

Sistema para el reconocimiento e identificación de rostros a través de fotografías

Faces recognition and identification system by using photographs

Gil, Ángel*; Benavides, María; Guilarte, Yessika y Márquez, Miguel.

Laboratorio de Prototipos, Decanato de Investigación, UNET,

Táchira 5001, Venezuela

*agil@unet.edu.ve

Recibido: 24-10-2007

Revisado: 13-03-2008

Resumen

Hoy en día la biometría presenta un importante desarrollo a nivel industrial, debido a sus distintas aplicaciones en esta área, motivado además por la toma de conciencia de las organizaciones sobre la necesidad de tener aplicaciones más eficientes que controlen el acceso tanto a instalaciones como a datos y sistemas informáticos. Dependiendo de la característica que se tome en cuenta para la identificación de los individuos, la biometría se divide en dos grandes tipos: estática y dinámica, dentro de la biometría estática encontramos, entre otras, la utilización del rostro humano. El presente proyecto utiliza el método eigenfaces para el análisis de fotografías y el reconocimiento de individuos. El método eigenfaces utiliza un conjunto de vectores que representan las proyecciones de una imagen sobre un espacio de dimensiones reducidas de rostros previamente almacenados. El sistema aplica una búsqueda dentro del conjunto de vectores y ubica el más cercano al vector del rostro que se desea identificar, utilizando dos métricas de comparación: el coseno del ángulo y la distancia euclidiana entre dos vectores. Las métricas se comparan con un umbral, el cual fue determinado por ensayo y error durante el proceso de pruebas de la aplicación. El sistema permite establecer cuando un rostro no se encuentra almacenado o la imagen no es un rostro. Se determinaron ciertas características y condiciones para las fotografías a ser utilizadas por la aplicación, se desarrolló la base de datos para almacenar los parámetros que se requieren para el funcionamiento de la misma, y se realizaron distintas pruebas, que dieron como resultado un índice de acierto superior al 80% para el algoritmo de reconocimiento. Se desarrolló un software en C++ que permite la identificación de individuos, por medio de fotografías.

Palabras clave: Eigenfaces, biometría, reconocimiento, identificación, rostro.

Abstract

Nowadays, biometry presents an important development in the industrial scope, due to its different applications. Also, this growing is motivated by the fact that organizations are taking conscience of the necessity to have more efficient applications to control the access to facilities, data and computer systems. Depending on the characteristic that is taken into consideration for the identification of an individual, biometry is divided in two great types: static and dynamic. Within the static biometry is found, among others, the use of the human face. The present work uses the eigenfaces method for the recognition of individuals by using analysis of photography. The eigenfaces method uses a set of vectors that represent the projections of an image onto a space of reduced dimensions of faces previously stored. The system applies a search within the set of vectors and locates the closest stored vector to the vector of the face being identified, using two metric of comparison: the cosine of the angle and the Euclidean distance between two vectors. These metrics are compared against previously calculated threshold values, which were determined during the application development process. The system allows establishing whether a face is not stored in the database or the image is not a face. Certain characteristics and conditions were determined such that any photography can be used by the application. The database was developed to store the parameters that are required for the operation of the system. Several tests were performed and an index of success superior to 80% for the recognition algorithm was achieved. Finally, an application program was developed, in C++, which allows the identification of individuals, by means of photography.

Key words: Eigenfaces, biometry, recognition, identification, face.

1 Introducción

En los últimos años los sistemas biométricos han cobrado auge a nivel mundial en vista de su importancia en la resolución de problemas enfocados a la seguridad, la cual se fundamenta en los siguientes requisitos: autenticación, autorización y auditoría. La autenticación a su vez se divide en tres tipos: algo que usted sabe, algo que usted tiene y algo que usted es. Con relación a los sistemas biométricos se encuentran clasificados en la tercera categoría, ya que permiten identificar a una persona a través de determinadas características físicas, es decir, algo que usted es.

Actualmente se han desarrollado diversos sistemas biométricos, los cuales van desde la identificación de personas a través de huellas dactilares, geometría de la mano, reconocimiento de voz, hasta la identificación a través del iris o de la retina, así como, los sistemas de reconocimiento e identificación de rostros, que son ampliamente aceptados por no ser invasivos. Durante la presente investigación se seleccionó un método holístico basado en subespacios, denominado Eigenfaces, el cual busca la proyección de la imagen almacenada más cercana a la imagen de entrada, así como la utilización de un umbral obtenido experimentalmente para determinar durante el proceso de clasificación cuando la imagen ingresada es o no una cara, y en caso de serlo cuando corresponde a un rostro de una persona conocida o a un individuo que no se encuentra almacenado en el sistema. Las medidas de distancia entre vectores empleadas en este trabajo por el método eigenfaces durante el proceso de reconocimiento son: la distancia euclidiana y la distancia del coseno del ángulo entre vectores.

La presente investigación tiene como propósito desarrollar un sistema, que aplica el método eigenfaces para el reconocimiento de rostros a partir de una base de datos de fotografías, las cuales son almacenadas bajo ciertas características y condiciones previamente establecidas. Este sistema puede ser muy útil si es incorporado en aplicaciones de reconocimiento de patrones y de visión artificial, o como parte de un sistema biométrico híbrido, el cual se puede utilizar como control de acceso a información o instalaciones.

2 Descripción general

2.1 Diagrama general del sistema

A continuación se presenta un diagrama que describe de manera general el funcionamiento de la aplicación, a partir de sus dos procesos principales: Entrenamiento y reconocimiento. (Ver Fig.1).

2.2 Formulación matemática del método eigenfaces

El método seleccionado en la presente investigación fue Eigenfaces, es un método holístico que se basa en el espacio de la imagen para realizar el proceso de reconocimiento. La imagen es representada como una matriz de di-

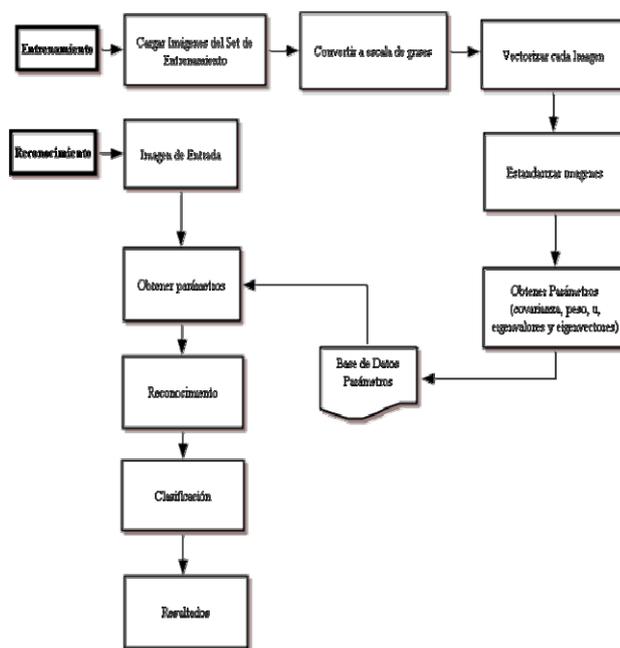


Fig. 1. Diagrama general de la aplicación

mensiones $n \times n = N$ píxeles, cada píxel posee un valor de intensidad diferente (valores entre 0 y 255) que se obtiene al transformar la imagen de RGB a escala de grises, las fotografías están formadas por coordenadas $I(x,y)$. Debido a que las imágenes serán de rostros humanos, éstas poseen similitudes entre sí, y se pueden describir a través de una representación en un subespacio cuya dimensión es mucho menor a N . La idea principal del método es encontrar los vectores que mejor representen la distribución de las imágenes, estos vectores definen un subespacio correspondiente a las imágenes de rostros de seres humanos y es llamado espacio del rostro. Cada imagen se representará por un vector de longitud N , dado el conjunto de muestras de imágenes de rostros (conjunto de entrenamiento) en los vectores columna.

Las imágenes vectorizadas son:

$$\Gamma_0, \Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_{M-1} \quad (1)$$

El rostro promedio del conjunto se encontrará definido por:

$$\Psi = 1/M \sum_{j=0}^{M-1} \Gamma_j \quad (2)$$

Cada rostro difiere del vector promedio en:

$$\phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (3)$$

El conjunto de entrenamiento, está definido por la unión del conjunto de fotos de cada individuo a ser almace-

nado en el sistema; contra el cual se compara la imagen de entrada, es el punto de partida para el Análisis de Componentes Principales (PCA); el cual busca encontrar el grupo de vectores que mejor describan la distribución de los datos, para ello se necesitan calcular los eigenvectores U_k y eigenvalores λ_k de la matriz de covarianza:

$$C = \left(\sum_{i=0}^{M-1} \phi_i \phi_i^T \right) / (N - 1) \tag{4}$$

Para reducir la dimensionalidad del problema se toma la siguiente matriz de covarianza, cuyo tamaño es mucho menor ($M \ll N$):

$$C = (A^T A) / (N - 1) \tag{5}$$

Donde M es la cantidad de imágenes del conjunto, y A la matriz de dimensiones $N \times M$, la cual tendrá como columnas los vectores de las imágenes normalizadas:

$$A = [\phi_0 \phi_1 \dots \phi_{M-1}] \tag{6}$$

Los eigenfaces son empleados para clasificar la imagen de entrada, y cada nueva cara o imagen de entrada es transformada en su componente eigenface, para luego ser comparada con los eigenfaces del conjunto de entrenamiento.

Se busca encontrar las direcciones de $\{U_i\}$ donde las desviaciones se encuentran concentradas, es decir donde los datos transformados estén descorrelacionados. Los valores propios proveen una medida de la cantidad de desviación en dirección al vector U_k , donde $\{U_i\}$ es la base ortonormal del subespacio de las muestras, es decir del conjunto de entrenamiento, con $i = 0, 1, \dots, M-1$.

Se obtienen unas nuevas imágenes, proyectándolas en el espacio del rostro con la siguiente operación:

$$\omega_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \text{ donde } k = 1, \dots, M' \tag{7}$$

Aquí se puede seleccionar un $M' < M$ que corresponderá a los eigenvectores que poseen los eigenvalores mas grandes, ya que son los que tienen asociados los eigenfaces que contienen mayor información de la imagen representada.

Para el proceso de reconocimiento, una imagen de entrada ingresa al sistema; esta se transforma a escala de grises, luego se convierte en un vector columna, se normaliza y se calcula la matriz de pesos de las imágenes del conjunto de entrenamiento mediante la expresión:

$$\Omega^T = [\omega_1, \dots, \omega_M] \tag{8}$$

Esto describe la contribución de cada eigenface, en representación de la imagen de entrada.

El peso correspondiente a la imagen de entrada será:

$$\Omega_{in} = U^T \text{EntradaNormalizada} \tag{9}$$

Luego se calcula la distancia euclidiana entre los vectores correspondientes al conjunto de entrenamiento y la imagen de entrada, de la siguiente manera:

$$E_k = \|\Omega_{in} - \Omega_k\|^2 \tag{10}$$

Determinando de esta forma la clase que minimiza la distancia euclidiana y se compara contra determinado umbral. Otro parámetro útil para el proceso de reconocimiento es el ángulo entre dos vectores:

$$\cos(\theta) = (uv) / \|u\| \|v\| \tag{11}$$

En el análisis PCA se puede reconstruir cualquiera de las imágenes del conjunto de muestras así (1991, citado en Caiafa, s.f):

$$\Gamma_j = \Psi + \sum_{i=0}^{M-1} w_{ij} u_i \tag{12}$$

2.3 Obtención de eigenvalores y de eigenvectores

La matriz de covarianza previamente obtenida de dimensiones $M \times M$, es empleada para obtener los Eigenvalores. Esta matriz viene de transformar cada imagen en un vector. Cada vector, el cual representa un rostro, será una columna en la matriz de covarianza. (Ver Fig. 2).

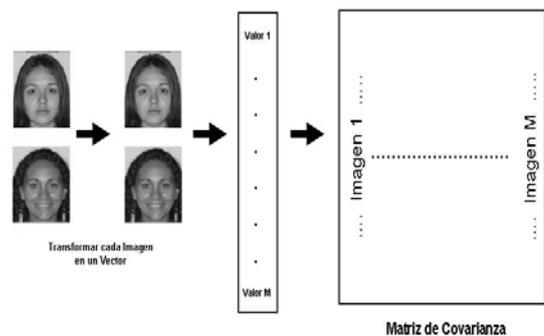


Fig. 2. Proceso para obtener la matriz de covarianza

Para la obtención de los eigenvalores y eigenvectores se desarrollo un prototipo inicial con Matlab® y se utilizó el comando “eig”, que permite obtener los valores deseados. Sin embargo, en la presente investigación se implemento un algoritmo en C++ siguiendo los siguientes pasos:

Primeramente se convierte la matriz a forma Hessemberg, mediante reflectores de Householder con el fin de hacer mas sencillos los cálculos posteriores, luego se aplica el algoritmo QR (Eliminación Gaussiana Iterativa) y con

ciertas iteraciones se obtienen los eigenvalores aproximados de la matriz de covarianza en la diagonal principal de la matriz R (Forma real de Schur's) de la n-ésima iteración.

Después teniendo los eigenvalores, se procede a calcular los eigenvectores a través del método de Gauss-Jordan cuya entrada es una matriz aumentada, que se obtiene al agregar una columna de 0 a la matriz de covarianza, obteniendo de esta forma un sistema de ecuaciones lineales homogéneo. Al resolver dicho sistema se obtienen los eigenvectores y eigenvalores aproximados que satisfacen la siguiente ecuación:

$$Av = \lambda v \quad (13)$$

Donde A es la matriz de covarianza de dimensiones $M \times M$, v son los eigenvectores y λ los eigenvalores. Que proporcionan una solución diferente de la trivial. (Golubitsky y Dellnitz, 2001).

3 Resultados

El prototipo desarrollado fue entrenado utilizando un conjunto de fotografías pertenecientes a 22 individuos, 7 imágenes por individuo, las cuales fueron almacenadas en la Base de Datos de la aplicación. Luego se utilizaron diversos conjuntos de fotografías para probar la confiabilidad del sistema, los cuales fueron: tres fotografías por cada individuo, diferentes a las que se encuentran almacenadas en la Base de Datos, un conjunto de igual número, pero de individuos que no se encuentran almacenados y 14 imágenes que no son rostros. Los errores del sistema fueron clasificados en las siguientes categorías:

- Error tipo 1: Falso rechazo, una persona conocida no es identificada.
- Error tipo 2: Falsa aceptación, una persona desconocida es falsamente identificada.
- Error tipo 3: Falsa aceptación, una imagen que no es rostro es identificada como un sujeto.
- Error tipo 4: Falsa identificación, una persona conocida es identificada como otro sujeto.

El sistema fue probado utilizando diferentes valores de umbral para el coseno de ángulo como métrica para el reconocimiento de las fotografías almacenadas.

Se encontró que los mejores resultados fueron obtenidos utilizando un coseno de ángulo de 0.9985 (Ver Fig. 3), se presentaron los siguientes errores:

- Error tipo 1: 0.144
- Error tipo 2: 0.033
- Error tipo 3: 0.0
- Error tipo 4: 0.011

Con cada uno de los resultados obtenidos hasta el momento se llegó a la conclusión que el mejor índice de aciertos es el que resulta de verificar si la distancia y el ángulo mínimo hacen relación a la misma persona, en cuyo caso es reconocida. Para este caso el índice de acierto obtenido fue de 81.51%.

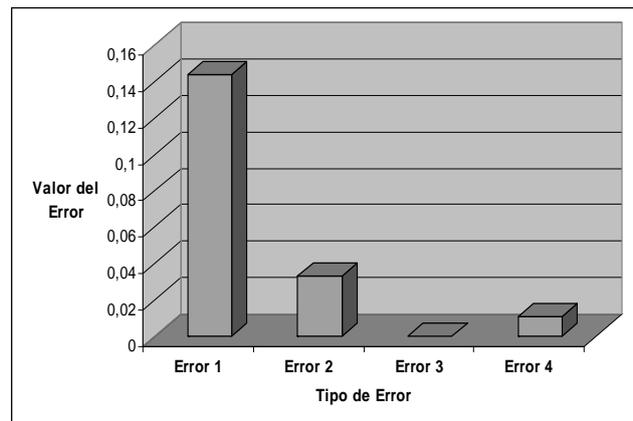


Fig. 3. Error con umbral 0.9985

4 Conclusiones

Existen varios métodos para determinar la proximidad entre dos vectores pertenecientes a un espacio en particular. Sin embargo, los métodos más populares utilizados en este tipo de reconocimiento son: la distancia Euclidiana, la distancia del coseno. En esta investigación los mejores resultados se obtuvieron utilizando la distancia del coseno, la cual utiliza el coseno del ángulo entre dos vectores. Este método fue utilizado para filtrar los individuos desconocidos o las imágenes que no son rostros. El umbral experimental establecido como parámetro para la distancia del coseno fue de 0.9985, el cual permitió un 81.55% de aciertos en el proceso de identificación.

Las pruebas realizadas, se enfocan en el reconocimiento e identificación de individuos a través de fotografías que poseen las condiciones definidas previamente, no se consideraron variaciones significativas en cuanto a iluminación y/o rotación de la imagen. Sin embargo las fotografías almacenadas y las utilizadas como entrada, pertenecientes a un mismo individuo, presentan variaciones en cuanto a los gestos y expresiones faciales; es importante destacar que las variaciones drásticas de iluminación y de ubicación del rostro en la fotografía pueden afectar los resultados.

En esta investigación el método Eigenfaces se codificó de manera tal que la etapa de entrenamiento se realizará off-line, ocasionando así un proceso de reconocimiento más eficiente, ya que los parámetros requeridos fueron calculados previamente. Por otra parte el problema que se presenta debido a que el método arroja siempre un resultado, correspondiente al vector reducido que mejor se aproxime al vector de entrada, se incorporó un umbral, para la métrica distancia del coseno del ángulo entre dos vectores. El uso de este umbral reduce el error en el reconocimiento de individuos que no se encuentran dentro de la base de datos, así como de imágenes que no son rostros. En la mayoría de los sistemas biométricos, encontramos que, si el umbral es excesivamente restrictivo afectará el reconocimiento de individuos conocidos y si es medianamente restrictivo incre-

mentará la posibilidad de que sean reconocidos individuos que no se encuentran almacenados en la base de datos.

Finalmente, se recomienda utilizar sistemas híbridos que combinen diversas técnicas con el objeto de mejorar los resultados de la identificación y disminuir el margen de error.

Referencias

Bansal A, 2004, User-identification uses face recognition algorithms.

Caiafa C, s/f, Desarrollo de un software para la identificación de elefantes marinos por eigenfaces.

Golubitsky M y Dellnitz M, 2001, Algebra lineal y ecuaciones diferenciales con uso de Matlab. Editorial Thomson Learning, México.

Navarrete P, Ruiz J y Escobar M, Reconocimiento de caras mediante métodos de tipo eigenspace.

Vicente M, 2006, Reconocimiento y búsqueda selectiva de objetos en entornos no estructurados mediante apariencia y multiescala.

