

Segmentación de Imágenes de Color empleando el Espacio de Variación Total: Una Aplicación de los Modelos de Kripke

Neil Guerrero * Flavio Prieto † Pierre Boulanger ‡

Resumen

Este trabajo propone una metodología de segmentación de imágenes de color, basada en una umbralización clásica en cada uno de sus componentes RGB en el espacio de escala. La imagen segmentada o conjunto solución, está conformada por aquellos píxeles solución que se encuentran en cada una de las imágenes escaladas que siguen un orden secuencial del espacio, cumpliendo con las características del modelo intuicionista planteado por Kripke. Por otro lado, el espacio de escala es una reducción sucesiva de características de la imagen que permite identificar y conservar las propiedades más significativas de la misma, y este trabajo lo construye aplicando el filtro de Variación Total. Los resultados muestran aciertos del 76% sobre el ground truth.

Palabras Clave: Segmentación de Imágenes, Espacios de Escala, Filtro de Variación Total, Lógica Intuicionista.

Abstract

This paper proposes a methodology of segmentation of color images, based on a classic thresholding in each one of its component RGB in the scale space. The segmented image or combined solution, it is conformed by those pixels solution that are in each one of the filtered images that follow a sequential order of the space, fulfilling the characteristics of the pattern intuitionist outlined by Kripke. On the other hand, the scale space is a successive reduction of characteristic of the image that it allows to identify and to conserve the most significant properties in the same one, and this paper builds it applying the filter of Total Variation. The results show successes of the 76% on the ground truth.

Keywords: Image Segmentation, Scale Space, Total Variation Filter, Intuitionist Logic.

* Technical University of Denmark, DTU Building 343, Lyngby, Denmark.
neguego@gmail.com

† Universidad Nacional de Colombia, Avenida 27 No. 64-60, Manizales,
faprieto@unal.edu.co

‡ Universidad de Alberta, 114 St - 89 Ave Edmonton Alberta, Canada,
pierreb@cs.ualberta.ca

1 Introducción

Una imagen está definida por el mapeo del espacio a niveles de gris o de color, de puntos o píxeles. La segmentación denota el proceso por el cual, una imagen es dividida en regiones que normalmente corresponden a diferentes regiones de superficie de un objeto físico en una escena. Consiste en una asignación de píxeles a uno de varios conjuntos disjuntos de tal manera que estos píxeles compartan una propiedad común [6]. La metodología de segmentación que propone este trabajo, consiste en realizar una umbralización clásica en las imágenes del espacio de escala, utilizando el suavizado progresivo de las características de intensidad empleando el filtro de Variación Total.

El espacio de escala es un formalismo aceptado en el procesamiento de imágenes y la visión por computador. En él es necesario especificar explícitamente la escala visual, ya que la naturaleza de los bordes (esquina o borde), puede variar de una escala a otra, definiendo en el momento del procesamiento los operadores que se van a utilizar.

La noción de los operadores multiescala tiene una historia larga en el procesamiento de imágenes. La primera referencia estándar es el artículo de Witkin [17], en el que se muestra la convolución Gaussiana como el único operador que satisface los principios generales de la simetría espacial y la invarianza de escala. Koenderink [11], fué el primero que mostró que esa simetría y los principios de invarianza son compatibles con el principio de causalidad requerido, en el sentido de que nuevos detalles en la imagen no pueden ser formados cuando se hace la transición en el filtrado de una escala tosca a una más fina.

Lindeberg [8], es el primero que considera el equivalente discreto de los espacios de escala Gaussianos lineales. En lugar de especificar un operador de espacio de escala en el dominio continuo, para luego discretizarlo, discretiza el espacio de escala requerido. Más adelante Weickert [8] muestra que el concepto de espacio de escala lineal en un sentido es sobredeterminado, y Pauwels [5] encuentra una buena cantidad de operadores lineales multiescala.

En morfología matemática, la noción de observaciones dependientes de la escala comenzó con Matheron [13], en su estudio de granulometría. La clase de operadores morfológicos no lineales dependientes de la escala que sigue a su estudio, son luego sugeridos en la literatura como los operadores de espacio de escala morfológicos. Usar la operación de apertura y su contraria, para construir operadores de escala morfológicos, conlleva a una clase especial de operadores denominados espacios de escala supremos.

Por otro lado, Brockett y Maragos [12], fueron los primeros en mostrar que los operadores morfológicos como las dilataciones y las erosiones pueden ser descritos en términos de ecuaciones Diferenciales Parciales. Jackway [9] y Van den Boomgaard [16], mostraron de manera independiente que existe un análogo morfológico del espacio de escala lineal Gaussiano: las erosiones y dilataciones parabólicas. También muestran que el espacio de escala parabólico (morfológico), puede verse como la solución de la ecuación diferencial parcial.

La primera parte de este trabajo, define la metodología de segmentación por probabilidades de pertenencia, y muestra los conjuntos solución construidos a partir de la imagen original. Así mismo ilustra el problema de los conjuntos no conexos y el ruido en este proceso. Luego se presenta el Espacio de Escala como la solución al problema identificado, y específicamente el espacio de escala de Variación Total, como aplicación de la lógica intuicionista al procesamiento de imágenes, al conservar espacialmente los bordes de la imagen. En la siguiente sección se presenta la metodología de segmentación propuesta y se realizan las pruebas correspondientes.

2 Segmentación por Probabilidades de Pertenencia

Sea $\Omega \subset Z^2$ el dominio de definición de una imagen y ρ un píxel en ella, de tal manera que $\rho \in \Omega$. Sea λ un criterio de agrupación de píxeles y aquellos píxeles que cumplan con dicho criterio, píxeles solución. Defínase la función $I : \Omega \rightarrow Z$, como función de intensidad que entrega en el caso de una imagen en escala de grises, un valor por píxel entre 0 y 255 y en el caso de imágenes de color, tres valores por píxel entre el mismo rango cada uno.

Permítase definir λ_0 como un umbral que debe ser superado del criterio de agrupación A : ρ es un píxel solución. Escrito de manera formal:

$$(\exists \lambda_0)(I(\rho) > \lambda_0 \rightarrow A) \quad (1)$$

Considérese ahora, un segundo umbral λ_1 y en principio menor que λ_0 , tal que:

$$\lambda_0 > \lambda_1 \rightarrow I(\rho) > \lambda_1 \quad (2)$$

Se definen como conjuntos aquellos píxeles solución que superan los umbrales λ_0 y λ_1 , como X_0 y X_1 respectivamente.

$$\begin{aligned} X_0 &= \{\rho \in \Omega | I(\rho) > \lambda_0\} \\ X_1 &= \{\rho \in \Omega | I(\rho) > \lambda_1\} \end{aligned} \quad (3)$$

Se puede concluir siguiendo las reglas de inferencia lógica [7] que si $\lambda_0 > \lambda_1$, entonces $X_0 \subset X_1$. ρ es un píxel solución siempre y cuando supere el umbral λ_0 y λ_1 . Así, cada umbral inferior a un umbral referencia, definirá un conjunto *más general* que el definido por el umbral referencia. Se establece una relación de contenencia entre subconjuntos de una imagen.

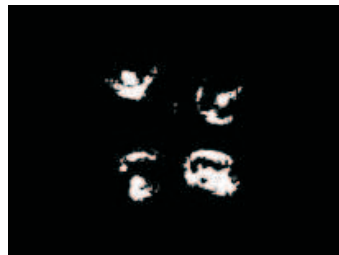
Como ejemplo de esto considérese la imagen de la Figura 1 como un conjunto de píxeles, al cual se aplicaran dos umbrales del criterio de agrupación: *píxeles rojos*. El primer umbral es de 40% y el segundo de 70%. Como se aprecia en la Figura 2, el subconjunto formado en 2(b) está contenido en el subconjunto formado en 2(a).



Figure 1: Imagen Conjunto.



(a) píxeles solución $u = 40\%$



(b) píxeles solución $u = 70\%$

Figure 2: píxeles solución para dos umbrales.

El criterio de agrupación *píxeles rojos*, podría emplearse para una aplicación de reconocimiento de granos maduros de café. Sin embargo, ninguno de los dos subconjuntos representa adecuadamente los granos rojos como objetos de la imagen original que se quieren resaltar. Esta tarea conocida como segmentación, depende como mínimo de dos factores: el criterio de agrupación de píxeles y el cumplimiento de dicho criterio de agrupación (umbral).

En el segundo subconjunto, nótese que los píxeles solución ya son pocos. Si el umbral aumenta por encima del 70% es posible que el conjunto de píxeles solución sea vacío. Es necesario entonces encontrar el valor de cumplimiento adecuado (umbral), para conformar los

subconjuntos de la segmentación. Para el conjunto de la Figura 1, se tiene que dicho umbral puede ser 57%. La Figura 3 muestra el subconjunto segmentación para este umbral.

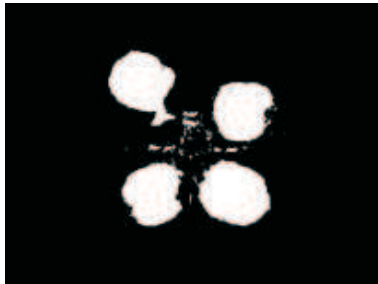


Figure 3: Subconjunto Segmentación.

2.1 Un Problema: Conjuntos no Conexos y Ruido

La segmentación esperada por parte de la metodología se muestra en la Figura 4. Ella corresponde a la segmentación verdadera (Ground Truth).



Figure 4: Segmentación Esperada.

Haciendo una comparación con el Subconjunto Segmentación de la Figura 3, se observan dos problemas:

1. Los píxeles solución que superan el 57% del criterio de agrupación aun siendo conexos entre si, presentan *huecos* al interior de los objetos.
2. Son clasificados como píxel solución, algunos píxeles que no pertenecen al objeto de interés (ruido).

Para solucionar este problema, se recurre a una segmentación en diferentes niveles de la imagen alcanzados por filtrados sucesivos que cumplan con la doble tarea de reducir el ruido y suavizar el color de los objetos. Es decir, una segmentación empleando espacios de escala.

3 El Espacio de Escala de Variación Total

La representación en el espacio de escala de una imagen, es una serie de imágenes simplificadas sucesivamente. Este espacio es obtenido por medio de un filtrado sucesivo, que remueve los detalles y reduce el contenido de información de la imagen, conservando las características esenciales de la misma.

La selección del filtrado del espacio de escala depende de la aplicación, pero está restringida a los requerimientos de algunas propiedades de escalas básicas. Esas propiedades incluyen conceptos como el de fidelidad, causalidad, in varianza euclidiana y continuidad. El filtro empleado en este trabajo conocido como de Variación Total [2], es un filtro pasabajos adaptativo, capaz de conservar la posición geométrica de los objetos en la imagen, a diferencia de los filtros basados en derivadas como el Gaussiano, que debido al corrimiento espacial de los objetos dentro de la imagen, aumentan el error relativo de la segmentación a medida que la escala aumenta.

El Algoritmo 1 ilustra el proceso de filtrado empleando la Variación Total [2]. la notación I_x dentro del algoritmo, define la primera derivada de la imagen en la dirección x , así como la notación I_{xy} define una doble derivada de la imagen, primero en la dirección x y luego en la dirección y .

Algoritmo 1 Filtro digital de Variación Total

[Paso 1:] Calcular para la imagen I :

$$\text{Num} = I_{xx}I_y^2 + I_{xx} + I_{yy} + I_{yy}I_x^2 - 2I_xI_yI_{xy} \quad (4)$$

$$\text{Den} = (1 + I_x^2 + I_y^2)^{3/2} \quad (5)$$

[Paso 2:] Calculo de la imagen de paso I_p

$$I_p = \frac{\text{Num}}{\text{Den}} \quad (6)$$

[Paso 3:] Calculo de la nueva imagen I_n

$$I_n = I + A * I_p \quad (7)$$

Donde A es una factor de ponderación definido por el usuario. El rango de valores de A se encuentra entre 0 y 1.

[Paso 4:] Se repiten los pasos anteriores un numero de veces igual a la escala que se desea

Las principales características de el filtro de Variación Total pueden resumirse en:

- Tiene una estructura fija y simple con una fórmula exacta para los coeficientes del filtro que, intrínsecamente, codifican la información de los bordes.
- En términos de soporte matemático, a diferencia de otros filtros estadísticos, está basado en análisis funcional y geométrico.
- En términos de aplicación, el filtro puede ser adaptado a señales unidimensionales y bidimensionales como imágenes de color y de cromaticidad.

La Figura 5 muestra una imagen sintética con figuras geométricas de diferente numero de lados y color, a la cual se le agregó ruido de Sal y Pimienta. En las Figuras 3 y 3 se identifica el cuadrado rojo, siguiendo el método descrito en la sección 2 para la imagen original, para una imagen correspondiente al espacio de escala Gaussiano ($t = 11$) y para una correspondiente al espacio de Variación Total ($t = 60$). Como puede observarse, la imagen segmentada en el espacio de escala Gaussiano presenta un corrimiento de bordes de los objetos a medida que la escala aumenta. El espacio de Variación Total por su parte no presenta este problema, pero necesita de una valor de escala muy grande, aunque en la Figura 7(b) aun se encuentran píxeles no deseados en la segmentación.

Para las imágenes de color, se sigue el procedimiento ilustrado en el Algoritmo 1 para cada uno de los componentes RGB y luego se integran en una sola imagen.

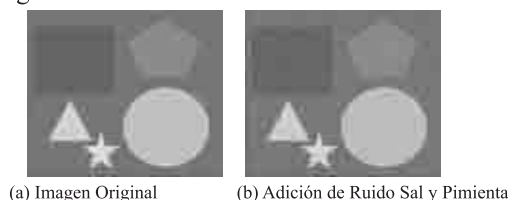


Figure 5: Imagen de Prueba

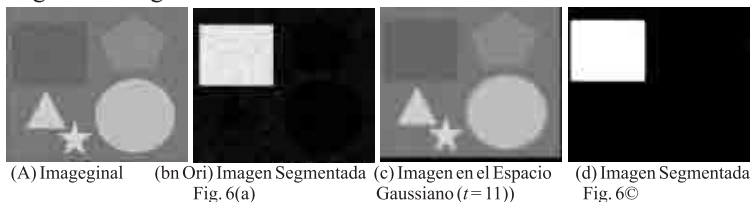


Figure 6: Segmentación de Rojos en Imagen sintética con ruido Sal y Pimienta.

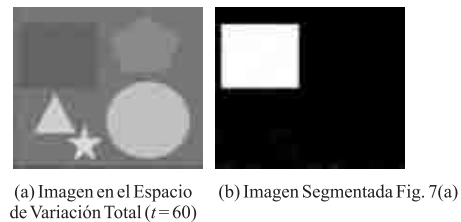


Figure 7: Segmentación de Rojos en Imagen sintética con ruido Sal y Pimienta.

4 Segmentación Empleando el Espacio de Escala y la Lógica Intuicionista

Una de las formas para evaluar un algoritmo de segmentación es la comparación de la segmentación automática con la segmentación manual. Se encontraron manualmente los píxeles pertenecientes a los granos rojos de café de la Figura 1 y se aplicó el método descrito en la sección 2 sobre la imagen original. La Figura 8 muestra la segmentación manual y automática empleando el método de las Probabilidades de Pertenencia en el espacio de escala, sobre la imagen original.

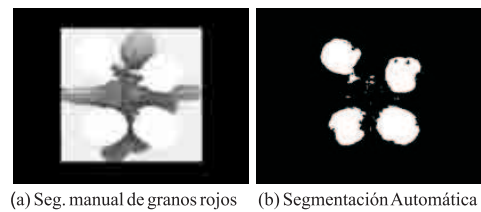


Figure 8: Comparación de resultados segmentación manual vs. automática.

La Figura 9 muestra la evolución de la segmentación a medida que la escala aumenta en el espacio de Variación Total. Nótese como los píxeles solución que hacen parte del objeto a segmentar teniendo como referencia la segmentación manual (Figura 8(a)), se conservan a medida que la escala aumenta, y una vez un nuevo píxel es adherido al conjunto solución en una escala particular (aparece en la segmentación), permanece en el en escalas superiores.

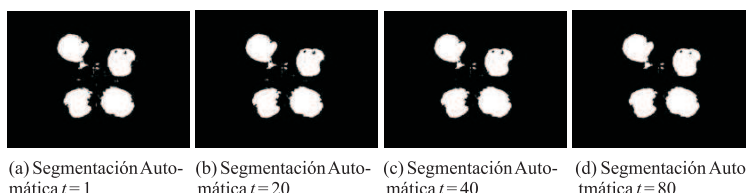


Figure 9: Segmentación a través del espacio de Variación Total

También puede verse como el conjunto solución construido a largo de la escala se aproxima mejor a la segmentación esperada (Fig. 8(a)), que a la encontrada en la Fig. 8(b).

Lógica Intuicionista: La Semántica de Kripke

En el procesamiento de imágenes, aquellos píxeles que no cumplen con un criterio de agrupación en la imagen original, pueden hacerlo en otro nivel de la misma, una vez se han ajustado a su vecindario en un espacio de escala. Debe tenerse en cuenta que una imagen escalada, es una imagen posible pero no la real. El concepto de mundo posible fue, al principio, el resultado de una intuición que tuvo Saul Aaron Kripke [4] cuando, a mediados de los sesenta, intentaba proponer un sistema o modelo explicativo (una semántica) al funcionamiento de los operadores modales de necesidad y de posibilidad. Basado en la capacidad de los seres humanos de proyección, es decir, de concebir una situación que no ha ocurrido o que nunca hubiera podido ocurrir con individuos muy reales (en algún mundo posible), se piensa que los objetos tienen una esencia distinta de la materia con la que están compuestos [15].

De manera informal [7], un modelo de Kripke es un conjunto K de *estados posibles de conocimiento* que son vinculados por el tiempo: $k \leq k'$, donde se especifica que k' es un tiempo posterior a k . Por otro lado se cuenta con la relación $k \rightarrow X$ que significa X es establecido, probado, conocido, en el estado k . Por supuesto, si una sentencia es conocida en un tiempo, lo es en todo tiempo futuro. En símbolos:

$$(k \rightarrow X) \wedge (k \leq k') \rightarrow k' \rightarrow X \quad (8)$$

Formalmente, un modelo de Kripke será un tripleta (K, \leq, \rightarrow) , donde K es un conjunto cuyos elementos son llamados nodos, ' \leq ' es un orden parcial y ' \rightarrow ' es una relación binaria que vincula elementos de K con variables proposicionales y que satisface la Ecuación 8. Por otro lado, la

teoría del espacio de escala es un marco para la representación multiescala de la señal, con el fin de manejar las estructuras de la imagen en diversas escalas [10] con una supresión sucesiva de las características asociada a un parámetro t en cada nivel de la representación del espacio. La noción del espacio escalar es general y se aplica en dimensiones arbitrarias. Para la simplicidad de la presentación, se describe el caso con imágenes de dos dimensiones. Para una imagen dada $f(x, y)$, su representación lineal del espacio escalar, es una familia de las señales derivadas $L(x, y, t)$ definidas por la convolución de $f(x, y)$ con el kernell del filtro utilizado. La Ecuación 9 muestra la generación de una imagen del espacio de escala, con la condición inicial $L(x, y, 0) = f(x, y)$ y el requisito esencial de que nuevas estructuras no deben crearse de una escala fina a una mas gruesa [10, 17, 11, 8, 5, 13, 12].

$$L(x, y, t) = g(x, y, t) * f(x, y) \quad (9)$$

Si se considera la escala como un factor *temporal* y *ordenado* dada su propiedad de semigrupo [10], y que puede entenderse como lo muestra la ecuación 10, y el espacio de escala como el conjunto de *estados posibles de conocimiento*, sólo falta el cumplimiento del criterio de agrupación ' $p > \lambda_0 \rightarrow A'$ ' en cada una de las imágenes del espacio de escala, como la relación binaria que vincula elementos de K con variables proposicionales (\rightarrow), para tener un modelo de Kripke.

$$\begin{aligned} g(x, y, t_1) * g(x, y, t_2) &= g(x, y, t_1 + t_2) \\ L(x, y, t_2) &= g(x, y, t_2 - t_1) * L(x, y, t_1) \end{aligned} \quad (10)$$

Para satisfacer la Ecuación 8, es necesario que el conjunto final (la segmentación de la imagen) una vez aplicada la segmentación por probabilidades de pertenencia en cada una de las imágenes del espacio de escala, esté conformado por aquellos píxeles que son píxeles solución en cada una de las escalas posteriores a su primera escala de aparición. Es de esperarse que desaparezcan los huecos y los píxeles ruido debido al suavizado inherente al filtro y que justa cada píxel a su vecindario.

5 La Metodología de Segmentación Propuesta

El Algoritmo 2 ilustra la metodología de segmentación por probabilidades de pertenencia en el espacio de escala de Variación Total, como la aplicación de una relación binaria vinculante en mundos

distintos. La Figura 1 muestra la imagen de prueba que será empleada para los algoritmos de segmentación desarrollados por este trabajo.

Algoritmo 2 Segmentación empleando el Espacio de Escala de Variación Total

[Paso 1:] Cálculo de las probabilidades de pertenencia y del conjunto solución:
Aplicación de la relación binaria vinculante.

[Paso 2:] Suavizado del color empleando el espacio de escala de Variación Total
{Filtrado}: Generación de mundos distintos en escalas posteriores.

[Paso 3:] Umbralización en cada una de las imágenes escaladas y conservación de aquellos píxeles solución que permanecen a lo largo del espacio de escala: Aplicación de la Ecuación 8 de los modelos de Kripke.

5.1 Cálculo de las Probabilidades de Pertenencia

Sea $\Omega \subset \mathbf{Z}^2$, el dominio de definición de una imagen de color y $\rho(x, y)$ un píxel en ella, de tal manera que $\rho(x, y) \in \Omega$. Defínase la función $I: \Omega \rightarrow \mathbf{Z}$, como función de intensidad que entrega tres valores por píxel entre 0 y 255 cada uno, en donde el primer valor contiene la información de la componente roja de la imagen, el segundo valor el de la componente azul y el tercer valor el del componente verde. La Ecuación 11 define los valores de un píxel de una imagen de color.

$$I(\rho(x, y)) = (R(x, y), V(x, y), A(x, y)) \quad (11)$$

La primera etapa del proceso consiste en calcular las probabilidades de pertenencia de cada píxel a cada uno de los planos del color. Para las imágenes de intensidad, es natural pensar en agrupar píxeles de acuerdo a su color. Así, cada píxel tendrá una probabilidad de pertenencia a cada uno de los tres componentes fundamentales y su color se definirá como una combinación lógica de esas pertenencias. Se definen entonces probabilidades de pertenencia a cada uno de los componentes como lo muestra la Ecuación 12, con la restricción mostrada por la Ecuación 13.

$$PR(x, y) \geq 0, PV(x, y) \geq 0, PA(x, y) \geq 0 \quad (12)$$

$$PR(x, y) + PV(x, y) + PA(x, y) = 1 \quad (13)$$

Para el cálculo de las probabilidades de pertenencia y dada la restricción mostrada arriba, se proponen los cósenos directores en el espacio tridimensional RGB para estas medidas. La Ecuación 14 muestra el cálculo de la probabilidad de pertenencia al componente rojo.

$$P_R(x, y) = \left(\frac{R(x, y)}{\sqrt{R(x, y)^2 + V(x, y)^2 + A(x, y)^2}} \right)^2 \quad (14)$$

Como puede comprobarse siguiendo un procedimiento algebraico, la suma de las tres probabilidades de pertenencia es igual a 1. Ahora se procede a la primera etapa de la segmentación, agrupando los píxeles de acuerdo a las probabilidades de pertenencia.

5.2 Suavizado del Color empleando el Espacio de Variación Total

Para solucionar el problema de los píxeles aislados y las regiones no compactas, se emplea el filtro de Variación Total como herramienta de suavizado. Estos filtros atenúan las componentes de baja frecuencia presentes en la imagen conservando la posición espacial de los bordes.

5.3 Estabilización de los Píxeles Detectados

La imagen filtrada es una imagen suavizada en el color. Si se vuelven a calcular probabilidades de pertenencia para cada píxel y se reagrupan de acuerdo al criterio expresado anteriormente, se puede observar una segmentación mas apropiada a medida que la escala aumenta, hasta que alcanza el límite de píxeles detectados. Como criterio de parada se propone la estabilización del número de píxeles detectados. Para ilustrar el proceso, se han calculado las regiones de píxeles rojos que superen un 65 por ciento de pertenencia. La Tabla 1 muestra el número de píxeles detectados como correctos a medida que la escala aumenta.

Escala	Píxeles Detectados
1	107.475
10	107.661
20	107.625
30	107.593
40	107.633
50	107.814
60	107.733
70	107.831
80	108.067

Table 1: Escala vs. Número de Píxeles Detectados

6 Resultados y Discusión

Una manera de evaluar la segmentación es empleando la segmentación manual (Ground Truth) como referencia. los descriptores usados son

Verdadera Aceptación (VA), Falsa Aceptación (FA), Verdadera Rechazo (VR) y Falso Rechazo (FR) [1]. Los descriptores VA y FR están correlacionados: $VA = 100\% - FR$.

- VA: Porcentaje de píxeles del objeto de la imagen segmentada que pertenecen a su correspondiente en la imagen Ground Truth. El valor ideal es 100%.
- FA: Porcentaje de píxeles del objeto en la imagen segmentada que realmente no pertenecen a su correspondiente en el GT. El valor ideal es 0%.
- VR: Porcentaje de píxeles que no pertenecen al objeto en análisis en la imagen segmentada que tampoco pertenecen a su correspondiente en GT. El valor ideal es 100%.
- FR: Porcentaje de píxeles que no pertenecen al objeto en análisis en la imagen segmentada que realmente son parte del objeto correspondiente en GT. El valor ideal es 0%

Se aplicó el filtrado sucesivo de la imagen descrito en el Algoritmo 1, para las imágenes de la Figura 1. Las medidas de VA, FA y FR para el espacio de Variación Total se muestran en la tabla 2.

La Figura 9 muestra la segmentación a lo largo del espacio de Variación total. Se observan regiones levemente más compactas a medida que la escala aumenta y no hay corrimiento de bordes como se concluye de los resultados consignados en la Tabla 2 en la columna referente a FR. En la Figura 10, se muestra el resultado de la segmentación sobre el espacio de escala Gaussiano construido para la misma imagen. Como puede observarse, los objetos pierden su forma.

Escala	VA	FA	FR
1	76.11	5.93	23.88
11	76.34	5.95	23.65
21	76.61	5.88	23.38
31	76.59	5.86	23.40
41	76.69	5.87	23.30
51	76.87	5.86	23.12
61	76.83	5.83	23.16
71	76.89	5.78	23.10
81	76.80	5.73	23.19
91	76.84	5.61	23.15

Table 2: VA, FA y FR para la Fig. 1 a través de la escala de Variación Total

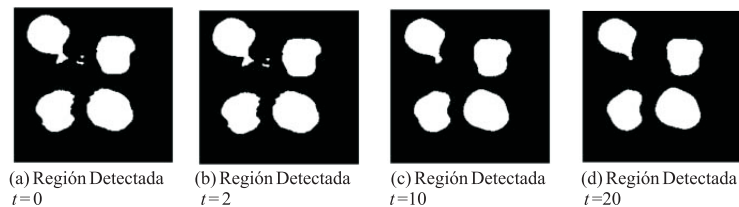


Figure 10: Construcción del Conjunto Solución a través de la Escala Gaussiana

La segmentación por Probabilidades de Pertenencia sobre imágenes pertenecientes al espacio de Variación Total, aumenta el porcentaje de Verdadera Aceptación a medida que la escala aumenta. Así mismo el porcentaje de Falso Rechazo y el porcentaje de Falsa Aceptación disminuye a lo largo de la escala. Esto significa que el segmentador aumenta su rendimiento a medida que la escala aumenta, reconociendo regiones más aproximadas a las detectadas por el Ground Truth (Figura 9) y disminuye el número de píxeles incorrectos en la segmentación para escalas grandes.

Puede observarse que la escala óptima podría ubicarse en aquella que estabiliza el porcentaje de Verdadera Aceptación, aun cuando los porcentajes de Falsa Aceptación y Falso Rechazo siguen mejorando (disminuyendo). Para la imagen mostrada por este documento, la escala óptima está alrededor de $t=55$ debido a que el valor del índice de FR oscila a partir de ella entre el 23.2 y el 23.1 por ciento. Nótese así mismo que para este valor de escala, el porcentaje de Falso Rechazo también presenta una estabilización.

Comparación de Resultados frente a otras Metodologías de Segmentación

Ahora se compararán los resultados obtenidos con los algoritmos de segmentación por crecimiento de regiones y watersheds. Sus metodologías pueden consultarse con detalle en [18, 14, 3]. La imagen de prueba sigue siendo la mostrada en la Figura 1.

La segmentación por watersheds clasifica píxeles en regiones usando el gradiente descendente sobre características de la imagen como el color, y haciendo un análisis sobre los puntos débiles a lo largo de una región acotada. Se puede imaginar como un fluido de agua cayendo a un pozo topológico debido a la gravedad hasta envasarse en él. El tamaño de estos depósitos de agua se incrementará proporcionalmente con el aumento de la cantidad de precipitación, hasta que se genere un

desborde y se presente una unión entre pozos adyacentes. Las regiones dentro de la imagen son formadas usando estructuras geométricas locales, para asociar puntos de la imagen con extremos locales en alguna medida característica, tal como la curvatura o la magnitud del gradiente. Esta técnica es menos sensible a umbralizaciones definidas por el usuario, como en los métodos clásicos de crecimiento de regiones. Para evaluar los resultados, se separaron de manera supervisada las regiones que correspondían a los granos rojos de café de la Figura 1, luego de varias iteraciones hasta alcanzar la segmentación más cercana al Ground Truth.

Resultados y Comparación contra Probabilidades de Pertenencia y Espacios de Escala

Se aplicó el algoritmo de crecimiento de regiones ubicando manualmente las semillas sobre los granos rojos de café y se obtuvo la imagen mostrada en la Figura 11(a). Así mismo, se aplicó el algoritmo de Watersheds y se obtuvo la imagen mostrada en la Figura 11(c). La Figura 11 compara los resultados obtenidos entre los algoritmos de crecimiento de regiones y Watersheds, con el método de las probabilidades de pertenencia en el espacio de escala, propuesto por este trabajo. Para el espacio Gaussiano, se seleccionó la filtrada a una escala de $t=3$ y para el espacio de Variación Total la filtrada a una escala de $t=91$. La selección de la escala en el espacio Gaussiano, se hizo tomando en cuenta que para escalas superiores los objetos pierden su forma (Figura 10), acercándose mejor al Ground Truth en la escala $t=3$. Así mismo, para la escala del espacio de Variación Total, se tomó la escala $t=91$ por sus valores de VA, FA y FR mostrados en la Tabla 2.

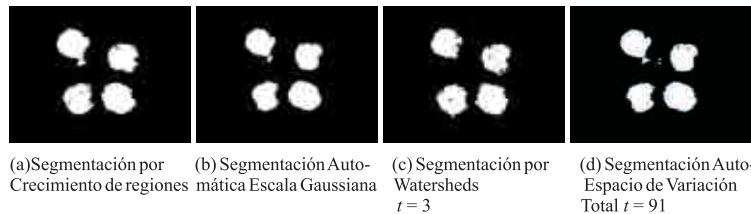


Figure 11: Comparación de Resultados de Segmentación

Se calcularon las medidas de VA, FA y FR para las Figuras 11(a) y 11(c), y se realizó una comparación contra los índices obtenidos por el método propuesto, con el preproceso tanto por espacio de escala Gaussiano como por espacio de Variación Total. La tabla 3 muestra los resultados.

El método de segmentación por Probabilidades de Pertenencia aplicado sobre imágenes pertenecientes al espacio de Variación Total, aumenta

su eficiencia a medida que la escala aumenta. En la tabla 3 se ve como para una escala de $t = 91$ se alcanza una segmentación muy cercana a la obtenida por el método de crecimiento de regiones. Cabe destacar que éste último método fué ajustado manualmente mientras que el de Probabilidades de Pertenencia fué de ajuste automático.

Método de Segmentación	VA	FA	FR
P.P. Espacio Gaussiano	73.83	8.06	26.16
P.P. Espacio de Variación Total	77.48	4.55	22.52
Crecimiento de Regiones	78.27	3.85	21.72
Watersheds	73.60	2.96	26.39

Table 3: Comparación de resultados con otros métodos de segmentación

Otros Resultados

Se probó la metodología de segmentación por Probabilidades de Pertenencia y Espacios de Escala con otras imágenes de color. Se calcularon los porcentajes de VA, FA y FR y se dibujaron las curvas correspondientes. La Figura 12 muestra la primera imagen de prueba y su Ground Truth. La tabla 4 los índices de segmentación para la Figura 12 empleando el espacio de escala Gaussiano y la tabla 5 los índices de segmentación empleando el espacio de Variación Total.

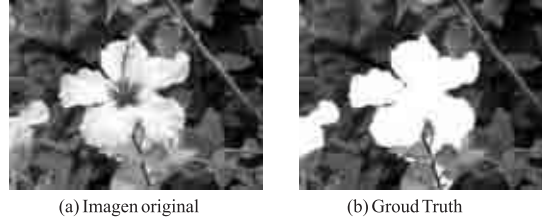


Figure 12: Primera Imagen de Prueba

Escala	VA	FA	FR
1	90.53	26.99	9.46
10	91.24	27.74	8.75
20	91.65	27.96	8.35
30	91.89	27.89	8.10
40	91.88	27.77	8.11
50	92.10	27.74	7.89
60	91.93	28.25	8.06
70	91.91	28.02	8.08
80	92.10	28.53	7.89
90	92.15	28.37	7.84
100	91.95	28.26	8.04

Table 4: Índices de Segmentación de la Figura 12 empleando el Espacio Gaussiano

La Figura 13 muestra dos imágenes segmentadas por Probabilidades de Pertenencia empleando tanto el espacio de escala Gaussiano como el de Variación Total.

La Figura 14 muestra la segunda imagen de prueba y su Ground Truth. La tabla 6 los índices de segmentación para la Figura 14 empleando el espacio de escala Gaussiano y la tabla 7 los índices de segmentación empleando el espacio de Variación Total.

Escala	VA	FA	FR
1	90.53	26.99	9.46
10	98.18	19.44	1.81
20	98.32	19.55	1.67
30	98.29	19.48	1.70
40	98.27	19.40	1.72
50	98.43	19.41	1.56
60	98.36	19.09	1.63
70	98.37	19.09	1.62
80	98.35	19.30	1.64
90	98.45	19.24	1.54
100	98.50	19.11	1.49

Table 5: Índices de Segmentación de la Figura 12 empleando el Espacio V.T.

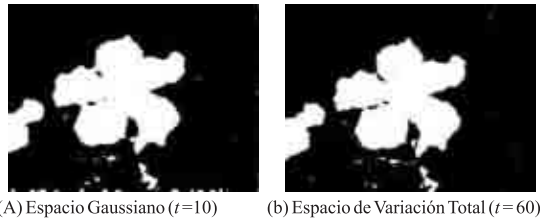


Figure 13: Segmentación de la Imagen 12(a)

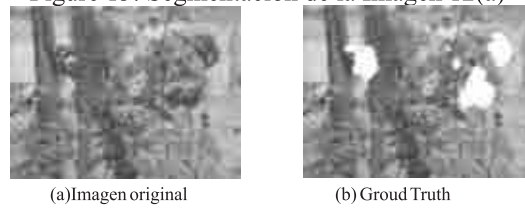
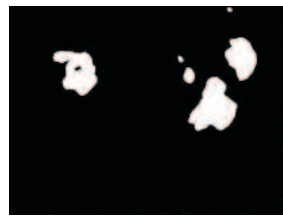


Figure 14: Segunda Imagen de Prueba

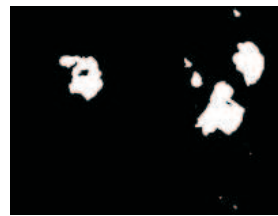
La Figura 15 muestra dos imágenes segmentadas por Probabilidades de Pertenencia empleando tanto el espacio de escala Gaussiano como el de Variación total.

La Figura 16 muestra la tercera imagen de prueba y su Ground Truth. La tabla 8 muestra los índices de segmentación para la Figura 16 empleando el espacio de escala Gaussiano y la tabla 9 los índices de segmentación empleando el espacio de Variación Total.

La Figura 17 muestra dos imágenes segmentadas por Probabilidades de Pertenencia empleando tanto el espacio de escala Gaussiano como el de Variación total.



(A)Espacio Gaussiano (t=10)

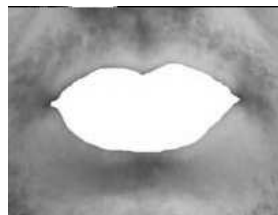


(B) Espacio de variación Total (t=60)

Figure 15: Segmentación de la Imagen 14(a)



(a)Imagenoriginal



(b)GroudTruth

Figure 16: Tercera Imagen de Prueba



(a)Espacio Gaussiano (t=10)



(b)EspaciodeVariación Total (t =60)

Figure 17: Segmentación de la Imagen 16 (a)

Escala	VA	FA	FR
1	92.67	46.03	7.32
10	82.32	73.47	17.67
20	84.49	75.68	15.51
30	85.30	73.91	14.69
40	85.90	73.77	14.09
50	87.13	74.17	12.86
60	86.89	75.10	13.10
70	86.86	75.32	13.14
80	87.13	75.26	12.86
90	87.20	75.49	12.79
100	86.62	75.19	13.38

Table6: Índices de Segmentación de la Figura 14 empleando el Espacio Gaussiano

Escala	VA	FA	FR
1	92.67	46.03	7.32
10	93.26	48.75	6.74
20	93.25	49.16	6.74
30	93.38	49.31	6.61
40	93.40	49.09	6.59
50	93.75	49.59	6.25
60	93.76	49.97	6.23
70	93.77	49.49	6.22
80	93.73	49.81	6.26
90	94.29	49.89	5.71
100	94.42	50.39	5.58

Table 7: Índices de Segmentación de la Figura 14 empleando el Espacio V.T.

Escala	VA	FA	FR
1	98.63	16.41	1.36
10	94.25	22.02	5.74
20	94.28	21.94	5.72
30	94.53	20.60	5.47
40	94.39	20.65	5.61
50	94.41	21.47	5.56
60	94.59	20.72	5.40
70	94.51	20.89	5.48
80	94.29	21.66	5.70
90	98.81	21.14	5.19

Table 8: Índices de Segmentación de la Figura 16 empleando el Espacio Gaussiano

Análisis de Resultados y Discusión

Las pruebas anteriores muestran el patrón de comportamiento de los índices de segmentación. Se escogió la primera imagen (Figura 12(a)) por su variedad de colores al interior de la flor y se llegó a una segmentación aceptable como lo muestran las tablas y la Figura 13. Esto se logró combinando en una operación lógica las probabilidades de pertenencia a los colores rojo (píxeles mayores al 30) y verde (píxeles menores al 30). La segunda imagen (Figura 14(a)) agrega problemas de iluminación en las flores que se pretenden segmentar y son corregidos estos problemas a lo largo de la escala de mejor manera en el espacio Gaussiano. Los resultados se muestran en las tablas y la Figura 15. La tercera imagen (Figura 16(a)) no tiene muy claro el contorno entre el objeto a segmentar (los labios) y la sección del rostro. Sin embargo se llega también a una segmentación aceptable (Figura 17).

Escala	VA	FA	FR
1	98.63	16.41	1.36
10	97.90	17.24	2.09
20	97.97	17.41	2.02
30	97.92	17.50	2.08
40	98.13	17.33	1.86
50	98.24	17.74	1.75
60	98.30	17.34	1.70
70	98.53	17.55	1.46
80	98.57	17.47	1.43
90	98.47	17.18	1.52
100	98.44	17.20	1.55

Table 9: Índices de Segmentación de la Figura 16 empleando el Espacio V. T.

Las Figuras 18, 19 muestran cómo el índice de segmentación de Verdadera Aceptación para las tres imágenes de prueba que se escogieron, presentan el patrón de comportamiento descrito anteriormente. Esto es, la segmentación se aproxima de una mejor manera al Ground Truth hasta estabilizarse en un valor de escala determinado, después del cual el índice oscila en un rango pequeño de valores.

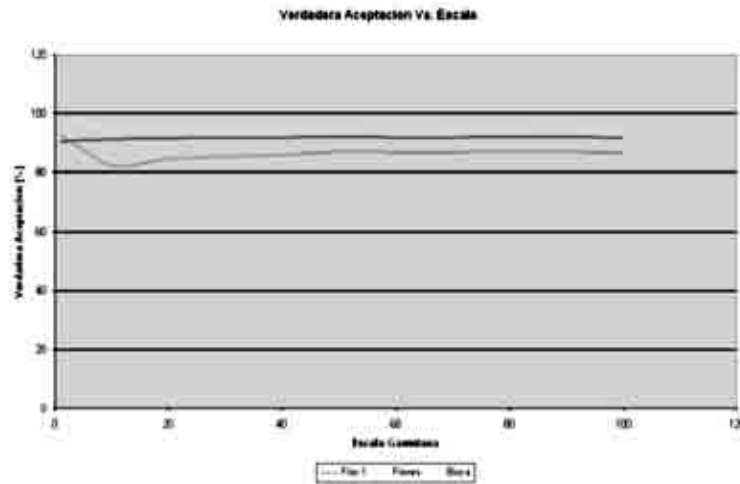


Figure 18: Comparación VA [%] para el espacio Gaussiano. Figs. 12(a), 14(a), 16(a)

7 Conclusiones

La metodología de segmentación propuesta proporciona regiones iniciales compactas y cercanas a las regiones detectadas por segmentación manual, siempre y cuando los objetos de la imagen presenten homogeneidad en el color. Para otros criterios de agrupación distintos a las probabilidades de pertenencia al color, se pueden realizar transformaciones de espacios a la imagen como por ejemplo al plano *HSV*, *YCbCr* y *NTSC*. Los criterios de agrupación por probabilidades de pertenencia se pueden construir siguiendo el procedimiento presentado y pueden hacer parte de reglas multicriterio para la agrupación (color, iluminación, saturación, etc.). A diferencia de otras metodologías de segmentación como por crecimiento de regiones, *watersheds*, entre otras, la metodología no construye las regiones adhiriendo un píxel a la vez [18], [14], luego de hacer el recorrido de la imagen partiendo de píxeles iniciales (semillas). Construye regiones al resaltar *al mismo tiempo* los píxeles que cumplen con la condición mínima de agrupamiento. Se muestra insensible a cambios de iluminación una vez se ha aplicado el espacio de escala. Se propone el filtro de Variación Total, como solución al problema del desplazamiento de los bordes y corrimiento espacial de los objetos de la imagen al aplicar el filtro Gaussiano. Se estudia su definición y se construye el espacio de escala.

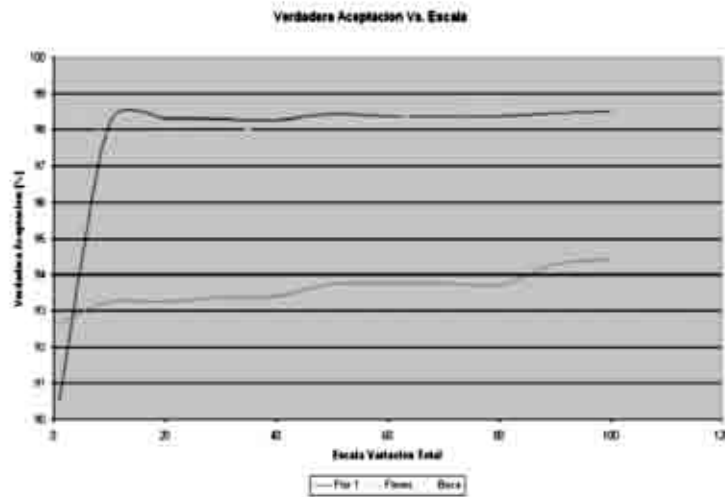


Figure 19: Comparación VA [%] para el espacio V.T. Figs. 12(a), 14(a), 16(a)

Debido a que las metodologías clásicas de segmentación necesitan de un reajuste de parámetros cada vez que se aplican sobre las imágenes del espacio de escala, se propone una metodología de segmentación por Probabilidades de Pertenencia y su fundamento matemático. Este método a diferencia del de crecimiento y watersheds, no adhiere píxeles a regiones que van creciendo sino que analiza por separado (no estudia conexión entre semilla y vecinos) la pertenencia al color de todos los píxeles. Las regiones encontradas inicialmente pueden no ser compactas pero a medida que crece la escala en el espacio, van eliminando los huecos a su interior. Esta metodología requiere de un ajuste inicial y permite su aplicación sobre las imágenes pertenecientes al espacio sin reajustes posteriores. El método por Probabilidades de Pertenencia y Espacios de Escala es robusto al ruido y brillo y también posibilita su integración con otros métodos de segmentación. La evaluación de la segmentación del método muestra resultados buenos (incluso mejores) en la segmentación de imágenes sintéticas y de color, con respecto a las otras metodologías estudiadas.

References

- [1] J. Betancur. *Segmentación de Granos de Café Mediante Métodos de Crecimiento de Regiones*. Reporte Técnico, Universidad Nacional de Colombia, 2002.

- [2] T. Chan. The digital tv filter and nonlinear denoising. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(2):2029, February 2001.
- [3] L. I. . W. S. . N. L. . J. C. . I. S. Consortium. *The ITK Software Guide. Second Edition. Updated for ITK version 2.4*. ITK, New York, 2005
- [4] D. V. Dalen. *Logic and Structure*. Springer-Verlag, Berlín, 1987.
- [5] L. V. G. E. Pauwels. An extended class of scale invariant and recursive scale space filters. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 17(1):691701, March 1995.
- [6] J. A. F. Arman. Model based object recognition in dense range image. a review. *ACM Comput. Surveys*, 25(1):543, February 1993.
- [7] H. Gramaglia. *Notas de Lógica Matemática*. Reporte Técnico, Internet, 2002.
- [8] A. I. J. Weickert, S. Ishikawa. *On the history of Gaussian Scale Space axiomatics*. Kluwer Academic, Dordrecht, 1997.
- [9] P. T. Jackway. Morphological scale space. In *11th IAPR International Conference on Pattern Recognition*, page 252255. IEEE Computer Society Press., Los Alamitos, CA. 1992.
- [10] J. S. . M. N. . L. F. . P. Johansen. *Gaussian Scale-Space Theory*. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, 1997.
- [11] J. J. Koenderink. The structure og images. *Biol. Cybernet*, 50(1):363370, November 1984.
- [12] R. B. . P. Maragos. Evolution equations for continuous-scale morphological filtering. *IEEE Trans. Signal Process.*, 42(1):33773386., June 1994.
- [13] G. Matheron. *Random Sets and Integral Geometry*. Wiley, New York, 1995.
- [14] J. Russ. *The Image Processing Handbook. Fourth Edition*. CRC Press, New York, 2000.
- [15] L. G. S. Mundos posibles y objetos incompletos: Prolegómenos a una ontología de los individuos ficticios. *Entelequia, revista interdisciplinar.*, 1(2):2029, March 2006.
- [16] R. van den Boomgaard. *Mathematical Morphology: Extensions towards Computer Vision*. Ph.D. thesis, University of Amsterdam, 1992.
- [17] A. Witkin. Scale space filtering. In *8th Intern. Joint Conf. Art. Intell.*, pages 10191022. Morgan Kaufmann, March 1983.
- [18] R. G. R. Woods. *Digital Image Processing. Second Edition*. Prentice Hall., New York, 2001.