

Sự Phát Triển Gần Đây Của Nhận Dạng Khuôn Mặt

Ninh Hoàng Khải¹; Ngô Hồ Anh Khôi²

Khoa Kỹ Thuật Công Nghệ
Trường Đại Học Nam Cần Thơ
Cần Thơ, Việt Nam

¹Sinh Viên Nghiên Cứu; ²Giảng Viên
Hướng Dẫn

Tóm Tắt—Ngày nay, khi cuộc cách mạng công nghệ 4.0 đã mang lại những thành tựu lớn cho loài người. Mọi lĩnh vực đang dần dần thay đổi cách thức cũ quản lý sang mới, chuyển sang áp dụng các công nghệ mới để đạt được kết quả và hiệu suất tốt nhất. Chúng tôi cần tìm hiểu và cập nhật thông tin về công nghệ nhiều hơn để biết được công nghệ phù hợp với yêu cầu của doanh nghiệp mình. Bên cạnh những thành công nghệ thuật, thì Công Nghệ Nhận Dạng Khuôn Mặt thông minh sử dụng camera đang được các doanh nghiệp quan tâm sẵn sàng đón. Khuôn mặt đóng vai trò quan trọng trong quá trình giao tiếp giữa người với người và cũng mang một lượng thông tin phong phú, có thời hạn có thể xác định giới tính, tuổi tác, trạng thái cảm xúc của người đó,... hơn thế nữa Reference motion of the lines on a face can be know that who want to say what. Làm điều đó, Nhận dạng khuôn mặt là quan trọng và cần thiết trong xã hội loài người. Bài viết tổng quát về các phương pháp, kỹ thuật của mặt định dạng nhận dạng từ đó đưa ra các nhận xét đánh giá cho mặt người nhận dạng.

Từ khóa—sinh trắc học, xử lý ảnh, nhận dạng khuôn mặt

I. GIỚI THIỆU VỀ NHẬN DẠNG KHUÔN MẶT (FACIAL RECONITION)

Trí tuệ nhân tạo hay trí thông minh nhân tạo (Artificial intelligence – viết tắt là AI) là một ngành thuộc lĩnh vực khoa học máy tính (Computer science). Là trí tuệ do con người lập trình tạo nên với mục tiêu giúp máy tính có thể tự động hóa các hành vi thông minh như con người. Trí tuệ nhân tạo khác với việc lập trình logic trong các ngôn ngữ lập trình là ở việc ứng dụng các hệ thống học máy (machine learning) để mô phỏng trí tuệ của con người trong các xử lý mà con người làm tốt hơn máy tính. Cụ thể, trí tuệ nhân tạo giúp máy tính có được những trí tuệ của con người như: biết suy nghĩ và lập luận để giải quyết vấn đề, biết giao tiếp do hiểu ngôn ngữ, tiếng nói, biết học và tự thích nghi,... Tuy rằng trí thông minh nhân tạo có nghĩa rộng như là trí thông minh trong các tác phẩm khoa học viễn tưởng, nó là một trong những ngành trọng yếu của tin học. Trí thông minh nhân tạo liên quan đến cách cư xử, sự học hỏi và khả năng thích ứng thông minh của máy móc.

Khuôn mặt được coi là bộ phận quan trọng nhất trên cơ thể con người. Nghiên cứu cho thấy rằng ngay cả một khuôn mặt cũng có thể nói, và nó có những từ khác nhau cho những cảm xúc khác nhau. Nó đóng một vai trò quan trọng trong việc tương tác với mọi người trong xã hội. Nó truyền tải danh tính của mọi người và do đó có thể được sử dụng làm chìa khóa cho các giải pháp bảo mật trong nhiều tổ chức. Vì thế mà các nhà nghiên cứu khoa học đã áp dụng công nghệ AI để phát triển ra nhận dạng khuôn mặt. Công nghệ AI nhận dạng khuôn mặt đang chiếm lĩnh thị trường công nghệ hiện nay. Đây là công nghệ cho phép nhận dạng một người cụ thể qua ảnh hoặc một đoạn video cụ thể. Bằng những thuật toán thông minh công nghệ này thực hiện so sánh phân tích dữ liệu giữa ảnh có sẵn với hình ảnh khuôn mặt người đó để đưa ra kết quả. Với

sự chính xác cao, công nghệ nhận diện khuôn mặt không chỉ được sử dụng trong lĩnh vực quân sự mà còn được ứng dụng trong quản trị doanh nghiệp. Nhận dạng khuôn mặt hiện nay có rất nhiều hướng nghiên cứu nhằm nâng cao hiệu suất nhận dạng và tối ưu hóa hệ thống. Nhận dạng khuôn mặt là một công nghệ được ứng dụng rộng rãi trong đời sống hằng ngày của con người như các hệ thống giám sát, FaceID của smartphone, tìm kiếm thông tin của một người nào đó, ... Có rất nhiều phương pháp nhận dạng khuôn mặt để nâng cao hiệu suất tuy nhiên dù ít hay nhiều những phương pháp này vẫn vấp phải những thử thách về độ sáng, góc nghiêng, kích thước ảnh, hay ảnh hưởng của môi trường xung quanh. Công nghệ nhận diện khuôn mặt là một loại phần mềm sinh trắc học ánh xạ các đặc điểm khuôn mặt của một cá nhân về mặt toán học và lưu trữ dữ liệu dưới dạng faceprint (dấu khuôn mặt). Công nghệ sử dụng các thuật toán Deep Learning để so sánh ảnh chụp trực tiếp hoặc hình ảnh kỹ thuật số với faceprint được lưu trữ để xác minh danh tính của một cá nhân. Phần mềm xác định 80 điểm nút trên khuôn mặt người. Các điểm nút được sử dụng để đo các biến trên khuôn mặt người, như chiều dài hoặc chiều rộng của mũi, độ sâu của hốc mắt và hình dạng của xương gò má. Hệ thống hoạt động bằng cách thu thập dữ liệu cho các điểm nút trên hình ảnh kỹ thuật số của khuôn mặt và lưu trữ dữ liệu kết quả dưới dạng faceprint. Faceprint sau đó được sử dụng làm cơ sở để so sánh với dữ liệu được chụp từ các khuôn mặt trong một hình ảnh hoặc video. Mặc dù hệ thống nhận diện khuôn mặt chỉ sử dụng 80 điểm nút, nhưng nó có thể xác định nhanh chóng và chính xác mục tiêu khi điều kiện thuận lợi. Tuy nhiên, nếu khuôn mặt của chủ thể bị che khuất một phần, loại phần mềm này trở nên ít đáng tin cậy hơn.

Ngày nay, với sự phát triển của công nghệ, và với xu hướng 3D đang thịnh hành, thì cũng tương tự vậy, chúng ta có nhận dạng khuôn mặt 3 chiều. Và tất nhiên, nghe là biết kỹ thuật này sẽ cải thiện được độ chính xác nhờ việc phân tích được nhiều thông tin để so sánh hơn rồi. Kỹ thuật này sử dụng các cảm biến 3D để nắm bắt thông tin về hình dạng của khuôn mặt, rồi dùng các điểm nổi bật trên khuôn mặt – nơi những mô cứng và xương nhìn thấy rõ nhất như đường cong của hốc mắt, mũi và cằm – để nhận ra đối tượng. Các đặc điểm này là độc nhất đối với mỗi khuôn mặt và không thay đổi theo thời gian. Cách thức sử dụng độ sâu và trục của các phần trên khuôn mặt không bị ảnh hưởng bởi ánh sáng, vì thế việc nhận dạng khuôn mặt 3D có thể được sử dụng cả trong bóng tối và có thể nhận ra khuôn mặt từ nhiều góc độ khác nhau với độ chênh lệch lên tới 90 độ. Và nhờ có việc xác định khuôn mặt dựa trên hình ảnh 3 chiều, nên nhận dạng 3D có khả năng xác định 1 khuôn mặt từ nhiều góc nhìn hơn. Số lượng các điểm dữ liệu 3 chiều khiến cho độ chính xác tăng lên đáng kể bởi sự phát triển của các bộ cảm biến tinh vi giúp nắm bắt hình ảnh chụp khuôn mặt 3D được tốt hơn. Các cảm biến hoạt động bằng cách chiếu ánh sáng có cấu trúc lên gương mặt.

Để có thể nhận dạng 3 chiều, ngoài việc phải sử dụng phần mềm 3D, hệ thống nhận diện này cần trải qua một loạt bước để nhận diện một đối tượng:

- Nhận dạng : Việc ghi lại một hình ảnh có thể thực hiện bằng cách quét một tấm ảnh 2D sẵn có, hoặc sử dụng video để có được một hình ảnh 3D sống của đối tượng.
- Liên kết : Sau khi đã ghi lại một khuôn mặt, hệ thống này sẽ tính toán vị trí, kích cỡ và tư thế của đầu. Như đã đề cập từ trước, hệ thống có thể nhận ra một khuôn mặt ở góc lệch lên tới 90 độ, trong khi với hình ảnh 2D, khuôn mặt của đối tượng phải nghiêng ít nhất là 35 độ về phía camera. (rentheses).
- Đo đạc : Sau đó, hệ thống này sẽ đo đạc những đường cong trên khuôn mặt với độ chính xác lên tới dưới 1 milimet, rồi tạo một khuôn mẫu.
- Tái hiện : Sau đó, hệ thống sẽ chuyển khuôn mẫu này thành một mã độc nhất với từng người. Với mỗi khuôn mẫu, mã này có dạng một nhóm các con số đại diện cho khuôn mặt của một đối tượng.
- So sánh : Nếu như hình ảnh này có dạng 3D và cơ sở dữ liệu cũng chứa các hình ảnh 3D, thì việc đối chiếu có thể tiến hành mà không phải thực hiện bất kỳ thay đổi nào đối với hình ảnh đó. Tuy vậy, nếu như hình ảnh vẫn ở dạng 2D thì sẽ có đôi chút khó khăn hơn, bởi công nghệ 3D đem lại hình ảnh thực và sống động hơn so với một hình ảnh 2D phẳng lì, bất động. Nhưng công nghệ mới có thể giải quyết được khó khăn này. Ví dụ, phần bên ngoài và bên trong của con mắt cùng với phần đỉnh mũi sẽ được lấy ra đo đạc. Sau khi việc đo đạc này hoàn tất, một thuật toán sẽ được áp dụng để chuyển hình ảnh trong cơ sở dữ liệu sang dạng 2D. Sau khi chuyển đổi, phần mềm sẽ so sánh hai hình ảnh 2D này với nhau để tìm ra đối tượng.
- Xác minh hay nhận diện : Xác minh có nghĩa là một hình ảnh sẽ được đối chiếu với chỉ 1 hình ảnh trong cơ sở dữ liệu (tỉ lệ 1:1). Ví dụ như, một hình ảnh của một đối tượng nào đó sẽ được đối chiếu với một hình ảnh trong cơ sở dữ liệu của Ủy ban phương tiện giao thông để xác minh xem đối tượng đó là ai. Còn nhận diện có nghĩa là một hình ảnh sẽ được đối chiếu với tất cả các hình ảnh trong cơ sở dữ liệu để tìm ra đối tượng (tỉ lệ 1:N). Khi đó, bạn phải ghi lại hình ảnh đối tượng và so sánh với toàn bộ cơ sở dữ liệu để biết được đối tượng đó là ai.

Tuy nhiên, ngay cả một kỹ thuật 3D hoàn hảo cũng có thể gặp khó khăn bởi các sắc thái biểu cảm trên gương mặt, bởi vì nó có thể gây sai lệch cho sự đo đạc cũng như xác định vị trí các điểm cần thiết cho nhận diện.

II. SỰ PHÁT TRIỂN CỦA NHẬN DIỆN KHUÔN MẶT TRƯỚC 2010

A. Thuật toán HOG

1) Khái niệm

Thuật toán này sẽ tạo ra các bộ mô tả đặc trưng (feature descriptor) nhằm mục đích phát hiện vật thể (object detection). Từ một bức ảnh, ta sẽ lấy ra 2 ma trận quan trọng giúp lưu thông tin ảnh đó là độ lớn gradient (gradient magnitude) và phương của gradient (gradient orientation). Bằng cách kết hợp 2 thông tin này vào một biểu đồ phân phối histogram, trong đó độ lớn gradient được đếm theo các nhóm bins của phương

gradient. Cuối cùng ta sẽ thu được véc tơ đặc trưng HOG đại diện cho histogram. Sơ khai là vậy, trên thực tế thuật toán còn hoạt động phức tạp hơn khi véc tơ HOG sẽ được tính trên từng vùng cục bộ như mạng CNN và sau đó là phép chuẩn hóa cục bộ để đồng nhất độ đo. Cuối cùng véc tơ HOG tổng hợp từ các véc tơ trên vùng cục bộ.

2) Giải thuật

Hog được sử dụng chủ yếu để mô tả hình dạng và sự xuất hiện của một object trong ảnh Bài toán tính toán Hog thường gồm 5 bước:

- Bước 1 Tiền xử lý. Trong bài toán này, để thuận tiện cho việc chia đều hình ảnh thành các khối, ô và tính toán đặc trưng ở các bước tiếp theo, chúng ta cần resize kích thước tất cả các hình ảnh trong tập dữ liệu về một kích thước chung.
- Bước 2 Tính Gradient. Đây là bước đầu tiên, 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 O_x và O_y .
- Bước 3 Tính vector đặc trưng cho từng ô (cells). Để tính toán vector đặc trưng cho từng ô (cell), chúng ta cần chia hình ảnh thành các block, mỗi block lại chia đều thành các cell.
- Bước 4 Chuẩn hoá 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.
- Bước 5 Tính toán vector đặc trưng HOG.

3) Ứng dụng

- Nhận diện người (human detection): Lần đầu tiên ứng dụng này được giới thiệu trong bài báo Histograms of Oriented Gradients for Human Detection của Dalal và Trigg. HOG có thể phát hiện được một hoặc nhiều người đi bộ trên cùng một hình ảnh.
- Nhận diện khuôn mặt (face detection): Thường chúng ta sẽ nghĩ ngay đến thuật toán Haar Cascade Classifier. Tuy nhiên HOG cũng là một thuật toán rất hiệu quả được áp dụng trong bài toán này. Bởi nó có khả năng biểu diễn các đường nét chính của khuôn mặt dựa trên phương và độ lớn gradient thông qua các véc tơ trên mỗi cell.
- Nhận diện các vật thể khác: Ngoài ra còn rất nhiều các trường hợp nhận diện vật thể trên ảnh tĩnh như phương tiện, tín hiệu giao thông, động vật hoặc thậm chí là ảnh động từ video.
- Tạo feature cho các bài toán phân loại ảnh: Nhiều bài toán phân loại ảnh được xây dựng trên một bộ dữ liệu kích thước nhỏ thì sử dụng các mạng học sâu chưa chắc đã mang lại hiệu quả và dễ dẫn tới overfitting. Nguyên nhân vì dữ liệu ít thường không đủ để huấn luyện cho máy tính nhận tốt các đặc trưng của vật thể. Khi đó sử dụng HOG để tạo đặc trưng sẽ mang lại kết quả tốt hơn.

B. Thuật toán AdaBoost

1) Khái niệm

Adaboost là một thuật toán được đưa ra bởi Freund và Schapire, được sử dụng rất phổ biến cho bài toán phát hiện đối tượng. Nguyên lý của Adaboost là gán cho mỗi ảnh mẫu một trọng số. Ở mỗi vòng lặp của quá trình huấn luyện, khi một bộ phân lớp yếu đã được xây dựng, ta sẽ tiến hành cập nhật trọng số cho các mẫu huấn luyện. Việc cập nhật này được tiến hành như sau: Tăng trọng số của các ảnh mẫu bị phân lớp sai bởi bộ phân lớp yếu và giảm trọng số của các ảnh mẫu được phân lớp đúng. Bằng cách này, ở vòng lặp kế tiếp, sẽ xây dựng bộ phân lớp yếu theo hướng: Tập trung vào các mẫu bị phân lớp sai bởi bộ phân lớp yếu trước đó. Cuối cùng, để có được bộ phân lớp mạnh, ta sẽ kết hợp tuyến tính các bộ phân lớp yếu đã tìm được lại với nhau. Mỗi bộ phân lớp yếu sẽ được đánh một trọng số tương ứng với độ tốt của bộ phân lớp yếu đó.

2) Giải thuật

Thuật toán Adaboost : Cho một tập gồm n mẫu có đánh dấu $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ với $x_k \in (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{km})$ là vector đặc trưng và $y_k \in (-1, 1)$ là nhãn của mẫu (1 ứng với object, -1 ứng với background). Khởi tạo trọng số ban đầu cho tất cả các mẫu: với m là số mẫu đúng (ứng với object và $y = 1$) và l là số mẫu sai (ứng với background và $y = -1$)

$$W_{1,k} = \frac{1}{2m}, \frac{1}{2l}$$

Xây dựng T weak classifiers Lặp $t=1, \dots, T$ Với mỗi đặc trưng trong vector đặc trưng, xây dựng một weak classifier h_t với ngưỡng θ_j và lỗi ϵ_j :

$$\epsilon_j = \sum_k W_{1,k} |h_j(x_k) - y_k|$$

Chọn ra h_t với ϵ_j nhỏ nhất, ta được h_t : $h_t: X \rightarrow \{-1, 1\}$ Cập nhật lại trọng số trong đó :

$$W_{t+1,k} = \frac{w_{t,k}}{Z_t} \times \begin{cases} e^{-\alpha_t}, & h_t(x_k) = y_k \\ e^{\alpha_t}, & h_t(x_k) \neq y_k \end{cases}$$

Z_t : Hệ số dùng để đưa W_{t+1} về đoạn $[0, 1]$

Strong classifier được xây dựng:

$$H(x) = \text{Sign}(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x))$$

Giải thích : Quá trình huấn luyện bộ phân loại được thực hiện bằng một vòng lặp mà ở mỗi bước lặp, thuật toán sẽ được chọn ra bộ phân loại yếu h_t thực hiện việc phân loại với lỗi ϵ_t nhỏ nhất (do đó sẽ là bộ phân loại tốt nhất) để bổ sung vào bộ phân loại mạnh. Mỗi khi chọn được 1 bộ phân loại h_t , Adaboost sẽ tính được giá trị α_t theo công thức ở trên, α_t cũng được chọn trên nguyên tắc giảm giá trị lỗi ϵ_t . Hệ số α_t nói lên mức độ quan trọng của h_t . Trong công thức phân loại $H(x)$:

$$H(x) = \text{Sign}(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x))$$

Ta thấy tất cả các bộ phân loại h_t đều có đóng góp vào kết quả phân loại của $H(x)$, và mức độ đóng góp của chúng phụ thuộc vào giá trị α_t tương ứng: h_t với α_t càng lớn thì nó càng có vai trò quan trọng $H(x)$. Trong công thức tính α_t :

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \epsilon_j}{\epsilon_j} \right)$$

Ta thấy giá trị α_t tỉ lệ nghịch với ϵ_j bởi h_t được chọn với tiêu chí ϵ_j là nhỏ nhất do đó nó sẽ đảm bảo giá trị α_t lớn nhất. Sau khi tính được giá trị α_t , Adaboost tiến hành cập nhật lại trọng số của các mẫu thông qua việc tăng trọng số của các mẫu mà h_t phân loại sai, giảm trọng số của các h_t phân loại đúng. Bằng cách này, trọng số của mẫu phân loại sai được mức độ khó nhận dạng của mẫu đó và $H(t+1)$ sẽ được ưu tiên học cách phân loại những mẫu này. Vòng lặp xây dựng bộ phân loại mạnh (strong classifier) sẽ dừng lại sau T lần lặp. Trong thực tế, người ta ít sử dụng giá trị T vì không có công thức nào đảm bảo tính được giá trị T tối ưu cho quá trình huấn luyện. Thay vào đó, người ta sử dụng giá trị max False Positive (tỉ lệ nhận dạng sai tốt đa các mẫu positive) hay max warning (tỉ lệ nhận dạng sai tốt đa các mẫu negative). Tỉ lệ này của các bộ phân loại cần xây dựng không được phép vượt qua giá trị này. Khi đó, qua các lần lặp, tỉ lệ nhận dạng sai các mẫu âm tính (false alarm) của bộ phân loại mạnh $H_t(x)$ xây dựng được (tại lần lặp thứ t) sẽ giảm dần, và vòng lặp kết thúc khi tỉ lệ này thấp hơn tỉ lệ nhận dạng sai tốt đa các mẫu âm tính.

3) Ứng dụng

Các ứng dụng nổi trội của Adaboost là nhận diện khuôn mặt, nhận diện các đối tượng ...

III. SỰ PHÁT TRIỂN CỦA NHẬN DIỆN KHUÔN MẶT SAU 2010

A. Thuật toán PCA

1) Khái niệm

PCA (Principle Components Analysis) là một thuật toán được sử dụng để tạo thành một ảnh mới từ ảnh gốc. Ảnh này có kích thước nhỏ hơn rất nhiều so với ảnh gốc và vẫn mang những đặc trưng vốn có của ảnh cần nhận dạng. PCA không cần quan tâm đến việc tìm ra các đặc điểm cụ thể của thực thể cần nhận dạng và mối quan hệ giữa các đặc điểm đó. Tất cả các chi tiết mới đó đều được thể hiện ở ảnh mới tạo ra từ PCA.

2) Giải thuật

Giả sử ta có N ảnh khuôn mặt, là tập ảnh huấn luyện X_1, X_2, \dots, X_N Biểu diễn mỗi ảnh thành ma trận $M \times 1$ có dạng: $X_i = (ii_1, ii_2, \dots, ii_M)^T$ với $i=1, \dots, N$

- Bước 1: tính vector khuôn mặt trung bình của tập ảnh huấn luyện $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i$
- Bước 2: tính vector độ lệch của mỗi khuôn mặt so với vector khuôn mặt trung bình $\Theta_i = X_i - \bar{X}$ với $i=1, \dots, N$.
- Bước 3: Tạo thành ma trận $M \times N$ $A = [\Theta_1 \Theta_2 \dots \Theta_N]$ (2.21) Sau đó tính ma trận hiệp phương sai $M \times N$ $C = \frac{1}{N} A A^T$

- Bước 4: tính các giá trị riêng của ma trận hiệp phương sai C ta được $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_K$, $K \ll M$ Với K được tính theo công thức: $\sum_{i=1}^K \lambda_i \geq \text{nguồn (e.g., 0.90 or 0.95)}$
- Bước 5: tính đặc vector riêng của ma trận hiệp phương sai C $\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_K$ với $\psi_i = \psi_i / \|\psi_i\|$, $i = 1, \dots, K$. Tính K vector riêng của ma trận C theo công thức: $\psi_i = A v_i$
- Bước 6: Giảm số chiều, chỉ giữ lại những thuộc tính tương ứng với các giá trị riêng lớn nhất (biểu diễn ảnh khuôn mặt trong không gian mới với K đặc trưng quan trọng nhất).

3) Ứng dụng

Một số ứng dụng của PCA bao gồm nén, đơn giản hóa dữ liệu để dễ dàng học tập, hình dung. Lưu ý rằng kiến thức miền là rất quan trọng trong khi lựa chọn có nên tiếp tục với PCA hay không. Nó không phù hợp trong trường hợp dữ liệu bị nhiễu (tất cả các thành phần của PCA đều có độ biến thiên khá cao).

IV. NGOẠI VI VÀ NỘI VI

A. Ngoại vi

Ngày nay, có 3 khái niệm được nhắc tới khi nói đến cách để làm một công cụ thông minh hơn. Đó là: Máy học (Machine Learning), Máy học sâu (Deep Learning), Trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence). Trí tuệ nhân tạo là trí tuệ máy móc được tạo ra bởi con người. Trí tuệ này có thể tư duy, suy nghĩ, học hỏi, ... như con người. Xử lý dữ liệu ở mức độ rộng hơn, quy mô hơn, hệ thống, khoa học và nhanh hơn so với con người. AI có 3 mức độ khác nhau:

- Narrow AI: Trí tuệ nhân tạo được cho là hẹp khi máy có thể thực hiện một nhiệm vụ cụ thể tốt hơn so với con người. Nghiên cứu hiện tại về AI hiện đang ở cấp độ này.
- General AI: Trí tuệ nhân tạo đạt đến trạng thái chung khi nó có thể thực hiện bất kỳ nhiệm vụ sử dụng trí tuệ nào có cùng độ chính xác như con người.
- Strong AI: AI rất mạnh khi nó có thể đánh bại con người trong nhiều nhiệm vụ cụ thể.

1) Machine Learning

Machine Learning là một hệ thống có thể học từ ví dụ thông qua tự cải thiện và không được lập trình viên mã hóa rõ ràng. Bước đột phá đi kèm với ý tưởng rằng một cỗ máy có thể học hỏi từ dữ liệu (ví dụ) để tạo ra kết quả chính xác. Machine learning theo định nghĩa cơ bản là ứng dụng các thuật toán để phân tích cú pháp dữ liệu, học hỏi từ nó, và sau đó thực hiện một quyết định hoặc dự đoán về các vấn đề có liên quan. Vì vậy, thay vì code phần mềm bằng cách thức thủ công với một bộ hướng dẫn cụ thể để hoàn thành một nhiệm vụ cụ thể, máy được “đào tạo” bằng cách sử dụng một lượng lớn dữ liệu và các thuật toán cho phép nó học cách thực hiện các tác vụ. Machine learning bắt nguồn từ các định nghĩa về AI ban đầu, và các phương pháp tiếp cận thuật toán qua nhiều năm bao gồm: logic programming, clustering, reinforcement learning, and Bayesian networks. Như chúng ta đã biết, không ai đạt được mục tiêu cuối cùng của General AI, và thậm chí cả Narrow AI hầu hết là ngoài tầm với những phương pháp tiếp cận Machine learning sơ khai. Có 2 cách học phổ biến là:

- Học có giám sát (Supervised Learning): Dataset có kết quả thực để kiểm tra.
- Học không giám sát (Unsupervised Learning): Dataset không có kết quả thực để kiểm tra, để máy tính tự nhìn thấy các mối quan hệ tiềm ẩn trong dữ liệu.

Machine Learning được sử dụng trong việc phân loại thư spam, hệ thống đề xuất phim, nhận diện ảnh và giọng nói, ... Thêm nữa là một kỹ thuật trong Machine Learning rất được ưa chuộng hiện nay là Neural Network.

2) Deep Learning

Deep learning là một phần mềm máy tính bắt chước mạng lưới các nơ-ron trong não con người. Nó là một tập hợp con của Machine Learning và được gọi là Deep Learning vì nó sử dụng các deep neural networks. Có thể nói Deep Learning là kỹ thuật để hiện thực hóa Machine Learning. Một phương pháp tiếp cận thuật toán khác từ cộng đồng machine-learning, Artificial Neural Networks, được nhắc đến nhiều thập kỷ qua. Neural Networks được lấy cảm hứng từ sự hiểu biết về sinh học của bộ não loài người – sự liên kết giữa các nơ-ron. Tuy nhiên, không giống như một bộ não sinh học nơi mà bất kỳ nơ-ron nào cũng có thể liên kết với các nơ-ron khác trong một khoảng cách vật lý nhất định, các mạng thần kinh nhân tạo này có các lớp rời rạc, các kết nối, và các hướng truyền dữ liệu. Chẳng hạn, bạn có thể lấy một hình ảnh, cắt nó thành một nhóm được đặt vào lớp đầu tiên của mạng thần kinh nhân tạo. Trong lớp đầu tiên các nơ-ron cá nhân truyền dữ liệu đến lớp thứ hai. Lớp thứ hai của nơ-ron làm nhiệm vụ của nó, và như vậy, cho đến khi lớp cuối cùng và cho ra sản phẩm cuối cùng. Mỗi nơ-ron đảm nhiệm một chức năng – làm thế nào để biết chính xác liệu rằng nó có liên quan đến nhiệm vụ đang được thực hiện. Vì vậy, suy nghĩ về điểm dừng là một dấu hiệu. Các thuộc tính của một hình ảnh đầu hiệu “dừng” được cắt nhỏ và được “kiểm tra” bởi các nơ-ron – dạng hình trụ, màu đỏ của các động cơ cháy, các chữ cái đặc trưng, kích thước biển báo giao thông, và sự chuyển động hoặc sự thiếu hụt của nó. Nhiệm vụ của mạng thần kinh là để kết luận liệu đây có phải là dấu hiệu dừng hay không. Nó đi kèm với một “vector xác suất”. Trong ví dụ của chúng ta, hệ thống có thể xác định chắc chắn đến 86% một dấu hiệu dừng, 7% rằng đó là một dấu hiệu giới hạn tốc độ, và 5% còn lại là một con điều bị mắc kẹt trong cây, (hoặc cái gì đó tương tự) vv ... và kiến trúc mạng sau đó sẽ thông báo đến mạng nơ-ron cho dù đó là đúng hay sai. Thậm chí ví dụ này cũng là một sự tiến bộ, bởi vì mạng lưới thần kinh đã có thể làm được tất cả nhưng bị xa lánh bởi cộng đồng nghiên cứu về AI. Nó đã có mặt từ những ngày đầu tiên của AI, và tạo ra rất ít sản phẩm “trí tuệ”. Vấn đề là ngay cả những mạng nơ-ron cơ bản nhất cũng có tính toán rất cao, nó không phải là cách tiếp cận thực tiễn. Tuy nhiên, một nhóm nghiên cứu nhỏ do Geoffrey Hinton thuộc trường đại học Toronto đứng đầu, cuối cùng đã parallelizing các thuật toán cho siêu máy tính để chạy và chứng minh khái niệm, nhưng nó không chính xác cho đến khi GPU được triển khai.

Nếu chúng ta quay trở lại ví dụ “ký hiệu dừng”, rất có thể là khi mạng đang được điều chỉnh hoặc được “đào tạo” thì sẽ có câu trả lời sai – rất nhiều. Những gì nó cần là luyện tập. Nó cần phải nhìn thấy hàng trăm ngàn, thậm chí hàng triệu hình ảnh, cho đến khi trọng lượng của đầu vào nơ-ron được điều chỉnh chính xác đến mức nó có được câu trả lời ngay trong thực tế mọi lúc – sương mù hoặc không có sương mù, nắng hoặc mưa. Vào thời điểm đó mạng thần kinh đã tự dạy cho nó một dấu hiệu dừng như thế nào; Hoặc khuôn mặt của mẹ bạn trong trường hợp của Facebook. Hay một con mèo, đó là điều

mà Andrew Ng đã làm trong năm 2012 tại Google. Sự đột phá của Ng là đưa các mạng thần kinh này, và làm cho chúng trở nên to lớn, tăng số layer và các nơ-ron, sau đó chạy một khối lượng lớn dữ liệu thông qua hệ thống để huấn luyện nó. Trong trường hợp của Ng, đó là hình ảnh từ 10 triệu video trên YouTube. Ng đặt “deep” vào deep learning, mô tả tất cả các lớp trong các mạng nơron này.

B. Nội vi

Nhận diện khuôn mặt là một loại phần mềm sinh trắc học ánh xạ các đặc điểm khuôn mặt của một cá nhân về mặt toán học và lưu trữ dữ liệu dưới dạng faceprint (dấu khuôn mặt). Phần mềm sử dụng các thuật toán Deep Learning để so sánh ảnh chụp trực tiếp hoặc hình ảnh kỹ thuật số với faceprint được lưu trữ để xác minh danh tính của một cá nhân. Xác thực sinh trắc học là một hình thức bảo mật đo lường và đối sánh các tính năng sinh trắc học của người dùng để xác minh rằng một người đang cố gắng truy cập vào một thiết bị cụ thể được phép làm như vậy. Đặc điểm sinh trắc học là các đặc điểm vật lý và sinh học dành riêng cho một cá nhân và có thể dễ dàng so sánh với các đặc điểm được phép lưu trong cơ sở dữ liệu. Nếu các tính năng sinh trắc học của một người dùng đang cố gắng truy cập vào một thiết bị khớp với các tính năng của một người dùng được phê duyệt thì quyền truy cập vào thiết bị sẽ được cấp. Xác thực sinh trắc học cũng có thể được cài đặt trong môi trường vật lý, kiểm soát các điểm truy cập như cửa ra vào và công. Các loại xác thực sinh trắc học phổ biến ngày càng được tích hợp vào các thiết bị tiêu dùng, đặc biệt là máy tính và điện thoại thông minh. Các công nghệ xác thực sinh trắc học cũng đang được các chính phủ và tập đoàn tư nhân sử dụng trong các khu vực an toàn, bao gồm cả tại các căn cứ quân sự, sân bay và tại các cảng nhập cảnh khi đi qua biên giới quốc gia. Một số loại xác thực sinh trắc học phổ biến hiện nay có thể kể đến đó chính là: máy quét dấu vân tay, nhận dạng giọng nói và điển hình nhất đó là nhận dạng khuôn mặt.

Nhận dạng khuôn mặt (Face Recognition) là một phương pháp sinh trắc để xác định hoặc xác minh một cá nhân nào đó bằng cách so sánh dữ liệu hình ảnh chụp trực tiếp hoặc hình ảnh kỹ thuật số với bản ghi được lưu trữ cho người đó. Nó được xem là một lĩnh vực nghiên cứu của ngành Biometrics (tương tự như nhận dạng vân tay – Fingerprint Recognition, hay nhận dạng mống mắt – Iris Recognition). Xét về nguyên tắc chung, nhận dạng khuôn mặt có sự tương đồng rất lớn với nhận dạng vân tay và nhận dạng mống mắt, tuy nhiên sự khác biệt nằm ở bước trích chọn đặc trưng (feature extraction) của mỗi lĩnh vực. Trong khi nhận dạng vân tay và mống mắt đã đạt tới độ chín, tức là có thể áp dụng trên thực tế một cách rộng rãi thì nhận dạng khuôn mặt người vẫn còn nhiều thách thức và vẫn là một lĩnh vực nghiên cứu thú vị với nhiều người. So với nhận dạng vân tay và mống mắt, nhận dạng khuôn mặt có nguồn dữ liệu phong phú hơn (chúng ta có thể nhìn thấy mặt người ở bất cứ tâm ảnh, video clip nào liên quan tới con người trên mạng) và ít đòi hỏi sự tương tác có kiểm soát hơn (để thực hiện nhận dạng vân tay hay mống mắt, dữ liệu input lấy từ con người đòi hỏi có sự hợp tác trong môi trường có kiểm soát). 5 Các hệ thống nhận dạng khuôn mặt thường được sử dụng cho các mục đích an ninh như kiểm soát an ninh tại tòa nhà, sân bay, máy ATM, tra cứu thông tin của tội phạm, phát hiện tội phạm ở nơi công cộng, ... và ngày càng được ứng dụng rộng rãi trong cuộc sống. Bên cạnh những thành công đã được ghi nhận thì nhận dạng khuôn mặt cũng còn gặp nhiều khó khăn như về độ sáng, hướng nghiêng, kích thước hình ảnh, diện mạo, biểu hiện cảm xúc của khuôn mặt hay ảnh hưởng của tham số môi trường. Để xây dựng một hệ thống nhận dạng khuôn mặt có đầu vào của hệ thống là một hình ảnh kỹ thuật số hay một khung hình

video từ một nguồn video. Đầu ra là xác định hoặc xác minh người ở trong bức hình hoặc trong video đó là ai. Hướng tới mục tiêu này chúng ta thường chia thủ tục nhận dạng khuôn mặt gồm ba bước: Phát hiện khuôn mặt, trích rút đặc trưng và nhận dạng khuôn mặt.

- Phát hiện khuôn mặt (Face Detection): Chức năng chính của bước này là phát hiện ra khuôn mặt xem nó có xuất hiện ở trong một bức hình hay một đoạn video hay không? Ti lệ phát hiện ra khuôn mặt phụ thuộc nhiều vào điều kiện về độ sáng, hướng khuôn mặt, biểu hiện cảm xúc trên khuôn mặt hay các yếu tố môi trường khác. Để hệ thống nhận dạng hoạt động đạt hiệu quả cao thì hình ảnh khuôn mặt sau khi được phát hiện cần chuẩn hóa về kích thước, ánh sáng.
- Trích rút đặc trưng (Feature Extraction): Sau khi phát hiện ra khuôn mặt trong bức ảnh, chúng ta tiến hành trích rút những đặc 6 trưng của khuôn mặt. Bước này trích xuất ra một vector đặc trưng đại diện cho một khuôn mặt. Nó phải đảm bảo được tính duy nhất của một khuôn mặt.
- Nhận dạng khuôn mặt (Face Recognition): Với hình ảnh đầu vào sau khi phát hiện ra khuôn mặt, trích rút các đặc trưng của khuôn mặt và đem so sánh các đặc trưng này với cơ sở dữ liệu khuôn mặt.

KẾT LUẬN

Nhận dạng khuôn mặt là một bài toán hấp dẫn, đã nhận được rất nhiều sự quan tâm của các nhà nghiên cứu vì tính ứng dụng to lớn trong thực tế. Luận văn đã trình bày tổng quan về phương pháp nhận dạng khuôn mặt người, phát hiện khuôn mặt, theo vết khuôn mặt. Tuy nhiên kết quả nhận dạng ta thu được nằm trong những điều kiện cụ thể. Việc ứng dụng hệ thống vào thực tế sẽ gặp phải những vấn đề thách thức hiện nay như các thông số của môi trường, chất lượng ảnh thu được.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] TS. Phạm Văn Tuấn (2012), “Nhận dạng khuôn mặt người bằng mạng nơron và phương pháp phân tích thành phần chính”, <https://tailieu.vn/doc/bao-cao-nhan-dang-khuon-mat-nguoi-bang-mang-noron-va-phuong-phap-phan-tich-thanh-phan-chinh--1335123.html>
- [2] Serhii Maksymenko, Data Science Solution Architect, (06/09/2020), How Deep Learning Can Modernize Face Recognition Software, <https://mobidev.biz/blog/custom-face-detection-recognition-software-development>.
- [3] Salama Abdelminaam D, Almansori AM, Taha M, Badr E (2020), A deep facial recognition system using computational intelligent algorithms. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0242269>
- [4] Florian Schroff, Dmitry Kalenichenko, và James Philbin, từ Google Inc. (2015). FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering. <https://arxiv.org/pdf/1503.03832v3.pdf>
- [5] Nguyễn Cúc (2020), Hiểu Đúng Về Phần Mềm Chấm Công Nhận Diện Khuôn Mặt Face ID?, <https://fastwork.vn/phan-mem-cham-cong-nhan-dien-khuon-mat-la-gi>
- [6] Nguyễn Tiến Hoàng (2019), Hiểu về nhận dạng khuôn mặt thông qua thuật toán OpenFace, <https://www.noron.vn/post/hiieu-ve-nhan-dang-khuon-mat-thong-qua-thuat-toan-openface-1494wwtr3fr1o>
- [7] Võ Lê Huy (2019-2020), OpenCV với Python trong Ứng Dụng Phát Hiện Khuôn Mặt Trong Bức Ảnh. <https://www.stdio.vn/computer-vision/opencv-voi-python-trong-ung-dung-phat-hien-khuon-mat-trong-buc-anh-dYG31n1>
- [8] Lê Hải Bang (2019), Viết chương trình nhận diện khuôn mặt đơn giản với thư viện dlib, <https://kivalog.kaopiz.com/posts/Viet-chuong-trinh-nhan-dien-khuon-mat-don-gian-voi-thu-vien-dlib>

- [9] Tuấn Nguyễn , Công nghệ nhận diện khuôn mặt và ứng dụng của nó trong năm 2018 , <https://smartz.vn/blogs/tin-tuc-smartz/cong-nghe-nhan-dien-khuon-mat-va-ung-dung-cua-no-trong-nam-2018>
- [10] Waldemar Wójcik , Konrad Gromaszek and Muhtar Junisbekov (2016) ,Face Recognition: Issues,Methods and Alternative Applications, <https://www.intechopen.com/books/face-recognition-semisupervised-classification-subspace-projection-and-evaluation-methods/face-recognition-issues-methods-and-alternative-applications>
- [11] Phạm Huy Hoàng (2017), Series Nhận Diện Idol: Phần 4.1 – Lý Thuyết Và Cơ Chế Nhận Diện Khuôn Mặt, <https://toidicodedao.com/2017/02/07/nhan-dien-idol-phan-4-1-ly-thuyet-co-che/>
- [12] Phạm Hoàng Anh (2018),Xây dựng hệ thống kiểm soát nhận dạng khuôn mặt với OpenCV Dlib và Deep Learning, <https://viblo.asia/p/xay-dung-he-thong-kiem-soat-nhan-dang-khuon-mat-voi-opencv-dlib-va-deep-learning-4P8566ma5Y3>
- [13] Phạm Thu Hằng (2018) , Hệ thống nhận diện gương mặt hoạt động như thế nào ?, <https://viblo.asia/p/he-thong-nhan-dien-guong-mat-hoat-dong-nhu-the-nao-6J3ZgOaPZmB>
- [14] Nhật Minh (2020), Công nghệ nhận diện khuôn mặt, <https://quantrimang.com/cong-nghe-nhan-dien-khuon-mat-51590>
- [15] Dương Thanh Linh (2020) , Đồ án ngành: Triển khai hệ thống nhận dạng khuôn mặt dùng cho điểm danh lớp học , <https://fit.bdu.edu.vn/sinh-vien-nghien-cuu-khoa-hoc/do-an-trien-khai-he-thong-nhan-dang-khuon-mat-dung-cho-diem-danh-lop-hoc.html>
- [16] Yichun Shi và Anil K. Jain, Đại học Michigan State.(2019).Probabilistic Face Embeddings. <https://arxiv.org/pdf/1904.09658.pdf>
- [17] Fei Wang (SenseTime), Liren Chen (Đại học California San Diego), Cheng Li (SenseTime), Shiyao Huang (SenseTime), Yanjie Chen (SenseTime), Chen Qian (SenseTime), và Chen Change Loy (Đại học Công nghệ Nanyang),(2018).The Devil of Face Recognition is in the Noise,<https://arxiv.org/pdf/1807.11649v1.pdf>
- [18] VoHungVi(2020),FaceMon – phần mềm nhận diện khuôn mặt,<https://viscomsolution.com/facemon-phan-mem-nhan-dien-khuon-mat/>
- [19] Nguyễn Thị Thom (2013),TÌM HIỂU ĐẶC TRƯNG LỖM 3D VÀ BÀI TOÁN PHÁT HIỆN MẶT NGƯỜI TRONG ẢNH ,https://lib.hpu.edu.vn/bitstream/handle/123456789/16760/25_NguyenThiThom_CT1301.pdf?sequence=1
- [20] Quora Contributor,(2018),How Does Apple's New Face ID Technology Work? , <https://www.forbes.com/sites/quora/2017/09/13/how-does-apples-new-face-id-technology-work/?sh=6a08f01d2b7f>
- [21] Nguyễn Ngọc Đình(2016),Nhận diện khuôn mặt và ứng dụng thực tế , <https://techinsight.com.vn/nhan-dien-khuon-mat-va-ung-dung-thuc-te/>
- [22] TaPit(2017),Hệ thống nhận dạng khuôn mặt sử dụng PCA, <https://tapit.vn/image-processing-he-thong-nhan-dang-khuon-mat-su-dung-pca/>
- [23] JOHNNY LIEU,(2018),Eyes to the front camera: Chinese facial recognition tech targets inattentive students, <https://mashable.com/2018/05/18/chinese-facial-recognition-class/#cvixiKxpkOqs>
- [24] Jason Brownlee,(2019),How to Develop a Face Recognition System Using FaceNet in Keras,<https://machinelearningmastery.com/how-to-develop-a-face-recognition-system-using-facenet-in-keras-and-an-svm-classifier>
- [25] Tom Simonite,(2014),Facebook Creates Software That Matches Faces Almost as Well as You Do,<https://www.technologyreview.com/2014/03/17/13822/facebook-creates-software-that-matches-faces-almost-as-well-as-you-do>
- [26] Sean O'Kane,(2018),British Airways brings its biometric identification gates to three more US airports, <https://www.theverge.com/2018/3/9/17100314/british-airways-facial-recognition-airports>
- [27] phamdinhkhanh,(12/03/2020),Mô hình Facenet trong face recognition,<https://phamdinhkhanh.github.io/2020/03/12/faceNetAlgorithm.html>
- [28] KhangNV1,(01/06/2020),Nhận Diện Gương Mặt Với 3 Dòng Code,<https://codelearn.io/sharing/nhan-dien-guong-mat-voi-3-dong-code>
- [29] Châu Ngân Khánh Đỗ Thanh Nghị ,Võ Tri Thức, Phạm Nguyên Khang,(2013),NHẬN DẠNG MẶT NGƯỜI VỚI GIẢI THUẬT HAAR LIKE FEATURE – CASCADE OF BOOSTED CLASSIFIERS VÀ ĐẶC TRƯNG SIFT ,https://dspace.ctu.edu.vn/jspui/bitstream/123456789/970/1/HNHT_2018_002_1-10.pdf
- [30] Tung_Trinh,(09/2018),Deep learning và bài toán Face Recognition,<https://forum.machinelearningcoban.com/t/deep-learning-va-bai-toan-face-recognition/1776>
- [31] Kim Peiffer,(19/03/2021),Why This \$2,000 Luxury DIY Facial Treatment Is Priceless, <https://www.forbes.com/sites/forbes-personal-shopper/2021/03/19/la-prairie-platinum-rare-haute-rejuvenation-protocol-review/?sh=34c2d85a58b4>
- [32] Bill Condie,Leigh Dayton,(09/12/2020),Four AI technologies that could transform the way we live and work, <https://www.nature.com/articles/d41586-020-03413-y>
- [33] James Efron,(09/03/2020),How machine learning changed facial recognition technology?,<https://shuftipro.com/blog/how-machine-learning-changed-facial-recognition-technology>
- [34] Hussain Mujtaba,(18/01/2021),Face Recognition with Python and OpenCV,<https://www.mygreatlearning.com/blog/face-recognition/>
- [35] DOUGLAS YEUNG, REBECCA BALEBAKO, CARLOS IGNACIO GUTIERREZ, MICHAEL CHAYKOWSKY,(2020),Face Recognition Technologies,https://www.rand.org/content/dam/rand/pubs/research_reports/RR4200/RR4226/RAND_RR4226.pdf
- [36] Martin Heller,(03/09/2020),What is face recognition? AI for Big Brother,<https://www.infoworld.com/article/3573069/what-is-face-recognition-ai-for-big-brother.html>
- [37] Daniel E. Ho Emily Black Maneesh Agrawala Li Fei-Fei,(11/2020),Evaluating Facial Recognition Technology: A Protocol for Performance Assessment in New Domains,https://hai.stanford.edu/sites/default/files/2020-11/HAI_FacialRecognitionWhitePaper.pdf
- [38] Shantnu Tiwari,(2020),Face Recognition with Python, in Under 25 Lines of Code,<https://realpython.com/face-recognition-with-python/>
- [39] Claude Castelluccia, Daniel Le Métayer Inria,(2020),Impact Analysis of Facial Recognition,<https://hal.inria.fr/hal-02480647/document>
- [40] Andrew Shepley,(07/2019),Deep Learning For Face Recognition: A Critical Analysis,https://www.researchgate.net/publication/334783128_Deep_Learning_For_Face_Recognition_A_Critical_Analysis
- [41] Kathleen Chaykowski,(19/12/2017),Facebook's New Facial Recognition Switch Can Find Photos Of You Across The Social Network,<https://www.forbes.com/sites/kathleenchaykowski/2017/12/19/facebook-new-facial-recognition-switch-can-find-photos-of-you-across-the-social-network/?sh=3a72be083fd7>
- [42] Jacob Kastrenakes,(07/05/2018),Ticketmaster could replace tickets with facial recognition,<https://www.theverge.com/2018/5/7/17329196/ticketmaster-facial-recognition-tickets-investment-blink-identity>
- [43] Jason Brownlee,(07/06/2019),How to Develop a Face Recognition System Using FaceNet in Keras,<https://machinelearningmastery.com/how-to-develop-a-face-recognition-system-using-facenet-in-keras-and-an-svm-classifier/>
- [44] NGUYỄN THIÊN PHONG,(06/2018), Mô Hình Mở Khóa Sử Dụng Nhận Diện Khuôn Mặt,<http://thuvienso.hcmute.edu.vn/doc/mo-hinh-mo-khoa-cua-su-dung-nhan-dang-khuon-mat-538322.html>
- [45] Hakan Cevikalp, William Triggs ,(10/02/2011),Face Recognition Based on Image Sets,<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00564979/document>
- [46] Yennhi25,(17/03/2020),Ứng dụng nhận dạng khuôn mặt hoạt động như thế nào?,<https://www.maytinhhietbac.com/index/ung-dhahakomte.34987/threads/post-56931/index.htm>
- [47] vnitmaster,(2019),Nhận diện khuôn mặt trong video bằng MTCNN và Facenet,<https://tinhte.vn/thread/mi-ai-nhan-dien-khuon-mat-trong-video-bang-mtcnn-va-facenet.3013864/>
- [48] Jason Brownlee,(16/08/2019),How to Train a Progressive Growing GAN in Keras for Synthesizing Faces,<https://machinelearningmastery.com/how-to-train-a-progressive-growing-gan-in-keras-for-synthesizing-faces/>
- [49] Đỗ Thành Công, (28/11/2018),Mô Hình Thống Kê Học Sâu Trong Nhận Dạng Khuôn Mặt,https://tailieuxanh.com/vn/tuid2215563_mo-hinh-thong-ke-hoc-sau-trong-nhan-dang-khuon-mat.html