

# Factores en el reconocimiento facial de emociones y la integración de optimización evolutiva

Luis-Alberto Pérez-Gaspar, Santiago-Omar Caballero-Morales,  
Felipe Trujillo-Romero

Universidad Tecnológica de la Mixteca, Huajuapán de León, Oaxaca,  
México

`luis_335450@hotmail.com, scaballero@mixteco.utm.mx, ftrujillo@mixteco.utm.mx`

**Resumen.** En este artículo se presenta la integración de los Algoritmos Genéticos (Genetic Algorithms, GA) con Análisis de Componente Principal (Principal Component Analysis, PCA) y Redes Neuronales Artificiales (Artificial Neural Networks, ANNs) como un método para mejorar el reconocimiento de emociones en expresiones faciales. Para la evaluación del método dos bases de datos fueron consideradas: (1) una base de datos de emociones faciales creada a partir de usuarios Mexicanos, y (2) una base de datos estándar (Japanese Female Facial Expression, JAFFE). La eficiencia de tres sistemas de reconocimiento fue estudiada: (a) un sistema basado en PCA (Sistema PCA), (b) un sistema basado en PCA para reducción de dimensionalidad y ANNs como técnica de reconocimiento (Sistema PCA-ANN), y (c) un sistema PCA-ANN en donde la ANN es optimizada con GA (Sistema PCA-GA-ANN). El desempeño de cada sistema fue evaluado con ambas bases y resultados con mejoras estadísticamente significativas fueron obtenidos al integrar el GA.

**Keywords:** reconocimiento facial de emociones, algoritmos genéticos, redes neuronales, análisis de componente principal.

## 1. Introducción

En el campo de la interacción Humano-Robot y Humano-Computadora la tarea del reconocimiento de emociones se ha convertido en un reto importante. Esto dado que en los humanos la habilidad para interpretar las emociones es vital para lograr una comunicación efectiva. Esta capacidad es buscada para alcanzar una comunicación más natural y eficiente con sistemas artificiales [10].

Investigaciones en la detección de emociones humanas basadas en expresiones faciales ha conducido al desarrollo de varias técnicas. En [2] un sistema de reconocimiento de emociones integrando PCA y ANNs fue presentado. Las regiones de los ojos y de la boca fueron consideradas importantes para el reconocimiento. El algoritmo Canny para detección de bordes fue implementado para identificar

estas regiones y PCA fue usado para la extracción de características. Después una ANN fue construida para clasificar cada característica dentro de siete emociones consideradas (Neutro, Miedo, Felicidad, Tristeza, Enojo, Disgusto y Sorpresa). Las tasas de reconocimiento obtenidas fueron de 46.00% a 80.00% con la base de datos FEEDTUM (Facial Expressions and Emotions Database from the Technical University of Munich).

En [4] estas emociones fueron reconocidas mediante PCA y la base de datos JAFFE. Previo al reconocimiento las imágenes tuvieron un ajuste de tamaño y fueron pre-procesadas con el algoritmo Sobel para detección de bordes. La tasa de reconocimiento total de este enfoque fue alrededor del 67.14%. En cambio en [6] estas emociones fueron reconocidas a partir de video obtenido por una webcam. Para ello se emplearon las técnicas de PCA, Patrones Locales Binarios (Local Binary Pattern, LBP) y Máquinas de Soporte Vectorial (Support Vector Machine, SVM). Para SVM la tasa de reconocimiento fue alrededor del 71.50%, mientras que para el sistema híbrido fue del 91.25%. El reconocimiento para el sistema integrado PCA+LBP+SVM fue del 93.75%. Otro sistema que utilizó PCA y JAFFE fue presentado en [13] el cual reportó una tasa de clasificación total de 91.16% para las mismas emociones.

Una comparación entre 2D-LDA (2D Linear Discriminant Analysis), SVM, PCA y RBFN (Radial Basis Function Network) fue presentada en [11] para el reconocimiento de las siete emociones de la base de datos JAFFE con extracción de fondo. La combinación de 2D-LDA con SVM presentó tasas de reconocimiento de 95.10% (con la estrategia de deja-uno-fuera) y 94.13% (con la estrategia de validación cruzada). En [9] fue presentado el reconocimiento de cinco emociones (Enojo, Felicidad, Tristeza, Miedo y Neutro) en video mediante la técnica de ANNs. Tres regiones de interés fueron consideradas para la tarea de reconocimiento: ojo izquierdo, ojo derecho y boca. Una ANN fue construida para cada región y cada emoción. Las tasas de reconocimiento fueron de 73.00% a 87.00%. Finalmente en [8] el reconocimiento de cuatro emociones (Enojo, Felicidad, Tristeza y Neutro) fue llevado a cabo con una ANN optimizada por un Algoritmo Genético sobre la base de datos JAFFE. Para dicho trabajo las regiones de los ojos y boca fueron extraídas y una ANN para el modelado de error de reconocimiento fue integrada para mejorar el desempeño de la ANN principal. La tasa de reconocimiento total reportada fue del 85.00%.

Mientras la mayoría de los trabajos revisados utilizan bases de datos establecidas como JAFFE y FEEDTUM pocos trabajos hacen uso de información propia para sus experimentos. También no es conocida la arquitectura más adecuada para una ANN cuando más de una base de datos es usada para entrenamiento y prueba. El presente artículo explora sobre estas cuestiones desarrollando para ello una base de datos propia con usuarios Mexicanos (MX) y cuatro emociones principales: Enojo, Felicidad, Neutro y Tristeza [16,17].

La base de datos MX fue creada para ser añadida a la base de datos estándar JAFFE. Sistemas de reconocimiento basados en PCA y ANN fueron construidos con estas bases de datos. Para mejorar el reconocimiento de emociones un GA fue implementado como se presenta en [8] para identificar una arquitectura

adecuada para la ANN con PCA como técnica de extracción. De esta forma, considerando diferentes esquemas de entrenamiento/prueba con ambas bases de datos se observó que se pueden obtener mejoras estadísticamente significativas con más arquitecturas para la ANN. En contraste con [8] en este trabajo la optimización es llevada a cabo con diferentes esquemas de entrenamiento/prueba y la extracción de características es realizada. Esto conduce a una ANN más robusta para diferentes bases de datos.

El presente artículo se encuentra estructurado de la siguiente manera: en la Sección 2 se hace una descripción de la base de datos MX y las técnicas de pre-procesamiento aplicadas. Después en la Sección 3 se describe la aplicación de PCA para la reducción de dimensionalidad (extracción de características) y reconocimiento. En la Sección 4 se describe el GA diseñado para mejorar la estructura de la ANN para reconocimiento. El desempeño de los sistemas de reconocimiento desarrollados con las bases de datos emocionales es analizado en la Sección 5. Finalmente las conclusiones son presentadas en la Sección 6.

## **2. Bases de datos de emociones faciales**

### **2.1. Base de datos mexicana (MX)**

El contar con una base de datos emocional de usuarios Mexicanos fue importante para el desarrollo del presente trabajo. Esto porque las expresiones para la misma emoción pueden ser diferentes entre culturas y personas. También porque las características faciales entre personas de diferentes nacionalidades podrían afectar el desempeño del entrenamiento/prueba del sistema de reconocimiento. Para tener muestras representativas de rostros de usuarios Mexicanos, personas de las regiones Este y Suroeste de México fueron reclutadas.

Nueve usuarios Mexicanos (tres hombres y seis mujeres) fueron reclutados para la base de datos MX a los cuales se les pidió que expresaran las emociones de Enojo (EN), Felicidad (FE), Neutro (NE) y Tristeza (TR) [16,17]. Para tener consistencia con una base de datos como JAFFE, tres muestras fueron capturadas para cada emoción. Las muestras fueron tomadas con un fondo blanco y en condiciones estándar de iluminación [5]. Finalmente esto condujo a una base de datos de 108 imágenes (9 usuarios  $\times$  3 muestras  $\times$  4 emociones). Algunos ejemplos de la base de datos MX son presentados en la Figura 1.



**Fig. 1.** Muestra de Imágenes de la Base de Datos Emocional Mexicana (MX).

## 2.2. Base de datos estándar (JAFFE)

La base de datos JAFFE (Japanese Female Facial Expression) ha sido ampliamente usada para el reconocimiento de emociones [4,7,11,13]. Esta base de datos consiste de 213 imágenes de 10 mujeres Japonesas que presentan aproximadamente tres diferentes expresiones para cada una de las siguientes emociones: Enojo, Felicidad, Neutro, Tristeza, Disgusto, Miedo y Sorpresa. En la Figura 2 algunos ejemplos de esta base de datos son presentados.



Fig. 2. Muestra de Imágenes de la Base de Datos Emocional JAFFE.

## 2.3. Pre-procesamiento

Una expresión emocional involucra la deformación de algunas partes de la cara como cejas, ojos y boca. En tal caso la información acerca del cabello, cabeza y hombros no es relevante para el proceso de reconocimiento. En su forma original las imágenes de la base de datos MX son en color y contienen información de estas características y del fondo. Un sistema detector de rostros basado en el algoritmo de Viola y Jones [15] fue implementado para adquirir y delimitar la región del rostro de los usuarios Mexicanos. El mismo sistema de detección de rostros fue aplicado a la base de datos JAFFE. La región facial adquirida después fue cambiada de tamaño a  $256 \times 256$  píxeles. Para la base de datos MX una conversión de RGB a escala de grises con una corrección de contraste por un factor de 0.7 fue realizado. Algunos ejemplos de las regiones faciales extraídas son mostrados en la Figura 3.

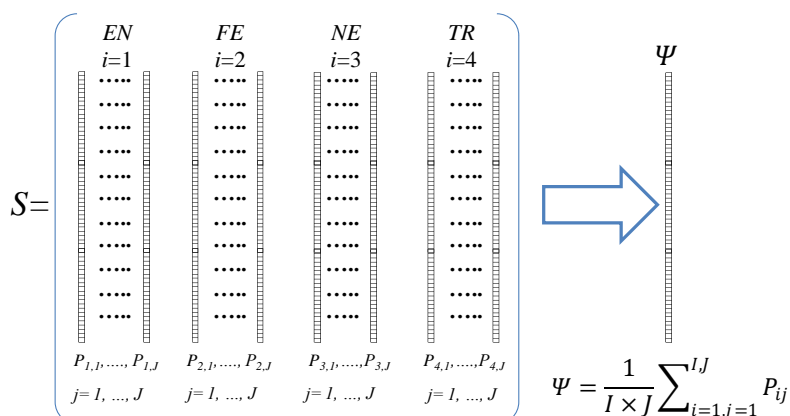
## 3. PCA para extracción de características y reconocimiento

Un método común para reducir la dimensionalidad y obtener las características distintivas de una imagen es el Análisis de Componente Principal (PCA) [14]. Para la extracción de características cada imagen fue transformada en un vector columna  $P_{ij}$  en donde  $i$ =índice de la emoción y  $j$ =índice del usuario. Debido a que cuatro emociones fueron consideradas (EN=Enojo, FE=Felicidad, NE=Neutro, TR=Tristeza)  $i=1, \dots, I$  en donde  $I=4$ .  $j=1, \dots, J$  en donde  $J=9$  para la base de datos MX y  $J=10$  para la base de datos JAFFE. Los vectores  $P_{ij}$  que representan las imágenes de una base de datos fueron arreglados como se



**Fig. 3.** Muestra de Imágenes Pre-procesadas de las Bases de Datos MX y JAFFE.

presenta en la Figura 4 para crear la matriz  $S$ , la cual es la base para la reducción de dimensionalidad. El número total de columnas en  $S$  es obtenido como  $J \times I$  mientras que el número de filas es  $H = 256 \times 256$ .



**Fig. 4.** Arreglo de Vectores (Matriz  $S$ ) antes de la Reducción de Dimensión.

Después de que  $S$  es creada, el vector columna que corresponde a la media,  $\Psi$ , es obtenido y después es restado de cada vector columna  $P_{ij}$  en  $S$ . Esto produce la matriz  $A$  de vectores columna  $\Phi_{ij} = P_{ij} - \Psi$  en donde:

$$A = [\Phi_{11} \dots \Phi_{1J} \quad \Phi_{21} \dots \Phi_{2J} \quad \Phi_{31} \dots \Phi_{3J} \quad \Phi_{41} \dots \Phi_{4J}] \quad (1)$$

De la matriz  $A$  la matriz de covarianza  $L$  es obtenida como  $L = A^T A$  [12]. Esta matriz es usada para obtener los eigenvectores  $v = eig(L)$  los cuales son la base para los eigenrostros definidos por  $u = Av$ . Finalmente al considerar  $R$  como el número de eigenrostros (aquellos con los eigenvalores más altos) un nuevo rostro  $\Gamma$  puede ser transformado en sus componentes de eigenrostro de la

siguiente manera:

$$\Omega = u^T (\Gamma - \Psi) = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_R]^T \tag{2}$$

La reducción de dimensionalidad es lograda al ser la dimensión de  $\Omega$  igual al número de muestras de entrenamiento ( $I \times J$ ) [3]. También  $\Omega$  representa las características de las muestras de entrenamiento las cuales pueden ser usadas para reconocimiento: los pesos  $\omega_r$  describen las contribuciones de cada eigenrostro en la representación de la imagen del rostro de entrada. Este vector puede ser usado para reconocimiento de rostros/emociones encontrando la distancia euclidiana  $e$  más pequeña entre los vectores de pesos del rostro de entrada y los rostros de entrenamiento de la siguiente manera:

$$e = \|\Omega_{input} - \Omega\| \tag{3}$$

Si la etiqueta de la imagen consiste en la identidad del usuario entonces esto puede ser usado para el reconocimiento de rostros. Sin embargo, si la etiqueta de la imagen consiste de solamente el estado emocional expresado por el rostro (sin importar la identidad del usuario) entonces esto puede ser usado para el reconocimiento de emociones.

#### 4. Sistema de reconocimiento integrado con PCA y ANN

Con PCA una reducción de dimensionalidad es obtenida la cual es representada por  $\Omega$ . Esta matriz es normalizada y dada como entrada a una ANN para el entrenamiento. El algoritmo RP de propagación hacia atrás (backpropagation) fue usado para el proceso de entrenamiento. Para la ANN la salida fue considerada como un arreglo de vectores binarios representando la emoción asociada a cada vector  $P_{ij}$  (o  $\omega_r$ ). En la Figura 5 la estructura para la entrada y los datos de entrenamiento para la ANN es mostrada.

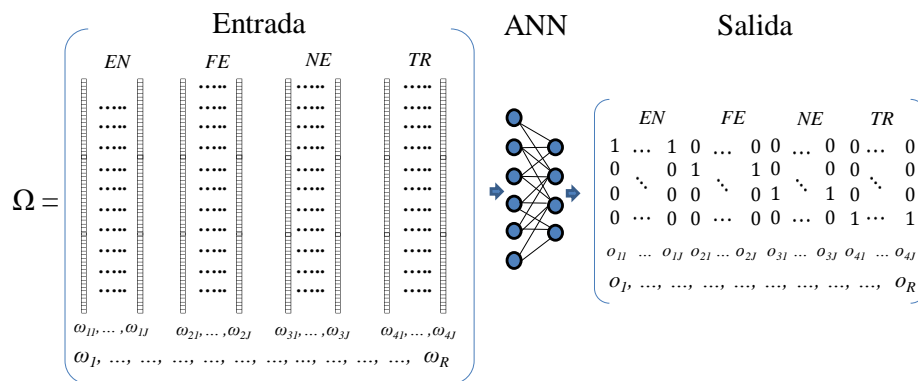


Fig. 5. Estructura de los Vectores de Entrada y Salida para la ANN.

#### 4.1. Optimización de la ANN con algoritmos genéticos

Cuando una ANN es construida es necesario indicar su estructura, número de neuronas y función de activación para las capas ocultas. En la mayoría de los casos estos parámetros son propuestos de acuerdo a lo reportado por trabajos similares o son basados en experiencia previa. Con el objetivo de lograr un reconocimiento más alto con el clasificador en este trabajo la selección de estos parámetros se realizó mediante un Algoritmo Genético (GA).

Los GA se basan en el proceso natural de sobrevivencia de los individuos más aptos en una población. Los individuos con más aptitud para sobrevivir/adaptarse a un entorno se ganan un derecho (o son más probables) a reproducirse con otros individuos de igual o mejor aptitud. Estos individuos “padres” generan “hijos” que heredan las características de sus padres que les dieron una mejor aptitud para sobrevivir/adaptarse al entorno. Estas características se van mejorando en cada ciclo de reproducción de manera generacional. Este proceso es adaptado mediante los GA para resolver problemas de búsqueda de soluciones óptimas, en donde los individuos representan posibles soluciones.

El diagrama general de operación y módulos principales de un GA se presentan en la Figura 6. Para este trabajo la configuración de cada módulo se basó en el GA presentado en [8]. Dado el tamaño de la Población Inicial del GA este algoritmo se puede clasificar como un micro-GA [1]. Este tipo de GA puede converger de manera rápida después de algunas generaciones, generando soluciones de igual calidad que un GA convencional que puede tener poblaciones de hasta 1000 individuos [1].

## 5. Experimentos

Para los experimentos de reconocimiento de emociones una validación cruzada fue llevada a cabo. Las imágenes disponibles por emoción fueron enumeradas de la 1 a la 3 y los esquemas presentados en la Tabla 1 fueron considerados para el entrenamiento, optimización del GA y evaluación del sistema (prueba). Esto fue realizado para determinar la influencia de la muestra considerada para entrenamiento sobre el desempeño del reconocimiento con una muestra diferente (muestra de prueba).

**Tabla 1.** Esquemas de Imágenes Considerados para Entrenamiento, Optimización y Evaluación de los Sistemas de Reconocimiento.

Esquema	S <sub>1</sub>	S <sub>2</sub>	S <sub>3</sub>	S <sub>4</sub>	S <sub>5</sub>	S <sub>6</sub>
Entrenamiento	1	1	2	2	3	3
Optimización GA	3	2	3	1	2	1
Prueba	2	3	1	3	1	2

Para el reconocimiento de emociones se consideraron los siguientes factores:

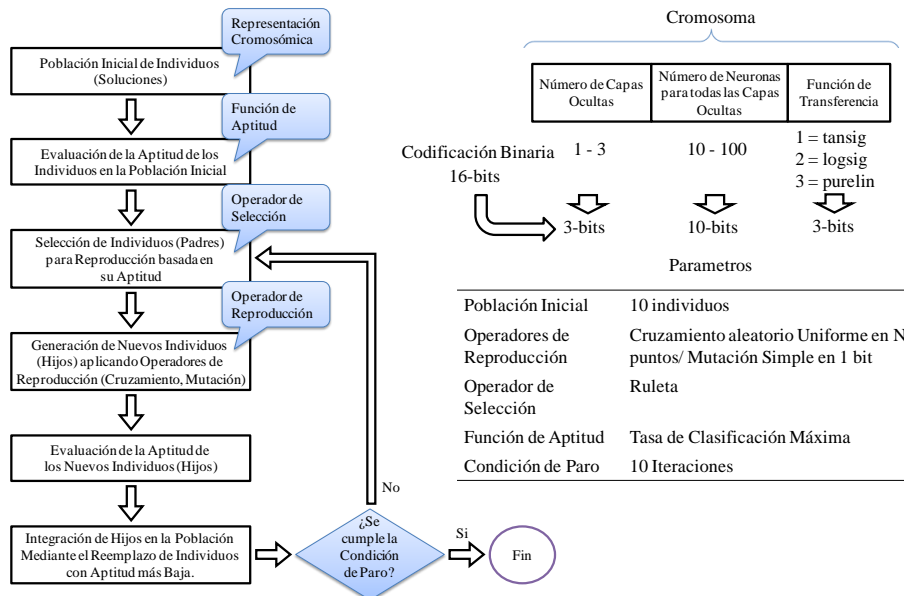


Fig. 6. Diagrama, Cromosoma y Parámetros de Configuración del Algoritmo Genético.

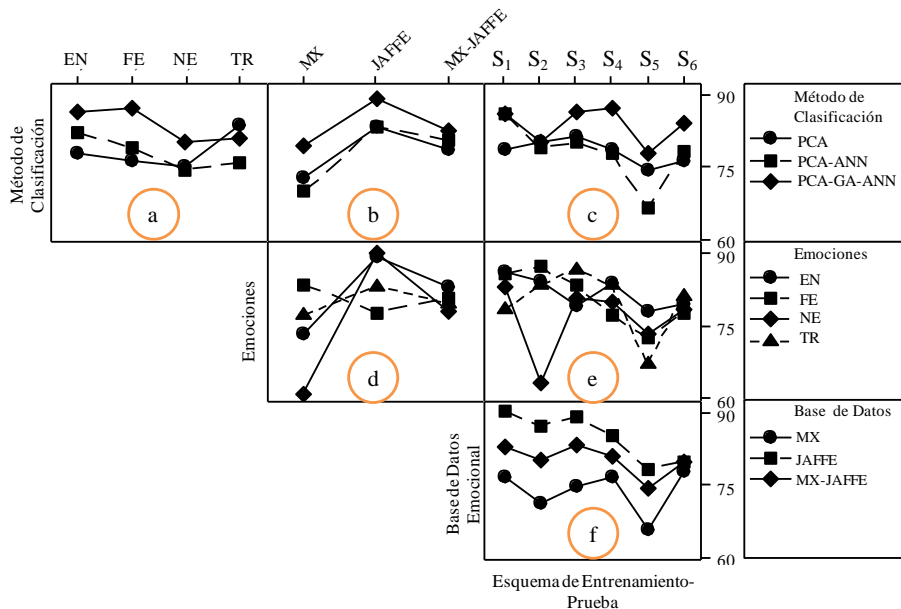
- Sistema de Reconocimiento: (a) sistema basado en PCA (Sistema PCA) como se presenta en la Sección 3, (b) sistema basado en PCA para reducción de dimensionalidad y ANN como técnica de reconocimiento (Sistema PCA-ANN) como se presenta en la Sección 4, y (c) Sistema PCA-ANN en donde la ANN es optimizada con el GA (Sistema PCA-GA-ANN) como se presenta en la Sección 4.1.
- Emociones: (a) Enojo, (b) Felicidad, (c) Neutro, (d) Tristeza.
- Base de Datos de Emociones Faciales: (a) base de datos propia de usuarios Mexicanos (MX), (b) base de datos estándar (JAFFE), y (c) la unión de las bases de datos MX+JAFFE.
- Esquema de Entrenamiento-Optimización-Prueba:  $S_1, S_2, S_3, S_4, S_5$  y  $S_6$  como se presenta en la Tabla 1.

Un análisis factorial con Minitab (v17.2.1) fue realizado para determinar el impacto de cada factor en la tarea de reconocimiento de emociones. En la Figura 7 las Gráficas de Interacción para la tasa media de reconocimiento de emociones a través de todos los factores son presentadas.

Considerando el “Sistema de Reconocimiento” (Método de Clasificación) como el factor principal las Figuras 7(a),7(b) y 7(c) presentan la siguiente información:

- Las tasas de reconocimiento más altas para Enojo, Felicidad y Neutro son obtenidas con el sistema integrado PCA-GA-ANN en comparación con los





**Fig. 7.** Gráficas de Interacción de la Tasa Promedio de Reconocimiento en Muestras de Prueba.

sistemas PCA y PCA-ANN. Para Tristeza la tasa de reconocimiento más alta es obtenida con el Sistema PCA.

- Las tasas de reconocimiento más altas son obtenidas para la base de datos JAFFE en comparación con la base de datos MX. Para ambas bases de datos una tasa mayor de reconocimiento es conseguida con el Sistema PCA-GA-ANN.
- Independientemente del esquema de Entrenamiento-Optimización-Prueba el Sistema PCA-GA-ANN presenta una mayor tasa de reconocimiento que los otros sistemas. Sin embargo hay una variabilidad significativa entre las tasas de reconocimiento de estos esquemas.

Cuando se consideran las “Emociones” como el factor principal en la Figura 7(d) se observa que Felicidad es la emoción que mejor se reconoce en la base de datos MX. En tanto esta emoción tiene la tasa de reconocimiento más baja en la base de datos JAFFE. La emoción Neutro tiene la tasa de reconocimiento más baja en la base MX y se reconoce mejor en la base de datos JAFFE. La Figura 7(e) da evidencia del efecto de los esquemas de Entrenamiento-Prueba sobre el desempeño del reconocimiento. La tasa de reconocimiento para Neutro es severamente afectada bajo el esquema  $S_2$  (entrenando con la imagen 1, optimizando con la imagen 2, y probando con la imagen 3). Una disminución general en la tasa de reconocimiento es observada bajo el esquema  $S_5$  (entrenando con la imagen 3, optimizando con la imagen 2, y probando con la imagen 1).

Finalmente cuando se considera la “Base de Datos de Emociones Faciales” como el factor principal la Figura 7(f) presenta la base de datos JAFFE con la mayor tasa de reconocimiento a través de todos los esquemas de Entrenamiento-Optimización-Prueba. La base de datos MX tiene la tasa más baja a través de todos los esquemas. También se observa una disminución general en la tasa de reconocimiento bajo el esquema  $S_5$ . En general el Sistema PCA-GA-ANN presenta la mayor tasa promedio de reconocimiento (83.7462%) en comparación con el Sistema PCA-ANN (77.9083%) y el Sistema PCA (78.2501%). Minitab v17.2.1 fue utilizado para realizar una prueba ANOVA para evaluar la significancia estadística de estos resultados. Esta prueba concluyó que el desempeño del Sistema PCA-GA-ANN es estadísticamente diferente del desempeño de los Sistemas PCA y PCA-ANN con  $p < 0.05$  ( $p=0.003$ ).

Un tema importante acerca de estos experimentos es la estructura de la ANN obtenida para cada esquema de Entrenamiento-Prueba en el Sistema PCA-GA-ANN. La Tabla 2 presenta un resumen general de estas estructuras para cada esquema y base de datos.

**Tabla 2.** Desempeño del Sistema PCA-GA-ANN con Estructura Específica y Promedio para la ANN.

Base de Datos MX										
Estructura Específica para la ANN para cada Esquema de Entrenamiento-Optimización-Prueba					Estructura Promedio para la ANN					
Ent	Opt	Pru	Estructura	EN	FE	NE	TR	Promedio		
1	2	3	[1 71 3]	80.37	88.88	45.55	61.85	69.16	88.89	
1	3	2	[2 78 3]	84.07	88.51	72.96	77.40	80.74	88.89	
2	1	3	[1 56 3]	88.88	100.00	77.77	79.25	86.48	88.89	
2	3	1	[2 64 3]	72.96	97.03	77.77	72.96	80.18	77.78	
3	1	2	[1 30 3]	82.59	88.88	77.77	100.00	87.31	88.89	
3	2	1	[1 42 3]	59.25	90.00	60.37	79.62	72.31	55.56	
Estructura Promedio = [1.33 56.83 3] ≈ [1 57 3]					Tasa de Reconocimiento Global = 79.36					Tasa de Reconocimiento Global = 82.41

Base de Datos JAFFE										
Estructura Específica para la ANN para cada Esquema de Entrenamiento-Optimización-Prueba					Estructura Promedio para la ANN					
Ent	Opt	Pru	Estructura	EN	FE	NE	TR	Promedio		
1	2	3	[3 62 3]	94.00	95.66	89.66	92.66	93.00	100.00	
1	3	2	[3 73 3]	93.33	90.66	100.00	82.66	91.66	100.00	
2	1	3	[3 50 2]	92.66	79.33	94.00	91.66	89.41	100.00	
2	3	1	[3 28 3]	100.00	85.66	100.00	90.00	93.92	100.00	
3	1	2	[2 59 2]	84.33	80.66	87.00	79.00	82.75	90.00	
3	2	1	[1 18 2]	98.00	71.33	96.33	75.00	85.17	100.00	
Estructura Promedio = [2.5 48.33 2.5] ≈ [3 48 3]					Tasa de Reconocimiento Global = 89.32					Tasa de Reconocimiento Global = 94.58

Base de Datos MX + JAFFE										
Estructura Específica para la ANN para cada Esquema de Entrenamiento-Optimización-Prueba					Estructura Promedio para la ANN					
Ent	Opt	Pru	Estructura	EN	FE	NE	TR	Promedio		
1	2	3	[3 52 3]	89.12	86.14	60.52	78.77	78.64	89.47	
1	3	2	[2 79 3]	91.40	91.40	84.03	74.38	85.30	94.74	
2	1	3	[1 22 2]	88.94	85.61	82.28	88.42	86.31	94.74	
2	3	1	[2 56 3]	90.87	83.85	80.70	87.71	85.78	94.74	
3	1	2	[2 35 3]	83.85	83.15	83.50	80.52	82.76	89.47	
3	2	1	[1 11 2]	81.57	83.33	75.43	65.96	76.57	94.74	
Estructura Promedio = [1.8 42.5 2.66] ≈ [2 43 3]					Tasa de Reconocimiento Global = 82.56					Tasa de Reconocimiento Global = 86.40
Tasa de Reconocimiento Total = 83.75					Tasa de Reconocimiento Total = 87.80					

En general el GA determinó más capas ocultas (3) para la base de datos JAFFE que para la base MX (1). Cuando ambas bases se unen el GA determinó un valor intermedio. El número promedio de neuronas estuvo dentro del rango de 43 a 57 neuronas y para todas las bases de datos y esquemas de prueba la tercera

función de transferencia (purelin) fue definida. Tomando los valores promedio de las ANNs una estructura general de ANN fue estimada para cada base de datos y todos los esquemas de Entrenamiento-Prueba. Como se presenta en la Tabla 2 con la ANN general para ambas bases de datos la tasa de reconocimiento total incrementó de 83.7462 % a 87.7979 %.

## 6. Conclusiones

Sin importar el sistema de reconocimiento una tasa mayor fue obtenida con la base de datos JAFFE en comparación con la base de datos propia MX. Como se presenta en la Tabla 2 con el sistema propuesto PCA-GA-ANN una tasa de reconocimiento de 94.58 % fue alcanzada con la base de datos JAFFE y 82.41 % con la base de datos MX a través de diferentes esquemas de Entrenamiento-Prueba. La integración del GA para optimización de la estructura de la ANN condujo a mejoras estadísticamente significativas sobre las tasas de reconocimiento para ambas bases.

Una situación interesante respecto a la base de datos JAFFE es que fue creada con condiciones adecuadas de postura e iluminación. Estas condiciones no fueron muy estrictas para la creación de la base MX ya que fue considerado el representar a los usuarios en ambientes menos restringidos. Esto puede explicar la diferencia entre las tasas de reconocimiento presentadas en la Figura 7 y la Tabla 2. Otra explicación puede ser que los usuarios Mexicanos tienen sus formas propias y diferentes de expresar sus emociones. Particularmente cuando ambas bases de datos son consideradas juntas la extracción de características con PCA puede conducir a una combinación de emociones.

También es importante probar cualquier técnica para el reconocimiento de emociones con diferentes esquemas de imágenes para entrenamiento y prueba. Esto es porque como se presenta en la Figura 7 estos esquemas influyen en el desempeño total del sistema de reconocimiento.

La información presentada en la Figura 7 también mostró que el reconocimiento de una emoción puede ser dependiente de las características de la base de datos y del sistema de reconocimiento mismo. De esta forma, el desarrollo de un sistema con múltiples reconocedores (por ejemplo, PCA para Tristeza y ANN para Enojo, Felicidad y Neutro) pueden ser una aproximación adecuada para mejorar el reconocimiento de emociones. También la integración de un sistema de reconocimiento de emociones basado en voz puede llevar a mejores resultados.

## Referencias

1. Bakare, G.A., Venayagamoorthy, G.K., Aliyu, U.O.: Reactive Power and Voltage Control of the Nigerian Grid System Using Micro-Genetic Algorithm. In: Proc. of the Power Engineering Society General Meeting. pp. 1916–1922 (2005)
2. Filko, D., Martinović, G.: Emotion recognition system by a neural network based facial expression analysis. *AUTOMATIKA* 54(2), 263–272 (2013)

3. Gil, A., Benavides, M., Guilarte, Y., Marquez, M.: Sistema para el reconocimiento e identificación de rostros a través de fotografías. *Revista Ciencia e Ingeniería* 29(2), 131–136 (2008)
4. Gosavi, A.P., Khot, S.R.: Facial expression recognition using principal component analysis. *Int. Journal of Soft Computing and Engineering* 3(4), 258–262 (2013)
5. López, J.M., Cearreta, I., Garay, N., López de Ipiña, K., Beristain, A.: Creación de una base de datos emocional bilingüe y multimodal. In: *Proc. of the 7th Spanish Human Computer Interaction Conference, Interaccion 2006*. vol. 6, pp. 55–66 (2006)
6. Luo, Y., Wu, C., Zhang, Y.: Facial expression recognition based on fusion feature of PCA and LBP with SVM. *Optik* 124, 2767–2770 (2013)
7. Lyons, M., Budynek, J., Akamatsu, S.: Automatic classification of single facial images. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.* 21, 1357–1362 (1999)
8. Pérez-Gaspar, L., Caballero-Morales, S.O., Trujillo-Romero, F.: Error modelling approach based on artificial neural network for face emotion recognition. *Research in Computing Science* 78, 21–30 (2014)
9. Rao, K.S., Saroj, V.K., Maity, S., Koolagudi, S.G.: Recognition of emotions from video using neural networks models. *Expert Systems with Applications* 38, 13181–13185 (2011)
10. Ratliff, M., Patterson, E.: Emotion recognition using facial expressions with active appearance models. In: *Proc. of the IASTED International Conference on Human-Computer Interaction*. pp. 92–138 (2008)
11. Shih, F.Y., Chuang, C.-F., Wang, P.S.P.: Performance comparisons of facial expression recognition in JAFFE database. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* 22(3), 445–459 (2008)
12. Slakovic, M., Jevtic, D.: Face recognition using eigenface approach. *Serbian Journal of Electrical Engineering* 9(1), 121–130 (2012)
13. Thuseethan, S., kuhanesan, S.: Eigenface based recognition of emotion variant faces. *Computer Engineering and Intelligent Systems* 5(7), 31–37 (2014)
14. Turk, M., Pentland, A.: Eigenfaces for recognition. *Journal of Cognitive Neuroscience* 3(1), 71–86 (1991)
15. Viola, P., Jones, M. J.: Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision* 57(2), 137–154 (2004)
16. Yildirim, S., Bulut, M., Lee, C.M., Kazemzadeh, A., Busso, C., Deng, Z., Lee, S., Narayanan, S.: An acoustic study of emotions expressed in speech. In: *Proc. Int. Conf. Spoken Language Processing (ICSLP '04)*. vol. 1, pp. 2193–2196 (2004)
17. Yu, F., Chang, E., Xu, Y. Q., Shum, H.Y.: Emotion detection from speech to enrich multimedia content. In: *Proc. IEEE Pacific-Rim Conf. Multimedia 2001*. vol. 1, pp. 550–557 (2001)