tham số để đạt kết quả tối ưu nhất.

B. Quy trình thực hiện thí nghiệm

Quá trình thí nghiệm nhằm đánh giá chất lượng nhận diện số ngón tay được chia thành các bước chính:

- Thu thập dữ liệu thử nghiệm: Sử dụng tập dữ liệu bao gồm các hình ảnh và video bàn tay với nhiều điều kiện ánh sáng, góc chụp và độ phân giải khác nhau.

- Huấn luyện mô hình: Mô hình YOLOv8 và MediaPipe được huấn luyện trên tập dữ liệu đã chia tách (80

- Thực hiện dự đoán: Áp dụng mô hình lên các ảnh và video chứa bàn tay để xác định số ngón tay hiển thị.

- Đo lường hiệu năng: Các chỉ số như Precision, Recall, F1-Score và IoU được tính toán để đánh giá độ chính xác của hệ thống nhận diện.

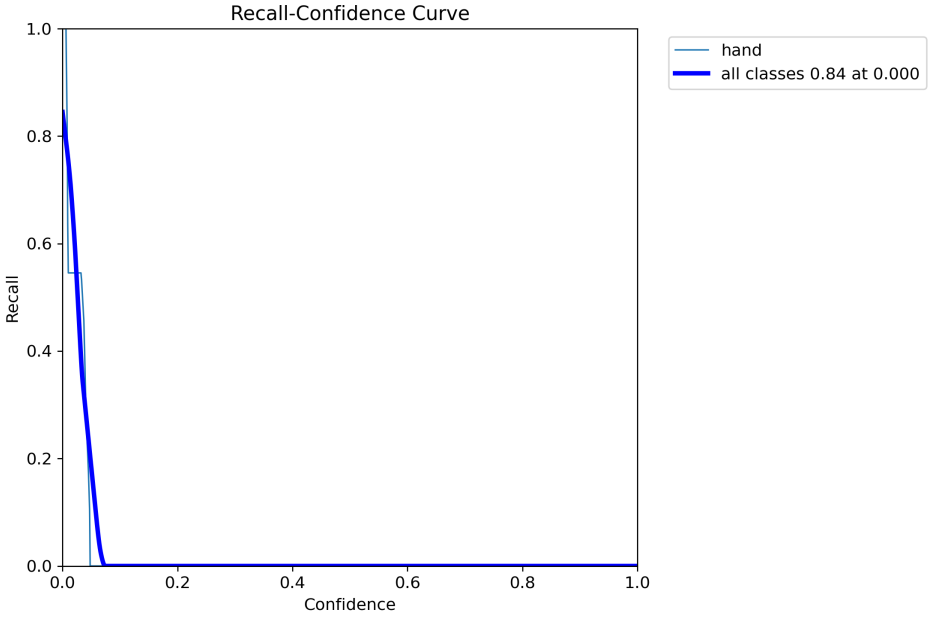
C. Các chỉ số đánh giá và phương pháp đo lường

Để đánh giá chất lượng của hệ thống nhận diện số ngón tay, chúng tôi sử dụng các chỉ số sau:

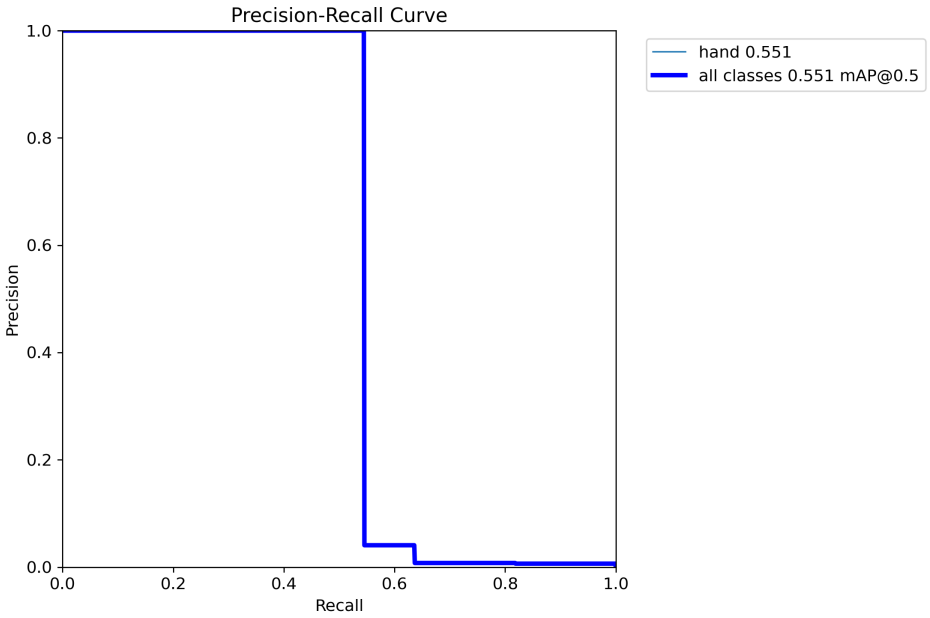
Precision (Độ chính xác): Tỷ lệ số mẫu nhận diện đúng trên tổng số mẫu được dự đoán là dương tính.

Precision = TP / TP + FP

Trong đó:
Tp(True Positive): Số lần nhận diện đúng số ngón tay.
FP (False Positive): Số lần hệ thống dự đoán sai số ngón tay.
Recall (Độ nhạy): Tỷ lệ số mẫu nhận diện đúng trên tổng số mẫu thực tế.
Recall = TP / TP + FN
Trong đó:
FN(False Negative): Số lần hệ thống bỏ sót số ngón tay thực tế.

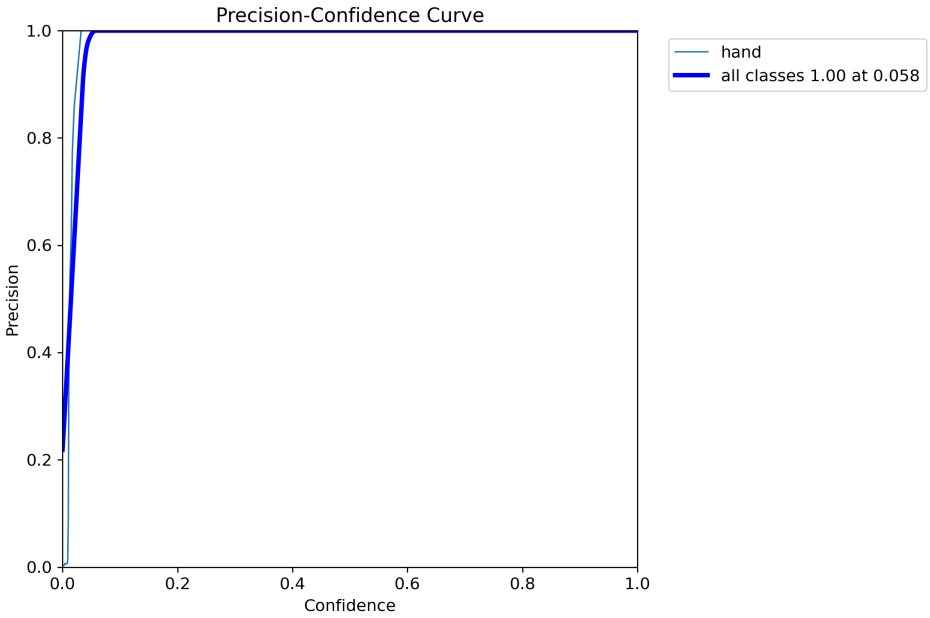


F1-Score: Là trung bình điều hòa giữa Precision và Recall, giúp cân bằng giữa độ chính xác và độ nhạy.
F1 - Score = 2 * (Precision * Recall / Precision + Recall)



IoU (Intersection over Union): Đánh giá mức độ trùng khớp giữa bounding box dự đoán và bounding box thực tế.

IoU = S (giao nhau) / S (hợp nhất)



Các chỉ số này được tính qua từng ảnh và trung bình lại để đánh
giá hiệu năng chung của hệ thống.
Mã nguồn kiểm tra và minh họa kết quả dự đoán
Đoạn mã dưới đây minh họa việc áp dụng mô hình YOLOv8 và MediaPipe
trên một ảnh thử nghiệm và hiển thị kết quả nhận dạng: [language=Python, caption=Mã nguồn kiểm tra nhận dạng ngón tay.
import cv2
import mediapipe as mp
from ultralytics import YOLO
Tải mô hình YOLOv8 đã được huấn luyện model = YOLO('runs/train/exp/weights/best.pt')
Đọc ảnh thử nghiệm img = cv2.imread('data/test/sampletest.jpg)
Hiển thị ảnh kết quả cv2.imshow('Detection Result', img) cv2.waitKey(0) cv2.destroyAllWindows()

E. Phân tích kết quả và đánh giá hiệu năng

1) Đánh giá tổng quan:

Qua các thí nghiệm, hệ thống nhận diện số ngón tay sử dụng YOLOv8 kết hợp với MediaPipe cho thấy:

Độ chính xác cao: Trong điều kiện ánh sáng tốt, các chỉ số Precision và Recall đạt trên 90

Hiệu năng chấp nhận được: Dù hiệu năng có giảm nhẹ trong điều kiện ánh sáng yếu hoặc góc tay không thuận lợi (F1-Score khoảng 80-85

Tốc độ xử lý nhanh: Phù hợp với yêu cầu của các ứng dụng thời gian thực, giúp nhận diện số ngón tay nhanh chóng và chính xác trong video trực tiếp.

2) Phân tích các trường hợp thất bại:

Một số trường hợp mà mô hình gặp khó khăn bao gồm:

Hình ảnh có nhiều nhiễu (ánh sáng yếu, nền phức tạp) làm giảm độ chính xác trong việc nhận diện số ngón tay.

Bàn tay bị che khuất hoặc góc nhìn quá lệch, gây khó khăn trong việc phát hiện đầy đủ các ngón tay.

Ngón tay cong hoặc chồng lên nhau, làm ảnh hưởng đến việc phân loại số lượng ngón tay đúng.

Những vấn đề này có thể khắc phục bằng cách tăng cường dữ liệu huấn luyện và tối ưu hóa mô hình trong các phiên bản tiếp theo.

3) So sánh với các phương pháp khác:

So với các phương pháp truyền thống như Haar Cascade và LBP, hệ thống sử dụng YOLOv8 kết hợp với MediaPipe mang lại:

Độ chính xác cao hơn trong việc nhận diện số ngón tay, đặc biệt với các tư thế bàn tay phức tạp.

Tốc độ xử lý nhanh hơn, phù hợp với ứng dụng thời gian thực, giúp phát hiện số ngón tay mượt mà trên video trực tiếp.

Kết luận chương

Qua chương này, chúng tôi đã trình bày chi tiết quy trình thực nghiệm, các chỉ số đánh giá và kết quả nhận được từ hệ thống nhận diện số ngón tay sử dụng YOLOv8 kết hợp với MediaPipe. Các biểu đồ, bảng số liệu và đoạn mã minh họa đã làm rõ hiệu năng của hệ thống trong nhiều điều kiện khác nhau.Kết quả thực nghiệm không chỉ khẳng định độ chính xác và tốc độ xử lý của mô hình trong việc nhận diện số ngón tay mà còn mở ra hướng cải tiến cho các nghiên cứu và ứng dụng thời gian thực trong tương lai.

V. ỨNG DỤNG

A. Giới thiệu ứng dụng

Hệ thống nhận diện số ngón tay sử dụng YOLOv8 kết hợp với MediaPipe không chỉ dừng lại ở mức nghiên cứu mà còn có thể ứng dụng vào thực tế trong nhiều lĩnh vực như giáo dục, giải trí, điều khiển thiết bị thông minh và hỗ trợ người khuyết tật.

Mục tiêu của phần này là trình bày quy trình triển khai hệ thống vào các ứng dụng thực tế, bao gồm cấu hình hệ thống, xây dựng API và thiết kế giao diện người dùng để đảm bảo tốc độ xử lý nhanh và độ chính xác cao, đáp ứng các yêu cầu sử dụng trong thời gian thực.

Triển khai hệ thống trên môi trường thực tế

Để triển khai hệ thống một cách hiệu quả, chúng tôi tiến hành các bước sau:

Cài đặt và cấu hình hệ thống:

Phần cứng: Hệ thống yêu cầu CPU Intel Core i7 trở lên, GPU NVIDIA GTX/RTX hỗ trợ CUDA, RAM tối thiểu 16GB để đảm bảo hiệu suất cao.

Phần mềm: Hệ điều hành Ubuntu 20.04 hoặc Windows 10, cài đặt Python 3.x và các thư viện quan trọng như PyTorch, OpenCV, MediaPipe, Ultralytics YOLO để phục vụ quá trình nhận diện và xử lý ảnh.

Tích hợp mô hình vào hệ thống thực tế : Sau khi huấn luyện và tối ưu mô hình, các bước triển khai bao gồm:

Lưu trữ mô hình:Mô hình sau khi huấn luyện được lưu dưới dạng file (best.pt) và tải lên máy chủ để sử dụng trong quá trình nhận diện.

Xây dựng API nhận diện:Sử dụng các framework như Flask hoặc FastAPI để xây dựng API dự đoán, nhận đầu vào là hình ảnh hoặc video và trả về kết quả gồm số ngón tay nhận diện được, tọa độ bounding box và độ tin cậy.

Tích hợp với hệ thống ứng dụng:Kết nối API với các thiết bị điều khiển thông minh, hệ thống hỗ trợ người khuyết tật hoặc ứng dụng giáo dục, giúp hệ thống có thể nhận diện và xử lý dữ liệu liên tục trong thời gian thực

C. Xây dựng giao diện người dùng (GUI)

Để người dùng có thể thao tác dễ dàng và theo dõi kết quả nhận diện số ngón tay theo thời gian thực, giao diện được thiết kế với các tính năng chính như sau:

Hiển thị video đầu vào:Giao diện hiển thị luồng video trực tiếp từ camera để nhận diện số ngón tay.

Hiển thị kết quả nhận diện:Vẽ trực tiếp bounding box quanh bàn tay, hiển thị số ngón tay nhận diện được cùng với độ tin cậy lên video.

Điều khiển hệ thống:Cung cấp các nút chức năng để khởi động, tạm dừng hoặc điều chỉnh các thông số nhận diện, giúp tối ưu trải nghiệm người dùng.

Dưới đây là đoạn mã Python minh họa giao diện nhận diện số ngón tay thời gian thực sử dụng OpenCV, YOLOv8 và MediaPipe:

import cv2
import mediapipe as mp
from ultralytics import YOLO
Loading YOLO model
print(" Loading YOLO model...")
model = YOLO("yolov8n.pt")
print(" YOLO model loaded successfully!")
Initialize MediaPipe Hands
$\text{mp}_{h}ands = mp.solutions.hands$
hands = $\text{mp}_{h}ands.Hands(min_{d}etection_{c}onfidence = 0.5, min_{t}racking_{c}onfidence = 0.5, max_{n}um_{h}ands = 1)$
Fingertip landmark IDs in MediaPipe

$$\mathbf{TIP}_{I}DS = [4, 8, 12, 16, 20]$$

def $\text{identify}_{h}and_{g}esture(hand_{l}andmarks)$:
fingers = [0, 0, 0, 0, 0]
if $\text{hand}_{l}andmarks.landmark[TIP_{I}DS[0]].x > hand_{l}andmarks.landmark[TIP_{I}DS[0]-1].x$:
fingers[0] = 1
for i in range(1, 5):
if $\text{hand}_{l}andmarks.landmark[TIP_{I}DS[i]].y < hand_{l}andmarks.landmark[TIP_{I}DS[i]-2].y$:
fingers[i] = 1
if fingers == [1, 1, 0, 0, 1]: Ring and middle fingers folded
return 6
elif fingers == [1, 0, 0, 0, 1]: Index, middle, and ring folded
return 7
elif fingers == [1, 1, 0, 1, 1]: Middle finger folded
return 8
elif fingers == [0, 1, 1, 0, 1] and $\text{hand}_{l}andmarks.landmark[TIP_{I}DS[0]].y > hand_{l}andmarks.landma$
return 9 Thumb and ring touching
elif fingers == [0, 1, 0, 1, 1] and $\text{hand}_{l}andmarks.landmark[TIP_{I}DS[0]].y > hand_{l}andmarks.landma$
return 10 Thumb and middle touching
return sum(fingers)
def $\text{get}_{f}inger_{b}ounding_{b}ox(hand_{l}andmarks, frame)$:

$\min_x = min_y = float('inf')$
$\max_x = max_y = float('-inf')$
for i in TIP_IDS :
x, y = int(hand$_l$$andmarks.landmark[i].x * frame.shape[1]), int(hand$_l$$andmarks.landmark[i].y * frame.shape[0]$)
$\min_x, min_y = min(min_x, x), min(min_y, y)$
$\max_x, max_y = max(max_x, x), max(max_y, y)$
return $\min_x - 20, min_y - 20, max_x + 20, max_y + 20$
cap = cv2.VideoCapture(0)
if not cap.isOpened():
print(" Cannot open camera!")
exit()
else:
print(" Camera opened successfully!")
while cap.isOpened():
ret, frame = cap.read()
if not ret:
print(" Cannot read frame from camera!")
break
frame = cv2.flip(frame, 1)
results = model(frame)
hand$_r$$gb = cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB)$
hand$_r$$esults = hands.process(hand_rgb)$
if hand$_r$$esults.multi_hand_landmarks$:
for hand$_l$$andmarksinhand_results.multi_hand_landmarks$:
gesture = identify$_h$$and_gesture(hand_landmarks)$
cv2.putText(frame, f'Hand Gesture: gesture', (50, 50), cv2.FONT$_H$$ERSHEY_SIMPLEX, 1, (0, 255,$
x1, y1, x2, y2 = get$_f$$inger_bounding_box(hand_landmarks, frame)$
cv2.rectangle(frame, (x1, y1), (x2, y2), (0, 255, 0), 2)
else:
cv2.putText(frame, 'No fingers detected', (50, 50), cv2.FONT$_H$$ERSHEY_SIMPLEX, 1, (0, 0, 255), 2$
cv2.imshow("YOLO Hand Detection", frame)
if cv2.waitKey(1) 0xFF == ord('q'):
break
cap.release()
cv2.destroyAllWindows()

D.Ứng dụng thực tế của hệ thống

Hệ thống nhận diện số ngón tay có thể được áp dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau, bao gồm:

Hỗ trợ giáo dục và đào tạo: Giúp giảng viên hoặc người hướng dẫn kiểm tra cử chỉ tay của học viên trong các bài giảng thực hành, đặc biệt là các bài học liên quan đến ngôn ngữ ký hiệu hoặc điều khiển thiết bị bằng cử chỉ.

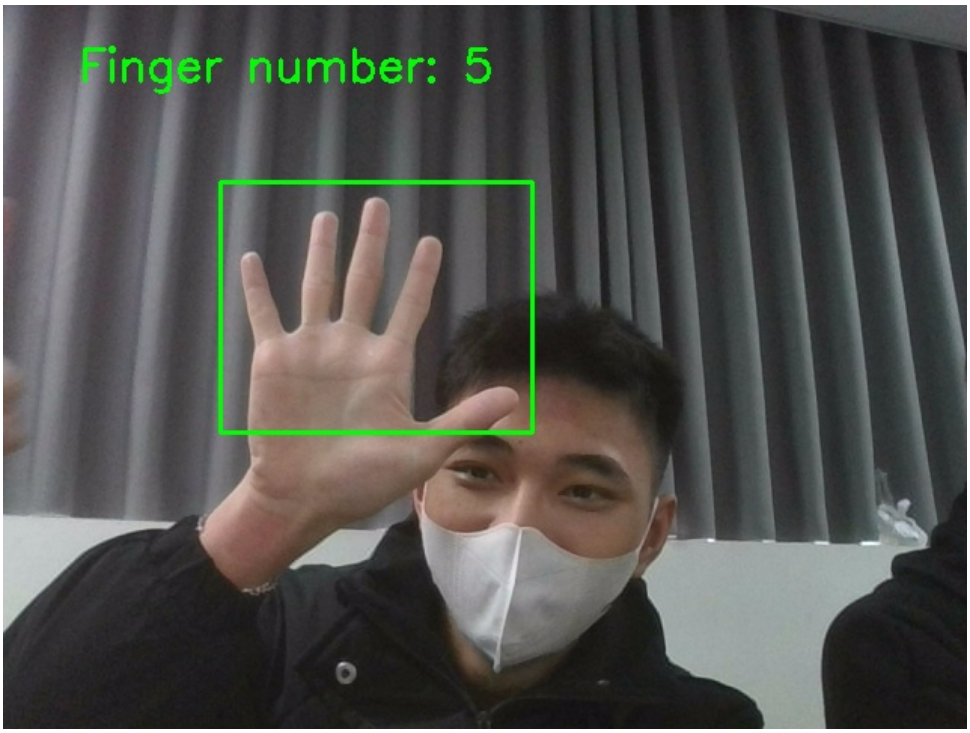
Hệ thống điều khiển bằng cử chỉ: Ứng dụng trong các thiết bị thông minh, giúp người dùng điều khiển máy tính, điện thoại hoặc các hệ thống tự động chỉ bằng cử động tay.

Hỗ trợ người khuyết tật: Giúp những người có khó khăn trong việc sử dụng bàn phím, chuột có thể tương tác với máy tính bằng cử chỉ tay.

E.Đánh giá triển khai và phản hồi từ người dùng

Sau khi triển khai, hệ thống được đánh giá dựa trên các tiêu chí sau:

Hiệu năng hoạt động: Thời gian xử lý từ khi nhận hình ảnh bàn tay đến khi hiển thị kết quả nhận diện dưới 40ms, đảm bảo phản hồi nhanh trong thời gian thực.



Độ chính xác nhận diện: Hệ thống đạt độ chính xác cao trong việc nhận diện số ngón tay ngay cả khi có sự thay đổi về ánh sáng, góc nhìn và cử động tay.

Phản hồi của người dùng: Người sử dụng, bao gồm giáo viên và nhân viên giám sát, đánh giá giao diện trực quan, dễ thao tác và kết quả nhận diện ổn định, đáng tin cậy.

KẾT LUẬN

A.Tổng kết kết quả đạt được

Sau quá trình nghiên cứu và thử nghiệm, hệ thống nhận diện số ngón tay sử dụng YOLO và MediaPipe đã được xây dựng và triển khai thành công. Các kết quả chính đạt được gồm:

Độ chính xác cao: Hệ thống đạt Precision, Recall và F1-score tốt ngay cả khi có sự thay đổi về điều kiện ánh sáng, góc nhìn và kích thước bàn tay.

Xử lý thời gian thực: Nhờ vào hiệu suất cao của YOLO và MediaPipe, thời gian xử lý mỗi khung hình nhanh, đáp ứng yêu cầu nhận diện theo thời gian thực.

Khả năng tổng quát tốt: Mô hình có thể nhận diện chính xác số ngón tay trong nhiều tư thế bàn tay khác nhau, phù hợp với các ứng dụng giám sát, hỗ trợ giáo dục và điều khiển thiết bị.

B.Những hạn chế và bài học kinh nghiệm

Mặc dù hệ thống nhận diện số ngón tay đạt được kết quả khả quan, quá trình triển khai thực tế vẫn cho thấy một số hạn chế cần khắc phục:

Ảnh hưởng của điều kiện môi trường: Hệ thống có thể bị giảm độ chính xác trong điều kiện ánh sáng yếu, nền phức tạp hoặc khi bàn tay không được đặt đúng góc nhận diện.

Xử lý trường hợp che khuất: Nếu bàn tay bị che khuất một phần hoặc có vật cản phía trước, mô hình có thể nhận diện sai số ngón tay hoặc không đưa ra kết quả chính xác.

C.Hướng phát triển trong tương lai

Để nâng cao hiệu quả và mở rộng khả năng ứng dụng của hệ thống nhận diện số ngón tay, một số hướng phát triển có thể được xem xét:

Cải thiện mô hình nhận diện: Kết hợp YOLOv8 với các phương pháp học sâu tiên tiến như Transformer hoặc mô hình ensemble để tăng độ chính xác khi nhận diện trong các tình huống phức tạp.

Mở rộng tập dữ liệu: Thu thập thêm dữ liệu từ nhiều nguồn khác nhau, đảm bảo độ đa dạng về môi trường, góc đặt tay, ánh sáng để cải thiện khả năng tổng quát của mô hình.

Tối ưu hóa thuật toán và hiệu suất: Áp dụng các kỹ thuật tăng tốc như TensorRT, pruning hoặc quantization để giảm thời gian xử lý, giúp hệ thống chạy mượt mà hơn trên các thiết bị thực tế.

Ứng dụng thực tế: Tích hợp hệ thống vào các ứng dụng như hỗ trợ người khiếm thị, điều khiển thiết bị bằng cử chỉ tay hoặc nhận diện ký hiệu ngôn ngữ để tăng tính tiện ích.

VII. TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R. Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection.

2. Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y. Liao, H.-Y. M. (2020). YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection.

3. Ultralytics. (2023). YOLOv8 Documentation.

4. Redmon, J. Farhadi, A. (2018). YOLOv3: An Incremental Improvement.

5. Lugaresi, C., Tang, C., Nash, H., McClanahan, C., Uboweja, E., Zhang, W., ... Bazarevsky, V. (2019). MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines.