

## RECONOCIMIENTO DE EXPRESIONES FACIALES PROTOTIPO USANDO ICA

### Prototypic facial expressions recognition using ICA

#### RESUMEN

En este documento se plantea una metodología con el fin de reconocer expresiones faciales prototipo, es decir aquellas asociadas a emociones universales. Esta metodología está compuesta por tres etapas: segmentación del rostro utilizando filtros Haar y clasificadores en cascada, extracción de características basada en el análisis de componentes independientes (ICA) y clasificación de las expresiones faciales utilizando el clasificador del vecino más cercano (KNN). Particularmente se reconocerán cuatro emociones: tristeza, alegría, miedo y enojo más rostros neutrales. La validación de la metodología se realizó sobre secuencias de imágenes de la base de datos FEEDTUM, alcanzando un desempeño promedio de 98.72% de exactitud para el reconocimiento de cinco clases.

**PALABRAS CLAVES:** análisis de imágenes, detección de objetos, extracción de características, reconocimiento de expresiones faciales.

#### ABSTRACT

*This paper claim a methodology in order to recognizing prototypic facial expression, i.e those associated with universal emotions. This methodology is composed of three stages: face segmentation using Haar filters and cascade classifiers, feature extraction based on independent component analysis (ICA) and facial expression classification using the k nearest neighbor classifier (KNN). Particularly be recognized four emotions: sadness, happy, fear and anger more neutral faces. The methodology validation was made on image sequence of the FEEDTUM database, the average result achieved was accuracy of 98.72% for the recognition of five classes.*

**KEYWORDS:** *feature extraction, image analysis, facial expression recognition, object detection.*

#### 1. INTRODUCCIÓN

Las expresiones faciales son usadas por los seres humanos para su comunicación, interacción social y especialmente para transmitir sus emociones. La investigación de las emociones a partir de las expresiones faciales es actualmente una de las áreas con más rápido crecimiento con aplicaciones en: estudios comportamentales, estudios en salud mental, procesos cognitivos y sistemas de interacción hombre máquina. Las emociones pueden ser clasificadas de acuerdo a su expresión en: espontánea o intencional, esta última puede no reflejar el estado emocional de una persona [1].

Dentro de la primera categoría, en la ciencia de la psicología se ha identificado un grupo de emociones básicas que son expresadas en la misma forma a través de diferentes culturas. La experimentación de una emoción se muestra externamente mediante componentes conductuales como las expresiones faciales que están constituidas en un conjunto discreto que codifica la activación de seis estados: tristeza, alegría, miedo, enojo,

desagrado y sorpresa [1]. Emociones más complejas como el amor pueden ocurrir como mezclas de estos prototipos básicos propuestos.

Adicionalmente en neurofisiología a través de neuroimágenes existe evidencia consistente de representaciones discretas localizadas de las expresiones faciales, en donde determinadas expresiones maximizan la activación de ciertas regiones del cerebro [2].

Las expresiones faciales universales son innatas y no pueden ser aprendidas, si éstas se reconocen en las personas es posible tener un gran conocimiento de su estado emocional [1].

Este documento se expone una metodología para el reconocimiento automático de expresiones básicas más rostros neutrales, basados en el aprendizaje de máquina y la visión por computador, que entreguen altos porcentajes de discriminación entre clases. Se encuentra organizado de la siguiente manera: inicialmente están los antecedentes en donde se presentan los estudios más

#### DAMIAN A. ALVAREZ

Ingeniero Electricista.  
Profesor Catedrático  
Universidad Tecnológica de Pereira  
damianalvarez@ohm.utp.edu.co

#### MARTA L. GUEVARA

Ingeniera Electricista.  
Profesora Catedrática  
Universidad Tecnológica de Pereira  
marlague@ohm.utp.edu.co

comunes para reconocer automáticamente expresiones faciales, seguidamente se expone los conceptos básicos de las técnicas a usar. Posteriormente se describe la base de datos y el experimento realizado. Finalmente se muestran y se discuten los resultados alcanzados, las conclusiones y recomendaciones.

## 2. ANTECEDENTES

La mayoría de investigaciones que realizan el reconocimiento de expresiones faciales parten del hecho que se tiene la región del rostro previamente detectada. En este trabajo la primera tarea a estudiar es la segmentación del rostro, el cual es considerado un objeto dinámico con un alto grado de variabilidad en su apariencia que hace que su segmentación sea un problema difícil de tratar.

Una de las estrategias más usadas hoy en día para la segmentación de rostros y en la cual se basa la metodología planteada, es la propuesta por Viola y Jones que permite la segmentación de múltiples rostros con tiempos de procesamiento bajos; este método usa una base Haar para la extracción de características y un algoritmo de *boosting* para su selección y clasificación conocido como *Adaboost*, alcanzando un porcentaje de detección del rostro del 94.1%.

Una vez se tiene segmentada la región del rostro se continua con la caracterización. En [3] se hizo una revisión previa de las técnicas utilizadas para esta tarea con el fin de reconocer expresiones faciales. Estas técnicas pueden tener dos enfoques: en la extracción de características de movimiento (donde comúnmente se utiliza el flujo óptico) o de deformaciones (donde se suelen utilizar técnicas tanto en el dominio espacial como en el dominio de la frecuencia, como ICA y Gabor), alcanzando con este último enfoque mejores resultados.

En esta sección se describen los estudios más comunes en el reconocimiento de expresiones faciales en imágenes estáticas y secuencias de imágenes, los cuales tienden a extraer información de las expresiones asociadas a las categorías básicas de emociones identificadas por Eckman y Friesen, estos estudios pueden basarse en diferentes representaciones, en las cuales el rostro puede ser modelado como un conjunto de puntos (representaciones analíticas) [4] que describen características faciales como ojos y boca, el rostro puede ser además representado como un todo (estudios holísticos) [5] y existen estudios híbridos que combinan los estudios analíticos y holísticos [6] y [7].

### Estudios que analizan imágenes estáticas

**Analíticos:** En esta categoría se ubican el estudio de Zhao et al [8], donde construyen un modelo con puntos de una vista frontal del rostro sin realizar caracterización automática de las expresiones, si no usando distancias

para medir manualmente un conjunto de imágenes. Estos datos son usados posteriormente para la clasificación de 6 expresiones básicas usando una red neuronal. Se usaron imágenes de la base de datos de emociones de Ekman y Friesen, alcanzando porcentajes de reconocimiento altos (cerca al 100%). Otro trabajo de esta categoría es el de Pantic y Rothkrantz [9] quienes también utilizan un modelo del rostro basado en puntos, pero usan dos vistas faciales una frontal y una lateral, esta última modela los puntos que constituyen el perfil del rostro. La exactitud de reconocimiento promedio alcanzada fue del 86.3%, para 6 expresiones básicas. Ambos estudios [8] y [9] fallan para sujetos con gafas o barba.

**Holísticos:** Están los trabajos realizados por Huang y Huang [10] en donde se hace una combinación de dos modelos: uno de distribución de puntos y otro basado en una plantilla de la boca. Inicialmente ubican su modelo en la imagen de entrada de forma que los puntos se muevan y se deformen simultáneamente y luego realizan una estimación de los parámetros de forma basados en el gradiente. Edwards [11] realiza regresión múltiple multivariada para modelar las relaciones entre los desplazamientos de un modelo de apariencia activa (AAM) y una imagen diferencia. El desempeño de su algoritmo fue comparado con el de observadores humanos, pero se alcanzaron bajos resultados (74%) y se encontró la misma falla de los trabajos [8] y [9] por lo que se plantea realizar un modelamiento más completo.

**Híbridos:** En esta categoría se encuentra el trabajo de Lyon [12] quien plantea una metodología de caracterización usando filtros Gabor y un esquema de clasificación discriminante lineal. La razón de reconocimiento promedio alcanzada fue del 92.0% para 6 expresiones básicas más rostros neutrales sobre la base de datos JAFFE. En Zhang et al [13] también se hace una representación híbrida del rostro sobre imágenes de la misma base de datos, pero no tratan la caracterización de manera automática, para esto seleccionan un conjunto de puntos a los cuales les extraen coeficientes Gabor y utilizan como clasificador una red neuronal con el fin de reconocer 6 expresiones básicas más rostros neutrales, la razón de reconocimiento promedio alcanzada fue del 90.1%.

### Estudios que analizan secuencias de imágenes

Los primeros trabajos fueron realizados por Essa [5], [14] y [15], Black y Yacoob [16] y [17] quienes utilizaron flujo óptico para seguir los movimientos de características faciales, Yacoob por ejemplo presenta los resultados de acuerdo a la categoría de emoción reconocida, así: 86% para alegría, 94% sorpresa, 92% enojo, 86% temor, 80% tristeza y 92% para disgusto.

En [18] Black y Yacoob realizan reconocimiento de expresiones faciales usando modelos paramétricos de flujo óptico en regiones localizadas de la imagen, para

modelar con mayor exactitud los movimientos faciales no rígidos y describirlos en términos de unos pocos parámetros. Este estudio combina métodos basados en modelos y flujo óptico, para de esta forma obtener mayor robustez. La razón de reconocimiento promedio alcanzada fue del 90% para 6 expresiones básicas.

Otsuka y Ohya [19] y [20] hacen reconocimiento de expresiones faciales usando flujo óptico sobre las regiones de los ojos y la boca, seguido de la transformada de Fourier 2D y realiza clasificación usando modelos ocultos de Markov (HMM). La combinación de estas técnicas hace que se alcancen razones de reconocimiento promedio del 93.3% para 6 expresiones básicas.

Trabajos más recientes como el realizado por Littlewort et al [21] han reportado mejores resultados utilizando Gabor para la caracterización, *Adaboost* para la selección de características y máquinas de vectores de soporte (SVM) para la clasificación. Alcanzando un 93% para el reconocimiento de 7 categorías básicas.

Continuando con [21], Susskind en [22] compara el desempeño en el reconocimiento de expresiones faciales de los humanos con un sistema que usa SVMs, el cual presentó alta exactitud en el reconocimiento de expresiones prototipo. Una revisión de las investigaciones en el tema puede realizarse en [23] y [24].

A partir de la revisión de los trabajos anteriores para imágenes estáticas se observa que no es posible identificar que tipo de estudio es más apropiado para representar el rostro de forma que se pueda extraer información de las expresiones. Trabajos holísticos como [10] y [11] alcanzan porcentajes de reconocimiento promedio cercanos a estudios analíticos como [8] y [9] y a estudios híbridos como [13]. Trabajos como [13] y [8] presentan mejores resultados debido a que ajustan sus metodologías caracterizando manualmente las expresiones, pero estos trabajos no son de gran utilidad para este estudio ya que el interés es desarrollar una metodología que realice un reconocimiento automático de las expresiones faciales. Para secuencias de imágenes la tendencia de los trabajos más recientes es a caracterizar con Gabor.

### 3. MARCO CONCEPTUAL

#### 3.1 DETECCIÓN DEL ROSTRO

En este trabajo se implementó la metodología de Viola y Jones, donde se realiza una transformación para generar una imagen integral la cual permite extraer características a diferentes escalas ya que se trabaja con una imagen construida a partir de operaciones básicas [25].

Sobre la imagen integral se realiza extracción de características aplicando a la imagen filtros Haar a través

de la operación de convolución. Estos filtros se ajustan en orientación y frecuencia para realizar una codificación de diferencia de intensidades en la imagen, generando características de contornos, puntos y líneas, mediante la captura de contraste entre regiones [25].

Para finalizar la detección del rostro se realiza clasificación con *boosting*. Para aplicar este método se establece un algoritmo de aprendizaje sencillo (clasificador base), que se llama repetidas veces para crear diversos clasificadores base que se combinan en un único clasificador que es mucho más preciso [25]. En la figura 1 se muestra como actúa el detector de rostros.



Figura 1. Ejemplos de detección del rostro para dos sujetos.

#### 3.2 EXTRACCIÓN DE CARACTERÍSTICAS

En un trabajo realizado previamente [26] se encontró que ICA entrega una representación holística, útil para las imágenes ya que es una técnica que permite la extracción de características que están lo más decorrelacionadas posible. En [26] se validó ICA para el reconocimiento de rostros. En este trabajo se probará para el reconocimiento de expresiones básicas.

El problema que trata de resolver ICA consiste en recuperar un vector que contiene las señales originales independientes a las que se les denomina fuentes  $S$ , disponiendo, únicamente, de un vector de observaciones  $X$  las cuales son sumas ponderadas de las señales originales, mediante la expresión:

$$S = WX \quad (1)$$

Para realizar esta tarea es por lo tanto necesario estimar una matriz de pesos  $W$ . Para calcular esta matriz se han propuesto distintos algoritmos, siendo quizás el más usado el esquema de iteración propuesto por Hyvärinen conocido como algoritmo de punto fijo [27]. El uso de este algoritmo en ICA recibe el nombre de FastICA debido a su rápida convergencia.

Para obtener los pesos  $W$ , que se usan para obtener las componentes independientes (ICs), en [27] se maximiza la negentropía (medida de no Gaussianidad) y de esta forma se consigue minimizar la información mutua entre las señales de entrada.

Es importante considerar que la estimación de ICA usando la no Gaussianidad, se puede simplificar haciendo que las observaciones  $X$  sean centradas y tengan varianza unitaria. Este preprocesamiento para ICA se consigue en dos pasos: el primero es sustraer de  $X$  su vector de media y el segundo es realizar un blanqueamiento de las variables observadas centradas, para esto se calcula una matriz de blanqueamiento dada por:

$$W_z = 2(Cov(\mathbf{X}))^{-\frac{1}{2}} = 2(\mathbf{X}\mathbf{X}^T)^{-\frac{1}{2}} \quad (2)$$

De forma que los datos blanqueados se consiguen como:

$$X_{blanqueado} = W_z * X_{centrado} \quad (3)$$

Los datos obtenidos con la expresión (3) están no correlacionados y son la entrada al algoritmo FastICA.

La aplicación de ICA a imágenes fue propuesta por Bartlett [28] en donde se plantea que esta aplicación puede hacerse por medio de dos diferentes arquitecturas que producen distintos tipos de información. Con una primera arquitectura se encuentran imágenes bases estadísticamente independientes, mientras que con la segunda arquitectura se encuentran coeficientes independientes que son usados como método de codificación de las imágenes. En [26] se probó que la segunda arquitectura es más apropiada para el reconocimiento de rostros, ya que produce características globales y que la primera arquitectura produce características localizadas por lo que se expuso que puede ser mejor para el reconocimiento de expresiones. En este trabajo se aplicará el algoritmo ICA mediante la primera arquitectura con el fin de verificar lo expuesto en [26].

Utilizando la primera arquitectura cambia ligeramente la expresión (1) por lo que las componentes independientes se obtienen ahora mediante la expresión:

$$S = W * W_z * W_z^{-1} * X_{blanqueado} \quad (4)$$

### 3.3 CLASIFICACIÓN DE EXPRESIONES FACIALES

Como algoritmo de decisión multiclase se emplea un clasificador sencillo con el fin de dar mayor importancia a las características, en particular se usa un clasificador estadístico basado en el vecino más cercano (KNN), el cual visto de un modo práctico encuentra los  $k$  patrones del conjunto de entrenamiento más próximos al patrón observación con una métrica dada (para el caso de este

estudio la distancia Euclidiana), anota las clases a las que pertenecen dichos patrones y decide por votación mayoritaria entre las clases de los  $k$  patrones.

## 4. BASE DE DATOS

Pertenece a la Universidad Técnica de Munich (Alemania), y está conformada por imágenes de rostros de 18 personas que muestran las 6 emociones básicas definidas por Eckman y Friesen (alegría, sorpresa, enojo, tristeza, desagrado y miedo). Esta base de datos fue generada como parte del proyecto FG-NET (Face and Gesture Recognition Research Network), cada imagen es de 320x240 píxeles a 8 bits y esta en formato JPEG [29].

Esta base de datos sobrelleva el paradigma que presentan algunas bases de datos en donde muestran emociones distintas a las naturales, debido a que en esta base de datos se graba a las personas reaccionar lo más natural o comportarse lo más espontáneo posible mientras se les estimula con videos o imágenes [29].

## 5. EXPERIMENTO REALIZADO

La metodología consistió inicialmente en extraer de una secuencia de imágenes de la base de datos FEEDTUM regiones de interés (ROIs) que contengan únicamente el rostro en una pose frontal, para esto se sigue el procedimiento descrito en la sección 3.1. Las ROIs obtenidas fueron convertidas a escala de grises y reescaladas con el propósito que todas las imágenes fueran del mismo tamaño (107x107 píxeles) y se les realizó un realce de contraste mediante ecualización del histograma con el fin de homogenizar sus condiciones de iluminación. El conjunto de ROIs preprocesadas se arreglo en una matriz donde cada ROI forma un vector fila que es considerado como una variable observada. Los datos que conforman este arreglo son centrados sustrayendo su vector de media y blanqueados mediante la expresión (3) como se explica en la sección (3.2) Con la información ya acondicionada se realizó la caracterización mediante la transformación ICA (aplicada en forma de la arquitectura I) dada por la expresión (4), con el fin de encontrar una representación que contuviera mayor información acerca de las expresiones. Con la información en términos de ICs se entrenó un clasificador sencillo como lo es el KNN descrito en la sección 3.3 que funcionó como método de decisión multiclase. Para esto se usó el esquema de validación cruzada, seleccionando en forma aleatoria los conjuntos de entrenamiento y validación del 70% y 30%, para 30 casos.

El propósito de esta metodología fue reconocer 4 expresiones faciales más rostros neutrales, ya que de acuerdo a estudios como [30], sólo estas 4 expresiones representan emociones universales, se excluye la expresión de asco ya que ésta no representa una emoción pura si no que es una mezcla de otras emociones y se excluye la expresión de sorpresa debido a que su

aparición depende totalmente del hecho desencadenante y puede ser un inicio rápido de cualquier emoción.

En resumen la metodología puede resumirse en tres pasos como se muestra en la figura 2:

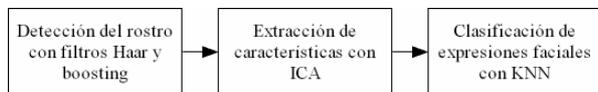


Figura 2. Esquema de la metodología planteada.

### 6. RESULTADOS

La tabla 1 presenta los resultados del reconocimiento de 4 expresiones prototipo más rostros neutrales.

Expresión	Imagen	ICA
Tristeza		99,26%
Neutral		99,26%
Alegría		98,52%
Miedo		97,53%
Enojo		99,01%
<b>Total</b>		<b>98,72%</b>

Tabla 1. Resultados en el reconocimiento de expresiones.

En la tabla 1 se consignan los resultados del algoritmo ICA sobre la arquitectura I. Es de observarse que la expresión de miedo es la más difícil de reconocer con un 97,53% debido a que en algunas ocasiones ésta se manifiesta como una expresión ambigua. Esta observación concuerda con lo encontrado en el estudio realizado por Ehrlich et al [26] en donde se expone que la expresión de miedo puede ser una excepción de las clases básicas de emociones derivadas en [1], ya que esta expresión está restringida al proceso de selección forzada mediante el cual se seleccionan las categorías en [1].

### 7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Se desarrolló una metodología efectiva para el reconocimiento de expresiones faciales prototipo utilizando ICA, encontrando que para esta tarea la arquitectura I fue la mejor forma de aplicar el algoritmo FastICA, alcanzando una exactitud promedio de 98.72% para el reconocimiento de 4 expresiones prototipo más rostros neutrales.

En la etapa de caracterización expuesta en este documento se representan los datos en términos de únicamente sus ICs, en un espacio donde las características están lo más decorrelacionadas posible, lo que permite usar un clasificador básico como el KNN con el fin de dar mayor importancia a las características que al clasificador, es de esperarse que el uso de clasificadores más robustos como en [21] y [22], mejore los porcentajes de reconocimiento.

En este estudio se aplicó el algoritmo ICA a imágenes de forma convencional, es decir siguiendo [28] en donde cada imagen debe ser convertida en un arreglo 1D; es recomendable realizar la aplicación a las imágenes de otras formas en donde no sea necesario organizar las imágenes como vectores en donde existe pérdida de información de la dinámica de los datos.

Es de importancia realizar estudios en secuencias de imágenes en donde se analice continuamente las expresiones y no categóricamente como en este trabajo, debido a que muchas expresiones se presentan en las transiciones entre otras expresiones como se plantea en [31]. De igual forma es importante probar la metodología expuesta en este documento en el reconocimiento de unidades de acción facial (AUs), ya que las AUs proveen una representación más completa y detallada de las expresiones que permite reconocer cambios sutiles.

Debido a que la información de las expresiones faciales puede ser de naturaleza lineal o no lineal, algoritmos como el FastICA que se basan en proyecciones lineales tienen dificultad para representar datos con estructura no lineal. Una forma de sobrellevar este problema se expone en [32], donde se reconoce pares de expresiones haciendo primero un mapeo no lineal de los datos utilizando métodos Kernel y posteriormente se aplica ICA.

### 8. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo se desarrolló en el marco del proyecto de investigación: "IMPLEMENTACIÓN Y EFECTIVIDAD DE UN SISTEMA BASADO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL COMO HERRAMIENTA PARA EL TRATAMIENTO PSICOLÓGICO DE PERSONAS CON TRASTORNO DE ESTRÉS POSTRAUMÁTICO", financiado por Colciencias.

Código 111037019600 y la Universidad Tecnológica de Pereira. Código 511-3-243-08.

## 9. BIBLIOGRAFÍA

- [1] P. Ekman, W. Friesen, "Constants across cultures in the face and emotion." *Journal of Personality and Social Psychology*, 1971.
- [2] M.L Phillips, et al, "Neural responses to facial and vocal expressions of fear and disgust." *Proceedings of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences*, 265 (1408), pp 1809-1817, 1998.
- [3] W. Castrillón, D. Alvarez, A. López, "Técnicas de extracción de características en imágenes para el reconocimiento de expresiones faciales," *Scientia et Technica Año XIV*, No 38, 2008.
- [4] C. Padgett and G.W. Cottrell, "Representing Face Images for Emotion Classification," *Proc. Conf. advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 894-900, 1996.
- [5] A. Essa, Irfan y Pentland, "Coding analysis, interpretation, and recognition of facial expressions," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 19, No. 7, 1997.
- [6] S. Kimura and M. Yachida, "Facial Expression Recognition and Its Degree Estimation," *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 295-300, 1997.
- [7] M. Wang, et al, "Expression Recognition from Time-Sequential Facial Images by Use of Expression Change Model," *Proc. Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 324-329, 1998.
- [8] J. Zhao and G. Kearney, "Classifying Facial Emotions by Backpropagation Neural Networks with Fuzzy Inputs," *Proc. Conf. Neural Information Processing*, vol. 1, pp. 454-457, 1996.
- [9] M. Pantic and L.J.M. Rothkrantz, "Expert System for Automatic Analysis of Facial Expression," *Image and Vision Computing J.*, vol. 18, no. 11, pp. 881-905, 2000.
- [10] C.L. Huang and Y.M. Huang, "Facial Expression Recognition Using Model-Based Feature Extraction and Action Parameters Classification," *J. Visual Comm. and Image Representation*, vol. 8, no. 3, pp. 278-290, 1997.
- [11] G.J. Edwards, et al, "Face Recognition Using Active Appearance Models," *Proc. European Conf. Computer Vision*, vol. 2, pp. 581-695, 1998.
- [12] M. J. Lyons, J. Budynek, and S. Akamatsu, "Automatic classification of single facial images," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 21, no. 12, pp. 1357-1362, 1999.
- [13] Z. Zhang, et al, "Comparison between Geometry-Based and Gabor Wavelets-Based Facial Expression Recognition Using Multi-Layer Perceptron," *Proc. Int'l Conf. Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 454-459, 1998.
- [14] A. Essa, Irfan y Pentland, "Recognizing human facial expressions from long image sequences using optical flow." *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996.
- [15] A. Essa, Irfan y Pentland, "A vision system for observing and extracting facial action parameters," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994.
- [16] M. J. Black and Y. Yacoob, "Computing spatio-temporal representation of human faces," *IEEE Computer Society conference*, 1994.
- [17] M. J. Black and Y. Yacoob, "Recognizing facial expressions in image sequences using local parameterized models of image motion." *Int'l Journal of Computer Vision*, vol. 25, no. 1, pp. 23-48, 1997.
- [18] M. Black and Y. Yacoob, "Tracking and recognizing rigid and non-rigid facial motions using local parametric models of image motion." *IEEE, Fifth ICCV*, 1995.
- [19] T. Otsuka and J. Ohya, "Recognizing multiple persons facial expressions using hmm based on automatic extraction of significant frames from image sequences," *Proc. Int Conf. on Image Processing*, pp. 546-549, 1997.
- [20] T. Otsuka and J. Ohya, "Recognizing abruptly changing facial expressions from time sequential face images," in *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1998, pp. 808-813.
- [21] G. Littlewort, M, et al, "Dynamics of facial expression extracted automatically from video," 2004.
- [22] J. M. Susskind, et al, "Human and computer recognition of facial expressions of emotion," *Neuropsychology* 45, pp 152-162, 2007.
- [23] B. Fasel, J. Luetin. *Automatic Facial Expression Analysis*, *Pattern Recognition* 36, pp 259-275, *Science Direct*, 2003.
- [24] M. Pantic, L.Rothkrantz, "Automatic Analysis Facial Expressions: The State of the Art," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol 22, No 12, pp 1424-1445, 200.
- [25] M. Guevara, J. Echeverry, W. Ardila, "Detección de rostros en imágenes digitales usando clasificadores en cascada," *Scientia et Technica Año XIV*, No 38, 2008.
- [26] D. Alvarez, E. Giraldo, "ICA aplicado a la extracción de características en imágenes usando clasificadores en cascada," *Scientia et Technica Año XIV*, No 40, 2008.
- [27] A. Hyvärinen, "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 10, no. 3, pp. 626-634, 1999.
- [28] M. S. Bartlett, "Face image analysis by unsupervised learning and redundancy reduction," *Ph.D. dissertation*, 1998, chair-Donald I. Macleod.
- [29] F. Wallho, "Facial expressions and emotion database," 2006.
- [30] C. Kohler, T, et al, "Diferences in facial expressions of four universal emotions," *Psychiatry Research*, vol. 128, no. 3, pp. 235-244, 2004.
- [31] S. Ehrlich, et al, "Facing the issues Methods matter". *Abstracts of the Psychonomic Society, 39th Annual Meeting, Volume 3*, 397.
- [32] D. Alvarez, et al, "Reconocimiento de expresiones faciales combinando métodos Kernel e ICA" *XIII STSIVA* 2008.