

Coloración Psicodélica de Imágenes Digitales mediante Lógica Difusa

Psychedelic Coloring of Digital Images Through Fuzzy Logic

Resumen

En el presente artículo se propone un sistema de inferencia difusa para la manipulación del color en imágenes digitales con el propósito de modificar su estilo artístico. Se genera una combinación de colores diferente a la original de tal forma que produzca una nueva sensación visual. El sistema de lógica difusa propuesto, modela mediante conjuntos y reglas de inferencia difusas, la modificación de color considerando la modalidad artística denominada arte psicodélico, generando como resultado imágenes cuyos colores producen este efecto. En la segunda parte se afina el sistema de inferencia propuesto según datos empíricos determinados junto con expertos en el campo del arte, con el fin de obtener un mejor ajuste a la escala de colores del estilo artístico estudiado. Mediante la presentación de diferentes casos de prueba se evidencian los resultados obtenidos por el sistema antes y después de la optimización.

Palabras clave: Arte evolutivo, colorimetría, lógica difusa, procesamiento de imágenes.

Abstract

This paper proposes a fuzzy inference system for color manipulation in digital images in order to modify image artistic style. This manipulation generates a different color scheme that differs from that of the original image and produces a new visual feeling. Color modification is achieved through a fuzzy-logic system composed of fuzzy sets and rules. The study considers an art form known as psychedelic art, generating (as a result) images whose colors cause similar effects. In the second part of this report, the system is optimized by using empirical data gathered from a panel of art experts in order to enhance the color map of the artistic style. Through different test cases, the results obtained by the system before and after optimization are shown.

Key words: Evolutionary art, colorimetry, fuzzy logic, image processing.

Linda Sheriyn
Rodríguez Castro

Universidad Distrital
Francisco José de Caldas
Facultad de Ingeniería

lsrodriguez@correo.udistrital.edu.co

Iván Javier
Ponce Fajardo

Universidad Distrital
Francisco José de Caldas
Facultad de Ingeniería

ijponcef@correo.udistrital.edu.co

Helbert Eduardo
Espitia Cuchango

Universidad Distrital
Francisco José de Caldas
Facultad de Ingeniería

heespitiac@udistrital.edu.co

Fecha recibido: may.05/2013

Fecha modificado: jun.06/2013

Fecha aceptado: jun.14/2013



1. Introducción

El arte evolutivo se ha convertido en una importante rama de investigación que establece un punto de encuentro entre el campo de la expresión humana propiamente dicho y disciplinas como las ciencias de la computación y el modelamiento de sistemas de control. El principal objetivo de los estudios clasificados dentro del arte evolutivo es lograr traducir los procesos humanos de creatividad en algoritmos computacionales [1] que generen obras artísticas y resultados verificables por expertos, o modelos automáticos de validación [2].

A través de la implementación de sistemas de tratamiento del color, se han obtenido resultados y aportes en la detección de estructuras específicas dentro de imágenes a través de sus características de color; como por ejemplo la selección apropiada de colores para subtítulos en películas a color [3]; la detección del fuego en cámaras de seguridad [4], el mejoramiento en las búsquedas web de imágenes reconociendo un objeto particular en la imagen por su color [5], la reducción de ruido en imágenes de color [6], la optimización de tareas de procesamiento multimedia cuantificando el color para reducir la complejidad mediante el uso de un menor número de bits para representar el color verdadero, basándose en la similitud de codificación de color en vecindades de bits, esto aplicado a la detección de cambio de escenas en videos [7]; sistemas de clasificación de color basados en segmentación de imágenes y optimizados con algoritmos inspirados en enjambres para reducir el error [8].

La lógica difusa permite una aproximación a la clasificación del color desde la perspectiva humana mediante técnicas que no establecen límites cerrados, generando cierto nivel de incertidumbre [9] en contraste con la dicotomía encontrada en la lógica computacional que maneja estándares absolutos que van de valores de 0 a 1 [10]. Este contraste se evidencia en la clasificación del color al establecer la taxonomía subyacente al estudio de un color particular, utilizando lógicas booleanas el valor de 1 o 0 afirmaría si el color pertenece a una denominación en particular que a su vez es de carácter excluyente, mientras la lógica difusa da la posibilidad de fijar reglas y conjuntos con amplios rangos de pertenencia que desdibujan las fronteras, generando sistemas donde términos como “verde rojizo” están totalmente permitidos mediante niveles de pertenencia a los diferentes grupos [11].

Los diferentes grupos dados por la lógica difusa en el proceso de percepción del color pueden apoyarse en la representación dada por el modelo RGB que permite ubicar un color a través de códigos que evalúan sus componentes o niveles de pertenencia a tres diferentes conjuntos: rojo, verde y azul [3].

La utilización de la lógica difusa para el manejo del color, es una de las muchas aplicaciones dentro del contexto del procesamiento de imágenes, ya que su fin en la mayoría de los estudios es el análisis de las características propias de una entrada para su posterior modificación atendiendo a ciertos requisitos. Los tres principales pasos de aplicación de lógica difusa en el procesamiento de imágenes son: fusificación de la imagen, establecimiento de un sistema de inferencia y defusificación.

En el campo del arte también se encuentran aplicaciones de la lógica difusa, aunque en menor medida. Entre éstas vale la pena mencionar la integración del lenguaje natural que provee información básica del contexto de paisaje para aplicar color de forma inmediata a un cuadro [12]; así como la estrategia de mapeo para la composición audiovisual y nuevas técnicas de síntesis de sonido [13] que se introducen en el campo de lo que hoy se denomina arte evolutivo.

El desarrollo propuesto en el presente artículo se relaciona con el procesamiento de imágenes, para la identificación de color y modificación de la expresión artística de éstas, es decir aquello que buscan transmitir a través de diferentes combinaciones de colores y técnicas. Ejemplificando dicho tratamiento visual se propone la generación de características asociadas con el arte psicodélico en imágenes digitales. El término psicodélico fue acuñado por el psicólogo británico Humphry Osmond, quién afirmaba que su significado refería “lo que manifiesta la mente” [14]. En el arte, específicamente en la pintura, esta manifestación se expresa a través de visiones del mundo no convencionales donde las características propias del uso del color y las formas juegan un papel realmente importante. Dentro de las características se encuentran el uso de patrones fractales, colores brillantes y con alto contraste, profundidad en los detalles, y formas de tipo radial, como espirales. Los detalles propios de la pintura psicodélica son adecuados para la presentación de resultados de la implementación presentada en este artículo, por la evidente transformación de los datos de entrada.

Con fundamento en el carácter propio del estilo artístico descrito y el modelo de inferencia difusa para la transformación de color se propone a continuación un sistema en el que las variables de entrada y salida, las reglas lógicas condicionales, las funciones de pertenencia y demás elementos conlleven a la modificación de los colores mediante la disminución de los rangos del modelo RGB para adquirir los efectos deseados. Este trabajo constituye un primer paso hacia sistemas de modificación visual no enmarcados dentro de un único estilo artístico.

La importancia del desarrollo propuesto radica en la generación de sistemas inteligentes con capacidad de toma de decisiones basadas en conocimiento. Esto se logra mediante la parametrización del conocimiento necesario para la transformación de imágenes en un determinado estilo artístico. Con una ayuda de expertos en un área especializada del conocimiento, como las artes, se logra automatizar una tarea que tradicionalmente requiere del criterio profesional. De esta forma, los resultados que se presentan en este artículo evidencian el acercamiento al propósito expresado, mediante ejemplos concretos de transformación del estilo artístico para diferentes tipos de imágenes.

Este documento se divide en seis secciones. En la Sección 1 encontramos la introducción. La Sección 2, Sistemas de Lógica Difusa, presenta de forma breve los conceptos asociados a los sistemas de lógica difusa necesarios para la comprensión del desarrollo propuesto. La Sección 3, Sistema de inferencia difusa para la modificación



del color, presenta la definición del sistema propuesto para la coloración psicodélica de imágenes digitales, subdividido en: explicación del problema, funciones de pertenencia y reglas. En la Sección 4, Ajuste de los conjuntos de pertenencia, se expone la optimización del sistema mediante el método del gradiente con el apoyo de expertos en el campo del arte. La Sección 5 evidencia los resultados obtenidos por el sistema antes y después de su optimización. Finalmente, la Sección 6 argumenta las conclusiones y expectativas del trabajo futuro a realizar.

2. Sistemas de Lógica Difusa

La Lógica difusa es una técnica de inteligencia computacional cuyos insumos provienen de múltiples variables, y que intenta controlar la incertidumbre proveniente de las características imprecisas dadas en el mundo real. Además de la incertidumbre, la ambigüedad y su manejo es la principal motivación de la lógica difusa. La vaguedad a su vez se relaciona con el conocimiento del valor de una función en términos de una variable con valor conocido [15].

Las funciones asociadas a los sistemas de inferencia difusa son conocidas como funciones de pertenencia, que representan las entradas y salidas en términos de variables que se relacionan mediante un conjunto de reglas que ayudan a obtener un modelo que simula el comportamiento propio de la situación de incertidumbre que se estudia. Estos elementos, en resumen, buscan establecer el nivel de pertenencia de un elemento a un conjunto, y a la vez disminuir la diferencia entre los valores encontrados en los sistemas a modelar y su representación difusa.

El desarrollo de un modelo de lógica difusa comienza por un proceso denominado fusificación, producto del cual se obtienen las variables de entrada y salida junto con las funciones de pertenencia que describen su comportamiento. Posteriormente, mediante la etapa de inferencia lógica, se establecen las reglas de implicación que llevan a los datos de entrada a las salidas determinadas. Finalmente, para obtener de nuevo valores que tengan significado para el sistema del mundo real, se lleva a cabo el proceso de defusificación.

En este trabajo se aplica la lógica difusa porque su enfoque permite que es bien sabido que es un enfoque que permite abordar problemas de un alto grado de complejidad, no lineales, que no cuentan con modelos matemáticos precisos que los representen, o cuyo conocimiento asociado sea de carácter subjetivo [15].

3. Sistema de inferencia difusa propuesto para la modificación del color

En esta sección se describen las etapas asociadas a la definición del sistema de lógica difusa propuesto para la coloración psicodélica de imágenes digitales.

3.1. Descripción del problema

Dada la ambigüedad en la selección de un color perteneciente al conjunto de colores del arte psicodélico y partiendo de colores de una imagen con diferente percepción artística, se busca alcanzar una sensación visual psicodélica. Para ello, se hace necesaria la definición de rangos de color que pueden ser descritos y especificados a través de obras digitales mundialmente conocidas, producidas por artistas dentro del estilo psicodélico.

A manera de ilustración la Figura 1 y la Figura 2 muestran ejemplos de arte psicodélico. Cómo puede detallarse los colores predominantes son diferentes tonalidades de azules, morados, fucsias, verdes y naranjas. Basándose en estas observaciones junto con el análisis visual de otra variedad de obras de artistas ampliamente conocidos dentro del estilo artístico psicodélico como Larry Carlson, Marta Minujin, Richard Avedon, Alex Grey, Gilbert Shelton, entre otros, se obtuvieron las reglas de inferencia que se describen a continuación.



Figura 1. Colorized Afternoon. (Tarde Coloreada).
Autor: Larry Carlson. (2009).



Figura 2. The Wonder Tree. (El Árbol Maravilloso).
Autor: Larry Carlson. (2011).



3.2. Funciones de pertenencia propuestas

El universo discurso de entrada del sistema de inferencia difusa está dado por los datos aportados por las imágenes que se modificarán, constituido por tres variables diferentes: una para el color rojo, otra para el color verde y otra más para el azul, correspondiendo así a la del modelo de color utilizado (modelos RGB – *Red Green Blue*). Estas tres variables utilizan rangos de valores de 0 a 255, que establecen el nivel de aporte del color correspondiente dado para un determinado pixel.

Para cada variable de entrada se utilizan tres funciones de pertenencia de tipo gaussiana que denotan tonos oscuros, medios y claros para el color determinado. La distribución de las funciones de pertenencia para cada una de las variables de entrada se observa en la Figura 3 parte (a).

Los rangos para cada función de pertenencia asociadas a las variables de entrada (color original) se establecieron mediante el análisis visual del espectro de color para cada componente, específicamente para la componente roja se determinó un rango aproximado de 0 a 160 para tonos oscuros, 120 a 225 para tonos medios y 155 a 255 para tonos encendidos. El mismo proceso de análisis dio como resultado diferentes rangos para las componentes de color restantes: verde y azul, puesto que las tonalidades verdes tienden a percibirse más claras en un grupo más amplio de valores. A su vez, los tonos medios del color verde se orientan más hacia los tonos opacos. En particular para el color azul, los tonos medios se extienden a más valores al igual que las tonalidades oscuras.

El universo discurso de salida se compone por tres variables, que de igual forma que la entrada representan las componentes del modelo de color que permiten representar los nuevos colores pertenecientes a conjuntos con características del arte psicodélico.

Según el criterio de los expertos, los colores predominantes en este estilo artístico estudiado corresponden a tonos saturados, es decir, donde dos de las componentes del modelo RGB poseen valores bajos con respecto a la otra componente. Por esta razón se acota el rango de cada una de las funciones de pertenencia para las variables de salida.

Como se evidencia en la Figura 3 parte (b) las funciones de pertenencia para las variables de salida (color modificado – psicodélico) utilizadas son de tipo gaussiana, correspondiendo igualmente a tonos oscuros, medios y claros. La disposición de las variables abarca para cada una, un menor rango de valores con el fin de obtener cierta gama de colores más limitada y acotada por las características definidas.

3.3. Reglas propuestas

Una vez establecidos los rangos de colores comunes en el estilo visual que se desea proporcionar a las imágenes que ingresan en el sistema, se determina cuáles tonalidades serán reemplazadas y qué combinación de los diferentes conjuntos difusos llevarán a tal resultado. En la Tabla I se consignan la totalidad de las reglas establecidas.

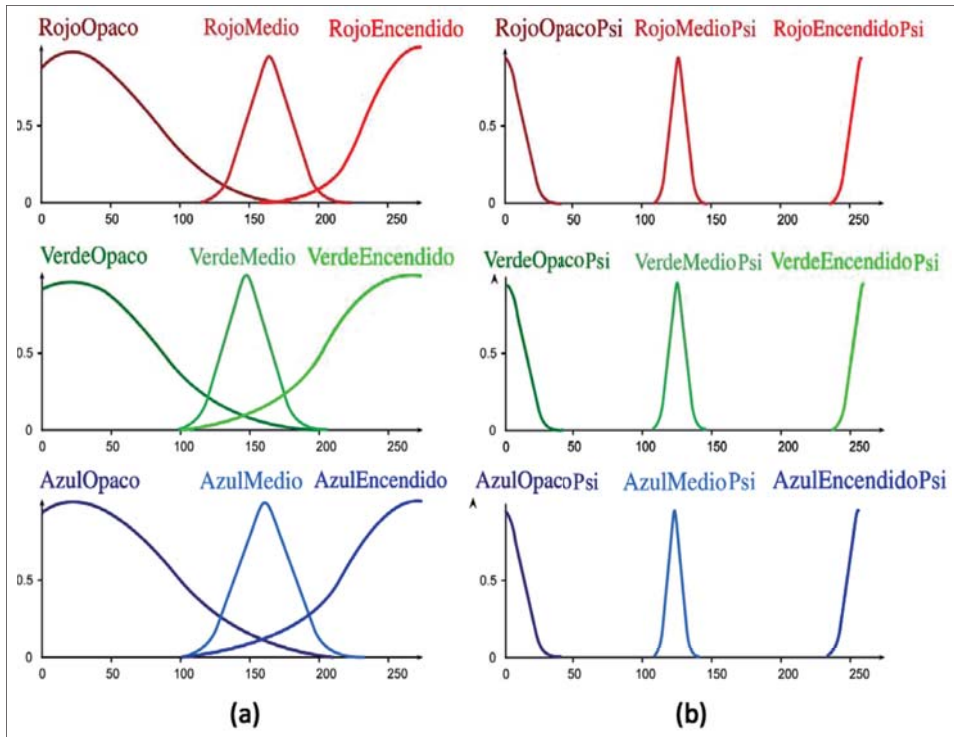


Figura 3. Funciones de pertenencia del sistema de inferencia.
 (a) Variables de Entrada (color original) (b) Variables de salida (color psicodélico)

A manera de ejemplo, la regla 10 define la siguiente transformación: si el pixel es rosado (rojo encendido + verde medio + azul medio) se colorea fucsia (rojo encendido + verde opaco + azul medio). La regla anterior y las otras 16 reglas se obtuvieron a partir del análisis experimental con grupos acotados de color e información teórica dada por expertos, como la obtención de un tono saturado o puro que enmarcan el estilo artístico estudiado.

La obtención de tonos saturados se consigue mediante el aumento en el valor de la componente de color con mayor número frente a las otras dos y como consecuencia la disminución de valor en esas dos componentes. En los casos de las reglas 1, 2 y 3 se caracterizan por llevar a la componente roja, verde y azul respectivamente a un región muy acotada con valores entre los 230 y los 255 aproximadamente y a las dos componentes restantes a regiones inferiores muy acotadas entre 0 y 40 aproximadamente. El resultado de las reglas 1,2 y 3 son tonos puros del rojo, el verde y el azul.

Las reglas 4 y 5 dan oscuridad y brillo a la imagen respectivamente. Cuando se detecta color en un pixel donde sus tres componentes poseen valores muy bajos, correspondientes a las funciones de pertenencia RojoOpaco, VerdeOpaco y AzulOpaco, se llevan a rangos menores expresados en las funciones de pertenencia RojoOpacoPsi, VerdeOpacoPsi



Tabla I Reglas de inferencia para el sistema difuso								
N.	Antecedente					Consecuente		
	Rojo	Op.	Verde	Op.	Azul	Rojo	Verde	Azul
1	Encendido	and	Opaco	and	Opaco	Encendido	Opaco	Opaco
2	Opaco	and	Encendido	and	Opaco	Opaco	Encendido	Opaco
3	Opaco	and	Opaco	and	Encendido	Opaco	Opaco	Encendido
4	Opaco	and	Opaco	and	Opaco	Opaco	Opaco	Opaco
5	Encendido	and	Encendido	and	Encendido	Encendido	Encendido	Encendido
6	Medio	and	Medio	and	Encendido	Opaco	Opaco	Encendido
7	Opaco	and	Encendido	and	Encendido	none	Medio	Encendido
8	Medio	and	Opaco	and	Opaco	Encendido	Medio	Opaco
9	Medio	and	Opaco	and	Opaco	Encendido	Opaco	Opaco
10	Encendido	and	Medio	and	Medio	Encendido	Opaco	Medio
11	Medio	and	Medio	and	Opaco	Encendido	Encendido	Opaco
12	Medio	and	Opaco	and	Encendido	Encendido	Opaco	Encendido
13	Medio	and	Encendido	and	Opaco	Opaco	Encendido	Opaco
14	Encendido	and	Encendido	and	Opaco	Encendido	Encendido	Opaco
15	Encendido	and	Opaco	and	Encendido	Encendido	Opaco	Encendido
16	Medio	and	Opaco	and	Medio	Encendido	Opaco	Encendido
17	Opaco	and	Medio	and	Medio	Opaco	Encendido	Encendido

y AzulOpacoPsi, lo que genera colores cercanos al negro permitiendo resaltar los colores generados por el resto de reglas. En el caso contrario, donde todas las componentes poseen valores altos correspondiente a colores claros se transforman en colores muy cercanos al blanco mediante los rangos determinados para las funciones de pertenencia de las variables de salida RojoEncendidoPsi, VerdeEncendidoPsi y AzulEncendidoPsi.

4. Ajuste de los conjuntos de pertenencia

Dado que se usó un criterio visual para determinar los rangos de las funciones de pertenencia para cada variable del sistema, los datos obtenidos son ambiguos pero cercanos a las características de color del estilo artístico. Por lo anterior, se contempló optimizar el sistema difuso propuesto mediante el método del gradiente.

La optimización del sistema busca generar valores para la media de la distribución y la desviación típica que describen las funciones de pertenencia para cada variable de entrada y salida, que son las variables que definen la función a optimizar, manteniendo el mismo número de reglas. Este proceso utiliza como información de entrada, una función objetivo que establece el error entre: los datos reales y los datos simulados. Los datos reales se obtuvieron mediante el concepto de expertos en el campo del arte¹, quienes en consenso aplicaron casos particulares de modificación de color con base en el arte psicodélico, permitiendo cuantificar los valores de referencia para una posterior comparación. Con la distinción de 72 colores expresados en código RGB (considerados como una muestra significativa que abarcan tonalidades oscuras, medias y encendidas), ubicados a lo largo de todo el espectro de color y que ejemplifiquen la variedad de los posibles valores de

1 Expertos consultados: el profesor de planta de la Facultad de Arte de la Universidad Distrital, Ricardo Forero Cárdenas y el profesor de honores de la Facultad de Arte de la Universidad Distrital, Alberto Díaz Lara.

entrada del sistema, los expertos generaron su equivalente en el estilo artístico. Los datos simulados se tomaron de las salidas del sistema de inferencia difusa descrito previamente cuya entrada fueron los casos de prueba mencionados.

En el Figura 4 se muestra el esquema general para realizar un ajuste sobre el sistema de inferencia difusa. Inicialmente los datos simulados ingresan como respuesta del sistema a la función objetivo, para calcular el error en comparación con los que se presenta entre los datos reales. Seguidamente el método de optimización busca disminuir el error generando, valores alternativos para los parámetros (media y varianza típica), tomándolos posteriormente con una nueva entrada de la función objetivo, para luego evaluarlos en el sistema difuso y obtener así un error ajustado, el cual puede ser sujeto a una nueva iteración de minimización.

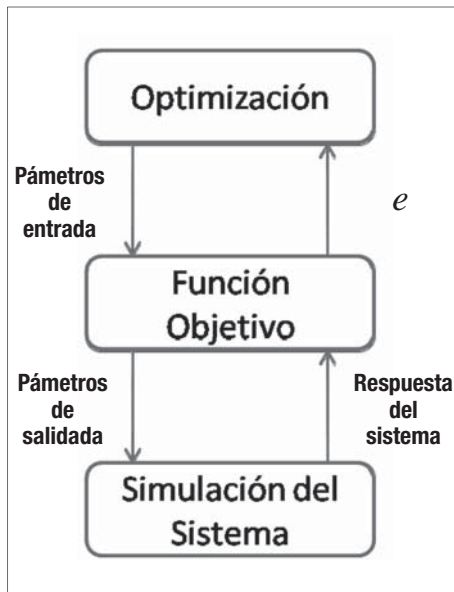


Figura 4. Esquema del proceso de optimización.

La función objetivo utilizada es el error cuadrático medio, debido a que la diferencia al cuadrado entre los datos reales y los datos simulados, permiten estimar errores tanto por defecto como por exceso. Esta función se define a continuación:

$$e_C = \sum_{i=1}^t (r_i - s_i)^2 \tag{1}$$

La variable e_C observada en la Ecuación (1) almacena el error (diferencia) entre los valores reales y simulados para el canal de color C , donde C corresponde a uno de los componentes del modelo de color RGB (rojo, verde o azul). Por su parte el índice i incrementa desde 1 hasta t que es el número de píxeles de la imagen digital a procesar. Las variables r_i y s_i corresponden a los valores reales y simulados (*respectivamente*) para el canal C ; el criterio del error cuadrático se aplica a cada uno de los componentes RGB por separado, de forma que, el error total se calcula sumando los errores obtenidos en cada canal, como se observa en la Ecuación (2).

$$e = e_R + e_G + e_B \tag{2}$$

Luego de definir la función objetivo, se decidió utilizar el método del gradiente (ilustrado en la Figura 5) para la optimización de los parámetros del sistema difuso. El método

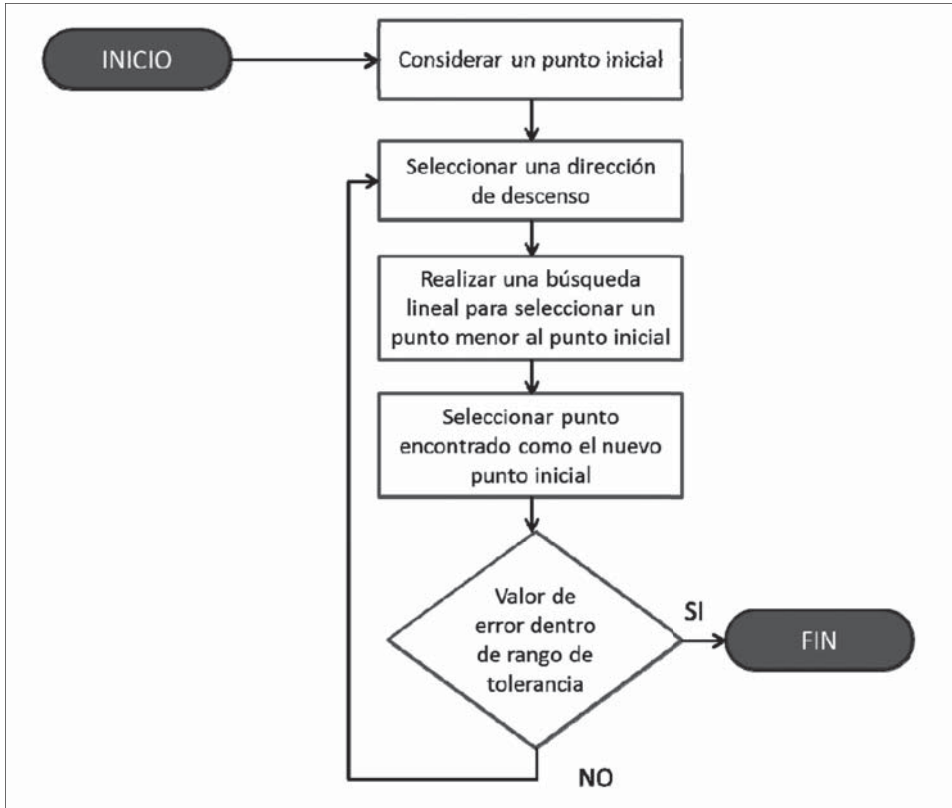


Figura 5. Método Gradiente

de optimización por el gradiente se aplica sobre funciones que se suponen continuas (aunque sea en intervalos). Estas funciones pueden contar con un único mínimo, con muchos mínimos locales, o con muchos mínimos locales y uno global. Como cualquier método de optimización para la minimización, el objetivo es encontrar el mínimo global, o en su defecto un mínimo local que cumpla con ciertos criterios aceptados en rangos de tolerancia.

El método del gradiente parte de un punto inicial a partir del cual se desciende en la dirección negativa del gradiente, esto es, el método genera puntos sucesivos mediante correcciones indicadas por el gradiente sobre los puntos generados previamente. El éxito de la aplicación del método en el proceso de encontrar un valor mínimo para la función proporcionada, depende en gran medida de la elección de un adecuado punto inicial; para el caso particular del sistema difuso propuesto, y teniendo en mente que los valores a optimizarse son los parámetros designados a cada función de pertenencia gaussiana (tanto la media como la desviación), el punto inicial se seleccionó con los valores determinados mediante el análisis visual dado para definición del sistema de lógica difusa previamente descrito.

```
x0= [51.39 25.5 14.8 165.2 31.25 257.2 54.9 16.29 15.61 149.1 45.53 246.9
65.7 18.1 19.05 161 45.46 254.5 11.62 -0.767 4.519 128.2 4.408 254.3
10.11 0.6632 4.743 125.6 8.011 256 9.812 -0.422 4.309 125.7 8.604 254];

options = optimset('Display','iter');
x = fminunc(@FuncionObjetivo,x0,options);
```

Figura 6. Ajuste del Sistema Difuso (Script en MATLAB).

Una vez definido el punto inicial, que consiste en un vector de 36 posiciones (número total de variables asociadas a las 18 funciones de pertenencia que incluyen las entradas y salidas) se ejecuta el método de la Figura 4 con la ayuda del software MATLAB® utilizando el *Toolbox* de optimización, mediante la funcionalidad de búsqueda del valor mínimo de la función objetivo (Ecuación (1)). Para este fin se utilizó la función `fminunc()`. Esta recibe como parámetros el punto inicial y la función de error. Internamente la función computa numéricamente la expresión correspondiente al gradiente (lo cual es transparente a quién utiliza el método) y un valor para el coeficiente que determina el tamaño del paso que se toma en la dirección contraria al gradiente en cada iteración. El script de MATLAB usado para realizar la optimización, se muestra en la Figura 6, donde las opciones (variable `options`) corresponden a la estructura de parámetros que recibe como entrada la función de optimización. Cada parámetro influye notablemente en la solución que obtenga el proceso de minimización. Los parámetros opcionales definidos mediante la instrucción `Optimset` se establecieron para mostrar la traza de la cantidad de iteraciones, así como su comportamiento. Las Ecuaciones (1) y (2) se implementaron en MATLAB mediante la siguiente expresión: `e=sum(sum(sum((r-s).^2)))`, la cual representa la función `@FuncionObjetivo`; donde `r` y `s` son las matrices de 72×3 (3 columnas correspondientes a cada componente del código RGB y 72 colores de muestra). Finalmente el punto inicial (`x0`) es el vector que contiene los parámetros de las funciones de pertenencia del sistema de inferencia original. El orden en que están organizado los parámetros en el punto inicial corresponde a parejas (desviación típica, media de la distribución) por cada conjunto, comenzando con las funciones de pertenencia de entrada (RojoOpaco, RojoMedio, RojoEncendido, VerdeOpaco, VerdeMedio, VerdeEncendido, AzulOpaco, AzulMedio, AzulEncendido) y continuando con las funciones de salida (RojoOpacoPsi, RojoMedioPsi, RojoEncendidoPsi, VerdeOpacoPsi, VerdeMedioPsi, VerdeEncendidoPsi, AzulOpacoPsi, AzulMedioPsi, AzulEncendidoPsi).

Se ejecutó el método durante 69 iteraciones hasta que no se continuaron realizando cambios significativos en el punto mínimo encontrado. La optimización calcula nuevos valores de media de la distribución y la desviación típica de cada función de pertenencia de las variables de entrada y salida, es decir genera un vector de 36 posiciones. Los nuevos valores de los parámetros ajustados de esta manera, se asignan a los conjuntos difusos para construir el sistema difuso mejorado. En la Figura 7 se observa el ajuste de las funciones de pertenencia optimizadas.

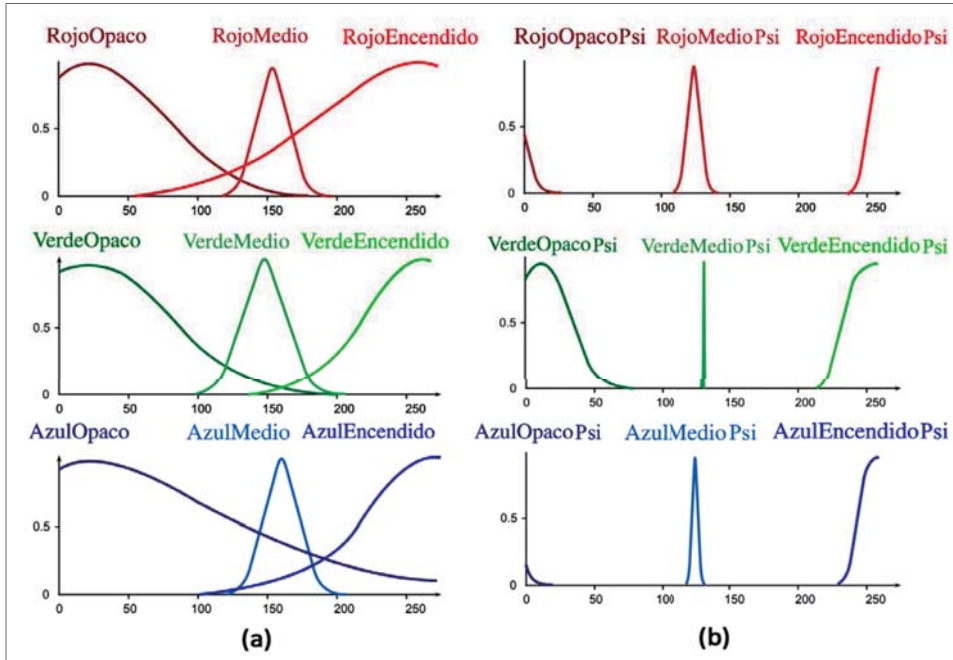


Figura 7. Funciones de pertenencia del sistema de inferencia optimizado.
(a) Variables de Entrada (color original) (b) Variables de salida (color psicodélico)

5. Resultados

Para realizar la coloración psicodélica se implementaron sistemas de inferencia difusa de tipo Mandani, utilizando el *Fuzzy Logic Toolbox* de MATLAB®. El primer sistema (sistema difuso original) se implementó utilizando las funciones de pertenencia mostradas en la Figura 3; el segundo (sistema difuso ajustado) utiliza las funciones de pertenencia de la Figura 5, optimizadas como se explica en la sección anterior. Ambos sistemas utilizan la base de reglas de inferencia de la Tabla I. Los experimentos se realizaron mediante un algoritmo de recorrido de cada píxel de la imagen de entrada, cuyos valores de color RGB son inyectados a los dos sistemas difusos, obteniendo finalmente la imagen de salida modificada al estilo psicodélico.

En la Tabla II se presenta el resultado de las salidas de los sistemas difusos para 11 imágenes digitales de cuadros con estilos artísticos diferentes al psicodélico. En la primera columna se observa la imagen original; en la segunda columna se observa la coloración utilizando el sistema difuso original; en la tercera columna se observa la coloración utilizando el sistema difuso ajustado.










Una distinción inmediata de los resultados obtenidos con el sistema difuso ajustado, es que se destaca la continuidad del color y la conservación de los detalles de la imagen original, aspectos que no son evidentes en el sistema difuso original. Además se evidencia

un aumento en la intensidad del color y la alteración de colores como por ejemplo el paso de un gris rojizo a un morado saturado o de un naranja claro a un fucsia.

















Una observación detenida de cada uno de los resultados presentados puede detallar diferentes casos donde varía la sensación visual de las imágenes resultantes. Para las imágenes originales 1, 2, 4, 5, 6, 8, 9, 10 y 11 (número de la columna izquierda de la Tabla II) se pueden percibir tonalidades de color muy tenues que son fuertemente resaltadas por los sistemas difusos (optimizado y sin optimizar), mientras muchas otras zonas, por la falta de brillo o claridad son llevadas a colores muy oscuros generando así contraste entre colores saturados y colores opacos.







Las imágenes 1, 2, 4, 8, 9, 10 y 11 obtenidas con ayuda del sistema optimizado exponen una mayor cantidad de colores brillantes que resaltan de forma especial a la vista gracias al contraste con los fondos oscuros pudiéndose categorizar como más cercanas al estilo psicodélico, mientras en las imágenes 3, 5, 6 y 7 los efectos generados son más

Tabla II. Resultados del Sistema de Inferencia Difusa Original y Ajustado

Número	Imagen Original	Imagen Sin Optimizar	Imagen Optimizada	Créditos
1				Aralim - The Guardian Angel Artista: Volkan Baga © 2009
2				Tigre - Artista: Lourdes Marie Figueroa © 2009
3				Range op Eos - Artista: Volkan Baga © 2009



4				Teferi, Mage of Zhalfir - Artista: Volkan Baga © 2009
5				Wallpapers 3D Digital Art (93)
6				Wallpapers 3D Digital Art (8)
7				Peaceful place - Artista: Volkan Baga © 2009
8				Colección Seres de Fantasia. Sa-kimichan © blog oficial de la artista: http://sa-kimichan.tumblr.com/
9				Colección Seres de Fantasia. Sa-kimichan © blog oficial de la artista: http://sa-kimichan.tumblr.com/

10				Colección Seres de Fantasía. Sa-kimichan © blog oficial de la artista: http://sa-kimichan.tumblr.com/
11				Colección Seres de Fantasía. Sa-kimichan © blog oficial de la artista: http://sa-kimichan.tumblr.com/

sutiles, evidenciando así la necesidad de ampliar aún más el trabajo con nuevas reglas y estrategias de optimización.

En particular las imágenes 1 y 2 sin optimizar presentan sobresaturación del color, es decir colores directamente opuestos en el círculo cromático. La sobresaturación permite generar un efecto de realce o “movimiento” en la imagen, dadas las diferentes intensidades de color adyacentes. Los colores amarillo, fucsia y agua marina presentes en la imagen de forma contigua generan un mayor acercamiento al estilo artístico. Aun cuando las imágenes no presentan continuidad en el color y la permanencia en los detalles.

6. Conclusiones y expectativas futuras

La escala de colores del estilo artístico psicodélico se encuentra sobre tonalidades encendidas o tonos altos, dónde la transformación a dichas tonalidades se realiza mediante la saturación de colores que posean una o dos componentes en el código RGB con mayor valor numérico que las demás. Se observó que los dos sistemas de inferencia difusa construidos lograron capturar dichas características, aunque en mayor medida la aproximación al estilo psicodélico se logró con el sistema difuso ajustado, puesto que en este cambio de tonalidades se da de manera más continua, menos interrumpida, en términos artísticos, más natural. Lo anterior se logró como punto inicial de búsqueda del método de optimización, las funciones de pertenencia inicialmente propuestas de manera intuitiva en el sistema difuso original.

Un estudio interesante que podría desprenderse, sería realizar el ajuste utilizando puntos iniciales aleatorios para el método del gradiente, y comparar las variaciones obtenidas. Más aún se podría pensar en utilizar otros métodos de optimización, por ejemplo metaheurísticas basada en poblaciones de candidatos, como los Algoritmos Genéticos. En este último caso se tendría que considerar aspectos adicionales en el diseño de la



función objetivo (función de aptitud) y en la eficiencia del costo computacional requerido para su convergencia. Otra consideración de interés sería permitir que el Algoritmo Genético pueda ser alimentado con candidatos propuestos por diferentes artistas psicodélicos, de manera que el sistema se nutra de estilos personalizados.

Es importante resaltar que en este estudio solo se consideró la optimización de los parámetros de las funciones de pertenencia, manteniendo las mismas reglas de inferencia. En este aspecto surge otra pregunta en relación a si este conjunto de reglas también pueda ser susceptible a optimización, quizás para eliminar reglas irrelevantes, o para encontrar reglas más específicas, relacionadas con el estilo artístico psicodélico.

En cuanto a las técnicas del método utilizado, a futuro se busca modificarlo para la detección de vecindades contiguas, (no únicamente la lectura pixel a pixel) para sobresaturar la imagen digital. La sobresaturación consiste en la obtención de tonos puros o intensos por contraste de complemento, es decir, en el círculo cromático se define una relación entre tonos que se encuentran diametralmente opuestos, a 180 grados un tono del otro. La transformación que realiza el sistema difuso ajustado permitiría identificar el color en el estilo artístico psicodélico, para cambiar sus colores vecinos por colores opuestos. Esto permitiría que diferentes zonas de la imagen se vean resaltadas en intensidades de colores diferentes. En una imagen a trazos donde las regiones de un único color son más amplias, no se decidiría en la transformación de color sino en la asignación de colores que sobresaturen la imagen. Lo anterior tendría incluso aplicación en imágenes digitales en escala de grises en donde mediante la detección de zonas orientadas por el cambio en tonalidades, se generarían nuevas reglas para la selección adecuada el color que las transforme al estilo de arte psicodélico.

Otra vía de investigación alternativa puede ser expandir el campo de aplicación no solo a la generación de colores psicodélicos, sino a una primera aproximación sobre arte evolutivo, en cuanto a la modificación de la forma de las imágenes digitales. Estilos de arte visual como *op art* (optical art) y arte cinético podrían involucrarse con la saturación y sobresaturación del color. Este tipo de procesamiento podría en últimas incorporarse a las suites de software para tratamiento de imágenes digitales, de forma que permita cambiar el estilo artístico de la imagen en su totalidad o de secciones elegidas por el usuario, generando nuevos efectos visuales. Lo anterior podría ser de utilidad en el campo de la publicidad, diseño gráfico y afines. En este mismo sentido, la metodología seguida en este estudio, así como las consideraciones aquí discutidas, podrían eventualmente orientarse hacia otros estilos artísticos.

En cuanto a otras posibles aplicaciones, destacamos en primer lugar la coloración no solo en imágenes estáticas sino también en video y animaciones, constituyendo una nueva clase de filtro para la generación de efectos de un estilo artístico. Esto puede ser de utilidad en el campo del entretenimiento como el cine y televisión. Otras áreas que podrían beneficiarse incluyen el procesamiento de imágenes satelitales donde se podrían colorear psicodélicamente aquellos accidentes topográficos de interés, y en el campo médico, el

sistema propuesto podría generar casos de prueba de exámenes realizados a pacientes con problemas visuales de percepción de color como daltonismo. Se podría ir más allá y buscar que el sistema de manera dinámica adapte sus parámetros para generar transformaciones visuales adecuadas a la fisiología del paciente y a su representación interna del mundo y de esta manera diseñar tratamientos más efectivos.

7. Agradecimientos

Los autores desean agradecer a los artistas: Larry Carlson cuyo trabajo incluye una gran variedad de formas incluyendo fotografía, video-art, web-art, pinturas collage, arte digital, realización de películas, animación, text-art, y sound art; y de igual forma a la profesora de la Escuela y Galería de Artes Cruz, Inc. en Puerto Rico, Lourdes Marie Figueroa, por permitir el uso de su obra artística, pues su gentileza y oportuno interés apoyaron en gran medida el desarrollo del presente artículo.

Además, se agradece a al profesor de planta de la Facultad de Arte de la Universidad Distrital, Ricardo Forero Cárdenas y al profesor de honores de la Facultad de Arte de la Universidad Distrital, Alberto Díaz Lara, por su orientación en el campo artístico y manejo de color digital.

8. Referencias

- [1] Gabora, L. y DiPaola, S. (2007). Incorporating Characteristics of Human Creativity into an Evolutionary Art Algorithm. 10(2), 97-110
- [2] Yang Li. (2012). Adaptive Learning Evaluation Model For Evolutionary Art. WCCI 2012 IEEE World Congress on Computational Intelligence. 1 – 8.
- [3] Davoudi, M. y SeifNaraghi, N. (2009) Adaptive Subtitle and Caption Coloring Using Fuzzy Analysis. World Congress on Computer Science and Information Engineering. 764 - 768.
- [4] Celik, T., Özkaramanl, H., Demirel, H. (2007). Fire Pixel Classification Using Fuzzy Logic And Statistical Color Model. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. 1(1). I-1205 - I-1208
- [5] Millet, c., Bloch, I., Popescu, A. (2007). Using the Knowledge of Object Colors to Segment Images and Improve Web Image Search. Le Centre De Hautes Etudes Internationales D'informatique Documentaire. ACM Special Interest Group on Information Retrieval. 569-584.
- [6] Yuksel, M. y Basturk, A. (2012). Application of Type-2 Fuzzy Logic Filtering to Reduce Noise in Color Images. IEEE Computational Intelligence Magazine. 7(3) 25 – 35.
- [7] Chung, F. y Fung, B. (2003). Fuzzy Color Quantization and its Application to Scene Change Detection. Conference International Multimedia Conference ACM. New York, NY, USA.
- [8] Borji, A. y Hamidi, M. (2007). Evolving a Fuzzy Rule-Base for Image Segmentation. International Journal of Intelligent Technology. 2 (3) 471 – 476.
- [9] Khanale, P. y Kurhe, A (2011). Color Perception of Images Using Fuzzy Logic. Advances in Computational Sciences and Technology. 4(1) 1-8.



- [10] Jung-Min, O., Bang, B., Lee, G. (2008). Personal Color Decision System Using Fuzzy Logic. International Conference on Convergence and Hybrid Information Technology. Daejeon. 790 – 795.
- [11] Universidad de Extremadura. (2012). Aplicaciones de la lógica difusa a la colorimetría. Revista Hiperenciclopédica de Divulgación del Saber, 6(4).
- [12] Terano, T., Masui, S., Watanabe, H. (1992). Coloring of a Landscape by Fuzzy Logic. IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 13 – 20.
- [13] Melomics y las nueva inteligencia computacional, canal universitario la opionindemalaga.es. (2012). [en línea]. Universidad de Malaga. Disponible en: <http://www.opinionmalaga.com/especiales/uma/2012/08/08/melomics-y-las-nueva-inteligencia-computacional.html> [2013, 01 de Junio]
- [14] Luft, Eric. (1952). Die at the Right Time! A Subjective Cultural History of the American Sixties. United States: United Book Press.
- [15] D’Negri, C. y De Vitro, E. (2006). Introducción al Razonamiento Aproximado: Lógica Difusa. Revista Argentina de Medicina Respiratoria. 4, 126 – 136.

Linda Sheriyn Rodríguez Castro

Estudiante Ingeniería de Sistemas de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, de Bogotá, Colombia. e-mail: lsrodriguez@correo.udistrital.edu.co

Iván Javier Ponce Fajardo

Estudiante Ingeniería de Sistemas de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas, de Bogotá, Colombia. e-mail: ijponcef@correo.udistrital.edu.co

Helbert Eduardo Espitia Cuchango

Ingeniero Electrónico, Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Ingeniero Mecatrónico, Universidad Nacional de Colombia. Especialista en Telecomunicaciones Móviles, Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Magister en Ingeniería Mecánica, Universidad Nacional de Colombia. Docente de Planta, Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia. e-mail: heespitiac@udistrital.edu.co