

**DESIGN OF A FACE RECOGNITION SYSTEM APPLYING ARTIFICIAL  
VISION AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE****DISEÑO DE UN SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE ROSTROS  
APLICANDO INTELIGENCIA Y VISIÓN ARTIFICIAL****PhD. Oscar Eduardo Gualdrón\*, MSc. Oscar Manuel Duque Suárez\*\***

**\* Universidad de Pamplona**, Grupo de Automatización y Control.  
Ciudadela Universitaria, Pamplona, Norte de Santander, Colombia.  
Tel.: (+577) 568 5303, Fax: (+577) 568 5303 Ext. 163.  
E-mail: {oscar.gualdron, omduque}@unipamplona.edu.co

**Abstract:** This paper presents the design, development and implementation of developing a face recognition system using hybridization pattern recognition techniques, computer vision and artificial intelligence. This research collects the union of artificial vision techniques and artificial intelligence techniques and their implications in many applications such as robot control social interaction.

**Keywords:** Active models, PCA, ICA, neural networks, NLPCA, social interaction robots.

**Resumen:** Este artículo presenta el diseño, desarrollo y la implementación de desarrollo de un sistema de reconocimiento de rostros mediante la hibridación de técnicas de reconocimientos de patrones, visión artificial e inteligencia artificial. La presente investigación recopila el producto de la unión de las técnicas de visión artificial y las técnicas de inteligencia artificial y sus implicaciones en múltiples aplicaciones tales como el control de robots de interacción social.

**Palabras clave:** Modelos activos, PCA, ICA, redes neuronales, NLPCA, robots de interacción social.

## 1. INTRODUCCIÓN

La revolución tecnológica actual y el interés multidisciplinar en desarrollar metodologías y productos que mejoren los resultados obtenidos en el reconocimiento de patrones en su aplicación en el reconocimiento y clasificación de características de rostros; de esta manera perfeccionar la emulación del reconocimiento de rostros propios de los seres humanos a fin de ser incorporados en múltiples aplicaciones tales como la interacción robótica social, la seguridad; entre otras.

La intención del trabajo es dar a conocer el resultado de la investigación para el desarrollo de

un sistema de reconocimiento de rostros mediante la hibridación de técnicas de reconocimientos de patrones, visión e inteligencia artificial (Ramezanpour y Azimi, 2011), (González y Ojeda, 2003).

En este trabajo se resume el diseño e implementación del sistema de reconocimiento de rostros y de características tales como el género y gestual, el diseño, técnicas implementadas y metodología aplicadas al sistema y lo concerniente a las aplicaciones en las que puede tener relevancia el sistema desarrollado enfocándonos en el control de robots de interacción social.

## 2. DISEÑO E HIBRIDACIÓN DE TÉCNICAS

### 2.1 Modelos Activos y su aplicación en el proyecto

Los modelos activos es un método para realizar la ubicación de puntos de interés con los cuales puede establecerse un modelo estadístico (Ahmed y Ashraf, 2009), los modelos activos como es el caso del algoritmo de ASM incluyen dos rutinas, la construcción del modelo y búsqueda. Para nuestra aplicación en la cual el objetivo es el reconocimiento usaremos los métodos activos a fin establecer los puntos de interés y el modelo de manera que podamos usar el modelo para entrenar un clasificador inteligente con redes neuronales para realizar el reconocimiento y la clasificación (Maldonado, 2013; Michal, 2011). El procedimiento de construcción de modelos de ASM requiere marcar  $k$  puntos clave de las características faciales de cada imagen de la cara en el conjunto de entrenamiento (Iain y Simons, 2002).

### 2.2 Ubicación de puntos en el rostro

A fin de realizar la ubicación de los puntos característicos en el rostro usamos Active Shape Model (ASM) que como método activo que genera un modelo de los patrones y características que se pretenda determinar. Este método para la determinación del modelo está determinado por la serie de puntos de modelo, así como la interconexión entre los puntos (Valstar y Martínez, 2011). La adecuación o acondicionamiento se ejecuta utilizando los bordes de imagen previa búsqueda y establecimiento de los mismos. En la Fig. 1. se representa los puntos ubicados por la utilización del método ASM, estos puntos se ubican según unas estadísticas que suministra el algoritmo (Shakhnarovich y Moghaddam B, 2004).

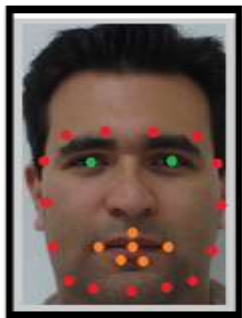


Fig. 1. Puntos Seleccionados del modelo inicial.

### 2.3 Método de Harris para la detección de bordes

Como habíamos explicado anteriormente para la determinación de los puntos propios del modelo del método ASM requerimos establecer los bordes para que mediante la aplicación de la técnica se puedan determinar los puntos, para ello se ha decidido usar el método de Harris para determinar las transiciones de las regiones de grises, todos los pequeños cambios posibles pueden ser cubiertos llevando cabo una expansión analítica sobre el origen del cambio (Harris y Stephens, 1998), como se muestra en la ecuación (1) y (2).

$$E_{x,y} = \sum_{u,v} W_{u,v} [I_{x+u,y+v} - I_{u,v}]^2 \quad (1)$$

Donde

$W_{u,v}$  = Función de ventana

$I_{x+u,y+v}$  = Cambio de intensidad

$I_{u,v}$  = Intensidad

$W_{u,v}$  = Función de ventana

$$E_{x,y} = \sum_{u,v} W_{u,v} [xX + yY + O(x^2, y^2)]^2 \quad (2)$$

### 2.4 Ubicación y detección de ojos

Los ojos en la generación del modelo del rostro se constituyen en puntos estratégicos para lograr dicho objetivo. La detección de ojos en imágenes del rostro es muy importante para un vasto número de aplicaciones que van desde el reconocimiento facial para seguimiento de mirada. Los estudios ejecutados con base de este método dan como eficaz la utilización del método. El Modelo de color de la piel es el modelo matemático que describe la distribución de colores de piel. Un espacio o región de color adecuado debe ser elegido antes de formular modelos de color de piel, la idea es lograr un mejor espacio para trabajar las imágenes a color es *GLHS* ya que este modelo de color responde efectivamente frente a los diferentes tipos de piel. El proceso de *GLHS* se ve representado por las siguientes ecuaciones (Ramezanpour y Azimi, 2011).

$$\begin{aligned} \min(c) &= \min(R, G, B) / 255 \\ \text{med}(c) &= \text{med}(R, G, B) / 255 \\ \max(c) &= \max(R, G, B) / 255 \end{aligned}$$

(3)

Por lo tanto la luminosidad, el tono y la saturación se pueden calcular:

$$h(c) = k(c) + f(c) \quad (4)$$

Donde  $k(c)$  indica el número de secuencia y  $f(c)$  se utiliza para calcular el ángulo.

$$k(c) = \begin{cases} 0: R > G \geq B \\ 1: G \geq R > B \\ 2: G > B \geq R \\ 3: B \geq G > R \\ 4: B > R \geq G \\ 5: R \geq B > G \end{cases} \quad (5)$$

$$f(c) = \begin{cases} \frac{\text{med}(c) - \min(c)}{\max(c) - \min(c)} : k(c) \\ \frac{\max(c) - \text{med}(c)}{\max(c) - \min(c)} : k(c) \end{cases} \quad (6)$$

Luminosidad.

$$i(c) = (\max(c) - \text{med}(c)) - (\text{med}(c) - \min(c)) \quad (7)$$

Saturación.

$$s(c) = \frac{1}{2}(\max(c) - \min(c)) + \frac{1}{2}(\text{med}(c) - \min(c)) \quad (8)$$

## 2.5 Análisis de componentes principales (PCA)

Las técnicas de análisis de datos por mecanismos estadísticos proveen la virtud de ser propicias para las tareas de reconocimiento y de clasificación (Gelvez y Maldonado, 2012), debido a los manejos de dimensionalidad con los que permiten trabajar mejorando los procesos de reconocimiento. Se parte de una matriz  $U$  la cual contiene a los sujetos descritos por ( $j$ ) y las variables de cada uno de ellos estarán descritas por ( $i$ ) conformando una matriz de  $i \times j$ :

$$U = \begin{bmatrix} u_{11} & \cdots & u_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{i1} & \cdots & u_{ij} \end{bmatrix} \quad (9)$$

Por tanto esta matriz  $U$  se puede transformar en una nueva matriz  $D$  de distancias, debido a los puntos que forman los datos de los usuarios en  $j$ -dimensional, con las mismas dimensiones  $i \times j$ .

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & \cdots & d_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{i1} & \cdots & d_{ij} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Considerando que la matriz  $D$  parte de la matriz  $U$ , Cada línea de ( $D$ ) corresponde a los componentes de cada punto de ( $U$ ). Ahora encontramos que para poder relacionar ( $U$ ) con ( $D$ ), se crea una nueva matriz  $M$  como matriz de paso de ( $U$ ), esta matriz

será de tamaño  $j \times j$  con sus componentes de la siguiente manera.

$$\begin{aligned} m_1 &= m_{11}u_{22} + \cdots + m_{k2}u_k \\ m_2 &= m_{12}u_{22} + \cdots + m_{k2}u_k \\ &\vdots \\ m_k &= m_{2k}u_2 + \cdots + m_{kk}u_k \end{aligned} \quad (11)$$

Dando como resultado la matriz  $M$ .

$$M = \begin{bmatrix} m_{11} & \cdots & m_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ m_{i2} & \cdots & m_{ij} \end{bmatrix} \quad (12)$$

De tal manera encontramos que la relación entre  $U$ ,  $D$  y  $M$  es:

$$U = D * M^T \quad (13)$$

## 2.6 Matriz de covarianza

Para determinar la matriz de covarianza de la matriz  $U$  la vemos representada por.

$$C = \begin{bmatrix} c^2_{u_1} & \cdots & c_{u_1 u_j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{u_i u_j} & \cdots & c^2_{u_j} \end{bmatrix} \quad (14)$$

Donde  $c^2_{u_1}$  representa la varianza de la variable de  $U_i$  en el conjunto y,  $c_{u_i u_j}$  es la covarianza  $U_i$  y  $U_j$ .

## 2.7 Creación de Sub-espacio (espacio de imagen)

Los vectores que representan a los rostros pertenecen a un espacio, el que se denomina sub-espacio o espacio de imagen, es allí donde se encuentran las imágenes con dimensión  $n$ . ver Fig 2.

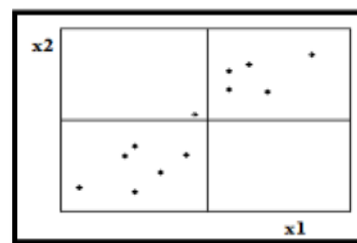


Fig. 2. Sub-espacio de las imágenes.

Al utilizar Análisis de componentes principales obtenemos los factores o componentes del sub-espacio. Reduciendo la dimensión del conjunto o espacio y mejorando los patrones típicos del conjunto en general.

## 2.8 Eigenfaces

En su trabajo pionero en 1991 los investigadores Kirby y Sirovich propuso el uso de PCA para el análisis y la representación de la cara. Su trabajo fue seguido por la técnica "Eigenfaces" de Turk y Pentland, la aplicación de la PCA para reconocimiento facial. Puesto que los vectores son basados en PCA había la misma dimensión que las imágenes de entrada de la cara, que se denomina "Eigenfaces".

La Fig 3 muestra un ejemplo de la cara media y algunos de los Eigenfaces.



Fig. 3. Eigenfaces, la cara medida de la izquierda, seguida de 7 eigenfaces.

Una eigenface es la combinación de una combinación de componentes o bases de unas series de caras, a estos rostros bases se les conoce como Eigenfaces.

## 2.9 Red Neuronal Backpropagation

La red neuronal *backpropagation* se encuentra dentro del grupo de red de aprendizaje supervisado el cual trabajan bajo un gradiente descendiente, donde el patrón de entrada se propaga por toda la red hasta la salida, así mismo las salidas de error se propagan hacia la capa anterior de neuronas. Bajo esta estructura neuronal se desarrolló el clasificador inteligente.

El error que genera en función a sus pesos es una superficie de  $n$  dimensiones, la cual al evaluar el gradiente se obtiene la dirección en la parte de mayor crecimiento, por lo tanto se toma esta dirección pero negativa para minimizar el error. El tipo de arquitectura de la red *backpropagation* se observa en la Fig 4.

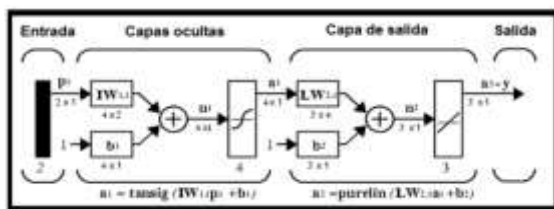


Fig. 4. Arquitectura Red Backpropagation

## 2.10 Características de captura de la imagen

### 2.10.1 Tamaño de la imagen

La imagen de un rostro se representa utilizando un matriz, en nuestro caso la imagen tiene unas dimensiones de  $(180 * 200)$  píxeles, donde  $(x = 180)$  y  $(y = 200)$ , y al ser en RGB tendremos componentes por color, dado que conocemos el ancho y alto de la imagen el número de píxeles que obtendremos será el producto entre  $((x*y) * 3)$ .

### 2.10.2 Adecuación de la imagen

Ya obtenida la imagen del usuario se procede a aplicarle el método de Harris (detección de bordes). Para extraer de la imagen tratada con el método de detección de Harris, ver Fig 5-a, la silueta del usuario se escoge los puntos que delimitan la Fig de usuario y así obtener una imagen más limpia como se muestra en la Fig 5-b y a partir de esta trabajar en el reconocimiento e identificación.

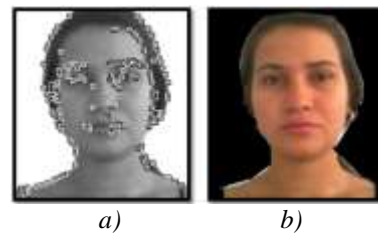


Fig. 5. (a) Aplicación del método, (b) Imagen Resultante del procesamiento

## 3. IDENTIFICACIÓN POR MEDIO DE ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES (ACP)

Las características de las imágenes de los usuarios y el respectivo tratamiento una vez se tiene la matriz de usuarios que está conformada de cada vector columna de la imagen de usuario, ver ecuación 14, se procede a la obtención de la imagen promedio por medio de la ecuación 16.

$$Usu = \begin{bmatrix} usuario_1 & usuario_2 & \dots & usuario_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ usuario_2 & usuario_2 & \dots & usuario_n \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$Med = mean(usu)' \quad (16)$$

Al obtener la media de los usuarios se restara la imagen promedio a cada una de las imágenes de usuarios, se realiza la sustracción por medio de la ecuación 17 y 18.

$$Usu = \begin{bmatrix} usuario_1 - Med & usuario_2 - Med & \dots & usuario_n - Med \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ usuario_2 - Med & usuario_2 - Med & \dots & usuario_n - Med \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$Usu(i) = Usu(i) - Med \quad (18)$$

Con la matriz de Usuarios resultante de la resta de la media, se calcula la covarianza por medio de la ecuación 19.

$$L = Usu' * Usu \quad (19)$$

Una vez se calcula la covarianza se procede a la obtención de los eigenvectores y eigenvalores del grupo de imágenes los cuales se ordenaran de mayor a menor dependiendo de los eigenvalores, la obtención de los parámetros se realiza por medio de la ecuación 20.

$$[Vectores, Valores] = eig(L) \quad (20)$$

Con los eigenvectores se realiza la proyección general por medio de la ecuación 21, la cual constituye a la creación del sub-espacio ver Fig 6.

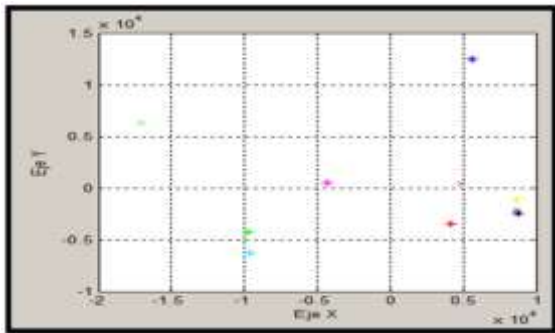


Fig. 61. Subespacio de los usuarios.

$$Proy_{General} = Vectores' * Usu_{Media} \quad (21)$$

Donde  $Usu_{Media}$  es la matriz que contiene los datos de las imágenes menos la media de las imágenes. Reconocimiento de un rostro, para llevar a cabo el reconocimiento se proyecta el  $Vector_{media}$  que es el resultado de la resta del vector columna (imagen de usuario) y la media de los rostros del sub-espacio, multiplicado por el eigenvector del sub-espacio por medio de la ecuación 22.

$$Proy_{usuario} = V * Vector_{Media} \quad (22)$$

Donde  $V$  es el vector que contiene los eigenvectores.

### 3.1 Localización de los puntos de los ojos, la boca y la nariz

Para la identificación de género se identifican las posiciones de los ojos, la nariz y la boca, para ello se utilizan la técnica de Harris (detección de bordes) y el método detección de ojos.

### 3.2 Posición de los ojos y la nariz

Comenzando con el método de detección de ojos, La ubicación de la nariz está determinada desde la adquisición de la imagen y sus coordenadas están determinados en 'x' por la componente 'x' del punto medio y en 'y' por posición del recuadro al momento de la adquisición de la imagen.

### 3.3 Posición de la boca

La ubicación de la boca se realiza haciendo un corte en la sección de la boca Fig 7.a, luego es tratada y acondicionarla Fig 7.b para aplicarle la técnica de Harris y determinar la posición Fig 7.c.

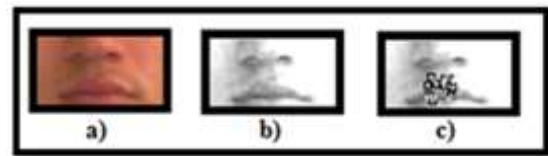


Fig. 7.2 (a) recorte zona de la boca, (b) tratamiento a la imagen, (c) aplicación método de Harris.

### 3.4 Cálculo de distancias

Con la detección de todos los puntos del rostro, se realiza una relación entre ellos para determinar las distancias necesarias para la identificación de género como se muestra en la Fig 8.

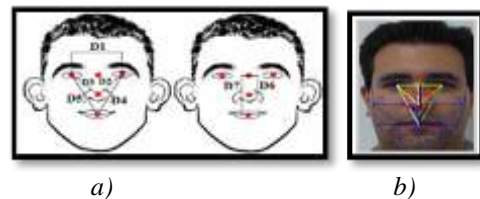


Fig. 83. (a) Distancias propuestas para la identificación de género. (b) modelo y distancias obtenidas.

Se determinan relaciones de proporción entre los puntos de la imagen, con los cuales se crea la matriz con la que se entrenara el clasificador neuronal inteligente con la finalidad de realizar la clasificación de género. El clasificador se entrenara

con la matriz de clases tanto de hombres como de mujeres.

### 3.5 Matriz característica de usuario

La matriz característica del Usuario, es una matriz que está basada en la comparación de las distancias del usuario contra un promedio y la adición o sustracción de una desviación estándar, creando así una imagen matricial de cada usuario.

Con la matriz de Usuarios definida, se obtienen los vectores columna Promedio y Desviación estándar, los cuales son fundamentales para el desarrollo de la matriz característica, estos vectores están conformados por las filas formadas por las proporciones de las distancias obtenidas anteriormente. Ver Fig 9.

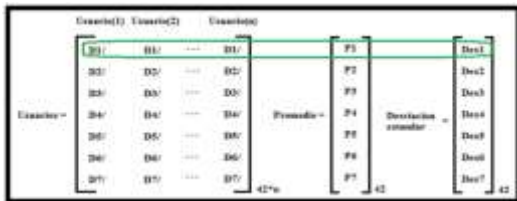


Fig. 94. Obtención de los vectores Promedio y Desviación estándar.

Dejando claro la composición de la matriz, se llena con los valores iniciales y finales ya calculados, colocando en el intervalo cerrado  $[i, f]$ , todo lo comprendido entre estos valores será igual a cero '0' y lo que este por fuera con unos '1'. De esta manera de imagen matricial, se representan los usuarios para el posterior análisis e identificación de género llevado a cabo con la red backpropagation

### 3.6 Entrenamiento de la red neuronal

La red neuronal a utilizar es la red backpropagation la cual está actuando como un clasificador inteligente para determinar el género del usuario, la estructura utilizada en la red se observa en la Fig 10. En el entrenamiento de la red, se utiliza el 70 % de los usuarios para el entrenamiento y el 30 % para la comprobación.



Fig. 10. Estructura utilizada de la red back propagation.

Entrada = 1.

Capas ocultas = 3

Salida = 1.

Épocas = 45.000.

Valor para converger =  $1.00 \times 10^{-8}$

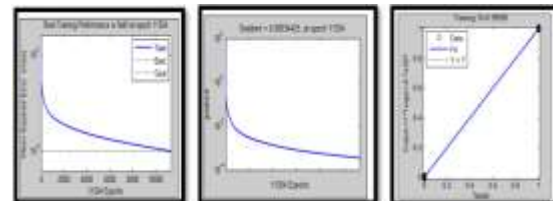
Actualización de salida = 1 época.

Gradiente =  $1.00 \times 10^{-8}$

Velocidad de convergencia = 0,05.

### 3.7 Resultado del entrenamiento

El entrenamiento de la red tardó un minuto y cincuenta y seis segundos (01:56), le tomo 11354 épocas para superar el punto mínimo de error asignado, las características completas de la finalización del entrenamiento de la red se observa en la Fig 11.



a) b) c)  
Fig. 11. a) recorrido del error, b) recorrido del gradiente, c) regresión lineal.

La efectividad de la red se comprobó con la introducción del 30 % de usuarios de la base de datos, esta cantidad de usuarios no fueron utilizados para el entrenamiento de la red. Ver Fig 12.

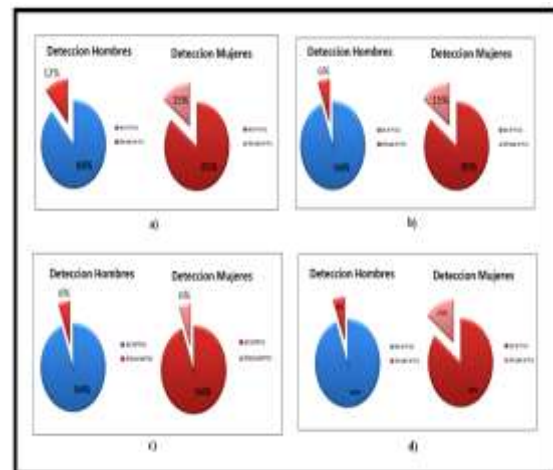


Fig. 12. resultado del análisis con el método 2, a) porcentaje de detección análisis 1, b) porcentaje de detección análisis 2, c) porcentaje de detección análisis 3, d) porcentaje de detección análisis 4.

### 3.8 Reconocimiento Gestual

Al igual que la red implementada para el reconocimiento de género, se emplea la red *backpropagation* para el reconocimiento gestual, la cual se emplea como un clasificador inteligente para determinar el gesto del usuario.

Entrada = 1.

Capas ocultas = 3

Salida = 1.

Épocas = 1.000.000.

Valor para converger =  $1.00 \times 10^{-6}$

Actualización de salida = 100 época.

Gradiente =  $1.00 \times 10^{-10}$

Velocidad de convergencia = 0,05.

### 3.9 Análisis no lineal de componentes principales (NLPCA)

La Reducción de dimensionalidad facilita en gran medida la clasificación de patrones. Varias técnicas, lineales y no lineales, se han propuesto y utilizado ampliamente para la reducción de dimensionalidad en los sistemas de reconocimiento de rostros.

El Análisis de componentes principales (PCA) ha demostrado ser un método lineal simple y eficiente, mientras que muchos de los métodos no lineales como el núcleo PCA, se han propuesto recientemente. El análisis no lineal de componentes principales (NLPCA) es comúnmente visto como una generalización no lineal de análisis estándar de componentes principales (PCA). Se generaliza los principales componentes de las líneas rectas a curvas (no lineal). Por lo tanto, el subespacio en el espacio de datos original que se describe por todos los componentes no lineales está también curvada. El PCA no lineal se puede lograr mediante el uso de una red neuronal con una arquitectura auto-asociativa también conocido como autoencoder, red replicadora, cuello de botella o de la red de tipo reloj de arena, ver Fig 13.

Tal red neuronal auto-asociativa es un perceptrón multicapa que realiza una asignación de identidad, lo que significa que la salida de la red es necesaria que sea idéntica a la entrada. Sin embargo, en el medio de la red es una capa que funciona como un cuello de botella en la que se aplica una reducción de la dimensión de los datos (Cho, 2007). Este cuello de botella-capla proporciona los valores de los componentes deseados (resultados). Se ha desarrollado un algoritmo simple que utiliza esta reducción de dimensionalidad no lineal para el reconocimiento facial. Este enfoque no requiere la

detección de cualquier punto de referencia y se puede utilizar para aplicaciones en tiempo real.

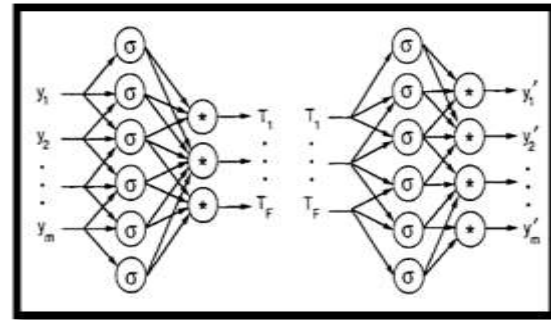


Fig. 13. Auto-associative neural network (Autoencoder).

### 3.10 Análisis de componentes independientes

El Análisis de componentes independientes (ICA) es una generalización de PCA que separa los momentos de mayor orden de la entrada en adición a los momentos de segundo orden. ICA se realizó en un conjunto de imágenes del Rostro por un algoritmo de aprendizaje no supervisado que deriva del principio de la transferencia de información óptima a través de las neuronas sigmoide. El algoritmo maximiza la información mutua entre la entrada y la salida, que produce resultados estadísticamente independientes bajo ciertas condiciones. La representación ICA fue superior a las representaciones basadas en el análisis de componentes principales para el reconocimiento de rostros a través de sesiones y los cambios en la expresión.

### 3.11 Comparación de las Técnicas

Se utilizaron 68 usuarios, de los cuales la mitad eran hombres y la otra mitad mujeres, en base a estos usuarios se realizó el análisis para en reconocimiento de género, usando el 70 % para el entrenamiento de la red y el 30 % restante para la validación de la misma. Para la identificación de usuario y el reconocimiento gestual, se utilizaron 88 imágenes las cuales varían tanto en género como en la expresión gestual. Las imágenes utilizadas en el desarrollo de las técnicas son las imágenes estandarizadas y publicadas por Stanford Medical y FBI\_faces descritas en el alcance del proyecto. Se desarrolló la programación en base a un computador Intel Core i3 2.5 GHz, con Windows 7 y una versión de Matlab 7.10 (R2010a).

En la elaboración del diseño de un algoritmo que identifique a usuarios, se dispuso de la elaboración

de varias técnicas, estas técnicas fueron entrenadas y probadas bajo los mismos parámetros descritos anteriormente (Huchuan y Yingjie, 2012). Por otra parte se realizó a cada técnica 3 pruebas individuales para la validación de las mismas, las cuales constan de comparar los resultados al evaluar el reconocimiento usando una imagen usada en el entrenamiento (prueba 1), otra no usada en el entrenamiento y con variación del rostro (prueba 2) y una última prueba usando una imagen completamente diferente de otro usuario en la base de datos; a continuación en la Fig.14 se muestra un ejemplo de las imágenes usadas en la validación del todas las técnicas implementadas pero teniendo especial interés en el reconocimiento usando NPLCA y en las figuras siguientes se muestran los resultados; Fig. 15, Fig. 16 y Fig. 17.

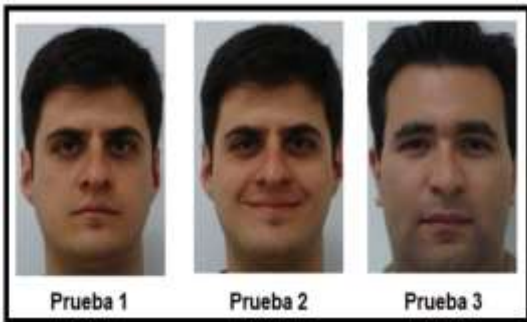


Fig 14. Imágenes ejemplo usadas en la comparación.

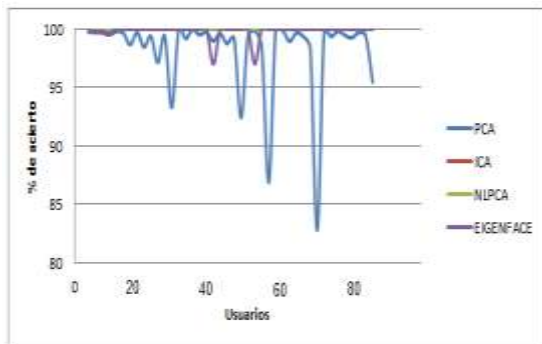


Fig. 15. Comparación de las técnicas - prueba 1.

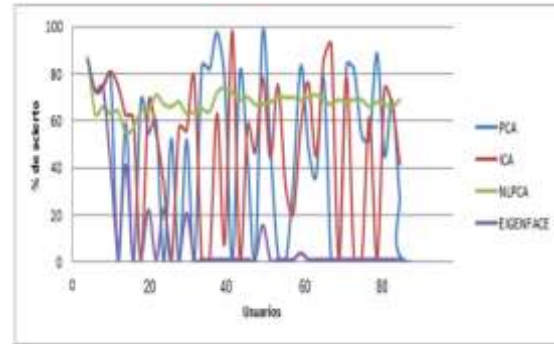


Fig. 16. Comparación de las técnicas - prueba 2

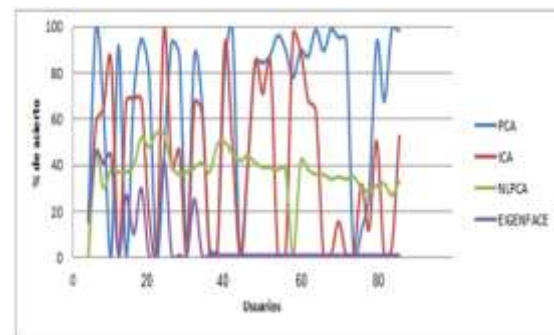


Fig. 17. Comparación de las técnicas - prueba 3.

La técnica que mejor se acopla a las características de las pruebas que se realizaron, es la técnica NPLCA, la cual permite tener un alto porcentaje al momento del estudio de una imagen igual, a su vez un alto y estable porcentaje en el estudio de una imagen con variaciones y finalmente una baja detección al ingresar un usuario no existente en la base de datos.

#### 4. APLICACIONES

Nuestra investigación ha permitido mediante la hibridación de los métodos y técnicas para el reconocimiento de patrones para el caso de estudio de reconocimiento de rostros en conjunto a técnicas de inteligencia artificial como las redes neuronales obtener otras aplicaciones como lo es el uso de los modelos activos para la determinación de patrones del estado emocional rostro capturado a fin de mediante el uso de un clasificador inteligente reconocer que emoción representa, Fig 18.





Fig. 18. Reconocimiento Gestua.l

in kernel feature space. *Expert Systems with Applications*.

Una de las aplicaciones más relevantes del trabajo realizado consiste en proporcionar las entradas necesarias a los sistemas de control de *robots socialmente interactivos*, dado que estos son agentes robóticos en los que la interacción social es el papel más importante de su funcionamiento y por tal vital para cumplir con la motivación para la cual fueron creados. Para cumplir dicho objetivos de interacción social el Robot deben contar con los mecanismos de sensórica y algoritmos de interpretación del mundo que abstraigan las características comportamentales que le permitan interactuar con agentes humanos.

## 5. CONCLUSIONES

Nuestra investigación ha permitido mediante las hibridación de los métodos y técnicas para el reconocimiento de patrones para el caso de estudio de reconocimiento de rostros en conjunto a técnicas de inteligencia artificial como las redes neuronales obtener otras aplicaciones como lo es el uso de los modelos activos para la determinación de patrones del estado emocional rostro capturado a fin de mediante el uso de un clasificador inteligente reconocer que emoción que representa.

Una de las aplicaciones más relevantes del trabajo realizado consiste en proporcionar las entradas necesarias a los sistemas de control de *robots socialmente interactivos*, dado que estos son agentes robóticos en los que la interacción social es el papel más importante de su funcionamiento y por tal vital para cumplir con la motivación para la cual fueron creados (Fong y Nourbakhsh, 2008).

## REFERENCIAS

- Ahmed B, Ashraf S, Lucey J. (2009). *The Painful Face – Pain Expression Recognition Using Active Appearance Models*.
- Cho, H.W. (2007). *Nonlinear feature extraction and classification of multivariate process data*

- Fong, T.; Nourbakhsh I. (2008). *A Survey of Socially Interactive Robots: Concepts, Design, and Applications. Robotics and Autonomous Systems*, 42. 2003. Pag 143–166.
- Gelvez L, Maldonado J (2012). *Aplicación de redes neuronales morfológicas al reconocimiento de vocablos simples*. Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada ISSN: 1692-7257 Colombia.
- González M, Ojeda J (2003). *Sistema de visión artificial para reconocimiento de objetos*. Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada ISSN: 1692-7257 Colombia.
- Harris C. y Stephens M., (1998). *A combined corner and edge detector, the Plessey company plc*. EEUU.
- Huchuan L y Yingjie H, (2012). *Automatic gender recognition based on pixel-pattern-based texture feature*, *Journal of real time image processing*, Springer, Japan.
- Iain M., y Simon B., (2002). *Active Appearance Models Revisited*, The Robotics Institute Carnegie Mellon University, EEUU.
- Maldonado J (2013). *Indexación de imágenes hiperespectrales aplicando redes neuronales morfológicas*. Revista Colombiana de Tecnologías de Avanzada. ISSN: 1692-7257 Colombia.
- Michal U. (2011). *Detector of landmark points on human face*, Center for Machine Perception, Department of Cybernetics Faculty of Electrical Engineering, Czech Technical University.
- Ramezanpour M, y Azimi M., A (2011). *New method for eye detection in color image*.
- Shakhnarovich G y Moghaddam B.,(2004). *Face recognition in subspaces, Handbook of Face Recognition*, Spriger-Verlag.
- Valstar M, Martinez B, Binefa X, Pantic M (2011). *Facial Point Detection using Boosted Regression and Graph Models*.