

Conference Paper

PROCESAMIENTO DE IMÁGENES PARA LA IDENTIFICACIÓN DE PERSONAS COMO SISTEMA DE SEGURIDAD EN ZONAS DOMICILIARIAS

Image Processing for identification of people as a security system in domiciliary zones

I. Granja, D. Moreno, F. Cabrera, and P. Valle

Escuela de Ingeniería Electrónica en Telecomunicaciones y Redes, Facultad de Informática y Electrónica, Escuela Superior Politécnica de Chimborazo. Panamericana Sur km 1 1/2, Riobamba-Ecuador

Resumen

El objetivo fue la implementación de dos algoritmos de reconocimiento facial para la identificación de personas, bajo condiciones reales en este caso un domicilio, se examinó las investigaciones relevantes en la identificación facial como los métodos de Análisis de Componentes Principales (PCA) y el Análisis Lineal Discriminante (LDA), procesos matemáticos utilizadas por los algoritmos Eigenfaces y Fisherfaces, que son técnicas de aproximación estadística para clasificar datos en este caso rostros, con mínima complejidad computacional. El sistema de identificación de personas propuesto, desarrolló algoritmos en Matlab, describiendo sus etapas principales de procesamiento como la adquisición de imágenes, pre procesamiento, extracción de características faciales, entrenamiento o clasificador, éstos algoritmos se sometieron a evaluación de eficacia en la identificación de personas, utilizando una base de rostros públicas de AT&T conocida como ORL Database of Faces, con 400 imágenes de rostros de distintas personas con variadas expresiones, adicionalmente se elaboró un base de rostros domiciliar, con 48 imágenes para el entrenamiento del sistema. Como resultado de la evaluación bajo condiciones de laboratorio se obtuvo una eficiencia superior al 90%, mientras que, al ser evaluados en condiciones reales, los algoritmos presentan eficiencias de identificación que oscilan del 50 al 80%, factores que dependen de la distancia, cámara, calidad de imagen, e iluminación. Estableciéndose las condiciones mínimas de requerimientos para la implementación de un sistema de vigilancia domiciliar, con porcentajes de efectividad favorables en estos ambientes, proponiendo una innovación en el uso de la tecnología e ingeniería actual respecto a video vigilancia.

Abstract: The objective of the project is the implementation of two facial recognition algorithms for the identification of people, under real conditions, in this case an address. Relevant investigations in facial identification have been explored, such as Principal Component Analysis (PCA) and Discriminant Linear Analysis (LDA) methods, mathematical processes used by the Eigenfaces and Fisherfaces algorithms, which are statistical approximation techniques for classifying data, in this case faces, with minimum

Corresponding Author:

D. Moreno

pdmoreno@esepoch.edu.ec

Received: 10 January 2020

Accepted: 17 January 2020

Published: 26 January 2020

Publishing services provided by
Knowledge E

© I. Granja et al. This article is distributed under the terms of the [Creative Commons Attribution License](#), which permits unrestricted use and redistribution provided that the original author and source are credited.

Selection and Peer-review under the responsibility of the VI Congreso Internacional Sectei 2019 Conference Committee.

 OPEN ACCESS

computational complexity. The proposed people identification system, developed its algorithms in Matlab, describing its main processing stages such as image acquisition, pre-processing, extractions of facial features, training or classifier, these algorithms will be evaluated of efficiency in the identification of people, used for this a base of public faces of AT & T known as ORL Database of Faces, with 400 images of different faces forgive with various expressions, in addition to this a base of faces domiciliary, with 48 images will be elaborated for system training. As a result of the evaluations under laboratory conditions they present an efficiency of over 90%, while when evaluated in real conditions, the algorithms show efficiencies ranging from 50 to 80% depending on the distances between the subject and the camera, as well as it also depends on the image quality that can be acquired with them. In this way, minimum requirements have been established for the implementation of a home surveillance system, in which favourable percentages of effectiveness will be obtained in these environments, proposing an innovation in the use of current technology in relation to video surveillance.

Palabras claves: PCA, Eigenfaces, LDA, Fisherfaces, Base de Datos Públicas, Algoritmo, Reconocimiento.

Keywords: PCA, Eigenfaces, LDA, Fisherfaces, Public Database, Algorithm, Recognition.

1. Introducción

La tecnología de reconocimiento facial en los últimos años, ha tomado gran impulso por las aplicaciones y utilidades en aspectos de seguridad, a pesar que, las primeras investigaciones se remontan a la década de 1960 y que medio siglo después al mejorar sus métodos matemáticos y disponer de recursos computacionales más sofisticados, es considerada ésta tecnología como elemento principal en sistemas de la biometría, utilizados por instituciones privadas, profesionales de seguridad y por el gobierno.

El desarrollo del presente trabajo está orientado al estudio de técnicas y algoritmos del reconocimiento facial en la identificación de personas y la implementación de dos algoritmos que realizarán el reconocimiento de patrones faciales para la identificación de una persona que se encuentra registrada en una base de datos, para ello se utiliza un registro de bases de rostros públicas que contienen una variedad de imágenes que

simulan condiciones reales para el procesamiento (1), y otra base de rostros domiciliar para la comprobación de eficiencia en condiciones reales de vigilancia e un domicilio.

Al realizar la implementación de dos técnicas diferentes de reconocimiento facial como método de seguridad domiciliar se pretende determinar la eficacia de identificación de cada técnica y establecer las condiciones mínimas de requerimientos para la implementación de un sistema de vigilancia domiciliar, con porcentajes de efectividad favorables en estos ambientes.

2. Materiales y Métodos

El reconocimiento facial dependiendo de la aplicación específica a realizar se encuentra dentro de dos esquemas: verificación e identificación (2). La verificación en el sistema de reconocimiento facial es un escenario de comparación 1:1, donde el rostro como imagen de entrada se compara directamente con el rostro de la base de datos previamente almacenada confirmando de esta manera la idoneidad de la identidad de la persona en cuestión. Por otro lado, el esquema de identificación es el reconocimiento de la identidad de una persona desconocida como información de entrada comparada con la base de datos de rostros, teniendo una comparación de 1: N, pudiendo operar bajo dos modalidades dependiendo del conjunto de datos a utilizar (3).

1. Identificación close-set.- Operando este escenario sobre un conjunto de datos cerrado en la que el sistema devuelve como respuesta la imagen de la persona registrada en la base de datos o a su vez la más semejante a la imagen evaluada.
2. Identificación open-set.- Operando este escenario sobre un conjunto de datos abiertos obligando al sistema dar como resultado la identificación de la persona evaluada o la notificación que la imagen de la persona no se encuentra registrada en la base de datos, siendo más común este sistema a nivel comercial.

Entre las diferentes líneas de investigación enfocado a técnicas de mejora de detección facial, se establece dos tareas fundamentales, extracción de las características y clasificación de la expresión facial (4), clasifica a las emociones en seis emociones universales básicas como son: alegría, sorpresa, tristeza, miedo, disgusto y enojo; codificadas en un sistema de mapeo de acciones faciales FACS por sus siglas en inglés, derivándose dos campos de estudio, como es la clasificación de expresiones de emociones faciales, y el segundo que es la detección automática de acciones faciales. En donde la robustez de los sistemas de reconocimiento dependerá del sistema de extracción de características faciales, desarrollándose sistemas de reconocimiento

facial en tiempo real con técnicas híbridas que son los trabajos propuestos por Braathen, Littlewort, Kappor, Bartlett (5), (6), (7)

Otros estudios se han enfocado en la detección de píxeles de piel, para discriminar los elementos que deben ser analizados y solo enfocarse en el rostro o características de piel propias de las personas (8), realizando una comparación de cinco espacios de color y dos métodos no paramétricos de modelado de piel, métodos paramétricos, modelo gaussiano y mezcla de gaussianas (9). En la Tabla 1 se presenta el resultado del rendimiento de los detectores de piel utilizados en las investigaciones antes descritas (10).

TABLE 1: Rendimiento de diferentes detectores de piel

Método	Referencia	TP (True Positive)	FP (False Positive)
Bayes SPM (Skin Probability Map) in RGB	[Brand et al. 2000]	93.40%	19.80%
Elliptical boundary model in CIE-xy	[Lee et al. 2002]	90.00%	20.90%
Single Gaussian in CbCr	[Lee et al. 2002]	90.00%	33.30%
Gaussian Mixture in IQ	[Lee et al. 2002]	90.00%	30.00%
Threshold of 1 axis in YIQ	[Brand et al. 2000]	94.70%	30.20%

3. Métodos de Reconocimiento Facial

3.1. Métodos Holísticos

Técnicas del reconocimiento facial que utiliza varias muestras de un mismo sujeto, donde el rostro será la imagen de entrada del sistema, mediante cálculos matemáticos de correlación modelan las características de la comparación. Teniendo presente que cada pixel es una característica el sistema debe compararlos a todos, se debe utilizar métodos que correlacionan las características entre sí, para reducir el espacio facial y que el procesamiento del algoritmo a aplicar sea en tiempo real, se detallan los más relevantes:

3.2. Análisis de Componentes Principales

Técnica utilizada para reducir la dimensionalidad de un gran conjunto de datos, al intentar distinguir las causas de la variabilidad de los patrones, sobre todo en imágenes donde la calidad es baja, entonces PCA, es una técnica potente en la identificación de patrones en una relación de 1 a 1000, y comúnmente utilizada por Eigenfaces realizada

por Sirovitch y Kirby, donde las imágenes deben ser normalizadas a un mismo tamaño, a más de tener una alineación uniforme entre los ojos y boca (11), ver Fig. 1

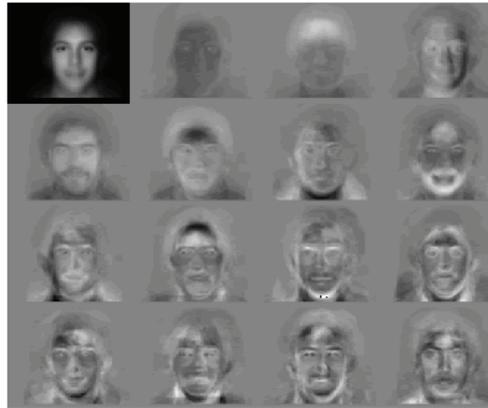


Figure 1: Estandar Eigenfaces

3.3. Análisis de componentes Independientes

Es una generalización del método PCA, que busca de descomponer una señal en vectores generada de la base de un espacio, mediante una combinación de fuentes independientes, disminuyendo la dependencia estadística entre los vectores base, obteniendo una matriz de variables independientes y otra de observaciones, a diferencia de PCA que en su entrada tiene variables no correlacionadas, ICA adquiere una imagen en variables estadísticamente independientes.

Las imágenes que se obtienen de ICA contienen más información local que las obtenidas por el análisis de componentes principales, no obstante, los recursos computacionales para el tiempo de entrenamiento son mucho mayor que PCA (12).

3.4. Análisis Lineal Discriminante

Este método es una técnica de aprendizaje supervisado de aproximación estadística para clasificar datos, en base de muestras de grupos desconocidos. Permite encontrar combinaciones lineales que minimizan la varianza entre características conocidas intraclasses y maximizar entre clases desconocidas. Para obtener una proyección de patrones adecuado se debe entrenar al sistema con patrones etiquetados, donde la base de rostros que componen la etapa de entrenamiento está compuesto por un grupo de diferentes personas con diferentes expresiones faciales y con distintas vistas, se etiquetará como una clase al conjunto de imágenes de una misma persona,

teniendo (n) número de personas a reconocer, separando el espacio de entrenamiento por grupos, en la Fig. 2 se aprecia ejemplos de clases distintas.



Figure 2: Ejemplo de 6 clases distintas usando LDA

3.5. Métodos basados en Kernels

Este método es una generalización de los tres métodos analizados anteriormente (PCA, ICA, LDA), presenta el problema de realizar una clasificación a un espacio de mayor dimensión, donde las clases sean linealmente separadas, por lo que se debe mapear los vectores de entrenamiento con una función no lineal (13)

3.6. Support Vector Machine: SVM

Método genérico para el reconocimiento de patrones de un determinado espacio que pertenecen a dos clases distintas, es un método discriminatorio y se lo debe combinar con otro método ejemplo eigenfaces PCA para extraer características propias de las imágenes, y de ahí se aplica el SVM, que encuentra el hiperplano que separa la mayor cantidad de puntos de la misma clase del mismo lado, obteniendo un hiperplano de decisión denominado OSH (Optimum Separating Hyperplane), al maximizar las distancias de cada clase. Los puntos más cercanos al hiperplano, de cada conjunto evaluado, son los llamados vectores de soporte (support vectors).

3.7. Métodos locales o geométricos

Estos métodos tienen como entrada del sistema de reconocimiento las características locales, como son ojos, nariz, boca, cejas, etc., desarrollando detectores de rostros muy robustos, entre las técnicas destacables se tiene

3.8. Correspondencia entre Agrupaciones de Grafos Elásticos

Esta técnica se basa en características tales como variación de iluminación, posición y expresión de la persona, donde la representación de la cara toma la forma de grafos etiquetados. Los grafos están formados por vectores que mantienen información geométrica, y los nodos representan un conjunto de características locales. EBGm utiliza la transformación de Gabor, que vendría hacer un preprocesamiento de imágenes basado en fenómenos biológicos. Para ello se crea una plantilla que es proyectada al rostro de malla elástica el cual traza el comportamiento de la imagen alrededor de un pixel como se puede observar en la Fig. 3, se aplica la convolución entre la imagen y el filtro gabor para detectar formas extraer las características de las imágenes (14).

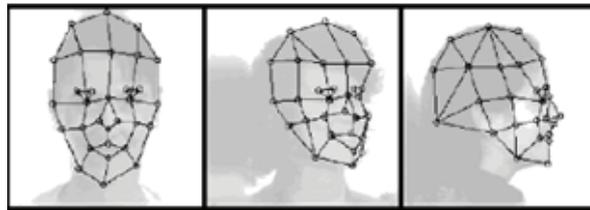


Figure 3: Correspondencia entre agrupaciones de grafos

3.9. Modelo oculto de Markov

Modelo estadístico utilizado para modelar las propiedades estadísticas de una señal. En este modelo utiliza el proceso de Markov para determinar parámetros desconocidos a partir de parámetros observables, para el reconocimiento de formas temporales, como el reconocimiento del habla, escritura manual, en bioinformática (15).

3.10. Técnicas de Reconocimiento Facial

3.10.1. Eigenfaces

Técnica basada en una herramienta matemática llamada Análisis de Componentes Principales (PCA), útil para la compresión de imágenes y para el desarrollo de sistemas de reconocimiento facial. Es la técnica básica para entender el funcionamiento de esta tecnología y además forma parte importante de técnicas más avanzadas. Está creada a partir de dos fases, una de entrenamiento y otra de clasificación. En la primera, y por medio del PCA, se forma un espacio de facciones, más conocido como eigenspace, a partir del uso de imágenes faciales de entrenamiento. El espacio de facciones es

la matriz formada por una serie de vectores propios (eigenvectores o eigenfaces), que contienen la información de la variación de los valores de gris de cada píxel del conjunto de imágenes utilizadas al realizar el PCA.

Para generar un conjunto de eigenfaces, un gran conjunto de imágenes digitalizadas de rostros humanos, adoptadas en las mismas condiciones de iluminación, se normalizan a la línea de los ojos y la boca. Así se forma un conjunto de "imágenes normalizadas", derivadas del análisis estadístico de muchas imágenes de caras. Cualquier rostro humano puede considerarse una combinación de estos estándares. Las imágenes utilizadas para realizar el PCA se proyectan en el espacio de facciones. La proyección caracteriza la imagen facial de un individuo como la suma de los diferentes pesos del espacio de imágenes.

Luego, en la fase de clasificación, una imagen facial desconocida es proyectada contra el espacio de facciones creado y, por medio de la distancia euclídea, se busca la imagen facial proyectada más parecida a la desconocida. Sin embargo, esta técnica, al estar basada en los valores de brillo de las imágenes, es muy sensible a variaciones en la iluminación, por lo que es importante que ésta sea controlada. Otra dificultad que presenta es que cuando se quieren añadir imágenes o sujetos que no fueron parte del entrenamiento original, hay que realizar de nuevo el PCA y volver a proyectar todas las imágenes (16).

3.10.2. Fisherfaces

Esta técnica de reconocimiento facial cuenta con todas las ventajas que tiene Eigenfaces frente a otras técnicas disponibles, tales como la velocidad del sistema, la eficiencia y capacidad de operar en muchas caras en muy poco tiempo. Eigenfaces para que funcione bien, es necesario que las imágenes sean frontales y en condiciones análogas a la iluminación, mientras que Fisherfaces es menos sensible a variaciones en la iluminación y a los ángulos de las caras en las imágenes

Las Fisherfaces además buscan maximizar la varianza de las muestras entre clases (entre personas) y minimizarla entre muestras de la misma clase (de la misma persona). Con esto se logra obtener mejores resultados en caso de que haya variaciones de la iluminación y expresión respecto de las imágenes de entrenamiento. Para esto, se necesita tomar varias imágenes de cada sujeto en diferentes condiciones de iluminación y pose que sean representativas de las variaciones que se vayan a presentar en la aplicación real, en el siguiente capítulo de la implementación del sistema se describirá más detalle la elaboración de estos algoritmos.

3.11. Bases de Datos Públicas de Rostros

Con el avance de la tecnología referente a sistemas de biometría, como el de las huellas dactilares, aportaron con criterios de cómo se deberían evaluar estos sistemas y algoritmos, estos aspectos de evaluación procuran tener un conjunto de datos de prueba grande, similares a la realidad para obtener una evaluación adecuada de estos algoritmos, motivando a que varias organizaciones empezaran a formar sus bases de datos específicas para un sistema, permitiendo ser utilizadas para la comparación y evaluación de algoritmos en este caso de reconocimiento facial por cualquier investigador, a continuación se describe algunas de ellas.

3.12. Bases de rostros Yale

Dispone de un conjunto de rostros de entrenamiento que contiene 165 imágenes en escala de grises, de 15 individuos con 11 imágenes por tema, una por cada expresión facial o configuración: luz central, con gafas, feliz, izquierda-luz, sin gafas, normal, luz derecha, triste, soñoliento, sorprendido y guiño (1), un ejemplo de los rostros que dispone esta base de rostros se aprecia en la Fig. 4.



Figure 4: Base de rostros YALE, 11 expresiones por sujeto

3.13. Bases de rostros ORL

Otra base de datos de rostros y la que se utiliza para comprobar el algoritmo Eigenface y Fisherface mediante PCA y LDA respectivamente es la base de rostros ORL conocida como "The ORL Database of Faces", base que fue utilizada en un proyecto de reconocimiento facial llevado a cabo en colaboración con el Grupo de Habla, Visión y Robótica del Departamento de Ingeniería de la Universidad de Cambridge, que dispone de diez imágenes diferentes de cada uno de 40 individuos distintos, con un total de

400 imágenes para comprobar el reconocimiento de personas, ampliando a más del doble el número de muestras a ser reconocidas por el algoritmo que en la base YALE.

Al igual que YALE, las imágenes se tomaron en diferentes momentos, variando la iluminación, las expresiones faciales (ojos abiertos / cerrados, sonriendo / no sonriendo) y los detalles faciales (gafas / sin gafas). Todas las imágenes se tomaron sobre un fondo oscuro y homogéneo con los sujetos en posición vertical y frontal (con tolerancia para algunos movimientos laterales). Como se puede observar en la Fig. 5, un sujeto con 10 expresiones diferentes (17).

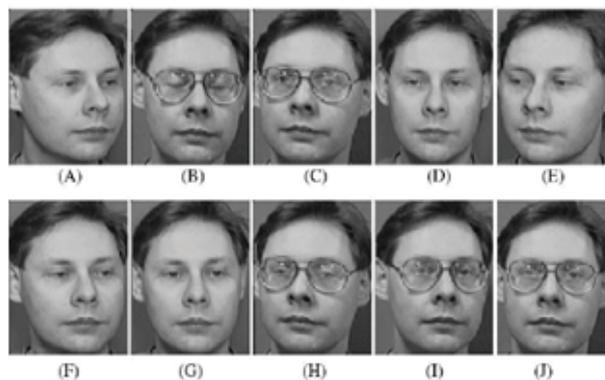


Figure 5: Base de rostros ORL, 10 expresiones por sujeto

3.14. Bases de rostros AR

Base creada por el Centro de Visión por computador de Barcelona en 1998, la misma que dispone de imágenes frontales de rostros con diferentes expresiones en condiciones de iluminación y oclusión (18).

3.15. Bases de rostros Cmu Pie

Dispone de ejemplos sistemáticos de una gran cantidad de poses en condiciones de iluminación variantes en múltiples expresiones faciales creada por "The Carnegie Mellon University Pose, Illumination, and Expression database".

3.16. Bases de rostros Feret

The Facial Recognition Technology, es una base de datos que fue recolectada entre 1993 y 1996, por la Universidad George Mason y el laboratorio de investigación de la armada de los estados unidos como parte del programa de evaluación FERET (19).

Como se describe anteriormente existe una gran variedad de bases de datos públicas y dependiendo de las prestaciones que ellas proveen al evaluar un sistema con los principales desafíos del reconocimiento facial, se las clasifica de la siguiente manera:

1. Base de datos a evaluar la variación de iluminación.
2. Base de datos a evaluar la variación de pose.
3. Base de datos a evaluar la variación de expresión.
4. Base de datos a evaluar el paso del tiempo

3.17. Metodología para el diseño del sistema de identificación de personas

En el presente trabajo se establece los requerimientos iniciales para el desarrollo del sistema de identificación de personas mediante el procesamiento de imágenes, se determina como técnicas a utilizar y evaluar los algoritmos Eigenfaces y Fisherfaces por sus capacidades de reconocimiento bajo condiciones de iluminación determinadas y que aprovecha imágenes de baja resolución, a más de que su costo computacional es inferior a otros algoritmos más elaborados como se menciona en la anterior.

Para el desarrollo del sistema se utiliza como hardware un procesador: Intel(R), Core(TM) i7-353 CPU @ 2.00Ghz (4 CPUs)

Memoria: 8192 MB RAM, Cámara web 1.3 MP y Sistema operativo: Windows 8 de 64bits, Matlab versión R2015a, y entorno grafico Guide (GUI) para interfaz del sistema.

3.18. Esquema general del Sistema de Reconocimiento

De manera general se presenta el diagrama de funcionamiento del sistema de reconocimiento facial, en el que se captura y almacena la imagen de una persona, a través de procesos como el de viola&jones se obtiene el rostro de la persona que es el área de interés para el reconocimiento, se realiza la normalización de la imagen (test) en donde un clasificador compara la imagen entrada del sistema con todas las imágenes de la base de rostros previamente almacenadas, el clasificador dependiendo de la metodología y algoritmos utilizados discrimina la imagen test con la base de rostros y determina con qué imagen tiene mayor semejanza a las imágenes de entrenamiento. Como se aprecia en la Fig. 6.

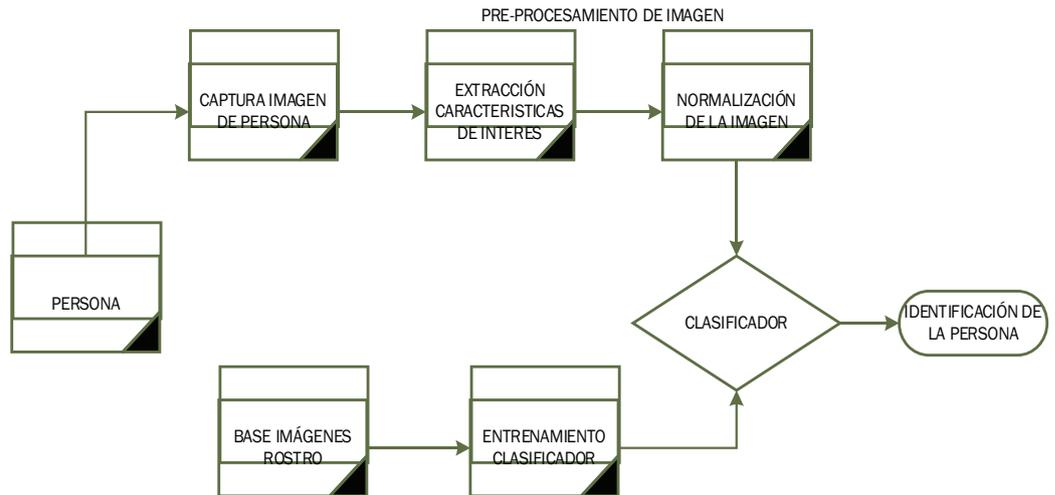


Figure 6: Diagrama General del sistema de reconocimiento

3.19. Implementación del Sistema

Independientemente de la metodología en el reconocimiento de personas, se requiere de dos conjuntos de datos, el primero que se utiliza es en la etapa de aprendizaje o etapa de entrenamiento, donde los patrones de información que integran a este conjunto sean lo más diferentes entre sí, y que se enfoquen en el área de interés al problema en este caso rostros, y con ello obtener un alto porcentaje de generalización de la imagen. En la Fig. 7 se aprecia un esquema general del procesamiento de las imágenes para el sistema de reconocimiento facial.



Figure 7: Esquema General del procesamiento de imágenes

El segundo conjunto de patrones de datos se lo utiliza en el reconocimiento o etapa de prueba, en donde, las técnicas de reconocimiento de rostros comprenden algunas de las siguientes fases.

Adquisición de la imagen: En esta etapa se puede utilizar videocámaras, cámaras digitales, escáner de fotografías entre otras. Para el sistema aplicamos la librería "Imaqh-winfo" que obtiene la información de los adaptadores de adquisición de imágenes que dispone el sistema en el que se va a implementar el algoritmo.

Resolución: Actualmente existen video cámaras, cámaras digitales de gama alta (alta definición y calidad de imágenes), por lo que se debe tener en consideración que resolución de imágenes serán las más adecuadas para trabajar en el proceso de reconocimiento, ya que si adquieren imágenes de baja resolución se puede distorsionar y suprimir información importante para el reconocimiento de personas.

Formato: Se dispone de diferentes formatos con los que se pueden almacenar las imágenes y cada uno de ellos con su extensión específica, uno es el formato JPG que tiene como característica comprimir a la imagen, eliminando información u objetos de ella, a diferencia de los formatos TIF y PGN que no comprime a la imagen, teniendo información original y sin variación de esta. Las extensiones más utilizadas son BMP, JPG, GIF, TIF, PNG.

Preprocesamiento de la imagen: Debido a que la captura de la imagen de rostros es adquirida en instantes diferentes, se obtienen imágenes de una misma persona con variaciones de iluminación, orientación, por lo que se las debe pre procesar antes de las etapas de entrenamiento, extrayendo la imagen del rostro de una imagen más grande con información relevante para el reconocimiento. Se realiza la normalización del tamaño de las imágenes para que todas tengan similar tamaño 112x92 pixeles, y por último aplicar algún método de filtrado para mejorar la calidad de esta.

Como el tamaño de información de una imagen a color es muy elevada dimensionalmente se convierte a escala de grises para que el procesamiento de los datos sea lo más conveniente computacionalmente, utilizando la función ```rgb2gray```. En la Fig. 8 se adquiere la imagen de la cámara disponiendo de mucha información no relevante al problema de reconocimiento facial.

Extracción de características: Etapa importante para el correcto desempeño del sistema de reconocimiento de rostros, el objetivo de esta etapa consiste en la extracción de las características básicas de un rostro tales como: nariz, ojos, boca, cejas y la relación que tienen entre ellos como es la distancia entre cada uno de estos componentes, obteniendo de esta manera información muy característica de un rostro, se utiliza el algoritmo de Viola&Jones basado en características Haar indicado por el soporte Mathworks.

En la Fig. 9 se observa el diagrama de flujo que indica la adquisición de la imagen de la cámara a través de Matlab para proceder con la normalización de la imagen del área de interés en este caso el rostro.

Entrenamiento clasificador: Esta etapa permite al sistema de alguna manera aprender o disponer de los patrones de interés que el clasificador requiere para resolver la semejanza entre personas, para ello se dispone de la base de rostros de diferentes



Figure 8: Imagen capturada con información no relevante al procesamiento.

personas con diferentes poses o expresiones y dependiendo del algoritmo utilizado se discriminan las diferencias entre una imagen de prueba test con las de la etapa de entrenamiento, por ejemplo en Eigenfaces y Fisherface se redimensionan las imágenes y se obtienen los vectores característicos principales de cada persona y con métodos matemáticos como el de distancias euclidianas permite clasificar la distancia que existe entre dos puntos del objeto de interés en dos instantes sucesivos para discernir cual es la identidad de la persona.

3.20. Implementación del Algoritmo Eigenfaces

Primero se debe tomar en cuenta que las imágenes de entrenamiento deben mantener un estándar o norma, estar alineados, mantener todas las imágenes la misma resolución ($r \times c$), para el presente proyecto todas las imágenes tienen una resolución de (112×92) , cada individuo se la representará como un vector de $(r \times c)$ elementos tras concatenar las filas de píxeles, como resultado se obtendrá un conjunto de entrenamiento almacenado en una matriz única V ($10304 \times \#personas$), en el que cada columna representa un rostro de una persona para luego realizar lo siguiente:

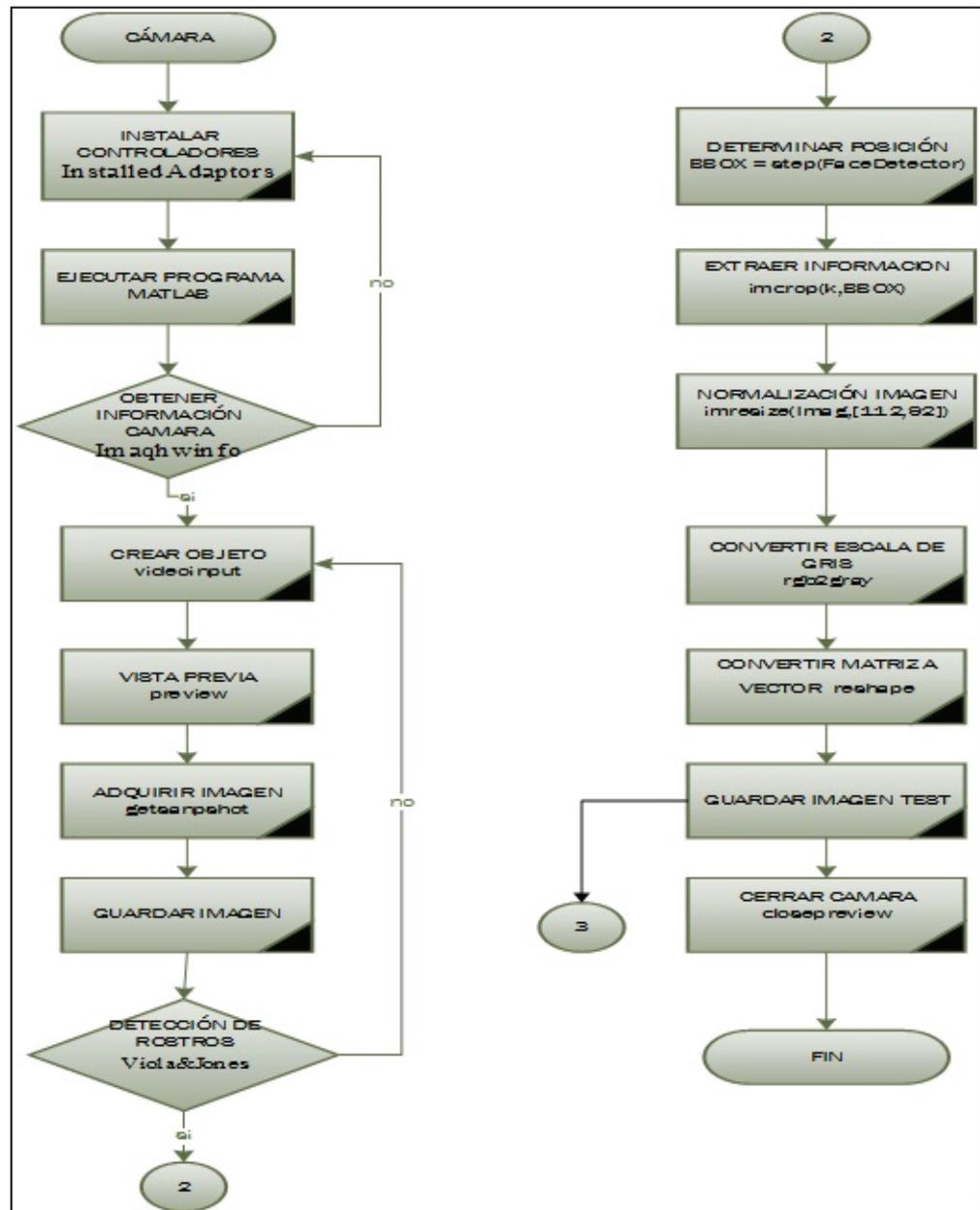


Figure 9: Diagrama de flujo de adquisición de imagen test

1. Calcular la imagen media M para luego restarla de cada foto original en la matriz V.

$$M = \frac{1}{d} * (im_1 + im_2 + \dots .im_d) \tag{1}$$

Donde d es el número de imágenes

2. Se procede a determinar los autovectores y autovalores de la matriz de covarianza L con el mismo tamaño de las imágenes originales, prácticamente representan direcciones en las que cada imagen test o de prueba difieren de la media

3. Seleccionar de los auto vectores solo las componentes principales, para ello se invierten los auto valores y se reorganiza los auto vectores, para ello se usa el PCA.

El Análisis de Componentes Principales PCA es un método estadístico que se lo aplica a un conjunto de datos de similar característica, con la finalidad de resaltar sus variaciones e identificar patrones fuertes, permitiendo comprender su naturaleza de manera rápida.

Lo que propone el análisis PCA es que partiendo de datos de dos dimensiones y al requerir determinar la variación de los puntos de sus datos, se debe hallar otro sistema de coordenadas donde las variaciones se observen con mayor claridad; al mapear los puntos originales al nuevo sistema, éstos obtendrán otro valor, obteniendo nuevos ejes de coordenadas que simplemente enfatizan las variaciones. Las componentes principales se las escoge en las direcciones en donde las muestras de los puntos de información varían con mayor intensidad.

1. Calcular los auto vectores más significativos, para ello se aplica función en matlab $[V,D]=\text{eig}(L)$, la misma que en su resultado arroja dos matrices de autovectores/autovalores, con los datos de las componentes principales.
2. Restar la imagen media M de la imagen test de entrada y se calcula el peso de cada autorrostro $\text{Eig}(i)$, para $i = 1: k$

$$w_i = \text{Eig}_i^v * (In - M) \quad (2)$$

3. Guardar todos los pesos calculados anteriormente y formar un vector Z , que refleje las variaciones de cada auto-rostro en la imagen de entrada, proyectando de esta manera la imagen test sobre el espacio-rostro

$$Z = [Z_1 \dots Z_i \dots Z_K] \quad (3)$$

4. Calcular las distancias entre la imagen de prueba con cada imagen de la base de rostros establecida en la fase de entrenamiento, para $j = 1: d$.

$$\text{Dis}_j = \|Z - Z_j\|^2 \quad (4)$$

5. Se elige la distancia mínima, para determinar si la imagen de entrada test es conocida, dependiendo del umbral t , si la distancia mínima es menor al umbral, se obtiene una coincidencia en la base de datos por lo tanto se identifica a la persona, caso contrario se decide que la imagen de entrada es desconocida para el sistema (20).

3.21. Implementación del algoritmo Fisherfaces

Fisherfaces es una técnica de reconocimiento de rostros, en donde una expresión facial observada desde un mismo punto de vista a diferentes direcciones de luz, pueden parecer dramáticamente diferentes, éste algoritmo se encarga de clasificar y reducir las dimensiones de los rostros con el método FLD (Discriminant Lineal Fisher), que proyecta los datos en una nueva dispersión óptima para la clasificación de patrones de rostros, a diferencia de PCA que busca los mejores vectores característicos que describen a los datos, por lo que se realiza una nueva técnica LDA (Discriminant Lineal Analysis), que identifica y encuentra los vectores que proporcionan la mejor discriminación entre clases después de la proyección (21).

Este algoritmo realiza un LDA, se vale de la información de las clases (rostro perteneciente a un individuo), imágenes de la etapa de entrenamiento del sistema, para buscar una proyección que maximice la separación de las diferencias entre clases, y minimice la distancia de las imágenes de una misma clase, de tal manera que se obtiene un ordenamiento y clasificación para mejorar el reconocimiento de personas (22). Los pasos a seguir son los siguientes:

1. Al igual que el algoritmo Eigenfaces se debe disponer de una base de rostros previamente almacenada y normalizada.
2. Encontrar la media de las imágenes, y sus vectores característicos al igual que el algoritmo descrito anteriormente.
3. Después se debe definir la matriz de varianza entre clases como se muestra en las ecuaciones (5 y 6) (imágenes de personas distintas), a la que se denomina S_B ; y la varianza dentro de la misma clase (imágenes de una misma persona), se denomina S_W . Donde u_i corresponde a la imagen promedio de la clase X_i , $|X_i|$ es el número de puntos dentro de la clase X_i y \bar{u} es promedio de todas las clases.

$$S_B = \sum_{i=1}^C |X_i| (u_i - \bar{u}) (u_i - \bar{u})^T \quad (5)$$

$$S_W = \sum_{i=1}^C \sum_{X_k \in X_i} (X_k - u_i) (X_k - u_i)^T \quad (6)$$

4. Encontrar la matriz de proyección de forma similar a PCA, en la que se tendrá la matriz $W \in R^{(m \times n)}$. Para optimizar la información se deberá minimizar S_W y maximizar

S_B de las ecuaciones anteriores, se encontrará una nueva matriz con vectores propios de $S_W S_B^{-1}$.

$$W_{opt} = arg_W max \left| \frac{W^T S_B W}{W^T S_W W} \right| \tag{7}$$

5. La reducción de las dimensionalidades de las imágenes será a no más de números de imágenes -- número de clases, Se aplica LDA para reducir a número de clases -1 elementos y agrupar las imágenes según la clase al que pertenecen.
6. Encontrar la distancia mínima entre clases, y determinar la mínima diferencia de la imagen de prueba con la clase, de esta manera se identifica a la persona a la que pertenece la imagen de entrada, si no existe una clase con la que se identifica la imagen, se dará como imagen no registrada en la base de datos de la etapa de entrenamiento.

4. Resultados y Discusión

4.1. Evaluación de algoritmos con base de rostros pública de AT&T

Para la comprobación del funcionamiento de los algoritmos se realizó 30 interacciones de reconocimiento, en las que se tomaron como imagen de prueba una imagen aleatoria dentro de las 400 imágenes de la base de rostros, y se las comparó con las 399 restantes como parte del entrenamiento del sistema Eigenfaces, pruebas que se basaron en las recomendaciones de las investigaciones de reconocimiento facial de AT&T. Para la comprobación del algoritmo Fisherfaces en la etapa de entrenamiento se clasificaron a 40 clases (diferentes personas), con 10 imágenes por persona.

Para el caso de un acierto positivo en el que el rostro de la persona de entrada se identificaba correctamente, mientras que el acierto negativo indica que la persona identificada no corresponde a la imagen de entrada a la base de rostros, dichos resultados se muestran en la Tabla 2.

TABLE 2: Evaluación de algoritmos en base de datos AT&T

Algoritmo	Acierto Positivo	Acierto Negativo	Tiempo de Reconocimiento	% de Efectividad
Eigenfaces	27	3	3.342 seg	90 %
Fisherfaces	29	1	3.460 seg	96 %

En la Tabla 2 se puede apreciar que el sistema fue puesto a prueba en treinta (30) interacciones, obteniendo mayor número de aciertos positivos, para el caso de

fisherfaces dando como resultado una tasa de efectividad del noventa y seis por ciento (96%) respecto al 90% del algoritmo eigenfaces, ya que se maneja una metodología de registro de clases de imágenes por sujeto, en la etapa de entrenamiento para su clasificación, en cuanto al rendimiento de tiempo de ejecución los dos algoritmos presentaron mínimas diferencias en su procesamiento de tres (3 segundos) en identificar a una persona en la base de datos.

Todas las pruebas realizadas se las evidencia en la interfaz de usuario del sistema de identificación de personas desarrollado en el GUI de Matlab como se aprecia en la Fig. 10.



Figure 10: Entorno General del sistema de identificación de personas

4.2. Evaluación de algoritmos con base de rostros domiciliar

Para la evaluación de los algoritmos se disponen de los siguientes parámetros:

Resolución de cámara: Cámara uno: 1,3 Megapíxel a 1280 x 720. HD; Cámara dos: webcam 8 Megapíxel a 640 x 480.

Base de Rostros domiciliar: Base de rostros uno, almacena 20 imágenes en total, de cuatro personas con 5 imágenes de cada una con diferentes expresiones; Base de rostros dos, almacena 48 imágenes en total, de cuatro personas con 12 tomas por cada individuo, con diferentes posiciones, expresiones.

Entorno de iluminación: Se ha dispuesto de un solo entorno de iluminación, en un salón de seis (6) por cinco (5) metros, la cámara se ha ubicado a una altura de ciento ochenta centímetros (180cm), las fuentes de iluminación se han posicionado linealmente a lo largo del salón.

Distancias: Se realizaron varias pruebas de captura de imágenes para el reconocimiento e identificación de personas, las distancias oscilaron entre 80 a 340 cm dependiendo de la cámara utilizada.

4.3. Evaluación de Algoritmos con resolución de cámara uno.

Para la evaluación de los algoritmos, se realizaron quince interacciones para el reconocimiento, para la etapa de entrenamiento se utilizó la base de datos uno, aleatoriamente se realizaron las capturas de imágenes de los integrantes del domicilio que pertenecen a la base de datos para comprobar el porcentaje de efectividad del algoritmo al reconocer e identificar a una persona. Se mantuvo la misma metodología de aciertos positivos y negativos como en la evaluación de la base publica de AT&T.

Además, fueron realizadas pruebas de reconocimiento a distancias entre 80 a 200 cm, que permitieron una buena captura de las características faciales de la persona a ser reconocida. En la Tabla 3 se representan los resultados obtenidos de los algoritmos.

TABLE 3: Evaluación de algoritmos con resolución de cámara uno

Distancias	Base de Datos uno		Base de Datos dos	
	% de Efectividad Eigenfaces	% de Efectividad Fisherfaces	% de Efectividad Eigenfaces	% de Efectividad Fisherfaces
80 cm.	93.33	53.33	86.67	73.33
120 cm.	86.67	80	80	73.33
160 cm.	86.67	86.67	86.67	86.67
200 cm.	53.33	66.67	66.67	73.33

Como se aprecia en la Tabla 3, el mejor rango de operatividad del sistema se obtuvo a distancias entre 120 a 160 cm, con efectividades superiores al 80% de los dos algoritmos, al haber utilizado una mayor cantidad de imágenes en la base de entrenamiento se mejoró en un 10% su efectividad a distancias superiores de 160 cm, no se obtuvo una mejora notable ya que se dispuso de más características faciales con las cuales se tuvo que comparar el sistema, otro de los factores cruciales fueron las variaciones de las imágenes, ya que fueron imágenes obtenidas a distintas distancias, expresiones, y la iluminación no fue uniforme en todas las pruebas, a pesar de ello se obtuvieron rangos favorables de reconocimiento con efectividades del 86,67%.

4.4. Evaluación de Algoritmos con resolución de cámara dos.

De igual manera se realizaron las pruebas de reconocimiento de personas con las características de la cámara dos, se siguió el mismo procedimiento de evaluación que en el anterior caso, las distancias de identificación estuvieron entre 100-340 cm, distancias que permitieron una buena extracción de características faciales.

TABLE 4: Evaluación de algoritmos con resolución de cámara dos

Distancias	Base de Datos uno		Base de Datos dos	
	% de Efectividad Eigenfaces	% de Efectividad Fisherfaces	% de Efectividad Eigenfaces	% de Efectividad Fisherfaces
100 cm.	80	66.67	80	73.33
180 cm.	86.67	80	86.67	86.67
260 cm.	66.67	86.67	80	86.67
340 cm.	60	73.33	66.67	80

Como se aprecia en la Tabla 4, los rangos de identificación aumentaron a 340 cm por las características de la cámara al obtener las imágenes, se determinó la efectividad del algoritmo Fisherfaces a distancias de 340 cm, con porcentajes de eficiencia del 80%, mientras que la eficiencia del algoritmo Eigenfaces fue decreciendo hasta 66,67%, ya que la calidad de las imágenes fue menor que a distancias cercanas a la cámara, Fisherfaces aprovecha de mejor manera las imágenes de baja resolución para la identificación de personas.

5. Conclusiones

Se recreo e implementó algoritmos de reconocimiento facial preestablecidos, lo cual permitió comprobar que los algoritmos Eigenfaces y Fisherfaces son métodos útiles para la compresión de imágenes con capacidad de procesar varios rostros en poco tiempo, cada uno con un determinado valor de eficiencia en la detección.

Los métodos Eigenfaces y Fisherfaces convierten la información de los rostros en matrices formadas por una serie de vectores con características principales, por lo que su implementación se ha realizado en Matlab, herramienta de programación que opera directamente con matrices matemáticas y arreglos vectoriales, además de tener integración de dispositivos hardware para gestionar los recursos de cámaras de diferentes fabricantes. Se utilizó el entorno gráfico (Guide), para el desarrollo de la interfaz de usuario del sistema de identificación de personas en un domicilio.

De los resultados obtenidos en las pruebas de identificación facial sobre la base de rostros pública (400 rostros) se pudo comprobar que el algoritmo Fisherfaces tiene una eficiencia del 96%, seis por ciento más que Eigenfaces, sin embargo, al comprobar la eficiencia de éstos algoritmos sobre una base de rostros domiciliar (20 - 48 rostros) se determinó que a distancias de 120 a 160 cm presentan una eficiencia superior al 80%, siendo un factor determinante para la ubicación de la cámara en un entorno de video vigilancia domiciliar, si se requiere una mayor distancia de reconocimiento (300 cm) se debe utilizar cámaras con mayor resolución a 8MP de 640x480, donde el algoritmo Fisherfaces aprovecha imágenes de baja resolución para la comprobación de características faciales, con una eficiencia de aproximadamente 10% más que el Eigenfaces en el reconocimiento de personas, por su tratamiento de datos en la etapa de entrenamiento al realizar una clasificación previa.

Se recomienda realizar estudios para mejorar las técnicas en la detección facial y algoritmos de reconocimiento facial en tiempo real, con lo cual se puede optimizar la detección en base a la variación de parámetros externos referentes a condiciones reales, tales como distancia, tipo de cámara, calidad de imagen, e iluminación.

References

- [1] Yale University Face Image Database, 1997. [Online]. Available: <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/yalefaces.html>.
- [2] S. TOLBA, A. H. EL-BAZ, AND A. A. EL-HARBY, "Face Recognition: A Literature Review," *Int. J. Signal Process.*, vol. 2, no. 2, pp. 88--103, 2006.
- [3] J. PANDYA, D. RATHOD, AND J. JADAV, "A survey of face recognition approach," *Int. J. Eng. Res. Appl.*, vol. 3, no. 1, 2013.
- [4] EKMAN AND FRIESEN, (1978). "Facial Action Coding System (FACS)". Recuperado de: <http://www.cs.cmu.edu/afs/cs/project/face/www/facs.htm>.
- [5] B. BRAATHEN, et al. "First Step Towards Automatic Recognition of Spontaneous Facial Action Units". Institute for Neural Computation. University of California, USA, 2001.
- [6] G. LITTLEWORT, et al. "Dynamics of facial expression extracted automatically from video". *Image and Vision Computing*, 2005.
- [7] KAPOOR, Y. QI, R.W. PICARD, "Fully automatic upper facial action recognition", *IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures*, 2003.
- [8] ZARIT, B. D.; SUPER, B. J. AND QUEK, F. K. H. "Comparison of five color models in skin pixel classification". *Recognition, Analysis and Tracking of faces and gestures*

- in Real-Time systems, pp. 58-63; 1999.
- [9] BRAND, J.; MASON, J. S. "A comparative assessment of three approaches to pixel-level human skin-detection". 15th International Conference on Pattern Recognition; pp. 1056-1059 Vol.1; 2000.
- [10] VLADIMIR VEZHNEVETS, VASSILI SAZONOV, ALLA ANDREEVA. "A Survey on Pixel-Based Skin Color Detection Techniques". Machine Graphics & Vision International Journal, pp. 61-70 Vol. 14; 2005.
- [11] L. SIROVITCH AND M. KIRBY, "Low-Dimensional Procedure for the Characterization of Human Faces," J. Optical Soc. of Am. A, vol. 2, pp. 519-524, 1987.
- [12] B. M. DÍAZ, "Reconocimiento Facial Automático mediante Técnicas de Visión Tridimensional". Universidad Politécnica de Madrid, Madrid, 2004.
- [13] C. V. G. JIMÉNEZ, "Diseño y Desarrollo de un Sistema de Reconocimiento de Caras", Universidad Carlos III de Madrid, Madrid, 2009.
- [14] N. L. PÉREZ Y J. J. TORO AGUDELO, "Técnicas de Biometría Basadas en Patrones Faciales del ser Humano". Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira, 2012.
- [15] C. MAXIMILIANO Y M. A. GALVÁN. "Teoría de Comunicación". Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires, 2009.
- [16] M. TURK AND A. PENTLAND, "Eigenfaces for recognition", J. Cognitive neuroscience, vol. 3, numo 1, 1991.
- [17] P. WAGNER, "Face recognition with python," 2012. [Online]. Available: http://www.bytefish.de/pdf/facerec_python.pdf. [Accessed: 05-May-2016].
- [18] R. GROSS, "Face Databases," Springer-Verlag, pp. 1-22, 2005.
- [19] G. CASTANEDA AND T. KHOSHGOFTAAR, "A Survey of 2D Face Databases," in 2015 IEEE International Conference on Information Reuse and Integration, 2015, pp. 219-224.
- [20] ANDREEA, P. V. (2016), "Aplicación para Detección y Reconocimiento Facial en Interiores" Sevilla: Departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Sevilla.
- [21] MARTÍNEZ, A. M., & KAK, A. C. (2001). PCA versus LDA. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 228-233.
- [22] P. BELHUMEUR, J. HESPANHA, D. KRIEGMAN, "Eigenfaces vs. Fisherfaces" Recognition Using Class Specific Linear Projection, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, July 1997, pp. 711-720.