

Reconocimiento de rasgos fenotípicos faciales mediante visión artificial utilizando análisis de componentes principales e histogramas descriptivos

Adrian Domínguez¹, Noé Alba Baena¹, Ricardo Vidal¹, Jesús Eduardo Aguilera González¹,
Cynthia Vanessa Esquivel Rivera¹

¹Universidad Autónoma de Ciudad Juárez.

Resumen

En esta investigación se presenta el desarrollo de un algoritmo de visión para reconocimiento de rasgos faciales utilizando la técnica de análisis de componentes principales, eigenfaces e histogramas descriptivos, como complemento. Esta investigación se desarrolla en 4 fases iniciando con la creación de una base de datos de entrenamiento, la cual es utilizada para comparar con la imagen capturada y realizar el reconocimiento, seguida de una etapa de cálculo de eigenfaces, que son lo que determina la similitud entre los rostros analizados para pasar a una fase de reconocimiento mediante distancias euclidianas que culmina en la asignación de histogramas descriptivos a cada sujeto en la base de datos, confirmando así la identidad del sujeto. El análisis se desarrolla en un ambiente de mediano control.

Palabras clave: Reconocimiento, histogramas descriptivos, eigenfaces, rasgos faciales.

Introducción

En la actualidad, los sistemas de visión por computador son utilizados en infinidad de aplicaciones, desde una estación de inspección de producto, hasta robustos sistemas de identificación para acceso a edificios. Es por esto, la importancia de la

investigación en el campo, en donde las técnicas han alcanzado un nivel de robustez aceptable pero que aún cuenta con oportunidades de mejora, enfocándose en el tratamiento de imágenes con el histograma que describe su distribución.

Metodología

Considerar características físicas

De las imágenes obtenidas en una base de datos para entrenamiento inicial, es requerido mostrar cuáles serán los rasgos

centrales en los que el algoritmo se centra. Estos rasgos son las directrices en la etapa de reconocimiento, donde un rostro habrá de ser enmarcado inicialmente para comenzar a obtener información del mismo que permita

realizar los comparativos. Principalmente, más que estandarizar las regiones de interés para el reconocimiento, se busca automatizar el proceso de selección de puntos clave, del universo de variaciones posibles para una imagen captada. Los tipos de variación que buscan enriquecer el reconocimiento son los siguientes:

- I. Vista frontal del rostro.
- II. Vista frontal, rostro girado a la izquierda a $\frac{3}{4}$ del total de la imagen.
- III. Vista frontal, rostro girado a la derecha a $\frac{3}{4}$ del total de la imagen.
- IV. Vista frontal, rostro elevado 45° .
- V. Vista frontal, rostro agachado 45° .
- VI. Vista frontal, rostro con expresión aleatoria (mueca, guiño, gesto, etc...).

Manipular y acondicionar las imágenes

En esta etapa, las características relevantes de la imagen son extraídas para su tratamiento. Esto con el objetivo de retirar todos aquellos factores que no son útiles para el reconocimiento y representan variables de ruido al sistema. Esto delimita el área de trabajo estableciendo las siguientes restricciones:

- I. Enmarcado completo de rostro.
- II. Captar características no relevantes del rostro pero si para la imagen (cabello, vello facial, etc...).
- III. Orejas (distancias, localización y altura).

- IV. Cuello (representando el final de la parte baja del rostro).

Es importante definir el tipo de archivos con los que un sistema ha de trabajar. Para esta investigación se definen las imágenes con las características siguientes:

- I. Tamaño de imagen: 90 x 112 pixeles.
- II. Tipo de archivos: Mapa de bits.
- III. Escala de grises (para asignación de histogramas).

Esto facilitará la interpretación, acondicionamiento y manipulación de las imágenes en el programa.

Generar y entrenar base de datos

Dado que las primeras aproximaciones de reconocimiento serán dadas por los valores de los eigenvectores, es primordial generar una base de datos con los sujetos a analizar. Para esto, se ha definido un tamaño de 10 imágenes por sujeto considerando inicialmente una población de 6 sujetos de estudio.

Cabe señalar, que para efectos de identificación, el algoritmo arroja siempre, como resultado del reconocimiento, la imagen número 5 asignada a cada sujeto, esto evita que el algoritmo cuente con un campo de 10 posibles respuestas positivas, sino una sola, la cual describe enteramente al sujeto. Además, permite al algoritmo reafirmar que, para un tamaño de muestra de 10, podrá asignar una sola imagen descriptiva, lo cual se robustece al momento de entrenamiento. Para obtener esto, es

necesario utilizar la siguiente función en

MatLab:

$$\text{function } T = \text{CreateDatabase}(\text{TrainDatabasePath})$$

Esta función reacomoda todas las imágenes en formato 2D de la base de entrenamiento en la columna de vectores de tamaño 1D, para luego hacer uso de estos vectores en un renglón, construyendo así una matriz 2D T . Se deben cargar imagen por imagen para después realizar el reacomodo de las matrices en 2D, esto da la oportunidad de exponer las imágenes, las cuáles se deben almacenar en un enlace determinado en el disco, como se realiza a continuación: *TrainDatabasePath*.

Lo anterior, genera una matriz 2D, la cual contiene todos los vectores de imagen en 1D. Si se define i , como todas las imágenes de la base de datos las cuales tienen el mismo tamaño $M \times N$, entonces el largo de la columna 1D es MN y T , se convierte en la matriz 2D definida: $MN \times i$.

$$\text{function } [m, A, \text{Eigenfaces}] = \text{EigenfaceCore}(T).$$

Con esta función, resulta la matriz 2D con todos los vectores imagen y genera 3 datos de salida, los cuales se obtienen de la base de datos de entrenamiento. Para esta función, es necesario recordar:

- I. T ; es una matriz 2D que contiene los vectores imagen 1D.
- II. m ; es el cálculo de la media en la base de datos de T .

Calcular eigenfaces

El objetivo de la técnica de Análisis de Componentes Principales (PCA), es el de encontrar la base que mejor exprese la distribución de datos en las imágenes de las caras en el espacio completo, a lo cual Kirby y Sirovich llamaron espacio de las imágenes (Iborra, 2006). Para obtener los eigenfaces o eigenvectores, es necesario realizar el cálculo de la media de la base de datos, para luego realizar la fusión de imágenes centradas. Al realizar el cálculo de la matriz de covarianza de la fusión de las imágenes centradas, se obtienen los elementos de la diagonal de la matriz, siendo estos los eigenvectores. El cálculo se realiza con la siguiente función definida:

- III. A ; es la matriz de vectores de imagen centradas. Esta es calculada mediante las diferencias de cada imagen en la base de datos, resultando en la fusión de imágenes centradas.

En este paso, la comparación de dos rostros se logra exponiendo una imagen en el espacio de rostros y calculando las distancias euclidianas correspondientes. Este último, como clasificados, el cual utiliza la distancia euclidiana para comparar la

similitud entre un vector de entrada y el conjunto de vectores prototipo. Tomando como valor base esa medición, es necesario determinar la clase a la cual el patrón de entrada es asignado. Para la realización del reconocimiento, son extraídas las características de PCA y mediante el cálculo

de distancias euclidianas se determina que la imagen a compararse debe cumplir con una mínima distancia con su imagen correspondiente en la base de datos de entrenamiento (Muge Carikci, 2012). Esto es realizado con la función:

function OutputName = Recognition(TestImage, m, A, Eigenfaces).

Esta función, toma las características del PCA para el cálculo de distancias euclidianas. Para realizar esta operación es necesario definir:

TestImage: Este es el enlace (o dirección) donde se encuentra la imagen capturada para el reconocimiento.

m: Es el cálculo de la media de la base de datos T.

A: Se trata de la matriz de vectores de imagen centrados, la cual se obtiene del cálculo de las diferencias de cada imagen en la base de datos, obteniendo así la fusión de imágenes centradas.

Eigenfaces: Estos son los eigenvectores de la matriz de covarianza, calculados a partir de los elementos de la diagonal de la misma matriz, en donde *m*, *A* y *eigenfaces* se obtienen de la fusión *EigenfaceCore*. De estas funciones se obtiene como salida:

OutputName: Función que muestra el nombre de la imagen reconocida de la base de datos de entrenamiento.

Los eigenfaces son vectores de datos a los que se les denomina eigenvectores y cada uno de ellos contiene valores escalares

llamados eigenvalores, los cuales se obtienen al multiplicar la matriz de imágenes centradas de la base de entrenamiento por su transpuesta, es decir, $A \times A^T$, obteniendo una matriz L. Cada celda del renglón de *euc-dist*, muestra las diferentes imágenes de la base de entrenamiento, donde *euc-dist* son todas las imágenes de la base de entrenamiento y *Euc-dist-min* es la imagen capturada que se ha reconocido.

Asociar histogramas descriptivos

Es necesario llevar al sistema a un nivel de confirmación de identidad óptimo, donde no solamente se realice la tarea de reconocimiento y mostrar el resultado al usuario, sino también, llevar al algoritmo a un sistema de inteligencia propio donde éste sea capaz de comprender si el resultado del reconocimiento es el correcto o si se cometió un error. Para esto, además de los métodos ya analizados, fue agregada una asociación entre imágenes y su histograma perteneciente para el conjunto de imágenes proyectadas en el espacio de caras. Con esto se define que una persona es descrita por un conjunto de datos y no solamente por sus rasgos o características físicas individuales. Para facilitar las actividades de captura,

prueba y validación, se ha estructurado una Interfaz Gráfica de usuario la cual ayuda a generar y mostrar los valores de entrada y salida. Mediante ella se realizan las operaciones de activación de cámara,

captura (cambio a escala de grises y recorte), entrenamiento, cargado de imagen para análisis, arranque de prueba y captura de datos para nuevos usuarios para Excel.

Resultados

Los métodos de confirmación de funcionamiento del sistema requieren un plan experimental el cual abarca los siguientes puntos:

- I. Pruebas sobre ambiente de mediano control (luz indirecta, fondo blanco, rostro con expresión natural y centrado en la imagen).
- II. Pruebas entre personas físicamente distintas (tez, tamaño de rostro, sexo).
- III. Pruebas aleatorias en un grupo de 3 personas para 30 imágenes.

- IV. Pruebas aleatorias para un grupo de 6 personas para 60 imágenes en total.

Estas pruebas exhiben las capacidades de las técnicas utilizadas para el desarrollo de la aplicación al incluir los principales factores de ruido como lo son el ambiente, la cantidad de personas, las características físicas entre distintos sexos, etc.. A continuación se presentan los resultados para cada una de estas pruebas.

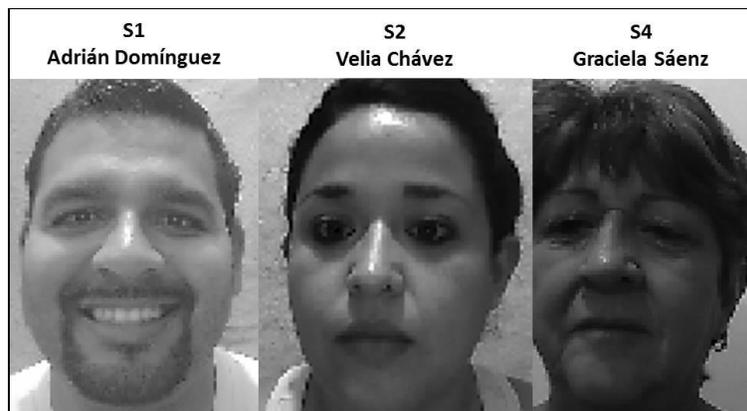


Figura 1: Sujetos para prueba inicial del sistema.

En la figura 1, se muestran los sujetos de análisis para la primera de las pruebas realizadas mediante la interfaz desarrollada. Al inicializar la prueba los resultados son satisfactorios ya que en todos

los casos se logró el correcto reconocimiento de la persona como se muestra en los datos de la figura 2 para el sujeto número 1, además de las imágenes para análisis disponibles del mismo sujeto.

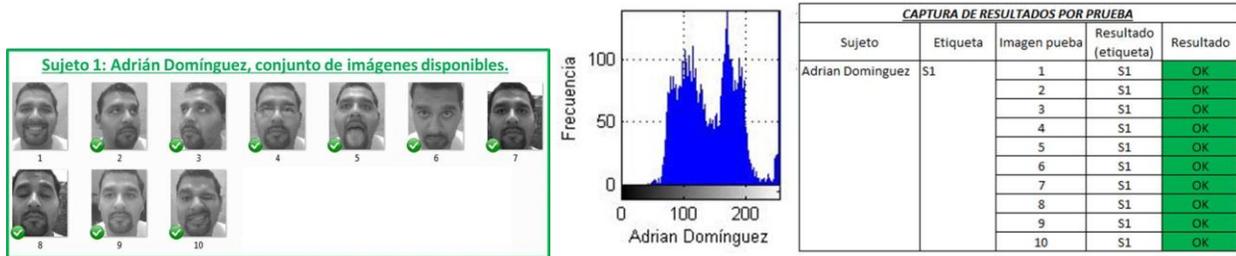


Figura 2: Capturas disponibles para sujeto 1, así como resultados obtenidos para la prueba inicial de validación.

El motivo para realizar pruebas sobre personas de distinto sexo es con el afán de enriquecer el entrenamiento ya que, debido a las marcadas diferencias entre hombres y mujeres, las características de enmarcado,

distanciamiento y tamaño de caracteres será muy variable. Los sujetos a analizar se muestran en la figura 3, mostrando las capturas disponibles para los mismos.



Figura 3: Rostros para análisis de sujetos 5 y 6.

Para ambos sujetos en todas las pruebas realizadas se han obtenido buenos resultados, además con esto, se agrega valor al entrenamiento debido a que limita la asignación de datos y valores a solo dos

posibles sujetos con 20 estimaciones para selección de un resultado por prueba. Los resultados obtenidos son mostrados en la figura 4:

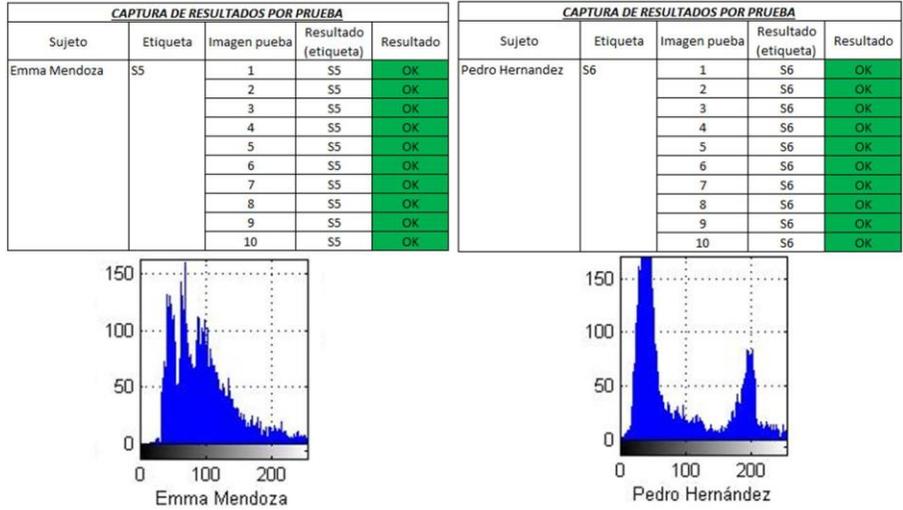


Figura 4: Resultados obtenidos para prueba de diferenciación entre sexos.

Para la siguiente prueba de validación son analizados tres sujetos distintos en ambientes aleatorios así como las expresiones que cada uno representa. En esta prueba los caracteres dominantes son

los del hombre con dos sujetos por un sujeto mujer únicamente. Las imágenes disponibles para esta prueba son las mostradas en la figura 5:

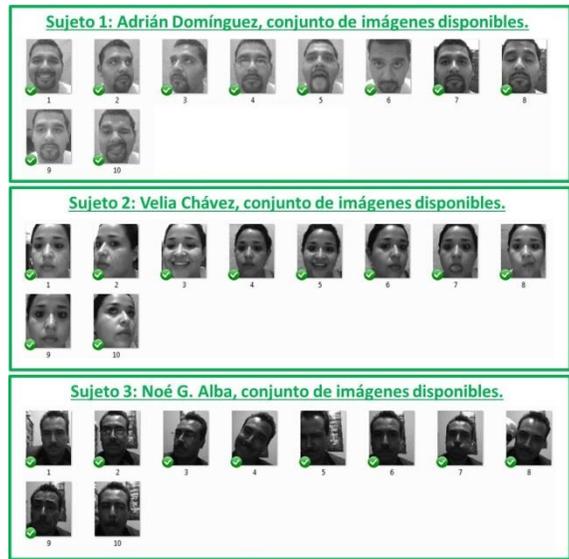


Figura 5: Imágenes analizadas para 3 sujetos con 10 capturas cada uno.

Este grupo de tres sujetos ha tenido resultados satisfactorios ya que en todas las imágenes a analizar se ha coincidido con la identidad de la persona, a pesar que, por ejemplo, en la imagen número 8 del sujeto 3

(Noé Alba), se incluyó la variación de un objeto adicional completamente pegado al rostro del sujeto. Aun así el algoritmo reconoció satisfactoriamente la identidad del

sujeto. Los resultados obtenidos se muestran

en la figura 6.

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen pueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Adrian Dominguez	S1	1	S1	OK
		2	S1	OK
		3	S1	OK
		4	S1	OK
		5	S1	OK
		6	S1	OK
		7	S1	OK
		8	S1	OK
		9	S1	OK
		10	S1	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen pueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Noe Alba	S3	1	S3	OK
		2	S3	OK
		3	S3	OK
		4	S3	OK
		5	S3	OK
		6	S3	OK
		7	S3	OK
		8	S3	OK
		9	S3	OK
		10	S3	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen pueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Velia Chavez	S2	1	S2	OK
		2	S2	OK
		3	S2	OK
		4	S2	OK
		5	S2	OK
		6	S2	OK
		7	S2	OK
		8	S2	OK
		9	S2	OK
		10	S2	OK

Figura 6: Resultados obtenidos para prueba con 3 sujetos distintos (2 hombres y 1 mujer).

Ahora con las pruebas realizadas, se abre el análisis para el total de 6 sujetos en la base de datos de entrenamiento con 10 imágenes para análisis de cada uno de ellos, lo cual es un total de 60 imágenes

disponibles. La figura 7 muestra cómo se inicializa la prueba desde la interfaz desarrollada, proceso que es realizado para cada una de las imágenes de cada sujeto.

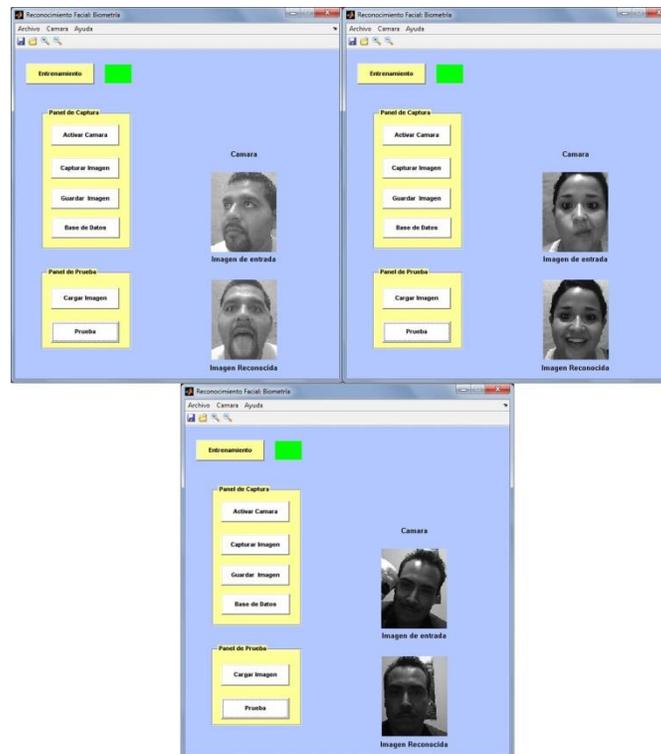


Figura 7: Inicialización de pruebas por medio de la interfaz desarrollada. Este procedimiento es seguido para todas las pruebas de validación realizadas.

Los resultados obtenidos muestran un solo error en todas las pruebas, donde el sujeto Emma Mendoza en su imagen 8 presenta una similitud con el sujeto 2 (Velia Chávez), esto mostrado en la figura 8. Al realizar un análisis a fondo del fallo se encontró que la cantidad en la iluminación de ambos rostros es muy similar, derivando esto en una similitud con el histograma

asignado de una imagen, a un sujeto. A pesar de ello, el algoritmo fue capaz de reconocer su propio fallo enviando un mensaje al usuario, es decir, muestra el rostro que más se acerca a la distribución de los datos, sin embargo se puede decir que es consciente de que no es perteneciente al sujeto en análisis. La figura 9 muestra cómo se da esta confirmación de error.

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Adrian Dominguez	S1	1	S1	OK
		2	S1	OK
		3	S1	OK
		4	S1	OK
		5	S1	OK
		6	S1	OK
		7	S1	OK
		8	S1	OK
		9	S1	OK
		10	S1	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Graciela Saenz	S4	1	S4	OK
		2	S4	OK
		3	S4	OK
		4	S4	OK
		5	S4	OK
		6	S4	OK
		7	S4	OK
		8	S4	OK
		9	S4	OK
		10	S4	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Emma Mendoza	S5	1	S5	OK
		2	S5	OK
		3	S5	OK
		4	S5	OK
		5	S5	OK
		6	S5	OK
		7	S5	OK
		8	S2	NO
		9	S5	OK
		10	S5	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Velia Chavez	S2	1	S2	OK
		2	S2	OK
		3	S2	OK
		4	S2	OK
		5	S2	OK
		6	S2	OK
		7	S2	OK
		8	S2	OK
		9	S2	OK
		10	S2	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Noe Alba	S3	1	S3	OK
		2	S3	OK
		3	S3	OK
		4	S3	OK
		5	S3	OK
		6	S3	OK
		7	S3	OK
		8	S3	OK
		9	S3	OK
		10	S3	OK

CAPTURA DE RESULTADOS POR PRUEBA				
Sujeto	Etiqueta	Imagen prueba	Resultado (etiqueta)	Resultado
Pedro Hernandez	S6	1	S6	OK
		2	S6	OK
		3	S6	OK
		4	S6	OK
		5	S6	OK
		6	S6	OK
		7	S6	OK
		8	S6	OK
		9	S6	OK
		10	S6	OK

Figura 8: Resultados obtenidos para el total de sujetos en la base de datos, mostrando el error en reconocimiento para la prueba número 48.

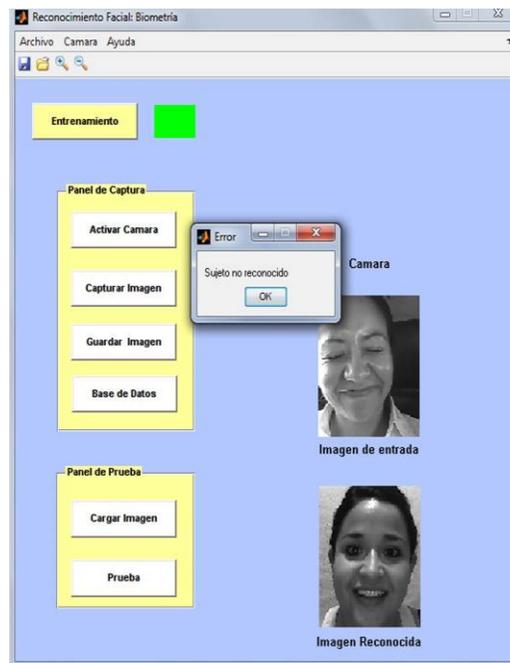


Figura 9: Mensaje de error por parte del algoritmo al haber equivocado el reconocimiento para el sujeto número 5.

Conclusiones

Comúnmente, al desarrollar técnicas de reconocimiento facial, los desarrolladores enfocan sus esfuerzos en medir, clasificar y cuantificar las características físicas de cada sujeto a analizar, retirando la atención de que es con imágenes con lo que el reconocimiento efectivo se centra. El incluir

una etapa de asociación descriptiva con histogramas, abre la posibilidad de variar los ambientes y características de análisis facial, en donde no es crítico el hecho de medir y etiquetar a cada sujeto, sino obtener la información que su imagen percibe para asociarla con el mismo.

Referencias

Christian Tenllado, J. I. (2010). Improving face recognition by combination of natural and Gabor faces. *Pattern Recognition Letters*, 1453-1460.

Debasmita Chakrabartia, D. D. (2013). Facial Expression Recognition Using Eigenspaces. *International Conference on Computational Intelligence: Modeling Techniques and Applications*. Kolkata, India.

Iborra, M. J. (2006). Analisis de Metodos Comparativos en subespacios aplicados al reconocimiento de caras. *Universidad de Valencia*, 23-35.

Kim, H. C. (2001). Face recognition using the mixture of eigenfaces method. *Pattern Recognition Letters*, 1549-1558.

Muge Carikci, F. O. (2012). Face Recognition System Based on Eigenfaces Method. *Procedia Technology*, 118-123.

Xiaoqing Gao, H. R. (2013). Implicit learning of geometric eigenfaces. *Vision Research*, 1-7.

Yingjie Wang, C.-S. C. (2005). Face recognition from 2D and 3D images using 3D Gabon Filters. *Image and vision computing*, 1018-1028.