



TÉCNICAS COMPUTACIONALES PARA LA REDUCCIÓN DEL ESPACIO DE COLOR EN IMÁGENES DIGITALES: UNA REVISIÓN DEL ESTADO DEL ARTE

Kelly Johanna Toledo, Miguel Sánchez & José Bocanegra

Artículo recibido el 03 de mayo de 2014, aprobado para publicación el 15 de noviembre de 2014.

Resumen

Las imágenes digitales representadas en modelos RGB almacenan grandes cantidades de información. No obstante, para realizar el procesamiento de estas imágenes se necesitan dispositivos con características especiales. Una estrategia para solventar este inconveniente es realizar una reducción del espacio de color de la imagen sin perder las características esenciales. Existen diferentes técnicas y algoritmos basados en inteligencia computacional, y más concretamente en redes neuronales y lógica difusa, que permiten la reducción del espacio de color en una imagen digital. En este artículo hacemos un análisis del estado del arte de los diferentes algoritmos y técnicas relacionadas con áreas de la inteligencia computacional para la reducción del espacio de color.

Palabras clave: Modelo de color, RGB, lógica difusa tipo 2, redes neuronales, segmentación.

COMPUTATIONAL TECHNIQUES FOR REDUCING THE COLOR SPACE IN DIGITAL IMAGES: A REVIEW OF THE STATE OF THE ART

Abstract

Digital images represented in RGB models store large amounts of information. However, to perform the processing of these images devices with special characteristics are required. One strategy to solve this problem is to reduce the color space of the image without losing the essential features. There are different techniques and algorithms based on computational intelligence, specifically neural networks and fuzzy logic, which allows the reduction of color space in a digital image. In this article, we analyze the state of the art of different algorithms and computational techniques related to areas of computational intelligence to reduce the color space.

Keywords: Color model, RGB, type 2 fuzzy logic, neural networks, segmentation.

Introducción

Una imagen digital es representada por un modelo de color, el cual indica, mediante valores numéricos el color de cada píxel que forma la imagen (Johnson & Fairchild, 1999). Existen varios modelos de color, de los cuales el modelo RGB (*Red, Green, Blue*), es el más utilizado. En este modelo cada color es representado por una matriz de tres elementos, en la que cada elemento proporciona la intensidad de color en una escala de cero (la menor intensidad) hasta 255 (la mayor intensidad) (Johnson & Fairchild, 1999).

Las imágenes representadas en RGB almacenan grandes cantidades de información debido a que cada píxel representa un color producto de la adición de uno de los 256 grados de intensidad que pueden presentar cada uno de los colores rojo, verde y azul. Por tanto, una imagen digital tomada con una cámara de cinco megapíxeles, almacena cinco millones de píxeles, de los cuales cada uno representa un color de los 16,7 millones posibles (Lindner, *et al.*, 2011, Lindner, *et al.*, *s.f.*).

Esta amplia gama de colores proporciona los detalles necesarios para realizar análisis y estudios basados en imágenes. Sin embargo, se requieren de amplias capacidades de procesamiento y almacenamiento en los dispositivos que tratarán dichas imágenes. Como consecuencia de lo anterior, dispositivos con características de procesamiento y almacenamiento limitadas no podrán desarrollar eficientemente estudios sobre imágenes digitales (Reichenbach, 1991). Para dar solución a este problema se debe hacer la reducción del espacio de color de la imagen. La reducción del espacio de color consiste en identificar los colores dominantes en una imagen y reducir el número de colores que la conforman, preservando las características de color, calidad, brillo e intensidad Papamarkos (2002).

En este sentido la inteligencia computacional, y más concretamente las redes neuronales y la lógica difusa, juegan un papel importante en la reducción del espacio de color de una imagen, evitando la pérdida significativa de información (Han & Ma, 2002, Bhojar & Kakde, 2009).

El objetivo de este artículo es hacer un análisis del estado del arte de los diferentes algoritmos y técnicas relacionadas con áreas de la inteligencia computacional para la reducción del espacio de color en una imagen digital.

Trabajo relacionado

Técnicas y algoritmos empleados en la reducción del espacio de color en una imagen digital

Uno de los problemas más importantes en el análisis o procesamiento de imágenes digitales a color es el de la segmentación para reducir el espacio de color de una imagen. En este artículo, consideramos que la uniformidad del color es un criterio pertinente para dividir una imagen en regiones significativas (Busin, *et al.*, 2007).

De esta manera, asumimos que los diferentes colores que están presentes en una imagen corresponden a diferentes propiedades de las superficies de los objetos observados. Los procedimientos de segmentación, analizan los colores de los píxeles con el fin de distinguir los diferentes objetos que constituyen la escena observada por un sensor de color, la cámara o por dispositivos de procesamiento de imágenes digitales (Busin *et al.*, 2007).

Así, la segmentación o reducción del espacio de color en imágenes digitales es un proceso de dividir una imagen en regiones disjuntas, es decir, en subconjuntos de píxeles conectados que comparten propiedades de color similares. El resultado de la segmentación es una imagen en la que cada píxel se asocia con una etiqueta correspondiente a una región (Busin, *et al.*, 2007).

Según Cheng, *et al.*, (s.f), los esquemas de segmentación se pueden dividir en dos enfoques principal. El primero supone que las regiones adyacentes que representan diferentes objetos presentan discontinuidades locales de colores en sus límites. El segundo asume que una región es un subconjunto de píxeles conectados que comparten propiedades de color similares. Los métodos asociados con esta suposición se denominan métodos de construcción de región y buscan subconjuntos de píxeles conectados cuyos colores son homogéneos. Estas técnicas se pueden clasificar en dos clases principales, si la distribución de los colores de los píxeles se analiza en el plano de la imagen o en el espacio de color.

Un ejemplo de segmentación de imagen digital a color es el que se ve en la figura 1 donde se presenta una imagen

inicial de 512 x 512 píxeles, la cual va a hacer segmentada.

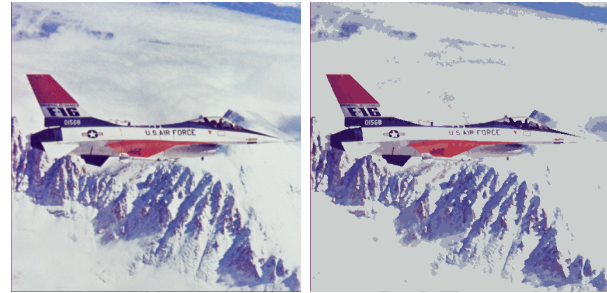


Figura 1. Segmentación de una imagen digital a color. (a) Imagen original 512 x 512 de píxeles, 77.041 colores. (b) Imagen segmentada. Imágenes tomadas de Comanicu y Meer.

El resultado es una imagen de mayor calidad y de una considerable reducción en la cantidad de bytes empleados para representarla.

Debido a esto, diferentes autores a lo largo del tiempo han desarrollado algoritmos, técnicas y métodos para hacer la reducción del espacio de color en imágenes digitales, la reducción consiste en desarrollar un completo análisis sobre la composición de los píxeles de la imagen a tratar, para reducir la cantidad de estos y por ende los requerimientos de almacenamiento.

A continuación, presentamos una serie de algoritmos y técnicas basadas en inteligencia computacional para la reducción del espacio de color en imágenes digitales.

Aplicación de redes neuronales en el procesamiento de imágenes digitales

Las redes neuronales son ampliamente empleadas en el procesamiento de imágenes digitales y específicamente en la reducción del espacio de color por su eficiente desempeño.

Papamarkos, *et al.*, (2002), proponen un nuevo método de reducción del espacio de color de una imagen digital. Este método es aplicable a varios modelos de color, aunque la experimentación se realizó en una imagen basada en el modelo RGB utilizando un método *multiumbral*. El método *multiumbral* segmenta la imagen digital con base en el histograma de color y mediante un análisis asocia los valles del histograma como un segmento de la imagen a procesar. La función del método es clasificar los píxeles según sus características mediante un árbol de agrupación compuesto por nodos. Cada nodo representa un conjunto de características que sirven de entrada a uno nuevo para

generar la categorización en clases de color según los atributos descritos del píxel. Esta técnica emplea un *NNC* (*Neural Network Classifier*). Así, cada píxel (i, j) con un color asociado y una característica espacial es clasificado en una clase de color.

Otra aplicación de las redes neuronales es presentada por Papamarkos (1999), donde propone un método para reducir el número de colores de una imagen digital. El método utiliza los componentes de color de la imagen y sus características para alimentar un *Kohonen self-organized feature map (SOFM) neural network*. Las neuronas de la capa de salida definen las clases de color apropiadas para la nueva imagen. La imagen final tiene los colores de la imagen original y su textura de acuerdo a las características locales utilizadas. El método es aplicable a todos los tipos de imágenes en color y se puede extender fácilmente para adaptarse a cualquier tipo de características locales.

Al igual que Papamarkos (1999) y Zaforis (2007), Dong y Xie (2005), hacen uso de redes neuronales para la segmentación supervisada y no supervisada en imágenes digitales en comparación con el anterior que utiliza redes neuronales para la agrupación de color. La segmentación supervisada se basa en el aprendizaje del color y la clasificación del píxel. Para el aprendizaje de color se define un prototipo de color que identifique la región objetivo de la muestra de colores, a su vez la clasificación del píxel se hace con base en los prototipos definidos de color.

Lógica difusa tipo 1 y tipo 2

Tanto la lógica difusa tipo 1 como la tipo 2 se han destacado en el procesamiento de imágenes digitales, así como en otras áreas. Algunos investigadores han desarrollado proyectos implementando la lógica difusa tipo 2 y tipo 1 en el procesamiento de imágenes, pero antes de analizar sus aplicaciones es importante entender qué diferencia existe entre estos dos tipos y por qué la lógica difusa tipo 2 es mejor que la 1.

Según Mendel (2003), la lógica difusa tipo 2 nace como una necesidad de representación de sistemas que presentan incertidumbre, debido a que la lógica difusa tipo 1 es determinista más no probabilística. Ciertamente, la lógica difusa tipo 1 es ampliamente empleada en el área de control, puesto que se tiene un conocimiento previo del sistema sobre el cual se va a trabajar y se permite definir sus miembros como rangos de valor determinados en el intervalo $[0, 1]$. De esta manera, ya se define que el dominio de los miembros de los sistemas basados en

lógica difusa tipo 1 deben estar contenidos en un rango definido, en ese caso son valores concretos.

Pero, ¿Qué pasa con los sistemas que presentan grados de incertidumbre? Klir y Wierman, citados en Mendel (2003) afirman: “Tres tipos de incertidumbre son ahora reconocidos, borrosidad (o vaguedad), que se da como resultado de los límites imprecisos de *FSs* (*Fuzzy Systems*); inespecificidad (o de imprecisión basados en la información), que está ligada a tamaños (cardinalidades) de los conjuntos correspondientes; y el conflicto (o la discordia), que expresa los conflictos entre los diversos conjuntos de alternativas”. Es entonces, cuando en 1975 el ingeniero y matemático Loftly Zadeh propone la lógica difusa tipo 2 como una mejora de la tipo 1, pues permite calcular la medida de dispersión de la función de probabilidad sobre incertidumbres lingüísticas, cosa que la lógica difusa tipo 1 no podía hacer.

Además, Mendel (2003), demostró que usar un juego basado en un sistema difuso tipo 1 (FS) para modelar una palabra es científicamente incorrecto, ya que una palabra es incierta, mientras que un sistema difuso tipo 1 es determinado. De esta manera, la lógica difusa tipo 2 a diferencia de la primera, define el dominio de cada uno de sus miembros en una función más no en un valor determinado, así los miembros de la lógica difusa tipo 2 son probabilísticos, permitiendo que a medida que se introduzcan más miembros y más reglas difusas se obtiene un mayor grado de información y se hace mejor el desarrollo y las aproximaciones que se desea estimar.

De hecho, la lógica difusa se viene convirtiendo cada día en una técnica comúnmente utilizada debido a las soluciones que permiten dar en cuanto a control y manejo de computación basada en palabras (Zadeh, 1989, 1996). Pero, más que lógica difusa, es la lógica difusa tipo 2 de intervalo la protagonista en los nuevos desarrollos de software y la automatización de procesos que se llevan a cabo. Para ello es necesario conocer qué es la lógica difusa tipo 2 y cuáles son las reglas o parámetros que la rigen.

Además, los conjuntos difusos tipo 2 nos permiten modelar y reducir al mínimo los efectos de las incertidumbres en los sistemas a base de reglas difusas, sin embargo, para comprender la base y el diseño de la lógica difusa tipo 2 de intervalo como presentan Liang, *et al.*, (2000) y los sistemas difusos tipo 2 se requiere de una fuerte base matemática, la cual en muchos casos es una barrera para el desarrollo en esta área ya que son difíciles de entender. Como consecuencia, Mendel, *et al.*, (2006) presentan un tutorial, de forma práctica, explicando el

diseño y composición de los sistemas de lógica difusa tipo 2 de intervalo y los hace mucho más accesibles a los lectores. También, Mendel & John (2002) establecen un pequeño conjunto de términos que nos permiten entender con facilidad la lógica de conjuntos difusos que son la base de la lógica difusa tipo 2 de intervalo. Estos sistemas también llamados sistemas de lógica difusa tipo 2, poseen una gran ventaja sobre los de tipo 1, ésta radica en que la segunda posee la capacidad de manejar los grados de incertidumbre en un sistema, aunque implica que se desarrollen los procesos de inferencia, desfuzzificación, y procesamiento de salida.

De lo anterior cabe destacar que la incertidumbre como lo presentan Karnik, *et al.*, (1999), se da cuando, por ejemplo, se toman las valoraciones de varios expertos sobre un tema o una condición específica, las respuestas dadas por los expertos siempre van a variar de una a otra, es imposible que todas las personas involucradas coincidan en la respuesta, además los expertos pueden dar diferentes respuestas a la misma pregunta.

De ahí, tenemos que a partir de los sistemas de lógica difusa tipo 2 se han desarrollado implementaciones de hardware en el área de control como se evidencia en Lynch, *et al.*, (s.f), donde aplican sistemas difusos a motores los cuales presentan altos grados de incertidumbre en el proceso de pintura de automóviles.

a. Lógica difusa tipo 1 usada en el procesamiento de imágenes

A pesar de sus debilidades, la lógica difusa tipo 1 es ampliamente aplicada en el procesamiento de imágenes digitales. Vamos a destacar algunos trabajos realizados sobre imágenes haciendo uso de sistemas basados en reglas difusas tipo 1.

Hacia el 2001, Vertan & Boujemaa (2001), exponen el problema que surge en una imagen digital que ha sido cuantificada, pues al ser cuantificada se altera su espacio de color y por supuesto el histograma de dicha imagen. Debido a esto, surge la necesidad de determinar mediante el uso de conjuntos difusos e histogramas difusos los patrones de cada color asociados al histograma de la imagen. Por tanto, esta técnica toma los conjuntos difusos que se encargan de clasificar según operadores (también difusos) los colores que componen el histograma de color para recuperar la imagen.

Además, en el trabajo anterior, Vertan, *et al.*, (s.f) utilizan el método *multiumbral* para reducir el histograma de color de la imagen. El objetivo de utilizar este método es

determinar mediante el uso de conjuntos difusos e histogramas difusos los patrones de cada color asociado al histograma de la imagen. Por tanto, este método toma los conjuntos difusos que se encargan de clasificar (según operadores difusos) los colores que componen el histograma de color para recuperar la imagen. Otra técnica que podemos destacar es la presentada por Nikolaou & Papamarkos (2008). Los autores proponen una nueva técnica para la reducción de color de imágenes en documentos complejos. Esta técnica utiliza un mapa de borde de la imagen del documento, en la que se elige un conjunto representativo de muestras que construye un histograma de color 3D. Sobre la base de estas muestras, se obtiene un número relativamente grande de colores utilizando un proceso de agrupamiento sencillo.

La lógica difusa tipo 1 aún tiene un campo bastante amplio, este tipo de lógica ha sido útil en el proceso de filtrado de imágenes a color, como lo proponen Vertan, *et al.*, (s.f), en donde presentan un enfoque difuso en el modelo de filtrado de imagen a color, de esta manera los colores de la imagen se modelan como conjuntos difusos en el espacio de color, a la salida lo que hace es filtrar teniendo en cuenta el color más creíble respecto a los demás colores definido por la ventana de filtrado. Además de sistemas difusos, se han implementado histogramas difusos, como el que se representa en Han & Man (2002), que describe una nueva representación del histograma de color de una imagen digital, llamado *Fuzzy Color Histogram (FCH)*. Este modelo tiene en cuenta la similitud de color de cada píxel asociado a todo el histograma a través de un set de pertenencia difuso. Cuando se realizan las búsquedas, los criterios más relevantes son color, textura y forma.

Con un objetivo similar planteado por Vertan & Boujemaa (2001), Vertan, *et al.*, (s.f) y Han & Man (2002), hacia el 2008, Sarode, *et al.*, (2008), plantea el uso de un sistema difuso para recuperar una imagen digital a color, pues coinciden con Vertan, cuando evidencian el problema que surge en una imagen digital que ha sido cuantificada, o de alguna manera ha perdido calidad en su definición. En esta investigación se hace uso de sistemas difusos que simulan el pensamiento de un médico experto que identifica la gravedad de un tumor para determinar si es necesaria una biopsia.

Otra alternativa para mejorar una imagen digital, es eliminar el ruido que se presenta en el espacio de color. En este caso, Schulte, *et al.*, (2007), exponen un método basado en lógica difusa para eliminar el ruido en una imagen, pero conservando definición en sus colores, donde se identifican los píxeles infiltrados de ruido y se

eliminan, pero sin afectar la definición de la imagen. Este enfoque, presenta algunos artefactos de color principalmente en el borde y elementos de textura. Al igual que Schulte, *et al.*, (2007), Celik, *et al.*, (2007) intentan eliminar el ruido de una imagen digital, pero utilizando un modelo de color genérico que clasifica los píxeles de fuego (píxel que forman imágenes de fuego de 256 x 256 píxeles, con diversidad de fuego y de iluminación ambiental) para posteriormente determinar qué píxeles son relevantes o no en una imagen. El modelo utiliza el espacio de color YCbCr (familia de espacios de colores usada en sistemas de transmisión de vídeo y fotografía digital) para separar la luminancia de la crominancia con más eficacia que los espacios de color como RGB.

Por otra parte, la segmentación de imágenes digitales juega un papel importante en el procesamiento y análisis de imágenes. Debido a esto, Eschrich, *et al.*, (2002) definen un enfoque denominado *Clustering*, que es un enfoque útil para la segmentación de imágenes, minería de datos y otros problemas de reconocimiento de patrones para los que existen datos no etiquetados. El proceso de agrupamiento puede ser bastante lento cuando hay muchos objetos o patrones a agruparse. El algoritmo se aplica al problema de la segmentación de 32 imágenes de resonancia magnética en diferentes tipos de tejidos y el problema de la segmentación de imágenes de infrarrojos 172 en árboles.

Otra aplicación en donde la lógica difusa tipo 1 posee ciertas características que ayudan a resolver estos problemas, es la mencionada en Zhang, *et al.*, (2002) que dice que la segmentación de una imagen en regiones y el etiquetado de las regiones es un problema difícil. En este caso, Zhang, *et al.*, derivan un enfoque que es aplicable a cualquier conjunto de imágenes por varios elementos de la misma ubicación. Se presenta una segmentación y etiquetado (KGSL). La metodología KGSL utiliza un algoritmo de agrupamiento difuso sin supervisión junto con las técnicas básicas de procesamiento de imágenes con la orientación de una base de conocimientos. En este enfoque se aplica, por ejemplo, imágenes de la cámara repetidas de la misma zona, y las imágenes de satélite de la región. De modo semejante al problema Zhang, *et al.*, (2002), Reyes & Dadios (2003) presentan un algoritmo para la segmentación de una imagen en regiones significativas denominado *Fuzzy Logit-Logistic (LLFCC)*. De igual manera, Shamir (s.f) describen sistemas de la visión de color que requieren un primer paso de segmentación en una imagen dada. Por eso, deciden crear un enfoque basado en la percepción humana a la segmentación del color del píxel. Los

conjuntos difusos son definidos como HSV, componentes del espacio de color HSV (*Hue, Saturation, Value*) y proporcionan un modelo de lógica difusa que pretende seguir la intuición humana de clasificación de los colores.

En efecto a lo presentado en Alshennawy & Aly (2009) y Sarode, *et al.*, (2008), Küçükünç, *et al.*, (2009) utilizan los resultados propuestos por los anteriores autores y crean un algoritmo de detección difuso de color basado en el histograma de límite de tiro especializado en aplicaciones de contenido basado en detección de copia. Un tiro se define como una serie de imágenes consecutivas relacionadas que representan una acción continua en el tiempo y el espacio ocupado por una sola cámara.

Adicionalmente, Leung, *et al.*, (2004) proponen un nuevo algoritmo *fuzzy, c-means* borroso con función de forma (FCMS), que explora la distancia espacial, además de la información de color. Una función de forma esta incrustado en la medida de disimilitud de la función objetivo.

Cabe destacar que los problemas planteados anteriormente influyen considerablemente en el análisis y procesamiento de imágenes digitales. Ahora, en un caso particular Liew, *et al.*, (2003), exponen un análisis sobre el movimiento de los labios. Los autores exponen información geométrica útil sobre el movimiento de los labios, tales como la variación temporal de ancho de la boca y la altura, se puede obtener fácilmente a partir de un labio segmentado. Sin embargo, la segmentación precisa del labio ha demostrado ser difícil debido al débil contraste de color y la superposición significativas en las características de color entre el labio y las regiones de la cara.

Liew, *et al.*, (2003) describen un algoritmo de agrupamiento difuso espacial al problema de la segmentación del labio. El algoritmo de agrupamiento difuso espacial propuesto es capaz de tener en cuenta tanto los complementos distributivos de datos en función del espacio como las interacciones espaciales entre píxeles vecinos durante la agrupación. Un estudio comparativo con algunos algoritmos de segmentación de labios existentes, tales como el algoritmo de filtrado matiz y el algoritmo de umbralización histograma entropía difusa han demostrado el rendimiento superior de este método.

b. Algunas aplicaciones de la Lógica Difusa tipo 2.

Como hemos expresado, la lógica difusa se ha aplicado eficientemente en el procesamiento de imágenes digitales

a color, realizando procesos de recuperación, eliminación de ruido y mejoramiento. Además, la lógica difusa tipo 2 también ha sido aplicada eficientemente a estos procesos y en áreas afines. A continuación, expondremos brevemente algunas aproximaciones en estas áreas de la lógica difusa tipo 2 y su uso en diferentes áreas de investigación.

Una aplicación importante es la que plantea Murugeswari & Manimegalai (2011), donde proponen hacer la reducción del ruido aditivo de una imagen a color usando lógica difusa tipo 2 de intervalo. Este método está compuesto por dos filtros: El primer filtro calcula la distancia mediante la “distancia euclidiana” entre los componentes de color del píxel central y su vecino y el segundo consiste en calcular la diferencia local con el componente de color. Así, primero se evalúa cada píxel y se define si está dañado o no posee detalles finos de la imagen como color, borde, textura, etc. Una vez hecho esto se hace la sustitución del píxel con ruido por el valor que determina el algoritmo difuso. También, se ha realizado otro filtro basado en lógica difusa tipo 2 para hacer la reducción del ruido en una imagen digital. Schulte (2006), presentan un filtro difuso de color de dos fases denominado *FTSCF (Fuzzy Two-Step Color Filter)*. El método de detección difusa se basa en el razonamiento difuso, consistente en una función difusa de filtrado de ruido para cada color. Usando como espacio de color base el modelo RGB.

Adicionalmente, Schulte, *et al.*, (2007) crean un filtro difuso para la reducción de ruido aditivo para las imágenes digitales a color. El filtro consta de dos sub-filtros. El primer sub-filtro calcula las distancias entre los componentes de color del píxel central y su vecindad. Estas distancias determinan en qué grado cada componente debe ser corregido. El objetivo del segundo sub-filtro es corregir los píxeles que están dañados que aparecen como valores atípicos en comparación con su entorno. El segundo sub-filtro se utiliza como un filtro complementario a la primera. El objetivo de este es mejorar el primer método mediante la reducción del ruido en los componentes de color diferencias sin destruir los detalles finos de la imagen.

De igual manera, Jeon, *et al.*, (2009) utilizan estos filtros para determinar la dirección del borde y posteriormente el peso de cada dirección del borde a través de la lógica difusa tipo 2. El objetivo final es establecer exactamente un valor del píxel desconocido preservando los bordes y los detalles de la imagen.

Por otra parte, Urias, *et al.*, (s.f), describen el uso de las

redes neuronales y la lógica difusa de tipo 2 para el reconocimiento de patrones. Se presentan varios casos sobre la utilización de estos tipos de métodos, tales como: La señal de sonido de un altavoz desconocido usando un conjunto de reglas difusas tipo 2 que se utiliza para la toma de decisiones. En este caso, se utiliza la Lógica Difusa Tipo 2 (LDT2) para la reducción de la incertidumbre del proceso de decisión.

Estas técnicas hacen posible el uso de la voz del hablante para verificar su identidad y el acceso a servicios tales como la marcación por voz, banca por teléfono, entre otras. Además de lo anterior, en el desarrollo de esta revisión bibliográfica encontramos una investigación que ayuda a la comprensión o entendimiento de la lógica difusa tipo 2. Mendel, *et al.*, (s.f), establecen una norma que consiste en un material de fondo sobre un intervalo de conjuntos difusos tipo 2, un intervalo de sistemas de lógica difusa tipo 2, un tipo de reducción y defuzzificación. Los conjuntos difusos de tipo 2 (IT2 FLS) son una especie de *FLS (Fuzzy Logic Systems)* que contienen cinco componentes fuzzifier, un motor de inferencia de tipo reductor y un defuzzifier. En concreto, esta norma sirve como referencia para el uso de la lógica difusa tipo 2 de intervalo en la reducción del espacio de color de una imagen digital.

Otra importante aplicación de la lógica difusa en el tratamiento de imágenes digitales es en el umbral de la misma. Tizhoosh, (2005), presenta una nueva técnica de umbralización que procesa umbrales como conjuntos difusos de tipo 2. Además, se presenta una nueva medida de ultra-borrosidad. El concepto de la ultra-borrosidad tiene por objeto capturar/eliminar las incertidumbres en los sistemas difusos. La umbralización de imagen es una tarea necesaria en algunas aplicaciones de procesamiento de imágenes. Sin embargo, debido a factores perturbadores como la iluminación no uniforme, o la imagen inherente, el resultado de la umbralización de la imagen no siempre es satisfactoria.

Hay que mencionar, además, que la lógica difusa tipo 2 tiene múltiples usos como lo exponen Astudillo, *et al.*, (s.f), donde desarrollan un robot móvil (robot monociclo) que utiliza un controlador de seguimiento mediante dinámica de movimiento. Dicho robot posee un controlador cinemático y un controlador de torque basado en la teoría de lógica difusa.

Por otro lado, uno de los campos que caracteriza la lógica difusa tipo 2 es el de reconocimiento de colores, este campo es explorado por Wang, *et al.*, (2008), donde afirman que el reconocimiento de los colores juega un

papel importante en un sistema de reconocimiento de matrículas (LPR), pero puede ser una tarea difícil ya que las apariencias de las placas se ven afectadas por diversos factores como la iluminación, características de la cámara, etc. Para abordar estas preocupaciones, los autores presentan un algoritmo basado en lógica difusa. Éste algoritmo emplea el espacio de color HSV (*Hue, Saturation, Value*) para realizar la extracción del color. Tres componentes del espacio HSV se asignan en primer lugar a los conjuntos difusos de acuerdo a las diferentes funciones de pertenencia.

Adicionalmente, cabe destacar que la detección de la piel juega un papel importante en una amplia gama de aplicaciones en el procesamiento de imágenes que realizan detección de la cara, análisis de gestos, sistemas de recuperación de imágenes basadas en el contenido, entre otros. Kakumanu, *et al.*, (2007) realizan una revisión crítica de los diferentes modelos de piel y las estrategias de clasificación sobre la base de la información de color en el espectro visual. En primer lugar, se presentan los diferentes espacios de color utilizados para modelar la piel y la detección. En segundo lugar, se presentan diferentes modelos piel y criterios de clasificación. Sin embargo, muchas de estas obras están limitados en el rendimiento debido a las condiciones del mundo real, tales como iluminación y condiciones de visión. En tercer lugar, se presentan diversos enfoques que utilizan la constancia color de la piel y de las técnicas de adaptación dinámicas para mejorar el rendimiento de detección de la piel en el cambio de iluminación dinámica y las condiciones de medio ambiente.

Por último, el nervio óptico es uno de los órganos más importantes en la retina humana, sirve como conducto para el flujo de información desde el ojo hasta el cerebro. La proyección de imagen del fondo del ojo es un procedimiento clínico común que se utiliza para grabar una visualización de la retina. Esta imagen puede ser utilizada para diagnóstico, la evaluación del tratamiento, y el mantenimiento de la historia del paciente. Hoover & Goldbaum (2003) describen un método para localizar automáticamente el nervio óptico en una imagen en la retina. Esta herramienta podría ser utilizada para el cribado automatizado paciente, el seguimiento de la orientación del ojo, la imagen SEQU, y mediciones automatizadas para la evaluación del tratamiento o diagnóstico. El método utiliza un algoritmo de convergencia borrosa para determinar el origen de la red de vasos sanguíneos.

c. Uso de la Lógica Difusa tipo 2 en la reducción del espacio de color de una imagen digital

Una de las múltiples aplicaciones de la lógica difusa tipo 2 es el procesamiento de imágenes digitales. Los autores Maity & Sil (2009), exponen algunos problemas que para muchos son inciertos y que a su vez crean dificultades que no se resuelven por métodos convencionales. Uno de los problemas más difíciles de afrontar es la segmentación de una imagen, debido principalmente a la incertidumbre en la representación de imágenes. Según estudios realizados por el autor, la segmentación de la imagen se aplicó en imágenes en color monocromático, es decir, en imágenes de un solo color especialmente en el color gris. De esta manera, los autores proponen un algoritmo de aplicación de lógica difusa tipo 2 sobre conjuntos borrosos de segmentación de imágenes a color y el resultado fue una segmentación lineal, es decir, el número de píxeles se redujo un 70% con respecto a la segmentación normal que reduce igualmente la cantidad de píxeles en un 40% pero aquí la mejora es poca.

1. Algoritmos que implementan sistemas difusos, redes neuronales y otras técnicas

En muchos casos ha resultado muy útil combinar diferentes técnicas de inteligencia computacional para desarrollar algoritmos más eficientes y obtener mejores resultados, este es el caso del procesamiento de imágenes digitales. A continuación, expondremos algunas técnicas que emplean sistemas difusos, redes neuronales y otros algoritmos para obtener un mejor desempeño en la reducción del espacio de color y procesamiento de imágenes digitales.

De la misma forma en que Nikolaou & Papamarkos (2008) utilizaron la técnica de mapa de borde para una imagen digital, Boskovitz & Guterman (2002) utilizan la arquitectura de detección de bordes, pero con la diferencia que ésta es acompañada de una segmentación automática adaptativa neuro-difusa (combinación de una red neuronal con sistemas difusos). El sistema consta de un perceptrón multicapa (MLP), como red que realiza la segmentación de imágenes por umbral de adaptación de la entrada que utiliza etiquetas automáticamente preseleccionadas por una técnica de agrupamiento difusa. El sistema propuesto es capaz de realizar la segmentación automática de imágenes multinivel, basado únicamente en la información contenida por la imagen en sí. No hay suposiciones a priori absolutas que se hacen acerca de la imagen (tipo, características, contenidos, modelo estocástico, etc).

Al igual que Papamarkos (1999), Zagoris, *et al.*, (2007) utilizan una red neuronal acompañada de un algoritmo difuso para la agrupación de color de una imagen digital. Inicialmente, el algoritmo denominado *Kohonen self-organized featured map (KSOFM)* se aplica a la imagen original. Entonces, los resultados del *KSOFM* alimentan al algoritmo de agrupamiento difuso *Gustafson-Kessel (GK)* como valores de partida. Finalmente, las clases de salida del algoritmo *GK* definen el número de colores de la imagen que va a ser reducida. En concreto, el *KSOFM* se aplica a la imagen original y produce un número predefinido de clases de color.

También, Carson, *et al.*, (s.f) presentan un sistema para la agrupación de color basado en la segmentación por regiones y de consulta con las propiedades de estas llamado *Blobworld*. Las regiones generalmente corresponden a los objetos o partes de objetos. Con el fin de segmentar cada imagen de forma automática y modelar la distribución conjunta de color, dichos autores utilizaron un algoritmo de Maximización (EM) para estimar los parámetros de cada miembro en el píxel racimo, es decir, aquellos píxeles que proporcionan cierta cantidad de información (color, textura) para posteriormente hacer la segmentación de la imagen. Después de que la imagen es segmentada en las regiones, se produce una descripción del color de cada región y de características de textura. En una tarea de consulta, el usuario puede acceder directamente a las regiones, con el fin de ver la segmentación de la imagen de búsqueda y especificar qué aspectos de la imagen son importantes para la consulta. Cuando se devuelven los resultados de la consulta, el usuario ve la representación de cada imagen recuperada, esta información ayuda mucho en el perfeccionamiento de la consulta.

Otro algoritmo para la segmentación es presentado en Shafarenko, *et al.*, (1998), donde presenta la segmentación de una imagen a color usando el algoritmo de cuenca que debe ser aplicado a un histograma suavizado. Este algoritmo propuesto para la segmentación de imágenes a color, tiene en cuenta el ruido que está presente inevitablemente durante la adquisición de la imagen. Dicho ruido afecta a la percepción humana de la imagen debido a la naturaleza no lineal de la misma.

Por otra parte, Senthilkumaran & Rajesh (2009) hacen uso del método propuesto por Alshennawy & Aly (2009) y lo transforman a sus necesidades. Inicialmente, estudian la teoría de detección de bordes para la segmentación de imágenes utilizando el enfoque *Soft Computing* basado en la lógica difusa, algoritmos

genéticos y redes neuronales. Las técnicas de detección de bordes transforman las imágenes de borde que se benefician de los cambios de los tonos grises de las imágenes. Como resultado de esta transformación, se obtiene la imagen del borde sin encontrar cualquier cambio físico en la imagen principal.

Así, de la misma forma en que Vertan y Boujemaa (2001), Bhojar y Kakde (s.f) hacen uso de una *Neural Network Color Classifier* y un clasificador difuso para reducir el histograma de color de una imagen digital. Refiriéndonos al caso de las regiones de una imagen digital.

Conclusiones y trabajos futuros

La lógica difusa tipo 2 de intervalo, así como las redes neuronales y los sistemas difusos son herramientas eficientes para el procesamiento de imágenes digitales en aspectos como la reducción de ruido, recuperación del histograma e identificación de colores.

De igual forma se ha destacado en la segmentación de imágenes. No obstante, esta reducción solo se ha efectuado para imágenes representadas por el modelo de color RGB en escala de grises (Maity & Sil, 2009).

Por lo anterior creemos que como trabajo futuro es posible desarrollar un algoritmo basado en lógica difusa tipo 2, que reduzca eficientemente el espacio de color de una imagen digital que esté representada por el modelo RGB a color, el cual conserve las siguientes características de la imagen: colores relevantes, brillo, intensidad del color y definición.

Literatura citada

Alshennawy A.; Abdallah, A. & Ayman, A. 2009. Edge Detection in Digital Images Using Fuzzy Logic Technique. World Academy of Science, Engineering and Technology, 1–9p.

Astudillo, L.; Castillo, O. & Aguilar, L. 2006. Intelligent Control of an Autonomous Mobile Robot using Type-2 Fuzzy Logic. Instituto Tecnológico de Tijuana, México, 13 (2), 93–97p.

Bhojar, K. K. & Kakde, G. O. 2009. Image Retrieval using Fuzzy and Neuro-Fuzzy Approaches with Fuzzy Color Semantics. International Conference on Digital Image Processing, 39–43p.

Boskovitz, V. & Guterman, H. 2002. An Adaptive Neuro-Fuzzy System for Automatic Image Segmentation

and Edge Detection. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 10 (2), 247-262p.

Busin, L.; Vandenbroucke, N. & Macaire, L. 2008. Color Spaces and Image Segmentation. Advances in Imaging and Electron Physics, 151, 66-162p.

Carson, C.; Belongie, S.; Greenspan, H. & Malik, J. 2002. Blobworld: Image Segmentation using Expectation-Maximization and its Application to Image Querying. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions, 24 (8), 1 – 16p.

Celik, T.; Ozkaramanli, H. & Demirel, H. 2007. Fire Pixel Classification using Fuzzy Logic and Statistical Color Model. Department of Electrical and Electronic Engineering IEEE, 1205-1268p.

Cheng, D.; Jiang, H. X.; Sung, Y. & Wang Li, Jing. 2001. Color Image Segmentation: advances & prospects. ELSEVIER, 34 (12), 1 – 43p.

Comaniciu, D. & Meer, P. 1997. Robust Analysis of Feature Spaces: Color Image Segmentation. Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conference, 750 – 755p.

Dong, Guo. Xie, Ming Xie. 2005. Color clustering and learning for Image Segmentation based on Neural Networks. IEEE Transactions on Neural Networks. 16 (4), 925 – 936p.

Eschrich, Steven. Ke, Jingwei. Hall O., Lawrence. Goldgof B., Dmitry. 2002. Fast Accurate Fuzzy clustering Through Data Reduction. Department of Computer Science and Engineering IEEE. 11 (2), 1 – 18p.

Han, Ju. Ma, Kai-Kuang. August 2002. Fuzzy Color Histogram and its use in Color Image Retrieval. IEEE Transactions on Image Processing, 11 (8), 944-952p.

Hoover, Adam. Goldbaum, Michael. August 2003. Locating the Optic Nerve in a Retinal Image using the Fuzzy Convergence of the Blood Vessels. IEEE Transactions on Medical Imaging, 22 (8), 951 – 958p.

Jeon, Gwanggil. Anisetti, Marco. Bellandi, Valerio. Damiani, Ernesto. Jeong, Jechang. 2009. Designing of a type-2 Fuzzy Logic Filter for improving edge-preserving restoration of interlaced-to-progressive conversion. ELSEVIER. 179 (13), 2194 – 2207p.

Johnson M., Garrett. Fairchild D., Mark.

July/August 1999. Full-spectral color calculations in realistic image synthesis. IEEE Computer Graphics and Applications. 19 (4), 47-53p.

Kakumanu, P. Makrogiannis, S. Bourbakis, N. 2006. A survey of skin-color modeling and detection methods. ELSEVIER. 40 (3), 1106 – 1122p.

Karnik N., Nilesh. Mendel M., Jerry. Liang, Qilian. 1999. Type-2 Fuzzy Logic Systems. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 7 (6), 643 – 658p.

Küçüktunç, Onur. Güdükbay, Ugur. Ulusoy, Özgür. 2009. Fuzzy Color histogram-based video Segmentation. ELSEVIER. 114 (1), 1 – 10p.

Leung, Shu-Hung. Wang, Shi-Lin. Lau, Wing-Hong. 2004. Lip Image Segmentation using Fuzzy clustering Incorporating an Elliptic Shape Function. IEEE Transactions on Image Processing. 13 (1), 51 – 62p.

Liang, Qilian. Mendel M., Jerry. 2000. Interval type-2 fuzzy Logic Systems: Theory and Design. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 8 (5), 535 – 550p.

Liew, Wee-Chung Alan. Leung, Shu Hung. Lau, Wing Hong. 2003. Segmentation of Color Lip Images by Spatial Fuzzy clustering. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 11 (4), 542 – 549p.

Lindner, Marvin. Kolb, Andreas. Hartmann, Klaus. 2007. Data-Fusion of PMD-Based Distance-Information and High-Resolution RGB-Images. Signals, Circuits and Systems. 2007, 1, 1 – 4p.

Linker, Raphael. Cohen, Oded. Naor, Amos. 2012. Determination of the Number of Green Apples in RGB Images Recorded in Orchards. ELSEVIER, 81, 45 – 57p.

Lynch, Christopher. Hagrais, Hani. Callaghan, Victor. 2007. Parallel Type-2 Fuzzy Logic co-processors for Engine Management. IEEE Transactions Fuzzy Systems. 1 – 6p.

Maity, Saikat. Sil, Jaya. 2009. Color Image Segmentation using Type2 Fuzzy Sets. International Journal of Computer and Electrical Engineering. 1 (3), 376 – 383p.

Mendel M., Jerry. John Bob I., Robert. 2002. Type-2 Fuzzy Sets Made Simple. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 10 (2), 117 – 127p.

- Mendel, M. J. 2003.** Fuzzy Sets for Words: a New Beginning. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 1, 37–42p.
- Mendel, M. J. 2003.** Type-2 Fuzzy Sets: Some Questions and Answers. *IEEE Neural Networks Society*. 1, 10–13p.
- Mendel, J. John, R. & Liu, F. 2006.** Interval Type-2 Fuzzy Logic Systems Made Simple. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 14 (6), 808–821p.
- Mendel, J. Hagrass, H. & John, I. R. (s.f).** Standard Background Material about Interval Type-2 Fuzzy Logic Systems, *IEEE Computational Intelligence Society*, 1–11p.
- Murugeswari, P. & Manimegalai, D. 2011.** Noise Reduction in Color Image using Interval Type-2 Fuzzy Filter (IT2FF). *International Journal of Engineering Science and Technology (IJEST)*. 3 (2), 1334–1338p.
- Nikolaou, N. & Papamarkos, N. 2008.** Color Reduction for Complex Document Images. *Image Processing and Multimedia Laboratory, Department of Electrical and Computer Engineering, Democritus University of Thrace*. 19, 14–26p.
- Papamarkos, N.; Atsalakis, A. & Strouthopoulos, C. 2002.** Adaptive Color Reduction. *IEEE Transactions on Systems Man Cybernetics Part B: Cybernetics*. 32 (1), 44–56p.
- Papamarkos, N. 1999.** Color Reduction Using Local Features and a Kohonen Self-Organized Feature Map Neural Network. *Electric Circuits Analysis Laboratory, Department of Electrical and Computer Engineering*. 10, 404–409p.
- Reichenbach, S.; Park, S. & Narayanswamy, R. 1991.** Characterizing Digital Image Acquisition Devices. *Optical Engineering*. 30 (2), 170–177p.
- Reyes, N. & Dadios, E. 2004.** Dynamic Color Object Recognition using Fuzzy Logic. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*. 8 (1), 29–38p.
- Sarode, M.; Ladhake, A. & Deshmukh, P. 2008.** Fuzzy System for Color Image Enhancement. *World Academy of Science, Engineering and Technology*. 48, 311–316p.
- Senthilkumaran, N. & Rajesh, R. 2009.** Edge Detection Techniques for Image Segmentation - A Survey of Soft Computing Approaches. *International Journal of Recent Trends in Engineering*. 1 (2), 250–254p.
- Shafarenko, L. Petrou, M. Kittler, J. 1998.** Histogram-Based Segmentation in a Perceptually Uniform Color Space. *IEEE Transactions on Image Processing*. 7 (9), 1354–1358p.
- Shamir, Lior. 2006.** Human Perception-based Color Segmentation using Fuzzy Logic. *Department of Computer Science IPVC*. 496–502p.
- Schulte, Stefan. De Witte, Valerie. Nachtegael, Mike. Van der Weken, Dietrich & Kerre, E. Etienne. 2006.** Fuzzy two-step Filter for Impulse Noise Reduction from Color Images. *IEEE Transactions on Image Processing*. 15 (11), 3567-3578p.
- Schulte, Stefan. Witte De, Valérie. Kerre E., Etienne. 2007.** A Fuzzy Noise Reduction Method for Color Images. *IEEE Transactions on Image Processing*. 16 (5), 1425–1436p.
- Schulte, Stefan. Morillas, Samuel. Gregori, Valentin and Kerre, E. Etienne. 2007.** A New Fuzzy Color Correlated Impulse Noise Reduction Method. *IEEE Transactions on Image Processing*. 16 (10), 2565-2575p.
- Tizhoosh, R. Hamid. 2005.** Image Thresholding using Type II Fuzzy Sets. *Pattern Analysis and Machine Intelligence Laboratory, Systems Design Engineering, University of Waterloo*. 38 (12), 2363–2372p.
- Urias, Jerica. Solano, Daniel. Soto, Miguel. Lopez, Miguel. Melin, Patricia. 2006.** Type-2 Fuzzy Logic as a Method of Response Integration in Modular Neural Networks. *Tijuana Institute of Technology*. 584-590p.
- Vertan, Constantin. Boujemaa, Nozha. 2000.** Embedding Fuzzy Logic in Content Based Image Retrieval. In *Fuzzy Information Processing Society*. 85–89p.
- Vertan, Constantin, Boujemaa, Nozha, & Buzuloiu, V. 2000.** A Fuzzy Color Credibility Approach to Color Image Filtering. In *Image Processing*. 2, 808–811p.
- Wang, Feng. Manb, Lichun. Wang, Bangping. Xiao, Yijun. Pan, Wei. Lu, Xiaochun. 2008.** Fuzzy-based Algorithm for Color Recognition of License Plates. *Pattern Recognition Letters*. 29 (7), 1007-1020p.

Zadeh A. Lotfi. March 1989. Knowledge Representation in Fuzzy Logic. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 1 (1), 89–100p.

Zadeh A. Lotfi. May 1996. Fuzzy logic = computing with words. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 4 (2), 103–111p.

Zagoris, Konstantinos. Papamarkos, Nikos. Koustoudis, Ioannis. 2007. Color Reduction using the Combination of the Kohonen Self-Organized Feature Map and the Gustafson-Kessel Fuzzy Algorithm. In Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition. 703-715p.

Zhang, Mingrui. Hall, O. Lawrence. Goldgof B., Dmitry. 2002. A Generic Knowledge-Guided Image Segmentation and Labeling System using Fuzzy Clustering Algorithms. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics. 32 (5), 571 – 582p.

Kelly Johanna Toledo

Estudiante de Ingeniería de Sistemas, Universidad de la Amazonia, Florencia-Caquetá,

Autor para correspondencia:

E-mail: k.toledo@udla.edu.co.

Miguel Sánchez

Estudiante de Ingeniería de Sistemas, Universidad de la Amazonia, Florencia-Caquetá
E-mail:m.sanchez@udla.edu.co.

José Bocanegra

Docente de Ingeniería de Sistemas, Universidad de la Amazonia, Florencia-Caquetá
E-mail: jose.bocanegra@udla.edu.co.