

DESARROLLO DE UN MODELO DE RECONOCIMIENTO Y CLASIFICACIÓN DE ROSTRO UTILIZANDO TÉCNICAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL (LAMDA-FUZZY)

DEVELOPMENT OF A MODEL OF FACE RECOGNITION AND CLASSIFICATION USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES (LAMDA-FUZZY)

Ph.D. Oscar Eduardo Gualdrón Guerrero
*Universidad de Pamplona
Pamplona, Colombia*

Ph.D. Ivaldo Torres Chávez
*Universidad de Pamplona
Pamplona, Colombia*

Mg. Jorge Luis Díaz Rodríguez
*Universidad de Pamplona
Pamplona, Colombia*

(Recibido el 19/02/2012. Aprobado el 19/03/2012)

Resumen. En este artículo se presenta una estrategia para el reconocimiento de imágenes estáticas, específicamente de reconocimiento facial a través de una técnica novedosa y reciente de clasificación que se llama método Lamda (Learning Algorithm for Multivariable Data Analysis). La estrategia consta de tres etapas que conforman el modelo de reconocimiento y clasificación presentado en este trabajo, la primera, denominada pre-procesamiento, es la encargada de adecuar las imágenes con procesos de filtrado y comprensión. La segunda etapa es la correspondiente a la extracción de características para obtener los atributos de las imágenes y diferenciarlas de manera correcta. Finalmente, la etapa de clasificación, que es la que relaciona las clases con las imágenes analizadas con la técnica Lamda.

Palabras clave: Lógica difusa; Lamda; Reconocimiento facial; Análisis de componentes principales.

Abstract. This paper presents a strategy for static images recognition, specifically, face recognition using a new technique and classification method known as LAMDA (Learning Algorithm for Multivariable Data Analysis). Mainly, the strategy consists of 3 steps in model recognition and classification, the first one called pre-processing, it is responsible for applying filtering processes to adjust images, to facilitate understanding, among others. The second step corresponding to feature extraction, to ensure getting the attributes of the image and they can be distinguished easily. Finally, the classification step that relates classes with the analyzed images using the LAMDA technique.

Keywords: Fuzzy logic, LAMDA, facial recognition, principal component analysis (PCA).

1. INTRODUCCIÓN

El desarrollo de una metodología para identificar la mejor técnica con capacidad discriminativa en imágenes, constituye un aspecto innovador en las estrategias de clasificación, a pesar de que existen trabajos enfocados al reconocimiento de imágenes y usados para aplicaciones de seguridad, entretenimiento e interfaces [1-5]. Todavía surgen problemas para determinar los procedimientos más adecuados de reconocimiento. Hoy en día aparecen nuevas técnicas de reconocimiento y clasificación como el método Lamda (algoritmo de aprendizaje para el análisis de datos multivariantes) propuesto por Aguilar-Martin (1982), que es una herramienta de clasificación basada en clusters difusos en el que el algoritmo evalúa los niveles de adecuación de cada individuo para cada clase, su estructura es muy parecida a la de las redes neuronales pero posee ventajas como la rapidez en la clasificación, el manejo de información cualitativa y cuantitativa, entre otros. En los procesos de clasificación e identificación de señales, de voz o de imágenes, algunos de los principales inconvenientes que se presentan son la alta dimensionalidad de los datos y la necesidad de una buena interpretación de los mismos, por lo que se requiere de etapas previas de procesamiento de la información para mejorar o adecuar las señales con el fin de facilitar los procesos de clasificación. Un sistema de reconocimiento facial consta de tres bloques fundamentales: pre-proceso, extracción de características y clasificación [6-9]. En el primer paso se realizan, sobre la imagen de entrada, los procesos que tienen que ver con el tratamiento digital de la imagen, necesarios para resaltar los detalles de interés. En la segunda etapa se extraen las características que se van a utilizar en el reconocimiento, formar uno o varios vectores patrón y, por último, se efectúa la clasificación, se compara el nuevo patrón con los patrones de usuarios registrados.

Para la comprobación de la estrategia, o modelo desarrollado con la técnica de clasificación mencionada en el reconocimiento de rostros, se utilizaron dos bases de datos: la primera con imágenes de la base de datos FEI obtenida del centro universitario de FEI en Brasil. La segunda es un conjunto de imágenes faciales de personas, tomadas con una cámara digital en condiciones específicas con el fin de validar el modelo de reconocimiento facial.

2. ALGORITMO DE APRENDIZAJE PARA EL ANÁLISIS DE DATOS MULTIVARIABLES (LAMDA)

2.1 Método Lamda

El método Lamda es de clasificación de tipo difuso que permite distinguir entre características de objetos de diferentes clases, conserva parámetros representativos de cada una y, en caso de no reconocer alguno de estos parámetros, crea una nueva clase significativa inicializada con dicho objeto. Se diferencia de otros métodos porque lo hace de manera rápida y no aumenta el número de iteraciones [10].

El método Lamda es una estrategia de clasificación desarrollada por N. Piera [11] basada en una idea original de J. Aguilar. [12]. Ha sido usado recientemente en el desarrollo de sistemas para el monitoreo de procesos industriales complejos [13-16], segmentación de imágenes a color [17].

Su clasificación puede ser de 2 formas: supervisada y no supervisada y su estructura es parecida a la de las redes neuronales, está conformada por descriptores o atributos, grado de adecuación marginal MAD, conectivos (operador de agregación) y grado de adecuación global GAD. A continuación se profundiza más en la teoría del método Lamda.

Lamda se basa en encontrar niveles de adecuación de cada individuo para cada clase, llamados grados de adecuación globales (GAD), usa las contribuciones de todos los atributos. Un objeto puede estar descrito por varios atributos, cada uno perteneciente a sub-universos diferentes, atributos cuyos descriptores pueden ser numéricos o cualitativos. A la contribución de cada uno de los atributos descriptivos de un individuo a su adecuación se le llama adecuación marginal (MAD). Las adecuaciones marginales se combinan con conectivos relacionados con operaciones lógicas. Para un objeto definido y una clase dada, se forma el vector de las adecuaciones marginales y se caracteriza la situación del objeto con respecto a la clase.

En las adecuaciones marginales MAD, su concepto está relacionado con qué tan similar es un descriptor con un descriptor de una clase dada. Matemáticamente se calculan con las siguientes ecuaciones.

$$MAD_{c,d} = \rho_{c,d}^{X_{i,d}} (1 - \rho_{c,d})^{(1 - X_{i,d})} \quad (1)$$

$$MAD_{c,d} = \rho_{c,d}^{1 - |X_{i,d} - c|} (1 - \rho_{c,d})^{|X_{i,d} - c|} \quad (2)$$

$$MAD_{c,d} = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{X_{i,d} - \rho_{c,d}}{\sigma^2} \right)^2} \quad (3)$$

$$\rho_{c,d} = \frac{1}{N_k} \sum_{x \in C_k} \hat{x}_i \quad (4)$$

$$\hat{x}_i = \frac{X_i - X_{i \min}}{X_{i \max} - X_{i \min}} \quad (5)$$

Donde:

$\rho_{c,d}$ = Parámetro de aprendizaje (R_0) para la clase c y descriptor d

$X_{i,d}$ = Descriptor d de un objeto i

σ = Desviación estándar

\hat{x}_i = Descriptor promedio

Las adecuaciones marginales son combinadas con la lógica Fuzzy y con sus respectivos conectores como los operadores de agregación para obtener los grados de agregación global de un individuo para una clase. La función agregación es una interpolación lineal entre la t -norma y la t -conorma mediante el uso de un parámetro se representa la intersección y significa la unión. La fórmula general para calcular el GAD es:

$$GAD = \beta T(MAD) + (1 - \beta) S(MAD) \quad (6)$$

Finalmente, un elemento es asignado para la clase con un mayor valor de GAD. La Figura 1 muestra una representación de la técnica Lamda. Cada objeto (por ejemplo vector de datos o muestras) tiene un GAD para cada clase. Aguado y Aguilar-Martin (1999) presentan una descripción completa de la metodología Lamda.

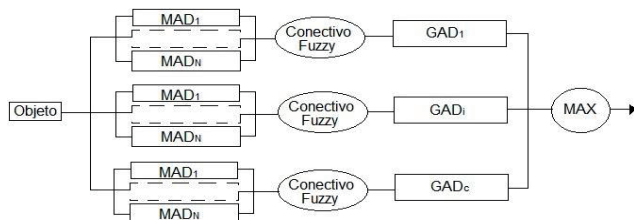


Fig.1. Representación de la técnica Lamda

Cuando el algoritmo Lamda es usado del modo de auto-aprendizaje (clustering), sólo existe una clase llamada clase no informativa (NIC). Por lo que el pri-

mer elemento se clasifica en la clase NIC. Cuando un elemento es asignado a la NIC éste se considera como no reconocido y se crea una nueva clase inicializada con los parámetros de la NIC. Si una entrada se asigna a una clase existente, los parámetros de la clase se actualizan. En la Figura 2 se muestra el algoritmo de forma no supervisada.

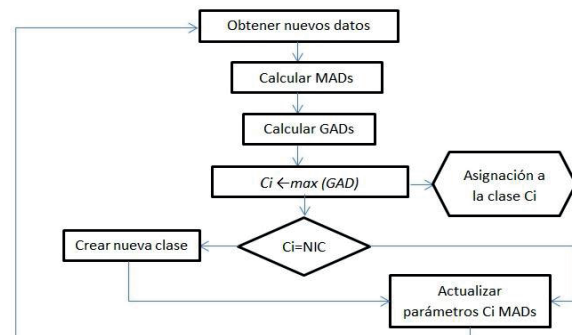


Fig. 2. Algoritmo Lamda de forma no supervisada

3. METODOLOGÍA RECONOCIMIENTO Y CLASIFICACIÓN DE IMÁGENES ESTÁTICAS (ROSTROS)

Como se señaló, un sistema de reconocimiento facial consta de tres bloques fundamentales: pre-proceso, extracción de características y clasificación. (Ver Figura 3).

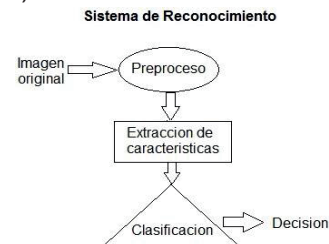


Fig. 3. Sistema general de reconocimiento facial

3.1 Etapa de pre-procesamiento

Para el diseño de esta etapa de pre-procesamiento de la imagen y mediante una revisión de los posibles inconvenientes en el momento de individualizar la cara como tal del resto de la imagen, se ideó la siguiente metodología de adecuación y posterior segmentación de la imagen representada en la Figura 4.

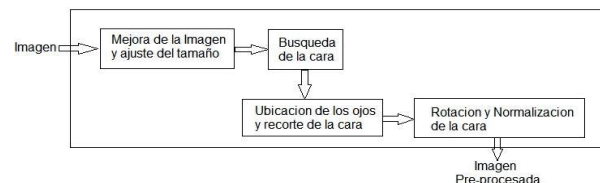


Fig. 4. Descripción de la etapa de pre-procesamiento

La imagen pasa por un proceso de mejora de la misma con el uso de filtros para eliminar y corregir

problemas que tengan que ver con el ruido y la iluminación de dicha imagen. Dentro de este proceso y debido a los problemas que existen en algunas imágenes por haber sido capturadas con una mala iluminación, se somete esta imagen de entrada a un filtro de mediana. Este filtro de mediana corrige la presencia de ruido impulsivo generado en la imagen, si tiene fallas, puesto que el sistema debe ser capaz de recibir cualquier imagen sin importar su tamaño. Luego de que ésta pasa por la etapa de mejoramiento es redimensionada a un determinado tamaño que permita al sistema funcionar más rápidamente. Cuando la imagen es mejorada pasa por un proceso de búsqueda de la cara para aislar el rostro de la persona del resto de la imagen para advertir cambios en el espacio de color de la representación de la imagen y transformaciones morfológicas dentro de la misma. Con la cara aislada, el sistema se enfoca en ubicar las posiciones de los ojos con el objetivo de utilizar estas posiciones en el recorte de la imagen del rostro. La correcta ubicación de los ojos representa una de las metas más importantes del desarrollo del sistema, porque permiten segmentar correctamente la cara del resto de la imagen. Si esto no se logra para la imagen de entrada, el sistema tiene gran probabilidad de fallar en su reconocimiento.

Cuando los ojos son correctamente hallados y la imagen del rostro es recortada, dicha imagen pasa por un proceso final de rotación y normalización. Como la postura del usuario no se va a controlar, el rostro puede quedar inclinado hacia la derecha o hacia la izquierda dentro de la imagen. En esta etapa de preprocesamiento se corrigen estas inclinaciones por medio de una rotación de la imagen. Luego de que se corrige la inclinación, el sistema realiza una normalización de la imagen con respecto a su tamaño, es decir, se redimensiona nuevamente la imagen del rostro para la siguiente etapa.

3.2 Etapa de extracción de características

En la Figura 5 se describe el bloque encargado de la extracción de las características fundamentales de la imagen.

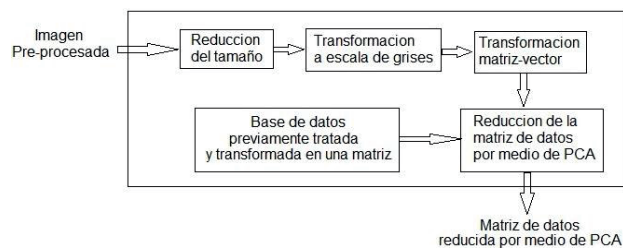


Fig. 5. Descripción de la etapa de extracción de características

Cuando la imagen ingresa a la etapa de extracción de características, sufre una reducción significativa de su tamaño para aumentar la velocidad del sistema. El siguiente paso en esta etapa es transformar la imagen reducida previamente en una imagen en escala de grises puesto que se representa mediante el modelo RGB. Lo anterior se realiza con el fin de disminuir la complejidad del desarrollo posterior a esta etapa.

Al terminar la transformación de la imagen en escala de grises, se convierte esta imagen, que es una matriz de $m \times n$ elementos, en un vector de $1 \times (m \times n)$ elementos que contienen la misma información de la imagen original pero organizada dentro de un arreglo vectorial.

Después de reorganizar la información de la imagen en un vector, se junta este vector con otros vectores que pertenecen a la base de datos del sistema en una sola matriz. Estos vectores contienen los valores de las imágenes de todas las personas que se encuentran registradas en la base de datos.

Cuando todos los vectores han sido ubicados dentro de una matriz en la que cada fila corresponde a la imagen de una sola persona, se utiliza el método de Análisis de Componentes Principales (PCA) para reducir la cantidad de datos de cada fila ($m \times n$), a unos cuantos datos llamados comúnmente PCs, que mantienen diferenciada la información de cada fila pero con una cantidad significativamente pequeña de datos.

3.3 Etapa de clasificación de imágenes

Esta etapa es la más importante del sistema y en la que se centra este trabajo. Se desarrolló con la técnica de clasificación mencionada anteriormente (método Lamda). Con la matriz obtenida de la etapa de adecuación o extracción de características se puede iniciar con la ejecución del método Lamda. La Figura 6 muestra el respectivo diagrama de bloques.



Fig. 6. Diagrama de bloques etapa de clasificación

Lamda es un método con el que se trabaja de diferentes maneras y brinda buenos resultados en la clasificación, sobre todo, si se usan descriptores cualitativos, que es una de las ventajas de este método.

Lamda se basa en analizar las características de los objetos de estudio de diferentes clases y el método se puede usar de forma supervisada o no supervisada, es decir, es capaz de crear nuevas clases con objetos que no reconoce e, incluso, se puede implementar la actualización de clases para que un nuevo sujeto entre a ser parte de los parámetros de la clase a la que ahora pertenece.

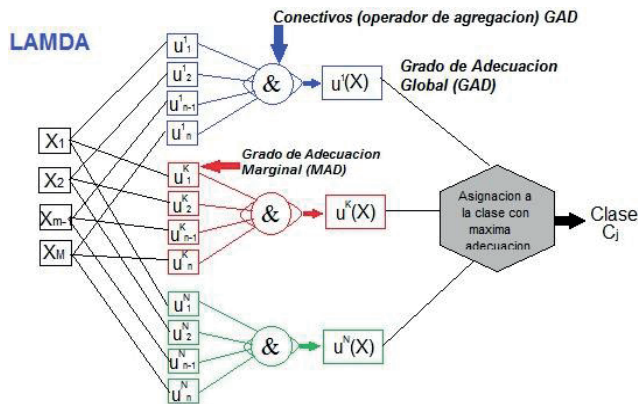


Fig. 7. Principio funcionamiento método LAMDA

Al terminar esta etapa se continúa con el reconocimiento con Lamda. En la Figura 7 se puede observar el procedimiento hasta llegar al reconocimiento en el que se clasifica la imagen. Para hacer esto, es preciso decidir los descriptores, que sean representativos y suficientes para diferenciar un objeto de otro.

En la parte de las adecuaciones se deben calcular según la cantidad de descriptores o atributos y de acuerdo con la definición para saber si son cualitativos o cuantitativos y se debe elegir el operador de agregación, como ya se vio en la sección 2.1.

Para el proyecto el operador seleccionado fue intersección con el parámetro de $\beta = 1$ que brindó buenos resultados., es decir, se usó el mínimo de los MAD para hallar el GAD, y el máximo de los GAD para identificar a qué clase corresponde una imagen.

4. SOFTWARE

Para la implementación del método Lamda y la estrategia de clasificación de imágenes faciales se ha utilizado el software de procesamiento Matlab, versión 2010.

5. EXPERIMENTO Y RESULTADOS

5.1 Descripción de los datos

Para estos experimentos se utilizaron imágenes de la base de datos FEI, que fue obtenida del centro universitario de FEI en Brasil. Además de esta base de datos, se creó un pequeño conjunto de imágenes de 10 personas que permitió también probar el sistema de reconocimiento facial.

5.2 Base de datos FEI

Gracias al centro universitario de FEI se obtuvo una base de datos de imágenes faciales creada en Brasil en el año 2005. Las imágenes fueron recopiladas mediante una participación voluntaria de 200 personas que trabajaban o estudiaban en FEI en ese año.

La base de datos posee 2.800 imágenes de 100 hombres y 100 mujeres, para cada uno de estos sujetos fueron capturadas 14 imágenes y se variaron la rotación, la traslación y la iluminación de las mismas.

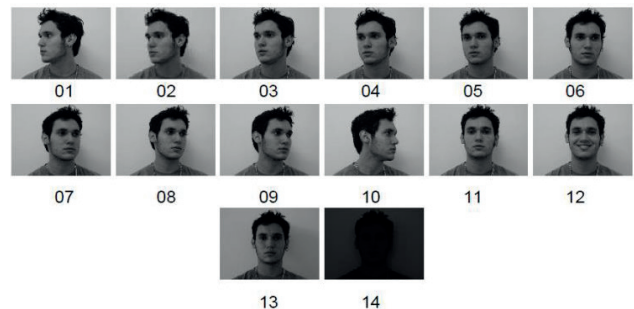


Fig. 8. Conjunto de 14 imágenes capturas de un voluntario de la base de datos FEI

La cámara fotográfica utilizada tiene una resolución de 5.1 megapíxeles y el tamaño de las imágenes capturadas es de 640x480 píxeles VGA (Video Graphics Array) con formato JPEG (Joint Photographic Experts Group). Todas las fotos fueron tomadas sin flash y guardadas con una codificación alfanumérica para preservar la identidad de los voluntarios. Durante la adquisición de las imágenes, los voluntarios firmaron un acta de compromiso mediante la cual permiten que las imágenes puedan ser publicadas en relatos científicos relacionados con el reconocimiento facial.

Para realizar el experimento se tomaron como referencia 80 imágenes de 10 personas (10 clases) de la base de datos FEI. Se dividieron en 40 imágenes para el proceso de entrenamiento y aprendizaje y 40 para la respectiva validación. Es decir, por persona cuatro imágenes para entrenar y cuatro para validar. Las imágenes seleccionadas son las siguientes:



Fig.9. Conjunto de las imágenes correspondientes a las clases para diferenciar en el sistema

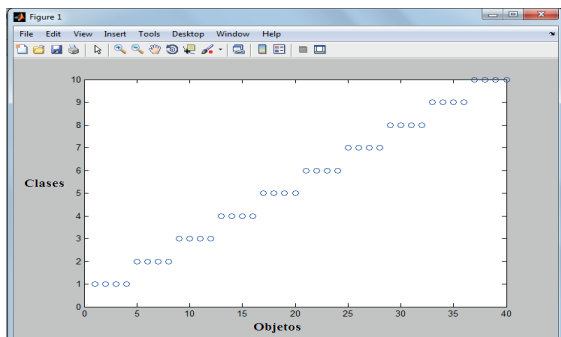


Fig.10. Representación en Matlab de la relación clases vs. muestras

5.3 Experimentos

Para verificar el funcionamiento del algoritmo se realizaron varias pruebas con el fin de demostrar la eficiencia, robustez y desempeño de las técnicas y el método implementado en este trabajo. Se hicieron pruebas de reconocimiento con los descriptores seleccionados en la fase de extracción y se usaron componentes principales (se seleccionaron 20 PCs que agrupaban el 96 por ciento de la varianza para reducir la información a una matriz de 40x20) que se definieron como descriptores cuantitativos en el proceso de clasificación.

Antes de la etapa de clasificación se hizo necesario ajustar la información proveniente de la extracción de características con componentes principales, se convirtieron los valores o descriptores PCs en rangos comprendidos entre 0 y 1, debido a que el método Lamda sólo brinda buenos resultados con valores de unidad como en la lógica difusa: 0 es no pertenencia y 1 es máxima pertenencia. Cuando se observó la matriz de componentes principales se detectó que contenía la información reducida incluso en valores negativos, lo que no permitiría el uso correcto del método de clasificación. Por tal razón, se realizó corrimiento, escalado y normalización de los datos para adecuarlos de forma correcta y sin alterar la información para su posterior clasificación.

Sin este paso previo los porcentajes de clasificación y reconocimiento de los rostros eran cercanos al 60 por ciento. Cuando se hizo esta modificación llegaron a un 95 por ciento de aciertos con las muestras de validación de las 10 clases.

Para mejorar aún más los porcentajes de clasificación se efectuaron nuevas pruebas, principalmente, se convirtieron los descriptores cuantitativos en cualitativos, que es una de las cualidades del método Lamda. En esta nueva prueba sólo se seleccionaron 6 PC's con una varianza del 95%. Cuando se hizo la validación con las 10 clases se obtuvo el 100% del reconocimiento de las imágenes. Pruebas hechas con la disminución de la cantidad de PC's no arrojaron mejores resultados. Para convertir los descriptores de cuantitativos a cualitativos se diseñó un programa que definía 3 estados (bajo, medio, alto) que está en coherencia con lo que significa la lógica difusa cuando se toma un rango de valores, como se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1. Rango de valores conversión cuantitativo-cualitativo

Rango del valor	Conversión para efectos del programa	Significado difuso
$X \leq 0.33$	0	Bajo
$0.33 < X \leq 0.66$	0.5	Medio
$0.66 < X \leq 1$	1	Alto

En un trabajo previo [18] se realizó un proceso similar para el reconocimiento facial y se diferencia del actual en la etapa de clasificación. En este caso se usaron, como técnica de clasificación, las máquinas de soporte vectorial (SVM) y las máquinas de soporte vectorial por mínimos cuadrados multiclase (LS-SVM). Se obtuvieron resultados muy similares, cercanos al 100% para la base de datos del FEI. Al realizar un análisis comparativo entre los dos resultados se puede inferir que en el caso de la técnica Lamda el tiempo computacional de ejecución fue significativamente más rápido que con los SVM. Igualmente, la técnica presentada no depende de muchos parámetros específicos de ajuste en el modelo, como sí se requiere en las técnicas basadas en máquinas de soporte vectorial (C, Kernel, Gam, Sigm), lo que es una ventaja significativa en el momento de definir requerimientos en el uso de la técnica de reconocimiento.

6. CONCLUSIONES

De los distintos experimentos hechos se deduce que es importante la etapa de pre-procesamiento en las

imágenes. El estado en el que se encuentre la imagen es significativo para que la información contenida en los componentes principales sea suficiente para obtener mejores resultados.

El método Lamda, así como otras técnicas de clasificación, son susceptibles al parecido de las imágenes. Por tal razón, para un mejor funcionamiento, las imágenes deben ser similares a las fotos usadas en el aprendizaje, tanto en las condiciones en las que fueron tomadas (distancia, iluminación) como la posición de la persona en la imagen.

El método Lamda se destaca con respecto a otras técnicas en el hecho de tener resultados prometedores, incluso sin necesidad de usar etapas de pre-procesamiento complejo y, además, trabajar con descriptores cualitativos y cuantitativos. Por otro lado, esta técnica en particular permite trabajar con aprendizaje supervisado como no supervisado, lo que implica que el aprendizaje sea activo.

Con el método Lamda de clasificación difusa aparece la noción de adecuación de un objeto a una clase, concepto similar al de función de pertenencia en subconjuntos difusos, teoría que ofrece un modelo de la percepción clasificatoria del universo gracias a que facilita la atribución de un individuo para tantas clases como sea necesario.

Del experimento con descriptores cuantitativos se pudo observar la importancia de los descriptores. Elegir el descriptor correcto asegurará mejores resultados a la hora de clasificar. En el experimento con descriptores cualitativos se comprobó que los resultados son considerablemente mejores.

Hubo un inconveniente con el tiempo. Cuando se comprobó el funcionamiento del algoritmo, alrededor de un minuto cuando se hacía el reconocimiento a las 10 clases. Inconveniente presentado por el costo en la etapa de pre-procesamiento e influenciado por el número de clases para clasificar, es decir, mientras más clases mayor será el tiempo de ejecución.

Además de la base de datos FEI, se realizaron pruebas con una pequeña base de datos creada durante el desarrollo del trabajo con 10 personas nuevas. El número de imágenes por cada persona fue de 20, tomadas con diferente iluminación y con rotaciones en más o menos 10 grados, y su distancia con respecto a la cámara. De la misma manera que se utilizó en las pruebas con la base de datos FEI, se selecciona-

ron 10 imágenes por persona para el entrenamiento y 10 para la respectiva validación del modelo. Los resultados fueron prometedores porque se mantiene un promedio entre 85 y 95 % en la clasificación.

Para mejorar la estructura de presentación del algoritmo desarrollado se implementó una interfaz gráfica con la herramienta Guide del Matlab.

REFERENCIAS

- [1] Efraty, B., Bilgazyev, E. "Profile-based 3D-aided face recognition. J. Pattern Recognition", vol 45, pp. 43-53, 2012.
- [2] Ngoc-Son Vu, Hannah M. Dee, Caplier, A. "Face recognition using the POEM descriptor", J. Pattern Recognition, Vol 45, pp. 2478-2488, 2012.
- [3] R. Wildes et al. "A System for Automated Iris Recognition", Proc. 2nd IEEE Workshop Applicat. Comput. Vision, pp. 28, 1994.
- [4] Xiaoyang Tan, Songcan Chen, Zhi-Hua Zhou, Fuyan Zhang. "Face recognition from a single image per person: A survey", J Pattern Recognition, Vol 39, pp. 1725- 1745, 2006.
- [5] L. Ma, T. Tan, Y. Wang and D. Zhang. "Personal Identification Based on Iris Texture Analysis", IEEE, pp. 15, 2003.
- [6] A. H. Proença and L. A. Heidelberg. "UBIRIS: A Noisy Iris Image Database ", SpringerLink, 18 de noviembre de 2005. Image Analysis and Processing – ICIAP, Vol. 3617, pp. 970-977, 2005.
- [7] X. Zhang, Y. Gao. "Face recognition across pose: A review". J Pattern Recognition, vol 42, pp. 2876-2896, 2009.
- [8] S. L. Phung. A. Bouserdoum. D. Chai. "Skin Segmentation Using Color Pixel Classification: Analysis and Comparison". IEEE sections on pattern analysis and machine intelligence, vol. 27, no. 1, pp. 148-154, 2005.
- [9] J. Daugman and C. Downing. "Epigenetic randomness, complexity and singularity of human iris patterns". Proc. R. Soc. Lond. B 268, pp. 1737-1740, 2001.
- [10] J. A. Martin. Clasificación difusa, inteligencia artificial para la supervisión de procesos industriales, Universidad de los Andes, Consejo de Publicaciones, pp. 83-97, 2007.
- [11] N. Piera, P. Desroches, J. Aguilar. "An incremental conceptual clustering system". Report technique 89420, LAAS/CNRS, 1989.

- [12] J. Aguilar, M. Balssa, R López. "Estimation recursive d'une partition. Exemples d'apprentissage et autoapprentissage dans R^n et \mathbb{I}^n ". Rapport technique 880139, LAAS/CNRS, 1980.
- [13] C. Uribe, C. Isaza, O. Gualdrón, C. Durán, A. Carvajal.: A Wrapper Approach Based on Clustering for Sensors Selection of Industrial Monitoring Systems, DCS – 2010 Int. Workshop. Fukuoka Japón, Nov. 4-6, 2010.
- [14] Bouchra Lamrini, Marie-Véronique Le Lann, Ahmed Benhammou, ElKhadir Lakhal. "Detection of functional states by the LAMDA classification technique: application to a coagulation process in drinking water treatment". J Comptes Rendus Physique, Vol. 6, Issue 10, pp. 1161-1168, 2005.
- [15] A. Orantes, T. Kempowsky, M.-V. Le Lann, J. Aguilar-Martin. "A new support methodology for the placement of sensors used for fault detection and diagnosis". J Chemical Engineering and Processing: Process Intensification, Volume 47, Issue 3, pp. 330-348, 2008.
- [16] J. Quevedo, V. Puig, G. Cembrano, J. Blanch, J. Aguilar, D. Saporta, G. Benito, M. Hedo, A. Molina. "Validation and reconstruction of flow meter data in the Barcelona water distribution network". J. Control Engineering Practice, Vol. 18, Issue 6, pp. 640-651, 2010.
- [17] Andrei Doncescu, Joseph Aguilar-Martin, Jean-Charles Atine. "Image color segmentation using the fuzzy tree algorithm T- LAMDA". J Fuzzy Sets and Systems, Volume 158, Issue 3, pp. 230-238, 2007.
- [18] Tarazona Giovani, Tesis de Grado, "Estudio, diseño e implementación de un sistema de reconocimiento facial basado en inteligencia artificial con proyección a sistemas automáticos de seguridad" Universidad de Pamplona, 2010.