Desarrollo de una aplicación para el reconocimiento de rosotros a través del algortimo PCA-Eigenfaces.

Diego F. Peña S.

Universidad Técnica Particular de Loja
Departamento de Ciencias de la Computación y Electrónica
Sección de Inteligencia Artificial
Loja, Ecuador
dfpena2@utpl.edu.ec

Resumen. - Este trabajo de investigación presenta el desarrollo de un sistema informático que pueda reconocer el rostro de las personas comparando las características faciales con las de los individuos conocidos. La idea principal radica en capturar imágenes frontales bidimensionales que se toman en un entorno no controlado, es decir, la iluminación y el fondo no serán constante. Los otros métodos de identificación v verificación de la persona como el escaneo del iris o el escaneo de la huella dactilar requieren alta calidad y equipos costosos, pero en el reconocimiento facial solo necesitamos una cámara normal que nos da una imagen frontal bidimensional de la persona que se usará para el proceso del reconocimiento de la persona. La técnica de Análisis de Componentes Principales(PCA) combinada con el algoritmo Eigenfaces se ha utilizado en el sistema propuesto de reconocimiento facial. El objetivo es comparar los resultados de la técnica en las diferentes condiciones y encontrar el enfoque más eficiente para el desarrollo de un sistema de reconocimiento facial.

Palabras clave —Analisis de componentes principales(PCA), eigenfaces, eigenvectores, reconocimiento de rosotros .

I. INTRODUCCIÓN

Las tecnologías de reconocimiento facial (face recognition technologies o FRT) son un área de investigación muy activa en los últimos años que engloba varias disciplinas como el procesado de imagen, redes neuronales, reconocimiento de patrones y visión por ordenador. Tiene varias aplicaciones potenciales, tanto comerciales como de seguridad, como por ejemplo la identificación de fotos de carnets, pasaportes o identificación en tiempo real de personas desde imágenes de cámaras de vigilancia. El reconocimiento facial, aunque fácilmente realizable por las personas, es difícilmente implementable de una manera totalmente automatizada en ordenador [1]

Los distintos algoritmos de reconocimiento e identificación del rostro dependen del dominio donde sea aplicado [2]

El proceso de identificación facial se divide básicamente en dos tareas: detección y reconocimiento [3]. La primera es, la

Daltón A. Agila E.

Universidad Técnica Particular de Loja
Departamento de Ciencias de la Computación y Electrónica
Sección de Inteligencia Artificial
Loja, Ecuador
daagila1@utpl.edu.ec

detección, comprende la localización de uno o varios rostros dentro de una imagen, sea fija o una secuencia de vídeo. La segunda tarea, el reconocimiento, esta consiste en la comparación del rostro detectado en el paso anterior con otras almacenadas previamente en una base de datos. Estos procesos, detección y reconocimiento, no deberían ser totalmente independientes debido a que según la forma en la que se detecte una rostro puede ser prácticamente imposible su reconocimiento con rostros de una base de datos detectadas de manera diferente, de ahí que los sistemas de reconocimiento facial estén fuertemente condicionados por la posición y orientación de la cara del sujeto con respecto a la cámara y las condiciones de iluminación en el momento de realizar la detección [4]

No existe un sistema que sea complemente eficaz en todas las condiciones, por este motivo, nuestra investigación se limita a desarrollar una técnica de identificación considerando fija la posición del rostro y única en la imagen.

Este documento se divide en las siguientes secciones. Iniciamos con la sección 1 que es la introducción a los sistemas de reconocimiento facial, la sección 2 incluye los antecedentes relacionados los sistemas de reconocimiento de rostro. La sección 3 incluye una descripción del método propuesto denominado PCA-Eigenfaces. La sección 4 incluye los experimentos y resultados. Finalmente, la sección 5 presenta las conclusiones.

II. ANTECEDENTES

Diversas tecnologías para el reconocimiento automatizado de rostros, han surgido en los últimos años. Entre las más destacadas encontramos el uso de Redes Neuronales [5]como ayuda al reconocimiento. También se observan técnicas recientes como el Análisis de Características Locales (Local Feature Analysis, LFA), el Modelo Markov (Hidden Markov Model, HMM) [6] o Elastic Bunch Graph Matching [7], en los cuales básicamente se hace énfasis en la localización de los elementos básicos de un rostro (ojos, nariz, boca, etc.), y su ubicación en el mismo.

Por otro lado, tenemos un modelo de reconocimiento basado en propiedades matemáticas de la imagen digitalizada, que capturan características invariantes de los rostros. Este es denominado modelo de Eigenfaces [8], el mismo que es objeto de estudio en la presente investigación.

Para la aplicación de cualquier método de reconocimiento facial se debe tener en cuenta el enfoque que se le dará al mismo, esto se da principalmente en dos enfoques: Según el tipo de datos usado y según la técnica de análisis.

A. Enfoques en el reconocimiento facial según el tipo de datos usados

Según la naturaleza de los datos usados en el proceso de reconocimiento, existen dos enfoques: a partir de mapas de intensidad y mapas de profundidad [3]

Los basados en mapas de intensidad realizan el análisis de imágenes digitales del rostro (imágenes 2D), sin embargo, éstos presentan algunas desventajas como la sensibilidad a los cambios de perspectiva, de escala, iluminación y la posibilidad de suplantar a un usuario a partir de otra imagen 2D [9]

Los sistemas basados en mapas de profundidad (imágenes 3D), realizan el análisis de la información de profundidad y/o la geometría del rostro. Algunas de las ventajas de estos sistemas son la tolerancia a los cambios de perspectiva, a cambios de iluminación y a las expresiones faciales. Por otro lado, la obtención de la información tridimensional del rostro no es tan trivial, de manera que estos sistemas son robustos ante el intento de suplantación o falsificación [9]

B. Enfoques en el reconocimiento facial según la técnica de análisis.

Según la manera de realizar el análisis de los datos, los algoritmos de reconocimiento facial se clasifican en dos grupos [9]: métodos basados en características y métodos basados en la apariencia.

Los métodos basados en características, realizan el análisis de las propiedades y la geometría del rostro, tales como áreas, distancias y ángulos entre los elementos del rostro.

Los métodos basados en apariencia, conocidos también como métodos holísticos, consideran al rostro como un todo y realizan un análisis global utilizando herramientas estadísticas. Estos métodos buscan un nuevo subespacio de menor dimensión para proyectar los rostros. Entre estos métodos se encuentran: el análisis de componentes principales (PCA), el análisis discriminante lineal (LDA), el análisis de componente independiente (ICA), el análisis de características locales (LFA), Tensorfaces, Redes neuronales (NN) y las máquinas de soporte (SVM).

III. DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO

A. Analisis de componentes principales PCA-Eigenfaces

El proceso de reconocimiento facial mediante el uso de la descomposición en valores principales (PCA) y Eigenfaces, sin entrar mucho en detalles, consta de los siguientes pasos [4]:

 Almacenar un conjunto de imágenes de entrenamiento de diferentes personas, pudiéndose tener subconjuntos de

- imágenes para cada persona que contengan diferentes posturas, condiciones de iluminación, etc.
- Crear una matriz formada por la nueva imagen de entrada y las ya almacenadas en la base de datos. Mediante un proceso matemático, se calculan los eigenvectores mediante la matriz de covarianza.
- Una vez obtenidos los vectores característicos, se comparan las distancias entre el vector que representa a la imagen original con el resto.
- Establecido un umbral de discernimiento a priori, si el menor valor del paso anterior es menor que este umbral, la imagen de la cara de entrada es considerada como conocida, si es mayor, se considera desconocida.

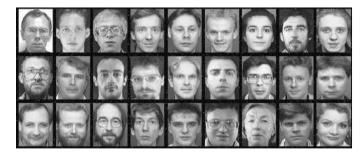


Figura 1. Ejemplo de base de datos de caras. Fuente FERET

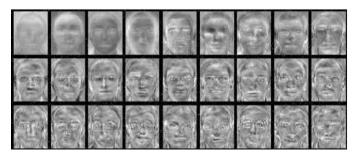


Figura 2. Eigenfaces de las caras dela figura 1. Fuente [4]

B. Algortimo Eigenfaces

Para la utilización de esta técnica se define una imagen I(x,y) como una matriz bidimensional de N filas y N columnas, cuyos valores de intensidad varíen entre 0 y 255 (8 bits), correspondientes a una imagen en escala de grises. Estos vectores definen el sub-espacio de imágenes faciales. Cada vector es de longitud N_2 , que describe a una imagen de tamaño NxN, y es una combinación lineal de la imagen de una cara original [10]

El conjunto de imágenes de caras para el entrenamiento es Γ_1 , Γ_2 , Γ_3 ,... Γ_M . Después de haber obtenido su conjunto se tiene la cara promedio dada por la ecuación 1:

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^{M} \Gamma_n \tag{1}$$

Luego cada cara difiere entre el rostro de entrada y la media del mismo según el vector de la ecuación. 2.

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \tag{2}$$

Este conjunto de grandes vectores está sujeto al análisis de componentes principales, el cual busca una serie de M vectores ortonormales u_n que mejor describan la distribución de los datos. El késimo vector u_k , es elegido tal como se presenta en la ecuación 3:

$$\lambda_{K} = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^{M} (u_{k}^{T} \Phi_{n})^{2}$$
 (3)

Siendo el máximo sujeto como se representa en la ecuación 4, para valores entre 1 y 0.

$$u_l^T u_k = \delta_k \begin{cases} 1, para \ l = k \\ 0, otro \ valor \end{cases}$$
 (4)

Los vectores u_k y los vectores λ_k , son los eigenvectores y los eigenvalores respectivamente de la matriz de covarianza en la ecuación 5.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^{M} \Phi_n \Phi_n^T = AA^T$$
 (5)

Donde A es la matriz $A = [\Phi_1, \Phi_2, ...\Phi_N,]$, y la matriz C es de dimensión de $N_2 \times N_2$.

Si el número de puntos de datos en el espacio de imágenes es menor que la dimensión del espacio ($M < N_2$), habrá solamente M-1 valores menores que N_2 eigenvectores significativos (los restantes eigenvectores estarán asociados a los eigenvalores de cero). El sistema puede resolverse para los eigenvectores N_2 dimensionales primero para los eigenvectores de una matriz MxM y luego realizando las apropiadas combinaciones lineales de las imágenes de las caras ϕ_i . Considerando los eigenvectores V_i de AA^T , tales como la ecuación 6.

$$AA^TV_i = \mu_i V_i \tag{6}$$

Pre multiplicando ambos miembros por A, se tiene en la ecuación 7.

$$AA^TAV_i = \mu_i AV_i \tag{7}$$

Donde puede observarse que AV_i son los eigenvectores de $C=AA^{\mathrm{T}}$. Con esto se construye la matriz $L=AA^{\mathrm{T}}$ donde L_{mn} = Φ_{m} Φ_{m} y se encuentran los M eigenvectores, Vk de L. Estos vectores determinan la combinación lineal de las M imágenes del conjunto de caras de entrenamiento para formar las eigenfaces u_i , como en la ecuación 8.

$$\mu_l = \sum_{k=1}^{M} V_{lk} \Phi_k \qquad i = 1, ..., M$$
 (8)

Primero se compara la imagen de entrada (*r*), (proyectada dentro del espacio de caras) con la imagen media y se multiplica su diferencia con cada vector propio de la matriz L como la ecuación 9.

$$\omega_k = \mu_k^T (\Gamma - \Psi) \quad para \ k = 1, ..., M \tag{9}$$

Con esto se obtiene un conjunto de pesos que conforman el vector $\Omega T = [\omega_1, \omega_2, \ldots, \omega_M]$ que describe la contribución de cada *eigenface* en la representación de la imagen de entrada. Por tanto, este vector puede ser usado como modelo estándar dentro de un algoritmo de reconocimiento sin más que evaluar una distancia entre vectores y mediante umbralización, determinar si una imagen de una cara puede considerarse perteneciente al espacio de caras de entrenamiento o no. Este valor será el que minimiza la distancia euclidiana en la ecuación 10.

$$\varepsilon^2 = \|\Omega - \Omega_k\| \tag{10}$$

Donde Ω_k es el vector que describe la k-ésima cara. El resultado final después de analizar una imagen aplicando eigenfaces es el que se muestra en la figura 3.



Figura 3. Análisis de Eigenfaces. Fuente [11]

IV. EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

La implementación del sistema de reconocimiento facial mencionado se ha llevado a cabo utilizando la biblioteca libre de visión artificial OpenCV Version 3.2. Es totalmente multiplataforma, existiendo versiones para Linux, Mac OS X y Windows, además contiene más de 500 funciones que abarcan una gran gama de áreas en el proceso de visión, como reconocimiento de objetos, reconocimiento facial, calibración de cámaras, visión estéreo y visión robótica.

Iniciado el desarrollo de la aplicación se determinó varios problemas de compatibilidad en cuanto a versiones de la librería y ejemplos mostrados en el API, después de haber sobrepasado estos inconvenientes se procedió a las pruebas para realizar el respectivo entrenamiento para que se pueda realizar la detección de rostros por medio de una cámara pudiendo ser

webcam propia del computador o una externa para mejorar la resolución.

```
@ @ agiladalton@agiladalton-ubuntu: ~/Downloads/reconocimiento_facial
agiladalton@agiladalton-ubuntu: ~$ cd Downloads/reconocimiento_facial/
agiladalton@agiladalton-ubuntu: ~{Downloads/reconocimiento_facial} ls
clastificador FaceRec.h main main.cpp registro.txt rostros ynl
agiladalton@agiladalton-ubuntu: ~{Downloads/reconocimiento_facial} ./main
****** MENU *****

1. Cambiar camara
2. Agregar nuevo rostro
3. Entrenar
4. Iniciar reconocimiento
5. Salir
Ingresar opcion:
```

Figura 4. Menú principal del programa.

Ejecutada la aplicación, esta presenta un menú con opciones que permite interactuar con el proceso de reconocimiento facial; la opción 1, cambia de cámara (propia del ordenador a webcam o viceversa); la opción 2, agregar un nuevo rostro a nuestra base de datos de imágenes; la opción 3, entrenar la interfaz para el reconocimiento de rostros; la opción 4, iniciar el proceso de reconocimiento y por último la opción 5, salir de la aplicación.



Figura 5. Captura de rostro para entrenamiento del algoritmo en el programa.

Designada la cámara a utilizar, se procederá a seleccionar la opción 2, registra un nuevo rostro en la base de datos (ver figura 6) y lo etiqueta para que lo detecte en el proceso de reconocimiento.

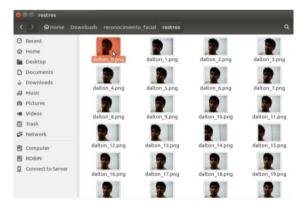


Figura 6. Base de datos (mosaico de fotos de distintos ángulos del rostro) que serán utilizados en la fase de entrenamiento del programa.

Por cada uno de los rostros que se vayan agregando a la base de datos, se tendrá que volver a entrenar la aplicación, esto lo podrá realizar por medio de la opción 3 del menú principal.

Figura 7. Fase de entrenamiento del mosaico de imágenes de la figura 6.

Para el entrenamiento se procede a tomar cada una de las imágenes con su respectiva etiqueta, al verificar el contenido de cada una de estas, se obtiene solo las que cuentan con un rostro y así evitar un mal entrenamiento.





Figura 8. Detección y reconocimiento del rostro (resultado obtenido de la figura 7) superior: ambiente no controlado, inferior: ambiente controlado.

Entrenada la aplicación, se procede a realizar las pruebas de reconocimiento por medio de la cámara seleccionada previamente, la misma que mostrara en una ventana el rostro detectado con la respectiva etiqueta y un valor que expresa la probabilidad de que el rostro coincide con la etiqueta de alguno de los que ya se encuentran en la base de datos.

Pruebas iniciales desarrolladas en ambientes no controlados (escasa iluminación, posición del rostro no frontal) arrojaron valores de probabilidad de reconocimiento entre 25 y 40%(ver figura 8-superior); pruebas en ambientes controlados (posición frontal del rostro, iluminación y fondo constantes) dieron valores probabilísticos de 50 y 70 %(ver figura 8-inferior), resultados confiables y óptimos para el reconocimiento de una persona en el programa desarrollado.

Se presenta a continuación una tabla resumen de las pruebas realizadas con el programa, mostrando la influencia que tiene el número de rostros en la validación del reconocimiento facial.

Tabla1. Resumen de las pruebas realizadas con el algoritmo PC-Eigenfaces.

Detalle	N° de Imágenes	Observación
Prueba 1: con 2 rostros	10	No se determina con exactitud los rostros
Prueba 2: con 2 rostros	10	Se verifica las falencias en controles para el respectivo entrenamiento
Prueba 3: con 2 rostros	20	Se incrementó el número de imágenes para aumentar las posibilidades de detección.
Prueba 4: con 2 rostros	20	Se verifica inconvenientes con distintos escenarios dependiendo de la luz emitida.
Prueba 5: con 2 rostros	30	Se aumenta número de imágenes por persona para capturar distintos puntos del rostro.
Prueba 6: con 3 rostros	30	Se verifica y mejora controles para determinar a qué persona le corresponde el rostro.
Prueba 7: con 4 rostros	40	Se incrementa número de

		. / 11:1
		imágenes debido
		a que a la cámara
		cuenta con baja resolución.
Prueba 8: con 4	40	
rostros	40	Mejora con una cámara de mejor
TOSUTOS		resolución
Prueba 9: con 4	40	Se realizan
rostros	40	etiquetas directas
1 0501 05		para realizar un
		entrelazado desde
		la interfaz.
Prueba 10: con 4	40	Se modifica el
rostros		guardado y
		etiquetado de los
		rostros para
		mejorar
		interacción.
Prueba 11: con 5	50	Se verifica en la
rostros		documentación la
		forma óptima de
		entrenamiento para detección de
		rostros.
Prueba 12: con 5	50	Se mejora el
rostros		proceso de
1000100		etiquetado en
		menos pasos
Prueba 13: con 6	50	Se realiza pruebas
rostros		con más rostros
		para determinar
		precisión
Prueba 14: con 6	50	Se establece
rostros		probabilidad para
		evitar confusiones
		de detección y
		posibles similitudes.
Prueba 15: con 6	50	Se considera un
rostros	30	entrenamiento
1031103		efectivo.
		Ciccuivo.

V. CONCLUSIONES

Una vez realizadas las pruebas con los distintos rostros y diferentes cantidades de imágenes se ha concluido lo siguiente:

- El algoritmo PCA-Eigenfaces, por sus características presenta sencillez y eficacia en el desarrollo de la aplicación
- El algoritmo PCA-Eigenfaces se basa en dos operaciones básicas: detección y reconocimiento. Ambas operaciones son necesarias y van en conjunto.
- Se consigue una mayor certeza en el reconocimiento de rostros si se cuenta con una cámara digital de alta resolución.

- Las pruebas realizadas en ambientes no controlados (baja iluminación, entornos oscuros y fondos no constantes), el sistema de reconocimiento no funciona eficazmente, arrojando valores entre 20 y 40 % de probabilidad de reconocer un rostro.
- Ambiente controlado (iluminación, fondo constate, posición fija y frontal del rostro) son factores importantes que contribuyen a una mayor probabilidad (50-70%) de que el sistema reconozca eficientemente un rostro.
- A distancias iguales o menores a 1m de la cámara la aplicación funciona eficientemente.
- La fase experimental demuestra que trabajar con número mínimo de 50 imágenes la aplicación se entrena óptimamente

VI. BIBLIOGRAFÍA

- [1] L. Lorente, «Representación de caras mediante Eigenfaces,» 1998, p. 13.
- [2] M. Yang, D. J. Kriegman y N. Ahuja, «Detecting Faces in Images: A Survey,» 2002, pp. 34-58.
- [3] R. Chellappa, P. Phillips, A. Rosenfeld y W. Zhao, «Face Recognition: A literature survey,» *ACM Computing Surveys*, vol. 35, 2003.
- [4] J. V. Martínez Pérez y J. Linares Pellicer, «Sistema de reconocimiento facial y realidad aumentada para dispositivos móviles,» *3Ciencias*, p. 10, 2012.

- [5] S. Lin, S. kung y L. Lin, «Face Recognition/Detection by Probabilistic Decision-Based,» 1997, pp. 114-132.
- [6] F. Samaria y S. Young, «HMM based architectures for face identification", Image and Computer Vision,» 1994, pp. 537-583.
- [7] W. Laurenz, J.-M. Fellous y N. Krüger, «Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching, in Intelligent Biometric Techniques in Fingerprint and Face Recognition,» 1999, pp. 355-396.
- [8] M. Turk y A. Pentland, «Face recognition using eigenfaces,» 1991, pp. 586-591.
- [9] V. L. I. Miguel Ángel, Sistema de Reconocimiento Facial Mediante Técnicas de Visión Tridimensional, Guanajuato, 2014.
- [10] V. Kshirsagar, M. Baviskar y M. Gaikwad, «Face recognition using Eigenfaces.,» *International conference on Computer* research and development 2011, p. 302–306, 2011.
- [11] C. H. MSc. Esparza Franco, C. Ing. Tarazona Ospina, E. E. Ing. Sanabria Cuevas y D. A. MSc. Velazco Capacho, «RECONOCIMIENTO FACIAL BASADO EN EIGENFACES, LBHP Y FISHERFACES EN LA BEAGLEBOARD-xM,» Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada, vol. X, nº XX - 20XX, p. 8, 2015.