BỘ CÔNG THƯƠNG

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP THỰC PHẨM TP HCM

****KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

**KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP**

***ĐỀ TÀI:***

**TRA CỨU KẾT QUẢ HỌC TẬP SINH VIÊN HUFI QUA HÌNH ẢNH**

|  |  |
| --- | --- |
| GVHD: NGUYỄN VĂN THỊNH | |
| SVTH: | |
| ĐẶNG HOÀNG CẨM MY | 2001180476 |
| NGUYỄN NGỌC HẢI | 2001181090 |
| TRƯƠNG HỒNG PHI | 2001180002 |

*Tp.HCM, tháng 12 năm 2021*

BỘ CÔNG THƯƠNG

TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP THỰC PHẨM TP HCM

****KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN

**KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP**

***ĐỀ TÀI:***

**TRA CỨU KẾT QUẢ HỌC TẬP SINH VIÊN HUFI QUA HÌNH ẢNH**

|  |  |
| --- | --- |
| GVHD: NGUYỄN VĂN THỊNH | |
| SVTH: | |
| ĐẶNG HOÀNG CẨM MY | 2001180476 |
| NGUYỄN NGỌC HẢI | 2001181090 |
| TRƯƠNG HỒNG PHI | 2001180002 |

*Tp.HCM, tháng 12 năm 2021*

**NHẬN XÉT CỦA GVHD**

|  |
| --- |
| *Ngày …… tháng …… năm 2021*  **GVHD**  *(Ký ghi rõ họ tên)* |

**NHẬN XÉT CỦA GV CHẤM**

|  |
| --- |
| *Ngày …… tháng …… năm 2021*  **GV chấm**  *(Ký ghi rõ họ tên)* |

# LỜI CAM ĐOAN

Chúng tôi xin cam đoan rằng báo cáo khóa luận tốt nghiệp này là do chính bản thân thực hiện dưới sự hướng dẫn của Thầy Nguyễn Văn Thịnh, các kết quả nghiên cứu và các kết luận trong bài là trung thực, không sao chép từ bất cứ đề tài nghiên cứu khoa học nào. Việc tham khảo các nguồn tài liệu đã được thực hiện trích dẫn và ghi nguồn tài liệu tham khảo theo đúng yêu cầu.

Chúng tôi xin chịu hoàn toàn trách nhiệm với những nội dung viết trong khóa luận này!

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| *TP.HCM, tháng 12 năm 2021* | | |
| **SVTH1**  *(Ký và ghi rõ họ tên)* | **SVTH2**  *(Ký và ghi rõ họ tên)* | **SVTH3**  *(Ký và ghi rõ họ tên)* |

# LỜI CẢM ƠN

Trong quá trình học tập và thực hiện khóa luận, chúng tôi đã được các Thầy Cô trường Đại học Công nghiệp Thực phẩm Thành phố Hồ Chí Minh đã tạo mọi điều kiện thuận lợi, đồng nghiệp và bạn bè đã thường xuyên động viên. Chúng tôi xin bày tỏ sự cảm ơn chân thành với những sự hỗ trợ và giúp đỡ này.

Khóa luận sẽ không thể hoàn thành nếu không có sự hướng dẫn tận tình của Thầy hướng dẫn Ths Nguyễn Văn là người thầy mà tôi muốn bày tỏ lòng biết ơn sâu sắc nhất.

Xin chân thành cảm ơn tập thể Thầy Cô trong khoa Công Nghệ Thông Tin - Trường Đại học Công nghiệp Thực phẩm Thành phố Hồ Chí Minh đã quan tâm tạo môi trường thuận lợi để học tập và nghiên cứu chuyên sâu về lĩnh vực Công nghệ thông tin.

Cuối cùng chúng tôi cảm ơn tất cả những sự giúp đỡ của đồng nghiệp, bạn bè đã đóng góp ý kiến, động viên để chúng tôi hoàn thành được khóa luận này.

# MỤC LỤC

[LỜI CAM ĐOAN iii](#_Toc92044672)

[LỜI CẢM ƠN iv](#_Toc92044673)

[MỤC LỤC v](#_Toc92044674)

[DANH MỤC HÌNH ẢNH viii](#_Toc92044675)

[DANH MỤC BẢNG BIỂU x](#_Toc92044676)

[MỞ ĐẦU xi](#_Toc92044677)

[CHƯƠNG 1 TỔNG QUAN ĐỀ TÀI 14](#_Toc92044678)

[1.1 Hiện trạng 14](#_Toc92044679)

[1.2 Mục tiêu và phạm vi đề tài 14](#_Toc92044680)

[1.3 Nội dung nghiên cứu 15](#_Toc92044681)

[1.4 Phương pháp nghiên cứu 15](#_Toc92044682)

[1.5 Công nghệ sử dụng 15](#_Toc92044683)

[CHƯƠNG 2 CƠ SỞ LÝ THUYẾT 16](#_Toc92044684)

[2.1 Giới thiệu về ảnh số 16](#_Toc92044685)

[2.1.1 Khái niệm 16](#_Toc92044686)

[2.1.2 Kích thước ảnh 18](#_Toc92044687)

[2.1.3 Ảnh xám 19](#_Toc92044688)

[2.1.4 Ảnh màu 20](#_Toc92044689)

[2.2 Phát hiện khuôn mặt (Face Detection) 20](#_Toc92044690)

[2.2.1 Khái niệm 20](#_Toc92044691)

[2.2.2 Phương pháp MTCNN 20](#_Toc92044692)

[2.2.3 Phương pháp Haar-like - Adaboost 23](#_Toc92044693)

[2.3 Trích xuất đặc trưng (Feature Extraction) 26](#_Toc92044694)

[2.3.1 Khái niệm 26](#_Toc92044695)

[2.3.2 Phương pháp HOG 27](#_Toc92044696)

[2.3.3 Phương pháp Facial landmark 30](#_Toc92044697)

[2.4 Nhận dạng khuôn mặt (Face Recognition) 33](#_Toc92044698)

[2.4.1 Khái niệm 33](#_Toc92044699)

[2.4.2 SVM (Support Vector Machine) 33](#_Toc92044700)

[2.4.3 KNN (K Nearest Neighbors) 36](#_Toc92044701)

[2.4.4 Cây quyết định (Decision Tree) 36](#_Toc92044702)

[CHƯƠNG 3 PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG SINH VIÊN VÀ TRA CỨU KẾT QUẢ 38](#_Toc92044703)

[3.1 Phương pháp nhận dạng 38](#_Toc92044704)

[3.1.1 Huấn luyện mô hình 38](#_Toc92044705)

[3.1.2 Các bước nhận dạng 38](#_Toc92044706)

[3.2 Chi tiết phương pháp nhận dạng 39](#_Toc92044707)

[3.2.1 Phát hiện khuôn mặt 39](#_Toc92044708)

[3.2.2 Rút trích đặc trưng HOG 39](#_Toc92044709)

[3.2.3 Huấn luyện mô hình phân loại SVM 40](#_Toc92044710)

[3.3 Thiết kế cơ sở dữ liệu 41](#_Toc92044711)

[CHƯƠNG 4 THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ 45](#_Toc92044712)

[4.1 Mô hình thực nghiệm 45](#_Toc92044713)

[4.2 Dữ liệu thực nghiệm 46](#_Toc92044714)

[4.3 Phương pháp thực nghiệm 49](#_Toc92044715)

[4.3.1 Rút trích đặc trưng HOG 49](#_Toc92044716)

[4.3.2 Rút trích đặc trưng Land-mark 49](#_Toc92044717)

[4.3.3 Xây dựng mô hình phân loại SVM 50](#_Toc92044718)

[4.4 Kết quả thực nghiệm 51](#_Toc92044719)

[4.4.1 Tốc độ xử lý rút trích đặc trưng 51](#_Toc92044720)

[4.4.2 Độ chính xác 51](#_Toc92044721)

[4.4.3 So sánh với các phương pháp khác 52](#_Toc92044722)

[4.5 Giao diện chương trình 53](#_Toc92044723)

[4.5.1 Giao diện ứng dụng 53](#_Toc92044724)

[4.5.2 Giao diện website 55](#_Toc92044725)

[4.6 Kết luận 56](#_Toc92044726)

[TÀI LIỆU THAM KHẢO 58](#_Toc92044727)

# DANH MỤC HÌNH ẢNH

[Hình 2‑1 Ảnh raster 17](#_Toc92044728)

[Hình 2‑2 Ảnh vector 18](#_Toc92044729)

[Hình 2‑3 Kích thước ảnh 19](#_Toc92044730)

[Hình 2‑4 Ảnh xám 19](#_Toc92044731)

[Hình 2‑5 Ảnh màu 20](#_Toc92044732)

[Hình 2‑6 Cấu trúc của MTCNN 21](#_Toc92044733)

[Hình 2‑7 Cấu trúc mạng P-Net 22](#_Toc92044734)

[Hình 2‑8 Cấu trúc mạng R-Net 23](#_Toc92044735)

[Hình 2‑9 Cấu trúc mạng O-Net 23](#_Toc92044736)

[Hình 2‑10 Đặc trưng Haar - like 24](#_Toc92044737)

[Hình 2‑11 Đặc trưng Haar-like cơ bản để xác định khuôn mặt 24](#_Toc92044738)

[Hình 2‑12 Đặc trưng Haar – like mở rộng 25](#_Toc92044739)

[Hình 2‑13 Resize kích thước tất cả các hình ảnh 27](#_Toc92044740)

[Hình 2‑14 Phép nhân chập ảnh gốc với 2 chiều 28](#_Toc92044741)

[Hình 2‑15 Chia hình ảnh thành các block 29](#_Toc92044742)

[Hình 2‑16 Tính toán đặc trưng HOG tại mỗi cell 29](#_Toc92044743)

[Hình 2‑17 Xây dựng một biểu đồ cường độ gradient 30](#_Toc92044744)

[Hình 2‑18 68 điểm landmark 32](#_Toc92044745)

[Hình 2‑19 Ví dụ, trong không gian 3 chiều, siêu phẳng chính là mặt phẳng 2 chiều. Trong không gian 2 chiều, siêu phẳng là đường thẳng 1 chiều. 34](#_Toc92044746)

[Hình 2‑20 Ảnh minh hoạ tìm biên lớn nhất 34](#_Toc92044747)

[Hình 2‑21 Cách tính khoảng cách 36](#_Toc92044748)

[Hình 3‑1 Mô hình xây dựng model phân loại 38](#_Toc92044749)

[Hình 3‑2 Mô hình nhận dạng ảnh khuôn mặt 38](#_Toc92044750)

[Hình 3‑3 Phát hiện khuôn mặt 39](#_Toc92044751)

[Hình 3‑4 Cơ sở dữ liệu 41](#_Toc92044752)

[Hình 4‑1 Mô hình hệ thống tra cứu kết quả học tập sinh viên qua hình ảnh 45](#_Toc92044753)

[Hình 4‑2 Tập ảnh YaleFace 47](#_Toc92044754)

[Hình 4‑3 Tập ảnh YaleFaceB 48](#_Toc92044755)

[Hình 4‑4 Tập ảnh sinh viên khoa Công nghệ thông tin 49](#_Toc92044756)

[Hình 4‑6 Giao diện nhận diện hình ảnh. 54](#_Toc92044757)

[Hình 4‑7 Giao diện kết quả nhận diện hình ảnh. 54](#_Toc92044758)

[Hình 4‑8 Giao diện xem điểm sinh viên. 55](#_Toc92044759)

[Hình 4‑9 Giao diện Website trang nhận diện gương mặt 55](#_Toc92044760)

[Hình 4‑10 Giao diện Website sau khi nhận diện được gương mặt 56](#_Toc92044761)

[Hình 4‑11 Giao diện Website xem kết quả học tập của sinh viên 56](#_Toc92044762)

# DANH MỤC BẢNG BIỂU

[Bảng 3‑1 Bảng BACDAOTAO (bậc đào tạo) 41](#_Toc92044778)

[Bảng 3‑2 Bảng LOAIHINHDAOTAO (loại hình đào tạo) 41](#_Toc92044779)

[Bảng 3‑3 Bảng KHOA (khoa) 41](#_Toc92044780)

[Bảng 3‑4 Bảng NGANH (ngành) 42](#_Toc92044781)

[Bảng 3‑5 Bảng LOP (lớp) 42](#_Toc92044782)

[Bảng 3‑6 Bảng NIENKHOA (niên khóa) 42](#_Toc92044783)

[Bảng 3‑7 Bảng HOCKY (học kỳ) 42](#_Toc92044784)

[Bảng 3‑8 Bảng MONHOC (môn học) 43](#_Toc92044785)

[Bảng 3‑9 Bảng SINHVIEN (sinh viên) 43](#_Toc92044786)

[Bảng 3‑10 Bảng DIEM (điểm) 44](#_Toc92044787)

[Bảng 4‑1 Bảng hiệu xuất độ chính xác của tập dữ liệu học khi kiểm thử với Kfold 50](#_Toc92044788)

[Bảng 4‑2 Bảng hiệu suất nhận dạng ảnh khuôn mặt của phương pháp được đề xuất trên các bộ dữ liệu thực nghiệm 51](#_Toc92044789)

[Bảng 4‑3 Bảng so sánh tốc độ xử lý khi rút trích đặc trưng trên hai phương pháp thực nghiệm 51](#_Toc92044790)

[Bảng 4‑4 Bảng so sánh độ chính xác nhận dạng trung bình trên hai phương pháp thực nghiệm 52](#_Toc92044791)

[Bảng 4‑5 So sánh các phương pháp trên bộ dữ liệu YaleFace 53](#_Toc92044792)

[Bảng 4‑6 So sánh các phương pháp trên bộ dữ liệu YaleFaceB 53](#_Toc92044793)

# MỞ ĐẦU

Trong những năm gần đây, các hệ thống sinh trắc học như nhận dạng vân tay (Fingerprint recognition) hay nhận dạng mống mắt (Iris recognition) đã được áp dụng rộng rãi trong cuộc sống, với độ tin cậy cao [1]. Một ví dụ cụ thể là từ năm 2011, Google đã áp dụng Hệ thống xác minh mống mắt để kiểm soát truy cập tại các trung tâm dữ liệu của tập đoàn này. Nhận dạng khuôn mặt (Face Recognition) là một hướng nghiên cứu quan trọng của công nghệ sinh trắc học (Biometrics) và Thị giác máy tính (Computer Vision). Đã có nhiều công trình nghiên cứu về bài toán xác định khuôn mặt và nhận diện khuôn mặt người từ ảnh đen trắng, ảnh xám, đến ảnh màu [4, 5, 6]. Sau đây là một vài công trình nghiên cứu liên quan đến nhận dạng khuôn mặt:

Ưu khuyết điểm

Trên tạp chí Khoa học và Công nghệ tập 57 số 3 (tháng 6 năm 2021) có bài “NHẬN DIỆN KHUÔN MẶT SỬ DỤNG MẠNG NƠRON TÍCH CHẬP XẾP CHỒNG VÀ MÔ HÌNH FACENET” của tác giả Trần Hồng Việt, Đỗ Đình Tiến, Nguyễn Thị Trà và Trần Lâm Quân cho thấy thuật toán nhận dạng khuôn mặt được đề xuất có độ chính xác nhận dạng cao sử dụng phương pháp nhận dạng khuôn mặt dựa trên học sâu. Kết quả 10 lần chạy thử nghiệm. Kết quả trên tập dữ liệu đều cho kết quả độ chính xác phân lớp (accuracy) tốt cụ thể tỉ lệ train model bằng phương pháp CNN là 95% bằng MTCNN, FaceNet sử dụng SVM là 95,1% và MTCNN, FaceNet sử dụng VGG16 là 97% [31]. Tuy nhiên phương pháp học sâu có hạn chế cần dữ liệu khá nhiều để train và rất tốn chi phí.

Tháng 5 năm 2008 AYDIN KAYACIK của Đại học Halmstad đã sử dụng phương pháp phát hiện khuôn mặt dựa trên phân loại bằng cách sử dụng các đặc trưng của bộ lọc Gabor. Vectơ đặc trưng dựa trên bộ lọc Gabor được sử dụng làm đầu vào của bộ phân loại khuôn mặt và được rút gọn được trích xuất bằng cách sử dụng PCA để giảm chiều, và sử dụng SVM để xây dựng bộ phân loại. Kết quả thử nghiệm đạt độ chính xác 78% cho thấy hiệu suất đầy hứa hẹn, đặc biệt là trên các hình ảnh khuôn mặt đơn lẻ [32].

Năm 2001 P. Quintiliano và các cộng sự của mình đã đề xuất một cách tiếp cận dựa trên các eigenfaces và phân tích thành phần chính đạt tỉ lệ chính xác là 72% khi làm việc với các hình ảnh có vấn đề về ánh sáng. Có thể thấy hạn chế ở đây là các ảnh có vấn đề về ánh sáng chưa được nhận diện tốt [33].

Năm 2012 Kỹ sư Nguyễn Thị Nông đã nghiên cứu ứng dụng của lý thuyết Compressive sensing (CS) vào bài toán nhận dạng khuôn mặt nói trên nhằm nâng cao hiệu suất nhận dạng và tối ưu hóa hệ thống. Kết quả cho thấy tỉ lệ nhận dạng khi thay đổi không gian đặc tính qua các trường hợp đặc tính khác nhau: với ngưỡng D = 30, 56, 120, 504 lần lượt là 98,26%; 98,16%; 99,65%; 100%. Về tốc độ xử lý qua các lần thử nghiệm cho ra các kết quả: 1,09; 1,16; 2,07; 7,07 (giây). Có thể thấy dù có kết quả chính xác cao nhưng đổi lại thời gian xử lý khá chậm làm hao tổn tài nguyên và chi phí [35].

Cho đến nay vẫn còn nhiều thách thức và vấn đề cần giải quyết trong bài toán Nhận dạng khuôn mặt, làm hạn chế khả năng triển khai của hệ thống Nhận dạng mặt người trong thực tế. Vì vậy, lĩnh vực nghiên cứu Nhận dạng mặt người vẫn đang nhận được sự quan tâm lớn của các nhà khoa học. Nhận dạng Khuôn mặt có có một ưu điểm đáng kể so với các phương pháp sinh trắc học khác là ảnh có thể được thu nhận từ xa cũng như không cần sự đồng ý cộng tác từ đối tượng.

Công nghệ thông tin đang được ứng dụng trong mọi lĩnh vực của cuộc sống. Với một hệ thống máy tính, chúng ta có thể làm được rất nhiều việc, tiết kiệm thời gian và công sức. Điển hình như công việc xem kết quả học tập của học sinh, sinh viên. Ngày xưa muốn xem kết quả học tập thì phải chờ thầy cô phát sổ liên lạc về mới xem được. Ngày nay công việc đấy tiện lợi hơn khi muốn xem bạn chỉ cần đăng nhập vào phần mềm hay trang web tra cứu là có thể xem kết quả học tập. Trong trường hợp này, một ứng dụng tra cứu kết quả học tập bằng cách nhận dạng khuôn mặt học sinh, sinh viên cho phép đưa ra định danh và kết quả học tập cá nhân từ ảnh đầu vào sẽ giúp ích rất nhiều cho chúng ta.

Đó cũng là lý do mà chúng tôi chọn đề tài "Tra cứu kết quả học tập sinh viên Hufi qua hình ảnh ”. Để có thể cung cấp cho học sinh, sinh viên một phần mềm tra cứu tiện lợi nhất. Trong khoá luận này, nhóm đề xuất sử dụng phương pháp học máy SVM để phân loại hình ảnh, một phương pháp được sử dụng trong nhiều nghiên cứu về thị giác máy tính. Trên cơ sở đánh giá trên bộ dữ liệu chuẩn YaleFace và YaleFace B (của Yale University) với phương pháp PCA thì phương pháp do nhóm đề xuất SVM kết hợp với đặc trưng HOG trong nhận dạng khuôn mặt cho kết quả tốt nhất [2]. Khóa luận được trình bày trong 4 chương với bố cục như sau:

CHƯƠNG 1 : TỔNG QUAN ĐỀ TÀI

Chương này tổng quan về đề tài đang thực hiện. Như hiện trang, mục tiêu đề tài, nội dung nghiên cứu, phạm vi đề tài, phương pháp nghiên cứu và công nghệ sử dụng.

CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT

Chương này trình bày khái quát lý thuyết cơ bản về tra cứu kết quả học tập dựa trên ảnh, tìm hiểu một số phương pháp trích chọn đặc trưng ảnh và tìm hiểu một số hệ thống tra cứu ảnh sẵn có.

CHƯƠNG 3: PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG SINH VIÊN VÀ TRA CỨU KẾT QUẢ

Chương này tìm hiểu một số kỹ thuật phản hồi liên quan trong tra cứu học tập kết quả dựa trên ảnh, tìm hiểu các kỹ thuật kết hợp các đặc trưng hình ảnh trong SVM.

CHƯƠNG 4: THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ

Xây dựng chương trình thực nghiệm tra cứu kết quả học tập dựa trên ảnh kết hợp nhiều đặc trưng với phản hồi liên quan, đánh giá hiệu năng và một số kết quả đạt được.

# TỔNG QUAN ĐỀ TÀI

## Hiện trạng

Theo số liệu của Bộ GD-ĐT cung cấp, quy mô học sinh cả nước năm học 2020-2021 là 23 triệu học sinh, trong đó học sinh mầm non là gần 5,4 triệu cháu; học sinh phổ thông là gần 17,6 triệu em (trong đó tiểu học trên 8,7 triệu; THCS trên 6 triệu; THPT trên 2,8 triệu). Tăng khoảng 1 triệu em so với năm học 2019-2020 [3]. Như vậy có thể thấy việc tra cứu kết quả học tập của học sinh, sinh viên rất là cần thiết, mà các trang tra cứu thông thường phải cần có mật khẩu mã số của học sinh, sinh viên để có thể đăng nhập vào xem kết quả học tập. Việc phải ghi nhớ những con số hay chuỗi kí tự dài ngoằn để có thể xem được kết quả học tập là rất đáng quan ngại vì nếu quên thì không thể tra cứu được kết quả. Vì vậy định danh theo hình ảnh mang tính trực quan sẽ dễ dàng cho người tra cứu thông tin đi kèm ảnh học sinh, sinh viên sẽ chỉ cần có một bức ảnh của bản thân mình để xem kết quả học tập điều này sẽ không gây khó khăn. Do đó, nhu cầu thật sự đòi hỏi chúng ta phải có một công cụ hỗ trợ cho việc tra cứu kết quả học tập bằng hình ảnh càng sớm càng tốt.

Phương pháp để giải bài toán đó là: Phương pháp dựa trên những đặc trưng của hình ảnh như màu sắc, kết cấu, hình dạng, …. Dựa trên các đặc trưng đó, phần mềm sẽ tiến hành tìm ra học sinh, sinh viên theo hình ảnh dựa trên thuật toán phân loại SVM. Sau khi tìm ra được học sinh, sinh viên sẽ tiến hành tra cứu kết quả học tập của học sinh, sinh viên đó.

## Mục tiêu và phạm vi đề tài

* Xây dựng phần mềm tra cứu kết quả học tập bằng hình ảnh cho sinh viên Khoa Công nghệ Thông tin trường Đại học Công nghiệp Thực phẩm TP. Hồ Chí Minh.
* Nghiên cứu nhận dạng sinh viên và tra cứu kết quả học tập qua hình ảnh. Các đặc trưng hình ảnh được trích xuất và phân lớp nhằm định danh sinh viên. Sau đó, việc tra cứu kết quả học tập được thực hiện trên một cơ sở dữ liệu đã xây dựng.

## Nội dung nghiên cứu

* Xây dựng một bộ phát hiện khuôn mặt từ hình ảnh bằng MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks)
* Trích xuất đặc trưng ảnh bằng HOG (của Histogram of Oriented Gradient)
* Xây dựng một model phân loại bằng SVM (Support Vector Machine)
* Xây dựng cơ sở dữ liệu quản lý kết quả học tập sinh viên.
* Xây dựng api truyền dữ liệu qua lại giữa C# và Python
* Xây dựng ứng dụng nhận diện khuôn mặt sinh viên và trả về kết quả học tập của sinh viên đó.

## Phương pháp nghiên cứu

* Nghiên cứu các phương pháp phát hiện khuôn mặt: MTCNN, Dlib, …
* Nghiên cứu các phương pháp rút trích đặc trưng hình ảnh: HOG, Landmark, …
* Nghiên cứu các phương pháp phân loại: SVM, KNN, …
* Nghiên cứu xây dựng api bằng Flask và Flask-cors

## Công nghệ sử dụng

* Ngôn ngữ lập trình: C#, và Python
* Môi trường lập trình: MS Visual Studio và Pycharm
* Các thư viện sử dụng: OpenCV, Flask, Flask-cors, Scikit-learning, TensorFlow, …

# CƠ SỞ LÝ THUYẾT

## Giới thiệu về ảnh số

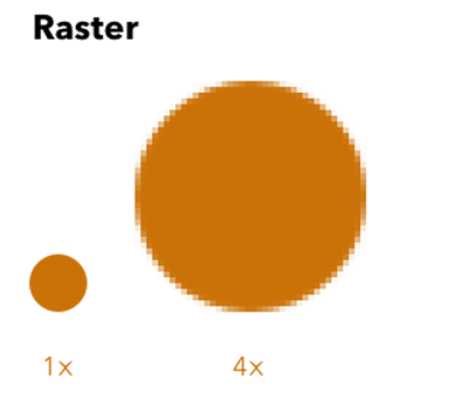
### Khái niệm

Ảnh số (digital image) là tập hợp hữu hạn các điểm ảnh có thể được biểu diễn dưới dạng một ma trận 2 chiều, mỗi phần tử của ma trận tương ứng với một điểm ảnh. Mỗi phần tử này được gọi là một pixel [23]. Ảnh số có hai loại: ảnh raster và ảnh vector.

* **Ảnh raster**

Ảnh Raster là một tập hợp hữu hạn các giá trị số, gọi là điểm ảnh (pixel - picture element). Thông thường một hình ảnh được chia thành các hàng và cột chứa điểm ảnh. Điểm ảnh là thành phần bé nhất biểu diễn ảnh, có giá trị số biểu diễn màu sắc, độ sáng... của một thành phần trong bức ảnh.

Ảnh raster thường được thu từ camera, các máy chiếu, chụp, quét... và chính là đối tượng chính của xử lý ảnh và thị giác máy tính [24].



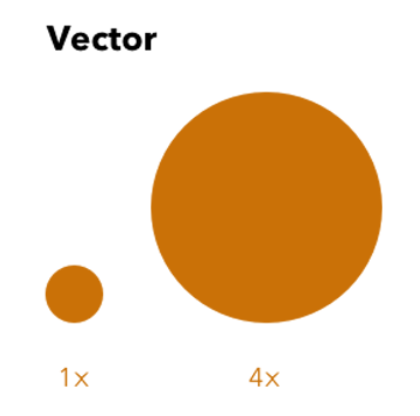
Hình 2‑1 Ảnh raster

* **Ảnh vector**

Ảnh vector là loại ảnh tạo thành từ các thành phần đơn giản của hình học như điểm, đường thẳng, hình khối... Thay vì được lưu lại thành các ma trận điểm ảnh như ảnh raster, ảnh vector được biểu diễn dưới dạng tọa độ của các thành phần trong ảnh.

Chính điều này đã tạo nên sự đặc biệt của ảnh vector, khiến nó có thể được kéo dãn, thu nhỏ tùy ý mà không bị vỡ, không xuất hiện răng cưa như ảnh raster. Dữ liệu trong ảnh vector nhỏ, do vậy thường tiết kiệm dung lượng lưu trữ hơn ảnh raster. Tuy thế, màu sắc trong ảnh vector nhìn không thật, sắc độ ít tinh tế hơn ảnh raster.

Thông thường người ta sử dụng ảnh vector trong thiết kế các logo, banner, giao diện đồ họa... Loại ảnh này gần như không xuất hiện khi đề cập đến xử lý ảnh / thị giác máy tính [24].



Hình 2‑2 Ảnh vector

### Kích thước ảnh

Kích thước hình ảnh hay độ phân giải là thuật ngữ được đưa ra để mô tả chiều cao và chiều rộng của hình ảnh tính bằng pixel. Kích thước hình ảnh tối đa được xác định bằng số megapixel của một máy ảnh nhất định.



Hình 2‑3 Kích thước ảnh

### Ảnh xám

Ảnh xám (Gray image) hay còn gọi là ảnh đơn sắc (Monochromatic), mỗi giá trị điểm ảnh (Pixel) trong ma trận điểm ảnh mang giá trị từ 0 đến 255. Trong không gian màu RGB, để có một ảnh xám cần có phải có giá trị kênh màu Red (x, y) = Green (x, y) = Blue (x, y) (với x, y lần lượt là tọa độ của điểm ảnh).



Hình 2‑4 Ảnh xám

### Ảnh màu

Ảnh màu là một ma trận các pixel mà mỗi pixel biểu diễn một điểm màu. Mỗi điểm màu được biểu diễn bằng bộ 3 số (r, g, b). Để tiện cho việc xử lý ảnh thì sẽ tách ma trận pixel ra 3 channel red, green, blue.



Hình 2‑5 Ảnh màu

## Phát hiện khuôn mặt (Face Detection)

### Khái niệm

Phát diện khuôn mặt là một công nghệ máy tính đang được sử dụng trong nhiều ứng dụng khác nhau để xác định khuôn mặt người trong hình ảnh kỹ thuật số. Phát diện khuôn mặt cũng đề cập đến quá trình tâm lý mà con người xác định vị trí và quan sát khuôn mặt trong một cảnh trực quan.

Phát diện khuôn mặt có thể được coi là một trường hợp cụ thể của phát hiện lớp đối tượng (Object detection) đối tượng cụ thể ở đây là khuôn mặt. Phát diện khuôn mặt chỉ trả lời được hai câu hỏi, có khuôn mặt nào trong hình ảnh hoặc video được thu thập không? Và nó đã được đặt ở đâu?

### Phương pháp MTCNN

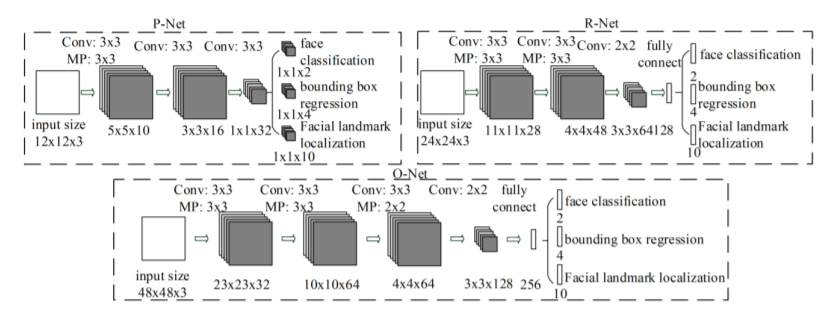
* **MTCNN là gì?**

MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks) là một phương pháp nhận diện khuôn mặt được đề xuất bởi Zhang và cộng sự vào năm 2016. Bao gồm 3 mạng CNN xếp chồng và đồng thời hoạt động khi phát hiện khuôn mặt. Mỗi mạng có cấu trúc khác nhau và đảm nhiệm vai trò khác nhau trong xử lý. Đầu ra của MTCNN là vị trí khuôn mặt và các điểm trên mặt như: mắt, mũi, miệng. Phương pháp này có thể đạt được tỷ lệ chính xác 95,4% trên FDDB [25].

Thư viện MTCNN được viết bởi một người dùng github tên là ipazc, thư viện được triển khai dựa theo bài báo của Zhang [25].

* **Quy trình xử lý của MTCNN**

MTCNN sử dụng cấu trúc xếp tầng gồm 3 mạng CNN với ba giai đoạn (P-Net, R-Net và O-Net) mạng P-Net đầu tiên là một mạng dạng FCN (Fully convolutional network), và hai mạng sau R-Net và O-Net là CNN thông thường. Kích thước của hình ảnh đầu vào của MTCNN có thể có kích thước bất kỳ. Với một hình ảnh, có thể thay đổi kích thước nó thành các quy mô khác nhau để xây dựng một kim tự tháp hình ảnh (Image Pyramid) như là đầu vào của theo khuôn khổ xếp tầng ba giai đoạn.



Hình 2‑6 Cấu trúc của MTCNN

**P-Net:** Proposal network dự đoán các vùng trong bức ảnh có thể là khuôn mặt dự đoán khá nhanh nhưng lại thiếu chính xác (có nhiều vùng không phải là khuôn mặt). Nó là một mạng được kết nối đầy đủ đơn giản nông (FCN) có tên là Mạng đề xuất, một mạng để đề xuất diện tích khuôn mặt xử lý hình ảnh theo các bước sau:

Bước 1: Trích xuất các đặc điểm khuôn mặt ban đầu với FCN để tìm các Bounding-Box

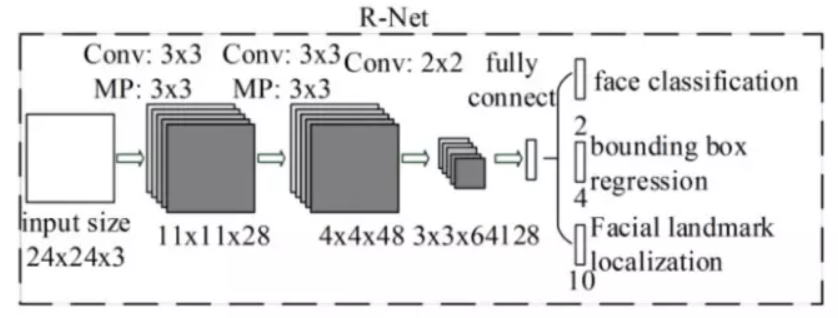
Bước 2: Nhập các tính năng vào ba lớp tích hợp để xác định xem đó có phải là khuôn mặt người hay không bằng cách sử dụng bộ phân loại khuôn mặt.

Bước 3: Lọc hầu hết các cửa sổ ứng cử viên với hồi quy Bounding-Box (Bounding-Box Regression) và NMS (Non-Maximum Suppression), có được các vị trí có thể có khuôn mặt bằng bộ định vị cho các đặc điểm khuôn mặt và tạo vùng đề xuất các khuôn mặt [26].



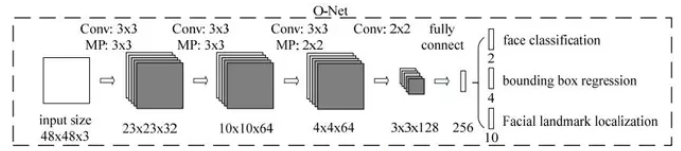
Hình 2‑7 Cấu trúc mạng P-Net

**R-Net:** Refine network là một mạng tích chập phức tạp hơn có tên là Mạng tinh chỉnh, một mạng để lọc các cửa sổ khuôn mặt được đề xuất từ P-Net với độ chính xác cao và tối ưu hóa chúng. Vì nhận được các cửa sổ vùng mặt chính xác và đáng tin cậy hơn, R-Net bổ sung thêm 128 FCN sau lần chập cuối cùng để lấy được nhiều đặc trưng hình ảnh hơn các tính năng 1x1x32 của P-Net. Nó sử dụng các quy tắc chặt chẽ hơn để chọn cẩn thận hơn và xóa các đề xuất khuôn mặt có đặc trưng không đủ tốt. Cuối cùng, R-Net cũng tối ưu hóa kết quả đầu ra với hồi quy Bounding-Box (Bounding-Box Regression) và NMS (Non-Maximum Suppression) [26].



Hình 2‑8 Cấu trúc mạng R-Net

**O-Net:** Output network là một mạng tích chập tương đối phức tạp có tên là Mạng đầu ra, với nhiều hơn một lớp tích hợp so với R-Net, dùng để xuất ra năm đặc điểm cuối cùng trên khuôn mặt bằng cách giám sát các vùng mặt và chỉnh sửa các đường nét trên khuôn mặt. O-Net có nhiều đặc trưng trên khuôn mặt hơn R-Net và cuối cùng thêm 256 FCN để có thể giữ được nhiều đặc trưng hình ảnh hơn. Dựa trên tất cả những đặc điểm này để có độ chính xác cao hơn, O-Net đánh giá khuôn mặt, hồi quy Bonding-Box (Bounding-Box Regression) khuôn mặt và xác định vị trí các đặc điểm trên khuôn mặt một lần nữa. Sau cùng nó sẽ xuất ra tọa độ góc trên cùng bên trái và góc dưới bên phải cùng với năm đặc điểm trên khuôn mặt [26].



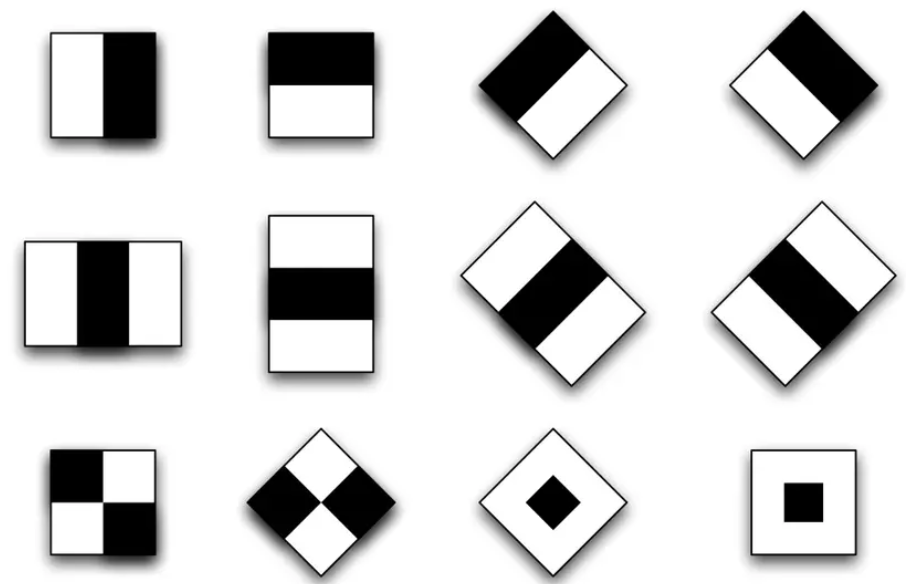
Hình 2‑9 Cấu trúc mạng O-Net

### Phương pháp Haar-like - Adaboost

Haar-like - Adaboost (viết tắt HA) của hai tác giả Paul Viola và Michael J.Jones là phương pháp xác định mặt người dựa theo hướng tiếp cận trên diện mạo. Cụ thể hơn, hệ thống nhận dạng khuôn mặt sẽ được học các mẫu của khuôn mặt từ một tập ảnh mẫu. Sau khi quá trình học (training) thực hiện xong, hệ thống sẽ rút ra được những tham số để phục vụ cho quá trình nhận dạng. Vì vậy tiếp cận trên diện mạo còn được biết đến với tên gọi tiếp cận theo phương pháp học máy. Về tổng quan, phương pháp HA được xây dựng dựa trên sự kết hợp, lắp ghép của 2 thành phần, đó là:

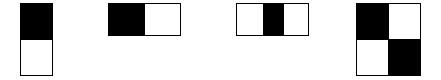
* **Đặc trưng Haar-like**

Các đặc trưng Haar-like là [các](https://en.wikipedia.org/wiki/Digital_image) [đặc trưng](https://en.wikipedia.org/wiki/Feature_(computer_vision)) [hình ảnh kỹ thuật số](https://en.wikipedia.org/wiki/Digital_image) được sử dụng trong [nhận dạng đối tượng](https://en.wikipedia.org/wiki/Object_recognition). Chúng có tên gọi tương đồng trực quan với [các wavelet Haar](https://en.wikipedia.org/wiki/Haar_wavelet) và được sử dụng trong máy dò khuôn mặt thời gian thực đầu tiên. Các đặc trưng Haar-like là những hình chữ nhật được phân thành các vùng khác nhau.



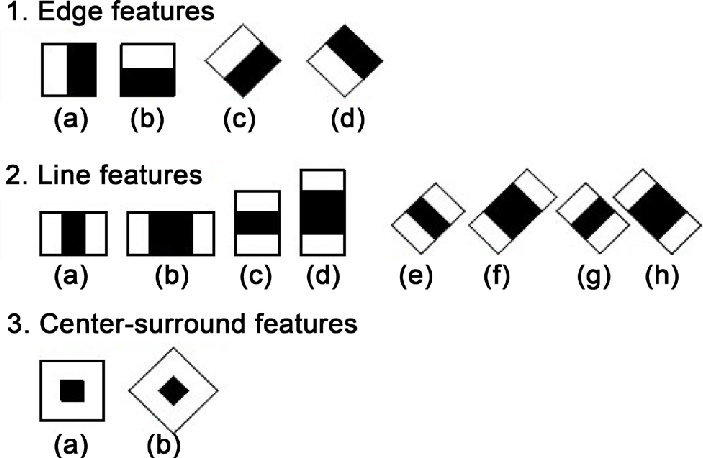
Hình 2‑10 Đặc trưng Haar - like

Ưu điểm chính của đặc trưng Haar-like so với hầu hết các đặc trưng khác là tốc độ tính toán của nó. Do việc sử dụng [hình ảnh tích phân](https://en.wikipedia.org/wiki/Integral_image) (integral image), đặc trưng Haar-like ở bất kỳ kích thước nào có thể được tính toán trong thời gian không đổi (xấp xỉ 60 lệnh của bộ vi xử lý cho đặc trưng 2 hình chữ nhật). Có 4 đặc trưng cơ bản để xác định khuôn mặt người:



Hình 2‑11 Đặc trưng Haar-like cơ bản để xác định khuôn mặt

Và các đặc trưng Haar-like này được mở rộng ra và được chia làm 3 tập đặc trưng như sau:

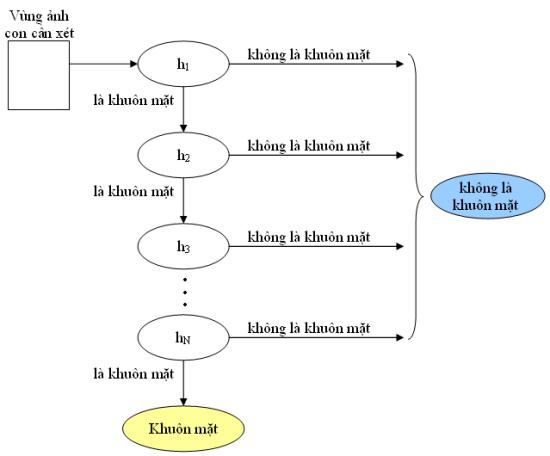


Hình 2‑12 Đặc trưng Haar – like mở rộng

* **AdaBoost (Adaptive Boosting)**

AdaBoostlà một [thuật toán tổng hợp](https://en.wikipedia.org/wiki/Meta-algorithm) [phân loại thống kê được](https://en.wikipedia.org/wiki/Statistical_classification) xây dựng bởi [Yoav Freund](https://en.wikipedia.org/wiki/Yoav_Freund) và [Robert Schapire](https://en.wikipedia.org/wiki/Robert_Schapire). Nó có thể được sử dụng kết hợp với nhiều loại thuật toán học tập khác để cải thiện hiệu suất. Adaboost cũng hoạt động trên nguyên tắc kết hợp tuyến tính các bộ phân loại yếu để hình thành một trong các bộ phân loại mạnh.

AdaBoost lựa chọn những đặc trưng tốt nhất, huấn luyện bộ phân loại mạnh mẽ dựa vào tổ hợp tuyến tính của bộ phân loại yếu hơn.Viola và Jones dùng AdaBoost kết hợp các bộ phân loại yếu sử dụng các đặc trưng Haar-like theo mô hình phân tầng (cascade) như sau:



Trong đó, hk là các bộ phân loại yếu, được biểu diễn như sau:

cửa sổ con cần xét

ngưỡng

giá trị đặc trưng của Haar-like

hệ số quyết định chiều của phương trình

AdaBoost sẽ kết hợp các bộ phân loại yếu thành bộ phân loại mạnh như sau:

Với: >= 0 hệ số chuẩn hóa cho bộ phân loại yếu

## Trích xuất đặc trưng (Feature Extraction)

### Khái niệm

Trích xuất đặc trưng là một phép biến đổi để loại ra những dữ liệu nhiễu (noise), và để đưa dữ liệu thô với số chiều khác nhau về cùng một chuẩn (cùng là các vector hoặc ma trận). Dữ liệu chuẩn mới này phải đảm bảo giữ được những thông tin đặc trưng (features) cho dữ liệu thô ban đầu.

### Phương pháp HOG

HOGlà viết tắt của Histogram of Oriented Gradient - một loại bộ mô tả đặc trưng (feature descriptor) Mục đích của bộ mô tả đặc trưng là trừu tượng hóa đối tượng bằng cách trích xuất ra những đặc trưng của đối tượng đó và bỏ đi những thông tin không hữu ích. Vì vậy, HOG được sử dụng chủ yếu để mô tả hình dạng và sự xuất hiện của một đối tượng trong ảnh [14].

Có 5 bước cơ bản để xây dựng một vector HOG cho hình ảnh, bao gồm:

* Tiền xử lý
* Tính gradient (gradient của một trường vô hướng là một trường vectơ có chiều hướng về phía mức độ tăng lớn nhất của trường vô hướng, và có độ lớn là mức độ thay đổi lớn nhất.)
* Tính vector đặc trưng cho từng ô (cells)
* Chuẩn hóa khối (blocks)
* Tính toán vector đặc trưng HOG
* **Tiền xử lý**

Resize kích thước tất cả các hình ảnh trong tập dữ liệu về một kích thước chung.

Ảnh có chứa văn bản, khác nhau

Mô tả được tạo tự động

Hình 2‑13 Resize kích thước tất cả các hình ảnh

* **Tính gradient**

Được thực hiện bằng hai phép nhân chập ảnh gốc với 2 chiều, tương ứng với các toán tử lấy đạo hàm theo hai hướng Ox và Oy. Đối với hình ảnh màu, gradient của ba kênh(red, green và blue) được đánh giá. Độ lớn của gradient tại một điểm ảnh là giá trị lớn nhất của cường độ gradient của ba kênh, và góc là góc tương ứng với gradient tối đa kết quả thu được sẽ là:

Ảnh có chứa văn bản

Mô tả được tạo tự động

Hình 2‑14 Phép nhân chập ảnh gốc với 2 chiều

* **Tính vector đặc trưng cho từng ô**

Chia hình ảnh thành các block, mỗi block lại chia đều thành các cell.

Sau khi xác định số block và kích thước mỗi block, cell, để tính toán vector đặc trưng cho từng cell, chúng ta cần:

* Chia không gian hướng thành p bin (số chiều vector đặc trưng của ô).
* Rời rạc hóa góc hướng nghiêng tại mỗi điểm ảnh vào trong các bin.

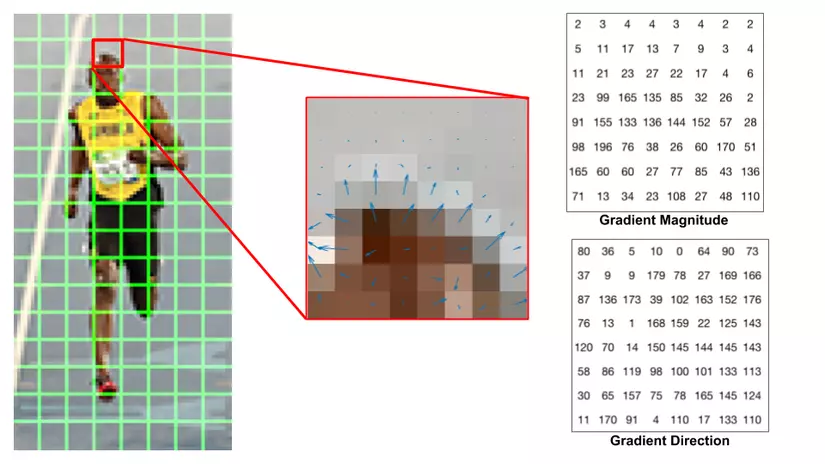
Giá trị bin được định lượng bởi tổng cường độ biến thiên của các pixels thuộc về bin đó. Sau khi tính toán đặc trưng ô, ta sẽ nối các vector đặc trưng ô để thu được vector đặc trưng khối.



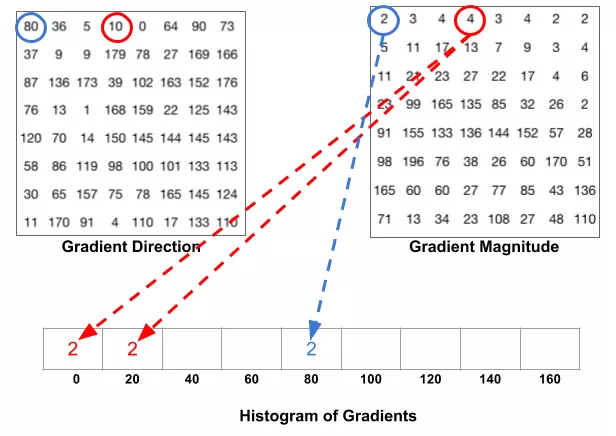
Hình 2‑15 Chia hình ảnh thành các block

Tiếp theo, tiến hành tính toán đặc trưng HOG tại mỗi cell *sử dụng không gian hướng 9bin*, trường hợp “unsigned-HOG”. Hướng gradient sẽ chạy trong khoảng 0 độ đến 180 độ, trung bình 20 độ mỗi bin.

Tại mỗi cell, xây dựng một biểu đồ cường độ gradient bằng cách vote các pixel vào biểu đồ. Trọng số vote của mỗi pixel phụ thuộc hướng và cường độ gradient (được tính toán từ bước 2) của pixel đó. Ví dụ:



Hình 2‑16 Tính toán đặc trưng HOG tại mỗi cell



Hình 2‑17 Xây dựng một biểu đồ cường độ gradient

* **Chuẩn hóa khối (blocks)**

Để tăng cường hiệu năng nhận dạng, các histogram cục bộ sẽ được chuẩn hóa về độ tương phản bằng cách tính một ngưỡng cường độ trong một khối và sử dụng giá trị đó để chuẩn hóa tất cả các ô trong khối. Kết quả sau bước chuẩn hóa sẽ là một vector đặc trưng có tính bất biến cao hơn đối với các thay đổi về điều kiện ánh sáng.

Lưu ý cách hiển thị hình ảnh thứ ba tăng độ tương phản. Hiệu quả của phép nhân là các điểm ảnh sáng trở nên sáng hơn nhiều trong khi các điểm ảnh tối chỉ trở nên sáng hơn một chút, do đó làm tăng độ tương phản giữa phần sáng và phần tối của hình ảnh.

* **Tính toán vector đặc trưng HOG**
* Với mỗi hình ảnh kích thước 64x128, chia thành các block 16x16 chồng nhau, sẽ có 7 block ngang và 15 block dọc, nên sẽ có 7x15 = 105 blocks.
* Mỗi block gồm 4 cell. Khi áp dụng biểu đồ 9-bin cho mỗi cell, mỗi block sẽ được đại diện bởi một vector có kích thước 36x1.
* Vì vậy, khi nối tất cả các vector trong một block lại với nhau, ta sẽ thu được vector đặc trưng HOG của ảnh có kích thước 105x36x1 = 3780x1.

### Phương pháp Facial landmark

Facial landmark được sử dụng để xác định vị trí và thể hiện các vùng nổi bật trên khuôn mặt, chẳng hạn như mắt, lông mày, mũi, đường viền hàm, miệng, …

Đây là một kỹ thuật đã được áp dụng cho các ứng dụng như căn chỉnh khuôn mặt, ước tính tư thế đầu, hoán đổi khuôn mặt, phát hiện chớp mắt, phát hiện buồn ngủ, …

Việc xác định facial landmark gồm có hai bước:

* Bước 1: Xác định được vị trí khuôn mặt trong bức ảnh
* Bước 2: Xác định được các điểm tạo nên cấu trúc của khuôn mặt

Việc xác định vị trí khuôn mặt có thể được thực hiện bằng nhiều cách từ đơn giản như thuật toán Haar cascades đến phức tạp như các thuật toán dựa trên deep-learning. Tuy nhiên dù sử dụng thuật toán nào, mục đích cuối cùng là ta sẽ thu được một vùng (thường là hình vuông) được xác định bởi tọa độ (x,y) bao quanh khuôn mặt trong bức ảnh.

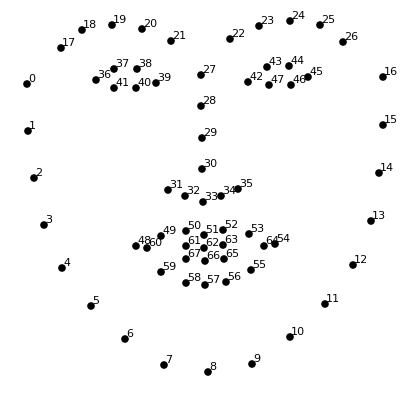
Sau khi xác định được khuôn mặt trong bức ảnh, chúng ta sẽ xác định cấu trúc của khuôn mặt. Có rất nhiều kiểu cấu trúc khuôn mặt khác nhau nhưng về cơ bản, chúng ta sẽ phải xác định được những phần sau:

* Miệng
* Lông mày phải
* Lông mày trái
* Mắt phải
* Mắt trái
* Mũi
* Hàm
* **Tìm hiểu bộ xác định facial landmark của dlib**

Bộ xác định facial landmark của dlib là cài đặt của thuật toán được mô tả trong bài báo [One Millisecond Face Alignment with an Ensemble of Regression Trees](https://pdfs.semanticscholar.org/d78b/6a5b0dcaa81b1faea5fb0000045a62513567.pdf) của Kazemi và Sullivan (2014) [16].

Bộ xác định facial landmark này sẽ xác định 68 điểm chính theo tọa độ (x, y) cấu tạo nên khuôn mặt người như hình bên dưới.

* Mouth point = 48-67
* Right brow point = 17-21
* Left brow point = 22-26
* Right eye point = 36-41
* Left eye point = 42-47
* Nose point = 27-35
* Jaw point = 0-16



Hình 2‑18 68 điểm landmark

68 mốc sẽ xác định vị trí trên mọi khuôn mặt. Hình ảnh này được tạo bởi [Brandon Amos](http://bamos.github.io/) của CMU, người làm việc trên [OpenFace](https://github.com/cmusatyalab/openface) .

Để có thể xác định được 68 điểm này trên khuôn mặt người, bộ xác định facial landmark của dlib được huấn luyện với bộ dữ liệu [iBUG 300-W](https://ibug.doc.ic.ac.uk/resources/facial-point-annotations/)

Xác định được càng nhiều điểm landmark thì khuôn mặt người càng cụ thể, rõ ràng và chính xác hơn. Ví dụ FaceID đã sử dụng bộ cảm biến hồng ngoại với 30 triệu điểm để dựng lên cấu trúc khuôn mặt 3D của người sử dụng điện thoại.

## Nhận dạng khuôn mặt (Face Recognition)

### Khái niệm

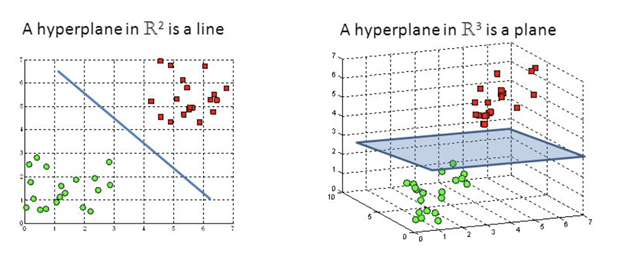
Hệ thống nhận dạng khuôn mặt là một ứng dụng máy tính tự động xác định hoặc nhận dạng một người nào đó từ một bức hình ảnh kỹ thuật số hoặc một khung hình video từ một nguồn video. Một trong những cách để thực hiện điều này là so sánh các đặc điểm khuôn mặt chọn trước từ hình ảnh và một cơ sở dữ liệu về khuôn mặt. Hệ thống này thường được sử dụng trong các hệ thống an ninh và có thể được so sánh với các dạng sinh trắc học khác như các hệ thống nhận dạng vân tay hay tròng mắt.

### SVM (Support Vector Machine)

SVM (Support Vector Machine) là một thuật toán học máy có giám sát được sử dụng rất phổ biến ngày nay trong các bài toán phân lớp (classification) hay hồi quy (Regression). SVM được đề xuất bởi Vladimir N. Vapnik và các đồng nghiệp của ông vào năm 1963 tại Nga và sau đó trở nên phổ biến trong những năm 90 nhờ ứng dụng giải quyết các bài toán phi tuyến tính (nonlinear) bằng phương pháp Kernel Trick.

* **Ý tưởng hoạt động của SVM**

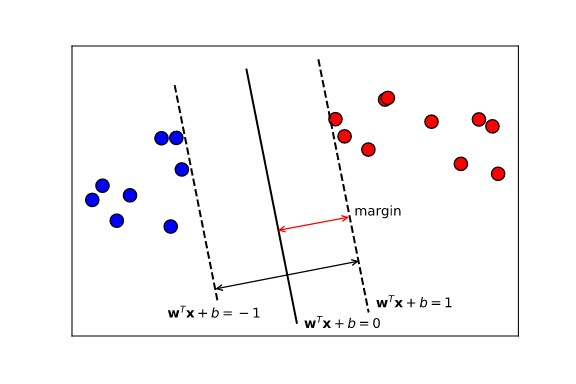
Ý tưởng hoạt động của SVM là tìm một siêu phẳng (hyper lane) để phân tách các điểm dữ liệu. Siêu phẳng này sẽ chia không gian thành các miền khác nhau và mỗi miền sẽ chứa một loại dữ liệu. Siêu phẳng của không gian n chiều là một không gian con n-1 chiều của nó. Một siêu phẳng trong không gian tách không gian đó thành hai nửa không gian.



Hình 2‑19 Ví dụ, trong không gian 3 chiều, siêu phẳng chính là mặt phẳng 2 chiều. Trong không gian 2 chiều, siêu phẳng là đường thẳng 1 chiều.

* **SVM phân lớp tuyến tính**

Phương pháp này tìm ra một siêu phẳng quyết định tốt nhất có thể chia các điểm trên không gian này thành hai lớp riêng biệt. Chất lượng của siêu phẳng này được quyết định bởi khoảng cách (gọi là biên) của điểm dữ liệu gần nhất của mỗi lớp đến mặt phẳng này. Khi đó, khoảng cách biên càng lớn thì mặt phẳng quyết định càng tốt, đồng thời việc phân loại càng chính xác.



Hình 2‑20 Ảnh minh hoạ tìm biên lớn nhất

Xét ví dụ phân lớp nhị phân với tập dữ liệu như sau:

với *yi* mang giá trị 1 hoặc −1, xác định lớp của điểm *xi*{\displaystyle \mathbf {x} \_{i}}. Mỗi *xi* {\displaystyle \mathbf {x} \_{i}}là một vectơ thực *p*-chiều. Ta cần tìm siêu phẳng có lề lớn nhất chia tách các điểm có  {\displaystyle y\_{i}=1} và các điểm có .{\displaystyle y\_{i}=-1} Mỗi siêu phẳng đều có thể được viết dưới dạng một tập hợp các điểm *x* {\displaystyle \mathbf {x} }thỏa mãn

* **Biên mềm**

Năm 1995, [Corinna Cortes](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Corinna_Cortes&action=edit&redlink=1) và [Vladimir N. Vapnik](https://vi.wikipedia.org/w/index.php?title=Vladimir_N._Vapnik&action=edit&redlink=1) đề xuất một ý tưởng mới cho phép thuật toán gán nhãn sai cho một số ví dụ luyện tập. Nếu không tồn tại siêu phẳng nào phân tách được hai lớp dữ liệu, thì thuật toán lề mềm sẽ chọn một siêu phẳng phân tách các ví dụ luyện tập tốt nhất có thể, và đồng thời cực đại hóa khoảng cách giữa siêu phẳng với các ví dụ được gán đúng nhãn. Phương pháp này sử dụng các biến bù  dùng để đo độ sai lệch của ví dụ*xi [29]*

Trong đó là các biến phụ không âm. được thêm vào hàm tối ưu hoá:

, với ràng buộc:

Hằng số C > 0 thiết lập mức độ quan trọng của việc cực đại biên và giảm số lượng biến phụ .

* **SVM phân lớp phi tuyến**

Trong trường hợp dữ liệu không thể tách rời tuyến tính (Letsche and Berry, 2001) có thể ánh xạ dữ liệu vào một không gian có số chiều lớn hơn bằng cách sử dụng một hàm nhân K (kernel). Một số hàm nhân thường dùng như:

* Hàm tuyến tính có dạng
* Hàm đa thức có dạng
* Hàm RBF (Radial Basis Function) có dạng
* **Tham số của SVM**

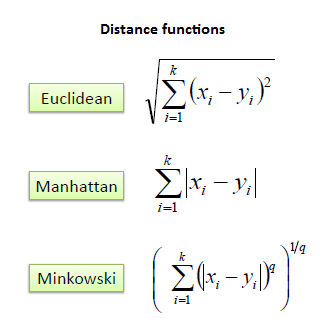
SVM cũng có một số siêu tham số (như giá trị C hoặc gamma để sử dụng) và việc tìm kiếm siêu tham số tối ưu là một nhiệm vụ rất khó giải quyết. Nhưng nó có thể được tìm thấy bằng cách thử tất cả các kết hợp và xem thông số nào hoạt động tốt nhất. Phương pháp này được gọi là Gridsearch (GridSearchCV).

### KNN (K Nearest Neighbors)

KNN là một trong những thuật toán học có giám sát đơn giản nhất (mà hiệu quả trong một vài trường hợp) trong học máy. Khi training, thuật toán này không học một điều gì từ dữ liệu training (đây cũng là lý do thuật toán này được xếp vào loại [lazy learning](https://en.wikipedia.org/wiki/Lazy_learning)), mọi tính toán được thực hiện khi nó cần dự đoán kết quả của dữ liệu mới.

* **Cách thức hoạt động của KNN**

Thuật toán KNN cho rằng những dữ liệu tương tự nhau sẽ tồn tại gần nhau trong một không gian, từ đó công việc của chúng ta là sẽ tìm k điểm gần với dữ liệu cần kiểm tra nhất. Việc tìm khoảng cách giữa 2 điểm củng có nhiều công thức có thể sử dụng, tùy trường hợp mà chúng ta lựa chọn cho phù hợp. Đây là 3 cách cơ bản để tính khoảng cách 2 điểm dữ liệu x, y có k thuộc tính:



Hình 2‑21 Cách tính khoảng cách

### Cây quyết định (Decision Tree)

Cây quyết định ([Decision Tree](https://trituenhantao.io/tu-dien-thuat-ngu/decision-tree/)) là một cây phân cấp có cấu trúc được dùng để phân lớp các đối tượng dựa vào dãy các luật. Các thuộc tính của đối tượngncó thể thuộc các kiểu dữ liệu khác nhau như Nhị phân (Binary) , Định danh (Nominal), Thứ tự (Ordinal), Số lượng (Quantitative) trong khi đó thuộc tính phân lớp phải có kiểu dữ liệu là Binary hoặc Ordinal.

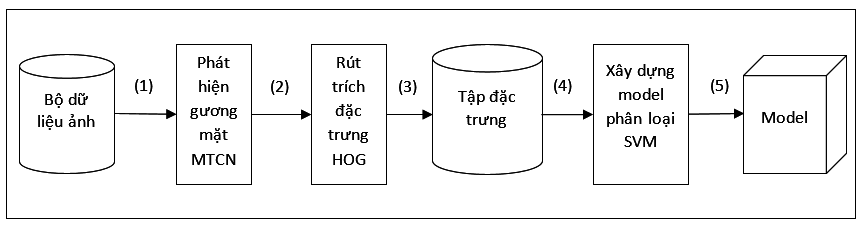
* **Thuật toán ID3**

ID3 (J. R. Quinlan 1993) sử dụng phương pháp tham lam tìm kiếm từ trên xuống thông qua không gian của các nhánh có thể không có backtracking. ID3 sử dụng [Entropy](https://trituenhantao.io/tu-dien-thuat-ngu/entropy/) và Information Gain để xây dựng một cây quyết định.

# PHƯƠNG PHÁP NHẬN DẠNG SINH VIÊN VÀ TRA CỨU KẾT QUẢ

## Phương pháp nhận dạng

### Huấn luyện mô hình



Hình 3‑1 Mô hình xây dựng model phân loại

Để xây dựng bộ phân loại gồm có 3 phần chính: Phát hiện khuôn mặt, rút trích đặc trưng, huấn luyện model. Mô hình xây dựng Hình 3-1 gồm các bước sau:

(1) Phát hiện khuôn mặt bằng mô hình MTCNN;

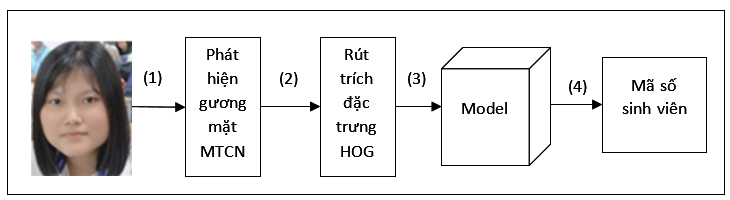
(2) Rút trích đặc trưng HOG;

(3) Lưu lại tập đặc trưng đã rút trích;

(4) Huấn luyện thuật toán SVM để phân lớp các đặc trưng của dữ liệu ảnh đầu vào;

(5) Lưu model đã huấn luyện lại.

### Các bước nhận dạng



Hình 3‑2 Mô hình nhận dạng ảnh khuôn mặt

Để nhận dạng khuôn mặt bao gồm 3 thành phần chính: Phát hiện khuôn mặt, rút trích đặc trưng và nhận dạng khuôn mặt. Mô hình nhận dạng Hình 3-2 gồm các bước sau:

(1) Phát hiện khuôn mặt bằng mô hình MTCNN;

(2) Rút trích đặc trưng HOG;

(3) Đưa qua model phân loại để nhận dạng khuôn mặt;

(4) Kết quả trả về khi nhận dạng thành công.

## Chi tiết phương pháp nhận dạng

### Phát hiện khuôn mặt

Để có thể phát hiện được khuôn mặt thì có rất nhiều phương pháp và được gom thành 2 loại là phương pháp truyền thống và phương pháp học sâu, một số loại phương pháp truyền thống tuy nhanh và ít tốn kém nhưng đem lại hiệu quả không cao bằng các phương pháp học sâu.

MTCNN là một mạng học sâu gồm 3 tầng giúp đưa ra độ chính xác cao mà thời gian phát hiện cũng không quá lâu so với các phương pháp truyền thống. Cụ thể là MTCNN sẽ sử dụng 3 mạng CNN xếp chồng và đồng thời hoạt động khi phát hiện khuôn mặt. Và kết quả đầu ra của MTCNN là vị trí khuôn mặt và các điểm trên mặt như: mắt, mũi, miệng



Hình 3‑3 Phát hiện khuôn mặt

### Rút trích đặc trưng HOG

Đầu vào của thuật toán là ảnh xám (gray scale), do đó bước xử lý đầu tiên là chuyển đổi ảnh sang ảnh xám, kích thước ảnh được chuẩn hóa về 256x256. Với mỗi hình ảnh kích thước 256x256, chia thành các block 4x4 chồng nhau, sẽ có 5 block ngang và 5 block dọc, nên sẽ có 5x5 = 25 blocks. Tiếp theo là tính gradient của ảnh bằng công thức:

Với Fx là đạo hàm theo trục x, Fy là đạo hàm theo trục y được tính bởi công thức

Trong đó

Mỗi block gồm 16 cell. Khi áp dụng biểu đồ 9-bin cho mỗi cell, mỗi block sẽ được đại diện bởi một vector có kích thước 144x1.

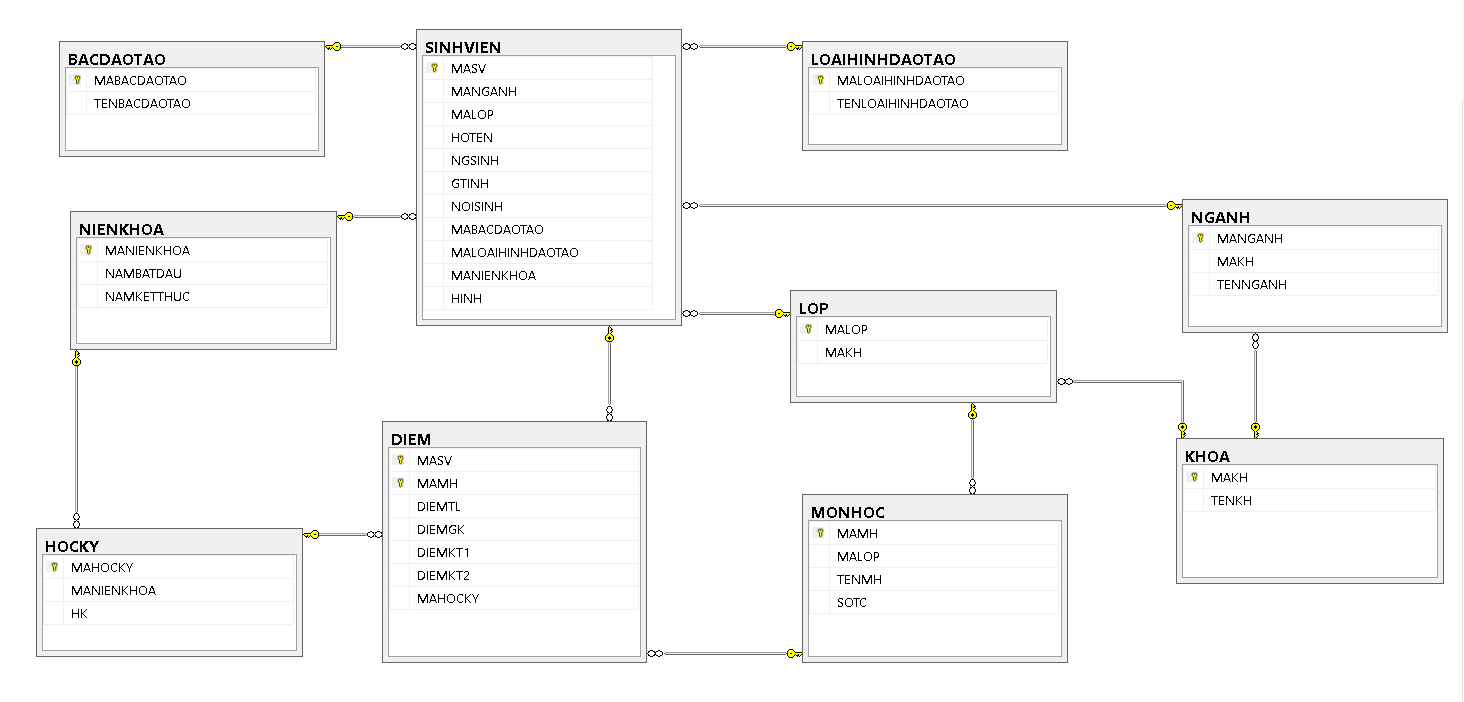
Vì vậy, khi nối tất cả các vector trong một block lại với nhau, thu được vector đặc trưng HOG của ảnh có kích thước 25x144x1 = 3600x1.

### Huấn luyện mô hình phân loại SVM

Sau khi có được tập đặc trưng HOG tiến hành đem tập đặc trưng đi huấn luyện mô hình sử dụng các phương pháp Kfold, Ensemble, GridSearchCV,… để tìm các kernel và tham số cho kết quả tốt nhất đối với mô hình này.

Sau khi sử dụng các phương pháp trên lấy ra được kernel RBF, hệ số C = 100 và Gamma = 0.01, tập dữ liệu được chia làm 2 phần, 80% dùng cho huấn luyện và 20% dùng để kiểm thử.

## Thiết kế cơ sở dữ liệu



Hình 3‑4 Cơ sở dữ liệu

Bảng 3‑1 Bảng BACDAOTAO (bậc đào tạo)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Mô tả | Ví dụ |
| **MABACDAOTAO** | VARCHAR(10) | Mã bậc đào tạo | DH, CD,… |
| TENBACDAOTAO | NVARCHAR(50) | Tên bậc đào tạo | Đại học, cao đẳng,… |

Bảng 3‑2 Bảng LOAIHINHDAOTAO (loại hình đào tạo)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Mô tả | Ví dụ |
| **MALOAIHINHDAOTAO** | VARCHAR(10) | Mã loại hình đào tạo | CQ, VHVL,… |
| TENLOAIHINHDAOTAO | NVARCHAR(50) | Tên loại hình đào tạo | Chính quy, vừa học vừa làm,… |

Bảng 3‑3 Bảng KHOA (khoa)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Mô tả | Ví dụ |
| **MAKH** | VARCHAR(10) | Mã khoa | CNTT, CK,… |
| TENKH | NVARCHAR(50) | Tên khoa | Khoa Công nghệ Thông tin,… |

Bảng 3‑4 Bảng NGANH (ngành)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Mô tả | Ví dụ |
| **MANGANH** | VARCHAR(10) | Mã ngành | 7480103, 7480104 |
| MAKH | VARCHAR(10) | Mã khoa | CNTT, CK,… |
| TENNGANH | NVARCHAR(50) | Tên ngành | Hệ thống thông tin,… |

Bảng 3‑5 Bảng LOP (lớp)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Mô tả | Ví dụ |
| **MALOP** | VARCHAR(10) | Mã lớp | 09DHTH5, 09DHTH8,… |
| MAKH | VARCHAR(10) | Mã khoa | CNTT, CK,… |

Bảng 3‑6 Bảng NIENKHOA (niên khóa)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Mô tả | Ví dụ |
| **MANIENKHOA** | INT | Mã niên khoá | 08, 09,… |
| NAMBATDAU | INT | Năm bắt đầu | 2018 |
| NAMKETTHUC | INT | Năm kết thúc | 2022 |

Bảng 3‑7 Bảng HOCKY (học kỳ)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Mô tả | Ví dụ |
| **MAHOCKY** | INT | Mã học kỳ | 1, 2, 3,… |
| MANIENKHOA | INT | Mã niên khoá | 08, 09,… |
| HK | VARCHAR(50) | Học kỳ | Học kỳ 1, Học kỳ 2,… |

Bảng 3‑8 Bảng MONHOC (môn học)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Mô tả | Ví dụ |
| **MAMH** | VARCHAR(10) | Mã môn học | 0101003472, 0101006199,… |
| MALOP | VARCHAR(10) | Mã lớp | 09DHTH5, 09DHTH8,… |
| TENMH | NVARCHAR(50) | Tên môn học | Nhập môn lập trình, Toán rời rạc,… |
| SOTC | INT | Số tín chỉ | 1, 2, 3,… |

Bảng 3‑9 Bảng SINHVIEN (sinh viên)

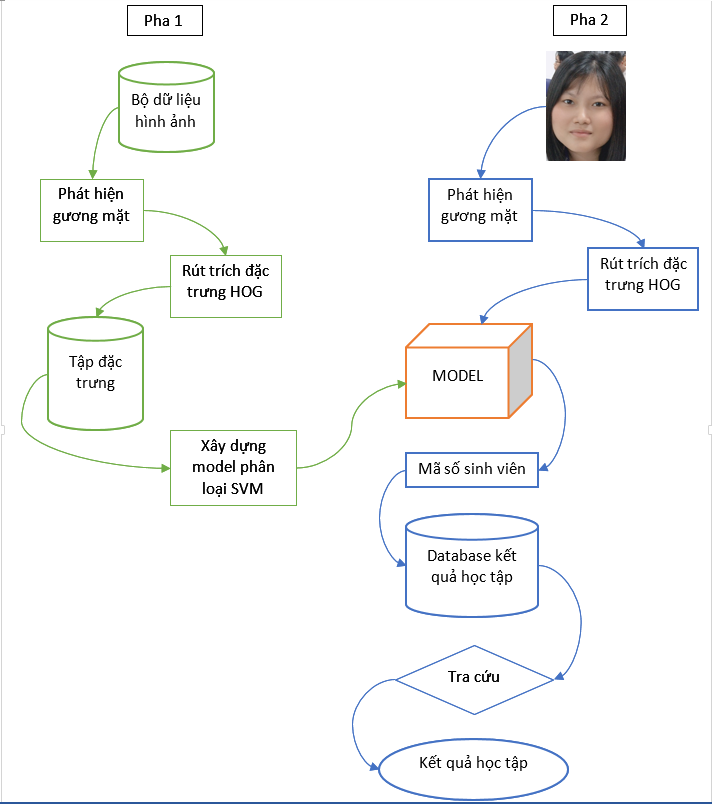
|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Mô tả | Ví dụ |
| **MASV** | VARCHAR(10) | Mã sinh viên | 2001180476 |
| MANGANH | VARCHAR(10) | Mã ngành | 7480103 |
| MALOP | VARCHAR(10) | Mã lớp | 09DHTH5 |
| HOTEN | NVARCHAR(50) | Họ tên | Nguyễn Ngọc Hải |
| NGSINH | DATE | Ngành sinh | 06/01/2000 |
| GTINH | NVARCHAR(5) | Giới tính | Nam |
| NOISINH | NVARCHAR(50) | Nơi sinh | Quảng Nam |
| MABACDAOTAO | VARCHAR(10) | Mã bậc đào tạo | DH, CD,… |
| MALOAIHINHDAOTAO | VARCHR(10 | Mã loại hình đào tạo | CQ |
| MANIENKHOA | INT | Mã niên khoá | 09 |
| HINH | VARCHAR(50) | Hình | .jpg |

Bảng 3‑10 Bảng DIEM (điểm)

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tên cột | Kiểu dữ liệu | Mô tả | Ví dụ |
| **MASV** | VARCHAR(10) | Mã sinh viên | 2001180476 |
| **MAMH** | VARCHAR(10) | Mã môn học | 0101003472 |
| DIEMTL | FLOAT | Điểm tiểu luận | 8, 9, 10,… |
| DIEMGK | FLOAT | Điểm giữa kỳ | 10, 9, 8,… |
| DIEMKT1 | FLOAT | Điểm kết thúc 1 | 8 |
| DIEMKT2 | FLOAT | Điểm kết thúc 2 | 9 |
| **MAHK** | INT | Mã học kỳ | 1 |

# THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ

## Mô hình thực nghiệm



Hình 4‑1 Mô hình hệ thống tra cứu kết quả học tập sinh viên qua hình ảnh

* **Pha 1 dùng để huấn luyện mô hình phân loại khuôn mặt gồm các bước sau:**

**Bước 1:** Phát hiện khuôn mặt cho tập dữ liệu ảnh

**Bước 2:** Rút trích đặc trưng HOG

**Bước 3:** Xây dựng model phân loại SVM để phân loại khuôn mặt của ảnh đầu vào

* **Pha 2 dùng để nhận dạng và tra cứu kết quả học tập gồm các bước sau:**

**Bước 1:** Phát hiện khuôn mặt cho tập dữ liệu ảnh

**Bước 2:** Rút trích đặc trưng HOG

**Bước 3:** Sử dụng model phân loại SVM đã huấn luyện để nhận dạng đặc trưng của ảnh đầu vào

**Bước 4:** Lấy kết quả nhận dạng được tra cứu với cơ sở dữ liệu để đưa ra kết quả học tập

## Dữ liệu thực nghiệm

Tập ảnh YaleFace [28] (kích thước 6,4MB) chứa 165 hình ảnh thang độ xám ở định dạng GIF của 15 cá nhân. Có 11 hình ảnh cho mỗi chủ thể, một hình ảnh cho mỗi biểu hiện hoặc cấu hình khuôn mặt khác nhau: ánh sáng trung tâm, có đeo kính, hạnh phúc, ánh sáng trái, không đeo kính, bình thường, ánh sáng phải, buồn, buồn ngủ, ngạc nhiên và nháy mắt.

****

Hình 4‑2 Tập ảnh YaleFace

Cơ sở dữ liệu khuôn mặt YaleFace B chứa 16128 hình ảnh của 28 người dưới 9 tư thế và 64 điều kiện chiếu sáng. Định dạng dữ liệu của cơ sở dữ liệu này giống như bộ ảnh YaleFace. Tất cả dữ liệu hình ảnh thử nghiệm được sử dụng trong các thí nghiệm được căn chỉnh thủ công, cắt xén và sau đó có kích thước lại thành hình ảnh 168x192, tham khảo [bài báo PAMI2005.](http://vision.ucsd.edu/~leekc/ExtYaleDatabase/leekcref.html)



Hình 4‑3 Tập ảnh YaleFaceB

Tập ảnh sinh viên trường Đại học Công nghiệp Thực phẩm TP. Hồ Chí Minh khoa Công nghệ Thông tin gồm 80 bạn mỗi bạn từ 10-20 ảnh với các biểu cảm khác nhau: vui, buồn, hạnh phúc, ngạc nhiên, ….

Ảnh có chứa văn bản

Mô tả được tạo tự động

Hình 4‑4 Tập ảnh sinh viên khoa Công nghệ thông tin

## Phương pháp thực nghiệm

### Rút trích đặc trưng HOG

Với đầu vào là một bức ảnh kích thước 256x256, áp dụng thuật toán tính HOG với kích thước cells là 32x32 chúng ta sẽ thu được một lưới ô vuông với kích thước là 256/32 = 8 ô theo chiều cao và 256/32 = 8 ô theo chiều rộng. Tiếp tục khởi tạo các block kích thước 4x4 ô với stride là 128x128 pixels ta sẽ trải qua 5 bước theo chiều cao và 5 bước theo chiều rộng. Trên mỗi block ta có 4 vector histogram tương ứng với mỗi ô, mỗi vector gồm 9 chiều tương ứng với 9 bins. Như vậy vector HOG tổng hợp của bức ảnh sẽ có kích thước là **5 x 5 x 4 x 4 x 9 = 3600 chiều**.

### Rút trích đặc trưng Land-mark

Sử dụng thư viện dlib và model có sẵn để tìm 68 điểm trên khuôn mặt. Sau khi tìm được toạ độ (x, y) của từng điểm ta chuyển nó về dạng numpy. Giờ ta có được 1 mảng 2 chiều gồm các toạ độ (x, y). Duỗi nó thành mảng 1 ta được 1 vector có **136 chiều.**

### Xây dựng mô hình phân loại SVM

Sử dụng kernel RBF, hệ số C = 100 và Gamma = 0.01, tập dữ liệu được chia làm 2 phần, 80% dùng cho huấn luyện và 20% dùng để kiểm thử. Sử dụng phương pháp Kfold kiểm thử bộ dữ liệu học với 10 fold độ chính xác trung bình đạt 88,19%.

Bảng 4‑1 Bảng hiệu xuất độ chính xác của tập dữ liệu học khi kiểm thử với Kfold

|  |  |
| --- | --- |
| **Vòng lặp** | **Độ chính xác** |
| 1 | 93,02% |
| 2 | 91,86% |
| 3 | 89,53% |
| 4 | 86,04% |
| 5 | 87,2% |
| 6 | 87,2% |
| 7 | 87,05% |
| 8 | 88,23% |
| 9 | 80% |
| 10 | 91,76% |

## Kết quả thực nghiệm

Thực nghiệm được thực thi trên máy PC CPU Intel Core i5 - 1035G1 CPU @ 1.00GHz - @1.19 GHz, 4.0GB RAM, hệ điều hành Windows 10 Home 64 bit và google colab sử dụng GPU, sử dụng ngôn ngữ lập trình python, C# và .NET Framework 4.6. Kết quả thực nghiệm được đánh giá trên bộ dữ liệu YaleFace, YaleFaceB và sinh viên HUFI như mô tả ở trên.

Bảng 4‑2 Bảng hiệu suất nhận dạng ảnh khuôn mặt của phương pháp được đề xuất trên các bộ dữ liệu thực nghiệm

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Tập ảnh** | **Tổng số ảnh** | **Số ảnh huấn luyện** | **Số ảnh kiểm thử** | **Độ chính xác trung bình (precision)** | **Độ phủ trung bình(recall)** | **Độ trung hoà trung bình (f1-score)** |
| YaleFace | 165 | 132 | 33 | 100% | 100% | 100% |
| YaleFaceB | 16128 | 13618 | 2510 | 98,44% | 98,46% | 98,44% |
| Sinh viên HUFI | 1040 | 832 | 208 | 86,2% | 82,7% | 81,8% |

### Tốc độ xử lý rút trích đặc trưng

Bảng 4‑3 Bảng so sánh tốc độ xử lý khi rút trích đặc trưng trên hai phương pháp thực nghiệm

|  |  |
| --- | --- |
| **Phương pháp** | **Tốc độ** |
| Land-mark | 0.0024s/ảnh |
| HOG | 0.0089s/ảnh |

### Độ chính xác

Bảng 4‑4 Bảng so sánh độ chính xác nhận dạng trung bình trên hai phương pháp thực nghiệm

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Phương pháp / Tập ảnh** | **YaleFace** | **YaleFaceB** |
| Land-mark + SVM | 70,07% | 69,57% |
| HOG + SVM | 100% | 98,44% |

### So sánh với các phương pháp khác

Bảng 4‑5 So sánh các phương pháp trên bộ dữ liệu YaleFace

|  |  |
| --- | --- |
| **Phương pháp** | **Độ chính xác nhận dạng trung bình** |
| Trần Hồng Việt và cộng sự, 2021 [31] | 95%, 95,1%, 97% |
| P. Quintiliano và cộng sự, 2001 [33] | 72% |
| Phạm Văn Trường, Trần Thị Thảo [34] | 95% |
| AYDIN KAYACIK, 2008 [32] | 78% |
| **Đề xuất của nhóm** | **100%** |

Bảng 4‑6 So sánh các phương pháp trên bộ dữ liệu YaleFaceB

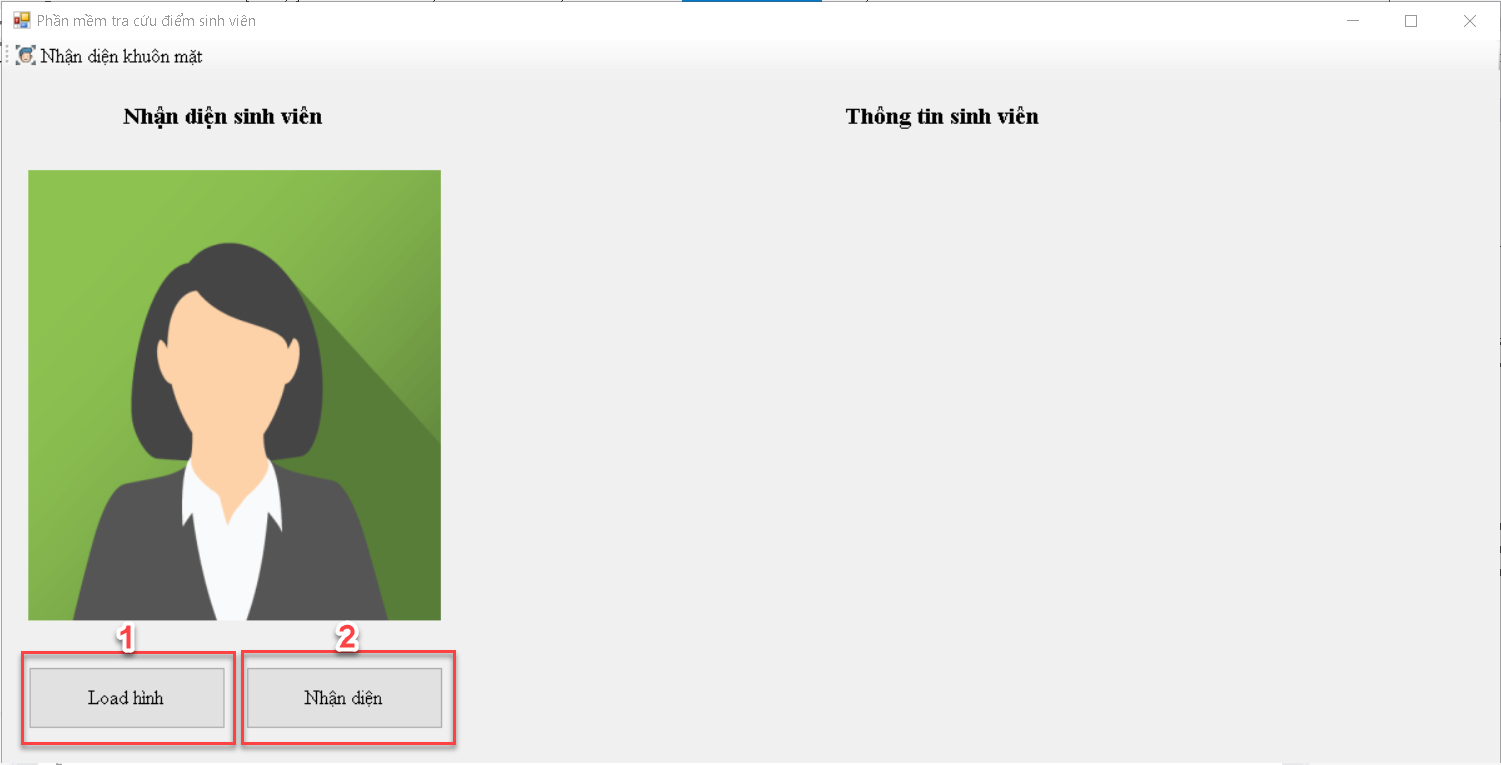
|  |  |
| --- | --- |
| **Phương pháp** | **Độ chính xác nhận dạng trung bình** |
| Nguyễn Thị Nông, 2012 [35] | 98,26% ; 98,16% ; 99,65% ; 100% |
| T. Meenpal, 2018 [36] | 91.7% |
| **Đề xuất của nhóm** | **98,44%** |

## Giao diện chương trình

Giao diện của chương trình xử lý hình ảnh của sinh viên khoa CNTT, trả về kết quả là kết quả học tập của sinh viên với hình ảnh tìm kiếm.

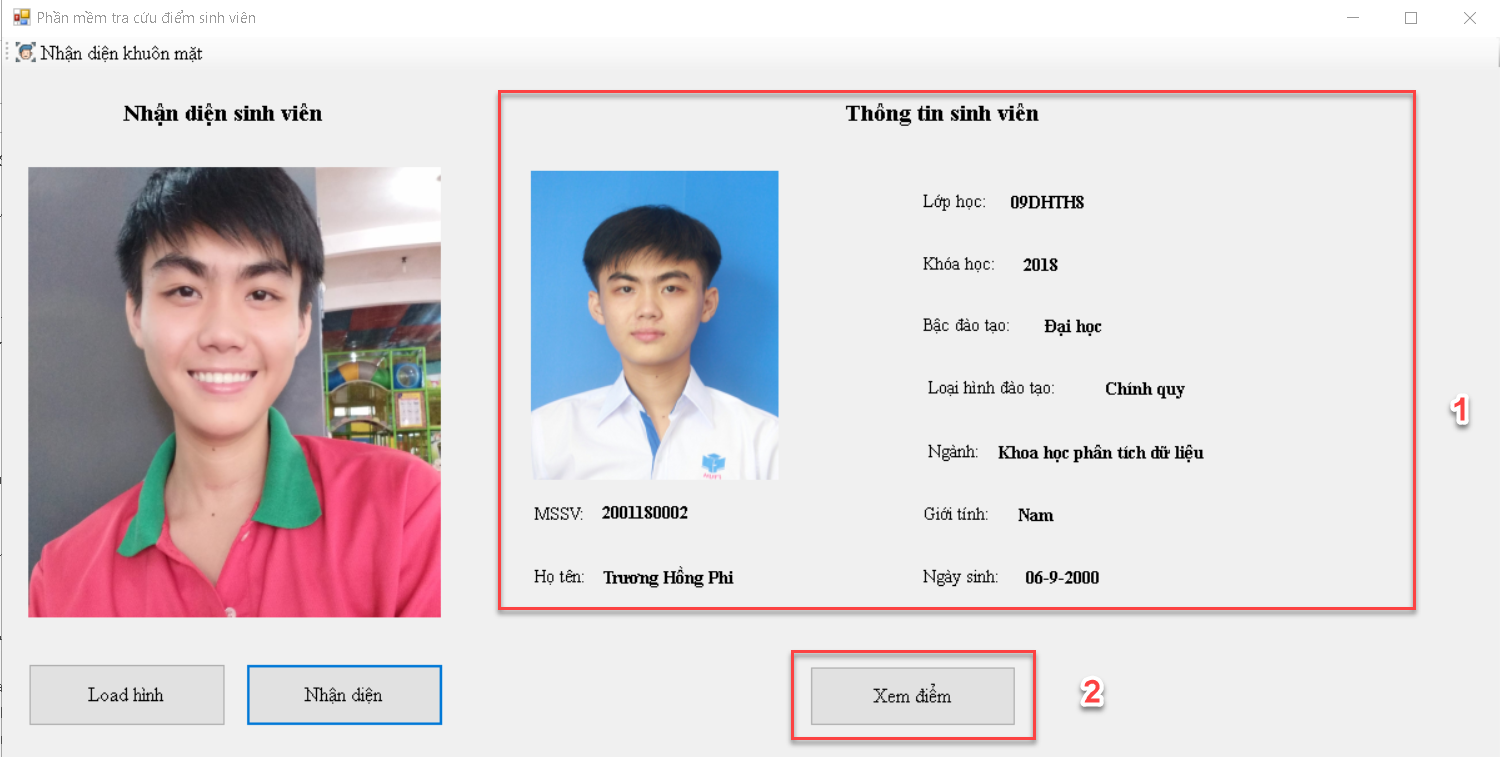
### Giao diện ứng dụng

* **Giao diện chọn ảnh sinh viên**
* Số 1: button Load hình cần nhận diện.
* Số 2: button Nhận diện



Hình 4‑6 Giao diện nhận diện hình ảnh.

* **Giao diện kết quả nhận diện**
* Số 1: Thông tin sinh viên đã nhận dạng được
* Số 2: button Xem điểm của sinh viên đó



Hình 4‑7 Giao diện kết quả nhận diện hình ảnh.

* **Giao diện xem điểm của sinh viên**
* Số 1: Thông tin cá nhân
* Số 2: Thông tin học vụ
* Số 3: Chọn học kỳ muốn xem điểm
* Số 4: Bảng điểm theo học kỳ đã chọn

Ảnh có chứa bàn

Mô tả được tạo tự động

Hình 4‑8 Giao diện xem điểm sinh viên.

### Giao diện website

* Số 1: Chọn hình sinh viên
* Số 2 : Nhấn vào nút nhận diện

Ảnh có chứa văn bản

Mô tả được tạo tự động

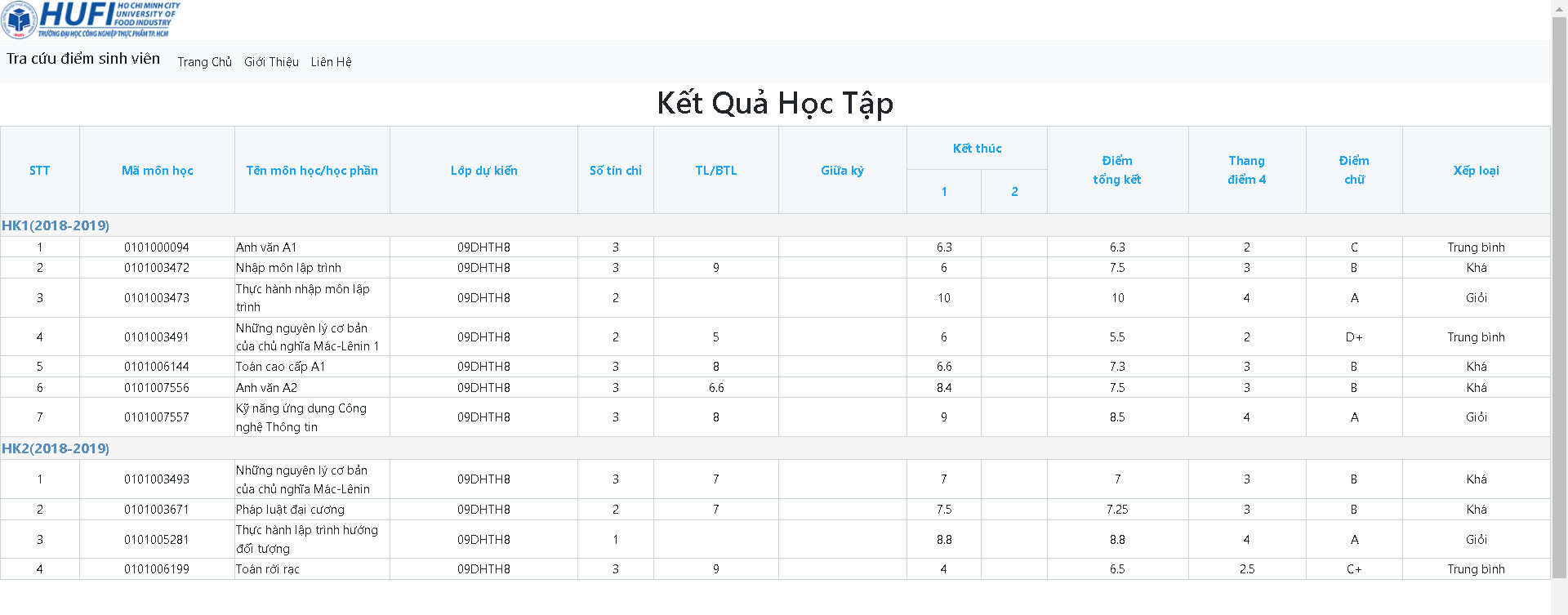
Hình 4‑9 Giao diện Website trang nhận diện gương mặt

* Số 3. Thông tin sinh viên được hiển thị
* Số 4. Nhấn vào nút xem kết quả học tập

Ảnh có chứa văn bản

Mô tả được tạo tự động

Hình 4‑10 Giao diện Website sau khi nhận diện được gương mặt



Hình 4‑11 Giao diện Website xem kết quả học tập của sinh viên

## Kết luận

Đề tài sử dụng các thuật toán phổ biến nhằm nhận diện khuôn mặt dựa trên các hình ảnh khuôn mặt sinh viên từ đó cho ra được kết quả học tập. Theo thực nghiệm cho thấy quá trình trích xuất bằng HOG mất khá nhiều thời gian, nhưng lại đem về hiệu quả chính xác cao hơn nhiều so với rút trích bằng Land-mark. Khi sử dụng Land-mark chỉ lấy được 68 điểm trên khuôn mặt nhưng nếu như khuôn mặt bị khuyết thì không thể tìm thấy được 68 điểm đó. Hướng phát triển tiếp theo là giảm thời gian phát hiện và rút trích đặc trưng của khuôn mặt nhưng vẫn không làm giảm đi độ chính xác.

# TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] [https://cyberlotus.com/cac-loai-sinh-trac-hoc-pho-bien](https://cyberlotus.com/xac-thuc-sinh-trac-hoc-la-gi-cac-loai-sinh-trac-hoc-pho-bien.html)

[2] [https://www.semanticscholar.org/paper/Recognition-Using-HOG-Features](https://www.semanticscholar.org/paper/Improved-Face-Recognition-Rate-Using-HOG-Features-Dadi-Krishna/7fc5ab3743e6e9a2f4fe70152440e13a673e239b/figure/7)

[3] <https://biquyetxaynha.com/so-luong-hoc-sinh-sinh-vien-ca-nuoc-nam-2021>

[4] <https://mca-journal.org/index.php/mca/article/view/28/12>

[5] <http://112.137.129.28/handle/123456789/959>

[6] [https://www.researchgate.net/profile/Nguyen-Khang-Pham/](https://www.researchgate.net/profile/Nguyen-Khang-Pham/publication/332198692_DIEM_DANH_BANG_MAT_NGUOI_VOI_DAC_TRUNG_GIST_VA_MAY_HOC_VECTO_HO_TRO/links/5f7c36c8458515b7cf6a31b7/DIEM-DANH-BANG-MAT-NGUOI-VOI-DAC-TRUNG-GIST-VA-MAY-HOC-VECTO-HO-TRO.pdf)

[7]<https://viso.ai/deep-learning/face-detection-overview/>

[8] [https://www.mygreatlearning.com/](https://www.mygreatlearning.com/blog/real-time-face-detection/)

[9]<https://taqadam.io/open-sourse-datasets/>

[10]<https://docs.opencv.org/3.4/db/d28/tutorial_cascade_classifier.html>

[11] [https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/MTCNN](https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdfdirect/10.1049/iet-ipr.2019.0141)

[12] [http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/SVM](http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.437.1036&rep=rep1&type=pdf)

[13] [https://cafedev.vn/sieu-tham-so-svm](https://cafedev.vn/tu-hoc-ml-dieu-chinh-sieu-tham-so-svm-bang-gridsearchcv-ml/)

[14][https://www.learnopencv.com/histogram-of-oriented-gradients/](https://www.learnopencv.com/histogram-of-oriented-gradients/?fbclid=IwAR18at-SxmVl7Uqb8_7wjpj5r6T0NzpSK-g9yc8i2QWd8WD_RGfKyVQZ-4U)

[15][http://mccormickml.com/2013/05/09/hog-person-detector-tutorial/](http://mccormickml.com/2013/05/09/hog-person-detector-tutorial/?fbclid=IwAR2d9GJgH8ZFgVGAwE0SUMndXUk2LN6kbb88ik1CSJLqyH3LBo4fMCSQXv4)

[16][https://blog.vietnamlab.vn/xac-dinh-facial-landmark](https://blog.vietnamlab.vn/dlib-phan-2-xac-dinh-facial-landmark-voi-dlib-va-python-2/)

[17] <https://ichi.pro/vi/lop-phu-mat-na-voi-opencv-dlib-85300355583053>

[18] <https://machinelearningmastery.com/k-fold-cross-validation/> x

x

[19] [https://hanoi.fpt.edu.vn/sinh-vien-fpt-diem-danh-bang-khuon-mat](https://hanoi.fpt.edu.vn/sinh-vien-dh-fpt-diem-danh-bang-nhan-dien-khuon-mat.html?amp=1)

[20] [https://vietnamdigitalsignage.com/nhan-dien-khuon-mat-kaoato](https://vietnamdigitalsignage.com/detail/nhan-dien-khuon-mat-kaoato-tai-truong-thcs-le-quy-don-tphcm-501)

[21] <https://www.facebook.com/172550369587828/posts/1250231841819670/>

[22] [https://vnexpress.net/nhan-dien-khuon-mat-viettel-solutions](https://vnexpress.net/giai-phap-nhan-dien-khuon-mat-viettel-solutions-dat-tieu-chuan-my-4393979.html)

[23] [https://vtct.wordpress.com/2013/06/19/mot-vai-khai-niem-co-ban-ve-anh-so](https://vtct.wordpress.com/2013/06/19/mot-vai-khai-niem-co-ban-ve-anh-so-digital-image/)

[24] <https://lamchacancadoitay.vn/anh-so-va-cac-khong-gian-mau-trong-xu-ly-anh/>

[25] <https://kpzhang93.github.io/MTCNN_face_detection_alignment/paper/spl.pdf>

[26] <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/1518/1/012066/pdf>

[28] [Yale Face Database | vision.ucsd.edu](http://vision.ucsd.edu/content/yale-face-database)

[29] [https://vi.wikipedia.org/wiki/SVM](https://vi.wikipedia.org/wiki/M%C3%A1y_vect%C6%A1_h%E1%BB%97_tr%E1%BB%A3)

[30] [http://www1.vnua.edu.vn/tapchi/Upload/](http://www1.vnua.edu.vn/tapchi/Upload/1712012-Microsoft%20Word%20-%20Tap%20chi%20so%206-21ktcn.pdf)

[31] <https://khcn.haui.edu.vn/media/30/uffile-upload-no-title30656.pdf>

[32] <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:239370/FULLTEXT01.pdf>

[33] <http://ijofcs.org/quintiliano-papers-practical-proc-fr.PDF>

[34] <https://mca-journal.org/index.php/mca/article/download/28/12>

[35] <http://thuvien.vku.udn.vn/bitstream/123456789/21/1/full.pdf>

[36] <https://www.sciencepubco.com/index.php/ijet/article/download/11826/4606>