**NHẬN DIỆN KHUÔN MẶT SỬ DỤNG TRÍCH LỌC ĐẶC TRƯNG HAAR-LIKE DỰA TRÊN PHƯƠNG SAI VÀ SVM**

1. Giới thiệu

* Ý tưởng bài báo đưa ra sự cải tiến đó là sử dụng phương sai để loại bỏ phần lớn các đặc trưng được trích xuất trong trích lọc đặc trưng Haar-Like nhằm tăng tốc độ xử lý, tăng tính chính xác và giảm độ phức tạp của mô hình

- Trích lọc đặc trưng Haar-Like được sử dụng để xây dựng một khung phát hiện khuôn mặt mạnh mẽ và cực kỳ nhanh chóng. Việc tính toán đặc trưng Haar-like không phức tạp tuy nhiên số lượng đặc trưng cần trích xuất là rất lớn (với kích thước của hình ảnh là 384x288 pixel và độ phân giải cơ bản của máy dò là 24x24 pixel, tập hợp đầy đủ các đặc trưng sẽ là 160.000 tính năng). Mặc dù mỗi đặc trưng được tính toán hiệu quả, nhưng việc tính toán toàn bộ rất tốn kém. Chính vì vậy, bài báo này lựa chọn một số lượng nhỏ các đặc trưng quan trọng từ 160.000 đặc trưng này và loại bỏ (càng nhiều càng tốt) các đặc trưng không quan trọng cho ứng dụng thời gian thực. (AdaBoost có thể giải quyết vấn đề này tuy nhiên thời gian xử lý với số lượng lớn đặc trưng là lâu)

- Trích chọn đặc trưng Haar-Like, sử dụng SVM để đào tạo và phân loại

- Nhận diện khuôn mặt theo thời gian thực

- Dataset gồm: 5.000 mẫu khuôn mặt và 10.000 mẫu không phải khuôn mặt được trích xuất từ hình ảnh.

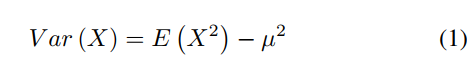
***- Kết quả và sự so sánh khi so với trích lọc đặc trưng Haar-like và sử dụng AdaBoost (cũng là một phương pháp hay được sử dụng) để đào tạo:***

+ Tăng tỉ lệ phát hiện chính xác: Đạt được 96,17% tỉ lệ phát hiện chính xác. Tỉ lệ này cao hơn 4,21% so với việc trích lọc đặc trưng Haar-like và sử dụng AdaBoost để đào tạo.

+ Tối ưu hơn so với phương pháp cũ: Từ việc xử lý 160.000 đặc trưng xuống xử lý còn 928 đặc trưng đã giảm đi kha khá thời gian xử lý, hơn nữa còn tăng về cả độ chính xác.

+ Giúp tìm ra các thành phần chính của dữ liệu và giảm số lượng đặc trưng cần sử dụng, tăng tốc độ xử lý và giảm độ phức tạp của mô hình

1. Nhận diện khuôn mặt sử dụng trích lọc đặc trưng Haar-Like dựa trên phương sai và SVM
   1. Đặc trưng
      1. Phương sai



Trong đó: Var(X) là phương sai, E(X2) là giá trị trung bình (kỳ vọng) của X2, và µ là kỳ vọng của X

- Do số lượng đặc trưng cần trích xuất là nhỏ, chính vì vậy ta cần tăng cường khả năng thể hiện mối quan hệ giữa các vùng lân cận trong ảnh

trích lọc đặc trưng Haar-Like. Đây là một phương pháp trích xuất đặc trưng của hình ảnh, dựa trên việc tính toán các giá trị trung bình của các vùng hình chữ nhật (hay còn gọi là cửa sổ) trên hình ảnh. Các giá trị này được sử dụng để định lượng sự khác biệt giữa các khu vực của hình ảnh, và sau đó được sử dụng để xác định vị trí và hình dạng của các đối tượng trong hình ảnh.

Tiếp theo, để xây dựng một hệ thống nhận diện khuôn mặt dựa trên trích lọc đặc trưng Haar-Like, ta sử dụng phương sai và SVM. Đầu tiên, ta sẽ sử dụng phương sai để giảm số chiều của dữ liệu đầu vào, từ đó giảm thiểu thời gian tính toán. Sau đó, ta sử dụng SVM để xác định xem một vùng hình ảnh có chứa khuôn mặt hay không.

Sau khi đã xây dựng được mô hình, ta cần huấn luyện nó bằng cách sử dụng một tập dữ liệu lớn các hình ảnh chứa khuôn mặt và không chứa khuôn mặt. Sau khi mô hình đã được huấn luyện, ta có thể sử dụng nó để nhận diện khuôn mặt trong các hình ảnh mới.

Tóm lại, nhận diện khuôn mặt bằng trích lọc đặc trưng Haar-Like dựa trên phương sai và SVM là một phương pháp hiệu quả trong việc xác định vị trí và hình dạng của khuôn mặt trong một hình ảnh. Tuy nhiên, nó cũng có thể gặp phải các thách thức như độ chính xác và tốc độ xử lý dữ liệu.

B1 – Vẽ hình sơ đồ các bước nhận diện ảnh

B2 – Tầm quan trọng của trích lọc đặc trưng: Dữ liệu ảnh thường là các dữ liệu thô, dữ liệu này thường nhạy cảm với sự thay đổi của ánh sáng, góc nghiêng, khoảng cách tới camera, … do đó nếu trực tiếp phân loại ảnh dựa trên dữ liệu này sẽ cho kết quả không chính xác. Quá trình trích lọc đặc trưng (là quá trình biến đổi dữ liệu ảnh từ dạng này sang dạng khác ít biến động hơn so với sự biến đổi của môi trường, những thông tin được trích chọn thường là những đặc trưng nổi bật của bước ảnh, những đặc trưng này ổn định bất chấp sự thay đổi của môi trường, tập hợp những đặc trưng này sẽ tạo thành một vecto đặc trưng có kích thước không đổi). Việc phân loại ảnh dựa vào vecto đặc trưng sẽ thuận tiện hơn nhiều so với việc sử dụng ảnh gốc, tuy nhiên trên thực tế việc trích chọn đặc trưng rất phức tạp đòi hỏi nhiều kinh nghiệm và kiến thức chuyên sâu. Các phương pháp trích lọc đặc trưng hiệu quả cho ảnh bao gồm SIFT, SURF, HOG, LBP,…

- Quá trình huấn luyện một mô hình phân loại dựa trên các bước: Sưu tập dữ liệu -> gán nhãn dữ liệu -> trích chọn đặc trưng -> huấn luyện mô hình

-Các đặc trưng Haar-like là những hình chữ nhật được phân thành các vùng khác nhau tạo thành các bộ đặc trưng góc, đặc trưng cạnh, đặc trưng vùng trung tâm. Sự chênh lệch giữa tổng các pixel giữa các vùng trắng và vùng đen tạo nên đặc trưng Haar-like của ảnh.

Trong HL, ta tạo ra bộ lọc (cửa sổ) hình chữ nhật để quét ảnh từ trên xuống dưới và từ trái sang phải. Dựa trên phương pháp của Viola và Jones, bài toán sử dụng 04 đặc trưng hình chữ nhật đơn giản để phân loại ảnh. Trong quá trình quét, ta sẽ tìm ra các giá trị của đặc trưng Haar-Like bằng cách: (1) Hình 1 , 2: sự khác biệt giữa tổng các giá trị phương sai trong hai vùng hình chữ nhật; (2) hình 3: Tính toán tổng giá trị phương sai trong hai hình chữ nhật bên ngoài được trừ đi từ tổng giá trị phương sai trong hình chữ nhật ở giữa. (3) Hình 4: Tính toán sự khác biệt của tổng các giá trị phương sai giữa các cặp hình chữ nhật theo đường chéo.

Lựa chọn ra các đặc trưng có phương sai cao nhất (phương sai càng cao chứng tỏ sự thay đổi càng lớn do đó khả năng phân loại càng tốt)

Hình ảnh đầu vào thường được biểu diễn dưới dạng ma trận với mỗi phần tử của ma trận là một giá trị Pixel. Để tính toán các đặc trưng Haar-Like nhanh chóng, ta sử dụng hai ma trận tích lũy gọi là Integral Image và Squared Integral Image.

Trong quá trình quét, nếu bộ lọc trùng khớp với một vùng của ảnh, ta tính tổng giá trị pixel trên vùng đó và lưu trữ vào một vector đặc trưng. Bộ lọc haar-Like sử dụng

sau khi trích lọc được các đặc trưng, ta sử dụng phương pháp PCA để giảm chiều dữ liệu. PCA giúp tìm ra các thành phần chính của dữ liệu và giảm số lượng đặc trưng cần sử dụng, tăng tốc độ xử lý và giảm độ phức tạp của mô hình.

Sau khi đã giảm chiều dữ liệu bằng PCA, ta sử dụng SVM để huấn luyện mô hình phân loại

Bước 1: Chuẩn bị dữ liệu

Thu thập ảnh khuôn mặt, bao gồm cả ảnh chứa khuôn mặt và ảnh không chứa khuôn mặt.

Chia dữ liệu thành 2 tập: tập huấn luyện và tập kiểm tra.

Bước 2: Tạo các Haar-like feature

Sử dụng phương pháp trích lọc đặc trưng Haar-like để tạo các feature từ ảnh.

Sử dụng hai ma trận tích lũy để tính toán giá trị pixel nhanh hơn.

Áp dụng các bộ lọc Haar-like để tạo ra các feature từ các giá trị pixel tính toán được.

Tạo một vector đặc trưng từ các feature của mỗi ảnh.

Bước 3: Huấn luyện SVM

Sử dụng tập huấn luyện để huấn luyện SVM.

Sử dụng phương pháp cross-validation để tìm ra các tham số tốt nhất cho SVM.

Bước 4: Kiểm tra và đánh giá

Sử dụng tập kiểm tra để đánh giá hiệu suất của SVM.

Tính toán độ chính xác, độ phủ, độ nhạy và độ đặc hiệu của SVM trên tập kiểm tra.

Tinh chỉnh các tham số của SVM để cải thiện hiệu suất nếu cần thiết.