



ESCUELA SUPERIOR DE INGENIERÍA Y TECNOLOGÍA

TRABAJO FINAL DE GRADO

Ingeniería Electrónica Industrial y Automática

UMBRALIZACIÓN ADAPTATIVA DE IMÁGENES BASADA EN HISTOGRAMAS ESPACIO – COLOR

Autor: Silvia García Hernández

Tutor: José Francisco Sigut Saavedra

San Cristóbal de La Laguna, 8 de septiembre de 2018

D. JOSÉ FRANCISCO SIGUT SAAVEDRA, con N.I.F. 43786043T
profesor Titular de Universidad adscrito al Departamento de Ingeniería In-
formática y de Sistemas de la Universidad de La Laguna, como tutor

C E R T I F I C A

Que la presente memoria titulada:

*“Umbralización adaptativa de imágenes basada en histogramas espacio-
color”*

ha sido realizada bajo su dirección por D.^a **SILVIA GARCÍA HERNÁNDEZ**,
con N.I.F. 45353056T.

Y para que así conste, en cumplimiento de la legislación vigente y a los
efectos oportunos firma la presente en San Cristóbal de La Laguna a 8 de
septiembre de 2018

Agradecimientos

A mi tutor, José Francisco Sigut Saavedra, por introducirme y guiarme en el campo del procesamiento de imágenes tanto como profesor de la carrera como siendo tutor de este trabajo de fin de grado.

A todas aquellas personas que han ayudado, de alguna forma, a que esto suceda.

Resumen

En este trabajo de fin de grado se tiene como finalidad la presentación de un nuevo método de umbralización basado en el también novedoso concepto de histogramas espacio–color. Además, para poder verificar la eficacia y utilidad de este original método, se ha usado la base de datos *MESSIDOR* y se han binarizado las retinografías pertenecientes a ella con el objetivo de segmentar el disco óptico, ya que es un problema muy solicitado en la rama de la visión artificial dentro del campo de la medicina.

Por otro lado, se han documentado y evaluado otros métodos de umbralización clásicos, tanto globales como adaptativos, con el fin de poder comparar los resultados obtenidos con el método propuesto, de tal forma que sea posible baremar y posicionar la capacidad de umbralización de éste en relación a un contexto del campo en cuestión.

Por último, se han analizado los resultados obtenidos de la totalidad de los métodos y se han elaborado una serie de conclusiones y líneas abiertas con el objetivo de mejorar el método propuesto y seguir progresando en el campo tratado.

Palabras clave: umbralización, segmentación, método adaptativo, método global, histograma espacio–color, retinografía, glaucoma, Otsu, Kittler & Illingworth.

Abstract

The purpose of this Degree Final Project is to present a new thresholding method based on the also novel concept of space–color histogram. Furthermore, in order to verify the efficacy and usefulness of this method, the MESSIDOR database has been used and the retinographies belonging to it have been binarized with the objective of segmenting the optical disc, since it is a very requested problem in the branch of artificial vision within the field of medicine.

On the other hand, other classic thresholding methods, both global and adaptive, have been documented and evaluated in order to be able to compare the results obtained with the proposed method, in such a way that it may be possible to measure and position the thresholding capacity of this method in relation to a context of the field in question.

Finally, the results obtained from all the methods have been analyzed and a series of conclusions and open lines have been made with the aim of improving the proposed method and continuing to progress in the treated field.

Keywords: *Thresholding, Image Segmentation, Adaptive Method, Global Method, Space–Color Histogram, Retinography, Glaucoma, Otsu’s algorithm, Kittler & Illingworth algorithm.*

Índice general

1. Motivación y objetivos del trabajo	9
1.1. Motivación	9
1.2. Objetivos	11
2. Revisión de métodos de umbralización	12
2.1. Métodos de umbralización global	15
2.1.1. Método del mínimo y Método de intermodas	16
2.1.2. Método de concavidad	17
2.1.3. Método de entropía	18
2.1.4. Método del momento	19
2.1.5. Método de Otsu	20
2.1.6. Método del error mínimo	22
2.1.7. Valoración final de métodos globales	24
2.2. Métodos de umbralización adaptativa	26
3. Método de umbralización propuesto	32
3.1. Descripción del método	32
3.2. Problema médico abordado	42
3.3. Materiales y métodos	45
3.3.1. Descripción de la base de datos utilizada	45
3.3.2. Métodos usados en la evaluación	46
3.3.3. Medida de evaluación	48
3.4. Resultados experimentales	49
3.5. Discusión de resultados	56
4. Conclusiones y líneas abiertas	61
4.1. Conclusiones	61
4.2. Líneas abiertas	62
5. Conclusions and future lines of research	63
5.1. Conclusions	63
5.2. Future lines of research	64
6. Presupuesto	65
<i>Bibliografía</i>	67

Índice de figuras

1.	Resultado de umbralización con método mínimo de Prewitt. Umbral óptimo calculado 148	16
2.	Resultado de umbralización con método intermoda de Prewitt. Umbral óptimo calculado 143	17
3.	Resultado de umbralización con método de concavidad de Rosenfeld. Umbral óptimo calculado 90.	18
4.	Resultado de umbralización con método basado en entropía de Kapur. Umbral óptimo calculado 119.	19
5.	Resultado de umbralización con método del momento de Tsai. Umbral óptimo calculado 111.	20
6.	Resultado de umbralización con método de Otsu. Umbral óptimo calculado 131.	22
7.	Ejemplo de funcionamiento del método de Kittler & Illingworth. Búsqueda del mínimo error de clasificación.	23
8.	Resultado de umbralización con método del mínimo error de Kittler & Illingworth. Umbral óptimo calculado 160.	24
9.	Valores de píxeles en las clases objeto y fondo de 'rice.png'	25
10.	Resultado de umbralización con método adaptativo de Niblack. Variables fijadas a $k = 0,3$, $w = 60$	27
11.	Resultado de umbralización con método adaptativo de Sauvola. Variables fijadas a $k = -0,25$, $w = 50$	28
12.	Resultado de umbralización con método adaptativo de Wolf. Variables fijadas a $k = -0,3$, $w = 60$	28
13.	Resultado de umbralización con método adaptativo de Nick. Variables fijadas a $k = 0,2$, $w = 50$	29
14.	Imagen integral. Izquierda: imagen de entrada $f(x, y)$. Centro: Imagen integral a partir de $f(x, y)$. Derecha: Uso de la imagen integral para el cálculo de la suma contenida en el rectángulo D.	30
15.	Resultado de umbralización con método adaptativo de Nick. Variables fijadas a $k = 0,4$, $w = 2 * \text{floor}(\text{size}(I)/16) + 1$	31
16.	Ejemplo de histogramas espacio–color restringido	34
17.	Ejemplo de umbralización con histograma espacio–color restringido basado en método de Kittler & Illingworth e inicializado con mediana.	37
18.	Ejemplo de umbralización con histograma espacio–color restringido basado en método de Kittler & Illingworth e inicializado con media.	38

19.	Ejemplo de umbralización con histograma espacio–color restringido basado en método de Otsu e inicializado con mediana.	39
20.	Ejemplo de umbralización con histograma espacio–color restringido basado en método de Otsu e inicializado con media.	40
21.	Partes de interés en las retinografías tratadas	43
22.	Ejemplo de histogramas espacio–color restringidos con ambas componentes espaciales aplicados a una retinografía de la base de datos <i>MESSIDOR</i>	46
23.	Comparación de métodos clásicos. Métodos globales a la izquierda y métodos adaptativos a la derecha.	50
24.	Comparación de métodos propuestos. Umbralizaciones en el eje y , x y unificación de ambos tanto para el método de Kittler & Illingworth como el de Otsu, e inicializando con media y mediana estadística. A la derecha se observan las columnas pertenecientes a los valores ideales de umbralización inicializando con mediana.	50
25.	Ejemplo de retinografía para ilustrar la diferencia de resultados obtenidos en los dos ejes del método propuesto basado en el algoritmo de Otsu	58

Índice de tablas

1.	Resultados obtenidos de los métodos de umbralización analizados. Valores promedio del índice de Jaccard y desviación estándar del mismo.	51
2.	Percentiles de los valores promedio del índice de Jaccard para cada método analizado.	53
3.	Ejemplos de umbralización buenos con imágenes de Messidor .	54
4.	Ejemplos de umbralización malos con imágenes de Messidor .	55
5.	Ejemplo de umbralización con histograma espacio–color restringido con inicialización de umbral (línea verde) y umbral óptimo (línea roja) marcados.	59
6.	Presupuesto del trabajo realizado	65

1 Motivación y objetivos del trabajo

1.1 Motivación

Este trabajo fin de grado se puede considerar como una extensión de una parte del trabajo de tesis doctoral realizado por D. Omar Núñez Regalado, dirigido por mi tutor, y titulado: Segmentación de imágenes basada en histogramas utilizando información de color y espacial. Aplicación a imágenes naturales y retinografías [Núñez-Regalado, 2017].

En dicha tesis se propone, como principal novedad, una nueva manera de incluir la información espacial de una imagen en el procesamiento de la misma a través de lo que se denominan histogramas espacio-color. La forma estándar de incorporar la información espacial consiste en considerar una vecindad de píxeles alrededor de un píxel de referencia a través de una ventana deslizante que se va desplazando por toda la imagen. Aparte de especificar la forma y dimensiones de dicha ventana (usualmente rectangular), es necesario definir una cierta operación a realizar sobre los píxeles involucrados de tal manera que el resultado de esta operación es el que se asigna al píxel de referencia (usualmente el píxel central). La principal dificultad con esta forma de actuar es la necesidad de determinar a priori el tamaño de ventana más apropiado así como la operación a realizar dependiendo del problema a tratar. No existe ningún procedimiento general que permita hacer esta determinación de forma automática por lo que, en la práctica, esto se traduce en un procedimiento de prueba y error, ad hoc, para cada problema sin que en muchos casos sea posible alcanzar una solución del todo satisfactoria. El histograma espacio-color, como su propio nombre indica, combina la información espacial y de color en un mismo histograma. Se trata, por lo tanto, de un enfoque más global que no necesita recurrir a ventanas y todo lo que ello implica, según lo que se acaba de comentar.

Una de las operaciones más importantes a realizar sobre una imagen es la segmentación que consiste, básicamente, en pasar del nivel de píxeles a

un conjunto de regiones que, idealmente, constituyen una representación de más alto nivel del contenido semántico de la misma. Casi con toda seguridad, la técnica más simple de segmentación que existe es la que conoce como umbralización, pensada para separar objetos del fondo de la imagen. Dentro de este tipo de técnicas cabe distinguir entre las globales, en las que se define un mismo umbral para cada píxel, y las locales o adaptativas, en las que el umbral depende de la posición del píxel. En la tesis a la que se hacía referencia en el párrafo anterior se abordó este problema y se propuso una solución basada en los histogramas espacio–color que, aunque se demostró que podía funcionar bastante bien, carecía de la generalidad suficiente para ser aplicada a cualquier tipo de problema de umbralización. Es esta limitación la que motiva, principalmente, este trabajo de fin de grado, y para salvarla, lo que se propone es un enfoque diferente en el que se toman como referencia métodos clásicos que son adaptados a este tipo de histogramas.

Otra motivación adicional viene dada por la aplicación de estos nuevos métodos a un problema médico de bastante importancia como es el diagnóstico del glaucoma u otras patologías de la retina. El tutor de este documento trabaja desde hace años con médicos oftalmólogos en diferentes proyectos relacionados con esta temática. La automatización del diagnóstico de este tipo de patologías pasa por ser capaces de localizar y segmentar lo que se conoce como el disco óptico que es una región de la retina de forma aproximadamente elíptica y con un color amarillento-anaranjado. Aunque está claro que una umbralización es una técnica demasiado simple para proporcionar una solución definitiva a este problema, sí que se podría utilizar como una primera etapa que posteriormente habría que refinar.

1.2 Objetivos

Una vez expuesta la motivación que ha llevado a plantear este trabajo de fin de grado, pasamos a definir los objetivos que nos hemos planteado con el mismo:

1. Proponer un nuevo método de umbralización totalmente general basado en los histogramas espacio–color.
2. Comparar dicho método cuantitativa y cualitativamente con técnicas tradicionales de umbralización globales y adaptativas.
3. Aplicar este nuevo método a la umbralización de imágenes de fondo de ojo o retinografías para segmentar el disco óptico usando una de las bases de datos de imágenes más utilizadas como *benchmark* en el ámbito de la investigación en estos temas.

2 Revisión de métodos de umbralización

Dentro de la visión artificial se distinguen diferentes métodos que tienen como finalidad el reconocimiento de objetos en una imagen por un ordenador. Uno de estos procesos es la segmentación, que consiste en la división de los píxeles de una imagen digital en distintos grupos denominados súper-píxeles, de tal forma que, con esta clasificación, sea más sencillo el análisis de la misma. Dentro de este proceso es donde se encuentra el tema abordado en el presente documento, este es, la umbralización.

El proceso de umbralizado consiste en la binarización de una imagen en escala de grises $f(x, y)$ con el objetivo de diferenciar los objetos presentes en dicha imagen (foreground) del fondo de la misma (background). Como resultado de esta técnica, se obtiene una imagen binaria $g(x, y)$ en la cual a los píxeles que forman parte de los objetos se les asigna un 1 mientras que los correspondientes al fondo se fijan a 0, quedando ambos sectores separados en categorías. La forma de determinar si un píxel pertenece a un grupo u otro es comparándolo con un valor T denominado umbral, de tal forma que si el valor del píxel es superior a este umbral se clasifica como objeto, y en caso contrario como fondo (1).

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) > T \\ 0, & f(x, y) \leq T \end{cases} \quad (1)$$

Existen diversas formas de calcular este valor de umbral T y, por ende, de umbralizar una imagen. Es por esto que, para explicar de la forma más ordenada y clara posible todos los ejemplos tratados, se va a hacer uso de la clasificación de umbralización realizada por M. Sezgin [Sezgin & Sankur, 2004] en 2004, y que divide estos procedimientos en seis grandes categorías:

- Métodos basados en la forma del histograma: se analizan los picos obtenidos en el histograma de la imagen de entrada $f(x, y)$. Los píxe-

les del fondo y del objeto deben tener niveles de intensidad bien diferenciados para que estos métodos sean efectivos. Ejemplos de algoritmos, que se han analizado, de este tipo son el método cóncavo [Rosenfeld & De La Torre, 1983], el método del mínimo y el método de intermodas [Prewitt & Mendelsohn, 1966].

- Métodos basados en entropía: esta clase usa la entropía de la distribución de la imagen en escala de grises, concretamente, el algoritmo tratado en esta categoría [Kapur et al., 1985] interpreta la maximización de la entropía de la imagen umbralizada como indicativo del máximo nivel de transferencia de información.
- Métodos basados en atributos de los objetos: estos algoritmos seleccionan el valor umbral T según algunas cualidades de los atributos o medidas de similitud entre la imagen original y su versión binarizada. Dentro de este grupo se encuentra el algoritmo de preservación del momento [Tsai et al., 1985].
- Métodos espaciales: se basan no solo en las distribuciones de los niveles de gris sino, además, en las relaciones o dependencias entre los píxeles vecinos. Dentro de este tipo de métodos se engloba, por ejemplo, el desarrollado por *Nial Friel & Ilya S. Molchanov* y denominado «*Umbralización basada en conjuntos aleatorios*» [Friel & Molchanov, 1999].
- Métodos basados en clusterización: para poder llevar a cabo este tipo de métodos se divide la imagen en escala de grises $f(x, y)$ en dos grupos; objeto y fondo, desde el principio. El algoritmo iterativo [Ridler et al., 1978], el método de Otsu [Otsu, 1979] y el algoritmo del mínimo error [Kittler & Illingworth, 1986] son ejemplos de ello.
- Métodos locales: obtienen un umbral T para cada píxel de la imagen $f(x, y)$. En los siguientes apartados se explicarán los algoritmos de umbralización adaptativa más relevantes, entre los que se encuentran Niblack [Niblack, 1986], *J. Sauvola* [Sauvola & Pietikäinen, 2000], *Wolf* [Wolf & Jolion, 2004], *K. Khurshid* [Khurshid et al., 2009] y *Bradley* [Bradley & Roth, 2007].

A continuación se hará una breve explicación de todos los métodos analizados. Para ello, y teniendo en cuenta la clasificación anteriormente descrita, se hará una generalización de los tipos de umbralización, la cual consiste en dividirlos en dos grandes grupos: generales y adaptativos. Los métodos

generales son aquellos que calculan el mismo umbral T para toda la imagen, mientras que los adaptativos, –como se mencionó en la clasificación de M Sezgin–, calculan un umbral T para cada píxel de la imagen. De esta forma, las cinco primeras categorías anteriores están englobadas en el grupo de métodos globales, y en el segundo grupo se localiza la última categoría.

La explicación de cada método va a consistir en una descripción matemática y teórica del mismo, así como un ejemplo gráfico de aplicación de su algoritmo. Para esto último, se ha usado la imagen '*rice.png*' del grupo de imágenes de ejemplo de Matlab.

Cabe añadir que se hará una explicación más desarrollada y detallada de, por un lado, los métodos de Otsu y Kittler & Illingworth dentro de la umbralización general y, por otro, todos los métodos de umbralización adaptativa. Esto se debe a que, los primeros, –los dos métodos de umbralización global nombrados–, van a ser una parte fundamental para la posterior descripción de los algoritmos presentados en este documento. Mientras que los segundos, –todos los métodos de umbralización adaptativa–, se van a usar en el apartado de «Resultados obtenidos» para comparar la eficacia de los métodos propuestos, debido también a que estos últimos se engloban en la categoría de umbralización adaptativa.

2.1 Métodos de umbralización global

Como se ha explicado en los párrafos inmediatamente anteriores, dentro de la umbralización global se incluyen las cinco primeras categorías explicadas en la clasificación de M. Sezgin. Los métodos aquí analizados se caracterizan por ser no paramétricos, lo cual es una ventaja a priori en comparación con los métodos de umbralización adaptativa que se expondrán en el siguiente apartado, ya que estos últimos poseen variables adaptables al tipo de imagen que binarizar y, por lo tanto, los hace muy dependientes del tipo de problema a resolver.

Para poder analizar los métodos globales se va, primero, a definir una serie de variables matemáticas que servirán para llegar a entender el funcionamiento del algoritmo de cada uno de ellos. A partir de ahora, se tomará como h el histograma de la imagen digital de entrada $f(x, y)$, el cual estará dividido en i niveles de intensidad, siendo el valor máximo $L - 256$ si se trata de una imagen de 8 bits-. De esta forma, se tendrá que h_i simboliza el número de píxeles que poseen una intensidad i determinada y, añadido a lo anterior, se definen las siguientes sumas parciales:

$$A_j = \sum_{i=0}^j h_i, \quad B_j = \sum_{i=0}^j i h_i, \quad C_j = \sum_{i=0}^j i^2 h_i, \quad D_j = \sum_{i=0}^j i^3 h_i, \quad (2)$$

donde j toma valores desde 0 hasta $L - 1$.

La imagen analizada es la propia de la base de datos de *Matlab*, '*rice.png*', ya que se ha visto pertinente elegir una imagen que poseyera degradación en los niveles de intensidad tanto en el fondo de la misma como en el objeto de interés. Esta característica servirá para poder explicar, posteriormente y de forma más diáfana, el inconveniente de los métodos de umbralización global, así como la ventaja que presentan los métodos adaptativos frente a estos.

Para documentar los diferentes métodos globales analizados en este apartado se han utilizado tanto los documentos propios de cada autor, así como el estudio de M. Sezgin y la teoría desarrollada por A. Niemistö [Niemistö, 2004] sobre algoritmos de umbralización global no paramétricos.

2.1.1 Método del mínimo y Método de intermodas

Estos dos métodos propuestos por Prewitt son los primeros que se van a explicar debido a su sencillez de cómputo. En el método del mínimo, primero se suaviza el histograma h de la imagen $f(x, y)$ hasta que se disminuye el número de máximos locales a dos y, posteriormente, se elige el valor de umbral T según la ecuación (3), lo que se traduce en que el valor del umbral T que se escogerá corresponderá a un mínimo local, ya que el número de píxeles en ese punto del histograma h será menor que el número de píxeles de los valores de intensidad i vecinos.

$$h_{T-1} > h_T \leq h_{T+1} \quad (3)$$

El segundo método implementado por Prewitt es una alternativa al anterior. Asume un histograma h bimodal y selecciona el valor de umbral T basándose en la ecuación (4), donde éste toma el valor de la media de las medias de los dos máximos locales. Estos máximos se simbolizan con h_j y h_k .

$$T = \frac{1}{2}(h_j + h_k) \quad (4)$$

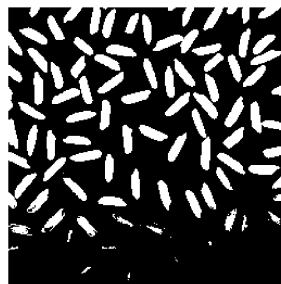


Figura 1: Resultado de umbralización con método mínimo de Prewitt. Umbral óptimo calculado 148

Como se puede observar en las figuras 1 y 2, ambos métodos dan lugar a imágenes binarias de salida $g(x, y)$ muy similares, siendo sutilmente mejor el método de intermodas frente al método del mínimo. No obstante, ambos son incapaces de solventar de forma eficaz la degradación presente en el fondo de

la imagen $f(x, y)$, no pudiendo umbralizar correctamente los granos de arroz localizados en la parte inferior de la misma.

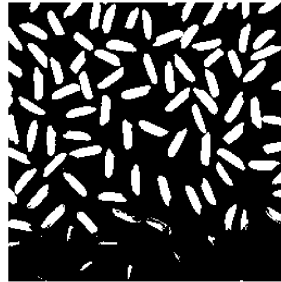


Figura 2: Resultado de umbralización con método intermoda de Prewitt. Umbral óptimo calculado 143

2.1.2 Método de concavidad

Rosenfeld basó su método en la construcción de una envoltura convexa H del histograma h de la imagen $f(x, y)$ y el balance del mismo, además del estudio de los máximos locales de esta envoltura.

El primer paso para llegar al umbral T calculado por este algoritmo es calcular la envoltura convexa H del histograma y, con ello, encontrar los máximos locales según la ecuación expuesta en (5).

$$h_j^* = H_j - h_j, \quad (5)$$

Seguidamente, se calcula el balance del histograma b_j tal como se indica en (6) y se computa $T = \operatorname{argmax}_j \{b_j * m_j\}$, donde m_j es una variable binaria que equivale a la unidad cuando el valor de j posee un máximo local de la envoltura convexa H del histograma de la imagen digital.

$$b_j = A_j(A_L - A_j). \quad (6)$$

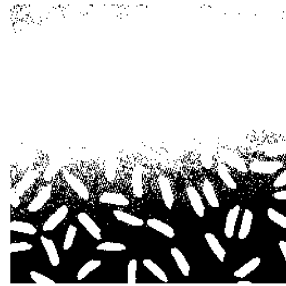


Figura 3: Resultado de umbralización con método de concavidad de Rosenfeld. Umbral óptimo calculado 90.

Como se puede observar en el ejemplo propuesto para el método de concavidad, el valor de umbral T elegido por el algoritmo ha sido muy bajo y se han reconocido como granos de arroz parte del fondo degradado de la imagen. Esto desemboca en una buena umbralización en la parte inferior de la imagen, pero una muy mala binarización en la parte superior de la misma, siendo, para este caso, peor método que los dos anteriormente explicados.

2.1.3 Método de entropía

Este algoritmo desarrollado por Kapur se basa en el fundamento que afirma que, cuando la suma de las entropías de la clase objeto y la clase fondo es máxima, se obtiene el valor óptimo para el umbral T , debido a que, en este momento, se cumplirá que todos los resultados posibles son igual de probables. Por lo que, en primera instancia, este algoritmo divide el histograma h en dos distribuciones de probabilidad, una perteneciente a la clase objeto y otra perteneciente a la clase fondo. Una vez hecho esto, se define la entropía de cada clase como:

$$E_j = - \sum_{i=0}^j h_i * \log(h_i), \quad (7)$$

donde j toma valores desde 0 hasta $L - 1$.

Y se establece el umbral óptimo T como el máximo de la ecuación expuesta en (8).

$$T = \operatorname{argmax}_j \left(\log(A_j) + \frac{E_j}{A_j} + \log(A_{L-1} - A_j) + \frac{E_{L-1} - E_j}{A_{L-1} - A_j} \right). \quad (8)$$

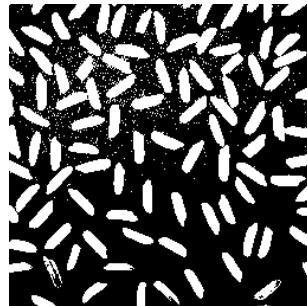


Figura 4: Resultado de umbralización con método basado en entropía de Kapur. Umbral óptimo calculado 119.

En la figura 4 se puede visualizar el resultado de umbralizar la imagen *'rice.png'* con el método de Kapur, obteniéndose unos resultados muy decentes, ya que se reconocen en su totalidad todos los granos de arroz, aunque algunos no posean su forma completa. En contraposición, existe ruido en la zona superior, lo que significa que, en pos de englobar en la clase objeto la totalidad de los granos de arroz localizados en la parte inferior, el algoritmo ha introducido píxeles del fondo de la imagen, ya que ambas clases –granos de arroz de la parte inferior y fondo de la parte superior– comparten valores de intensidad.

2.1.4 Método del momento

Tsai implementó un método que calcula el valor de umbral óptimo T^* de tal forma que la imagen binarizada tenga los mismos tres primeros momentos que la imagen en escala de grises. Esto se traduce en que el cociente A_j/A_L posea el valor más cercano a x_0 , el cual está definido en (9).

$$x_0 = \frac{1}{2} - \frac{\frac{B_{L-1}}{A_{L-1}} + \frac{x_2}{2}}{\sqrt{x_2^2 - 4x_1}}, \quad (9)$$

donde x_1 y x_2 son respectivamente:

$$x_1 = \frac{B_{L-1}D_{L-1} - C_{L-1}^2}{A_{L-1}C_{L-1} - B_{L-1}^2}, \quad (10)$$

$$x_1 = \frac{B_{L-1}C_{L-1} - A_{L-1}D_{L-1}}{A_{L-1}C_{L-1} - B_{L-1}^2}. \quad (11)$$

Al igual que en el caso anterior, y como se puede observar en la figura 5, este método computó un umbral óptimo T^* demasiado bajo, lo que se traduce en una buena clasificación de todos los granos de arroz a expensas de incluir en la clase objeto parte del fondo de la parte superior de la imagen $f(x, y)$.

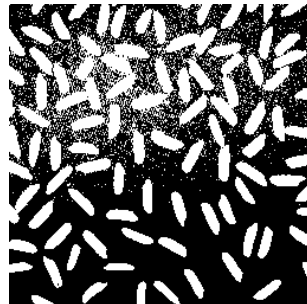


Figura 5: Resultado de umbralización con método del momento de Tsai. Umbral óptimo calculado 111.

2.1.5 Método de Otsu

El método de Otsu es el algoritmo de umbralización más utilizado debido a su facilidad de implementación, rapidez de cómputo y buenos resultados. Se engloba en la categoría de métodos de clusterización y basa su funcionamiento en la búsqueda en bucle de la maximización de la varianza inter-clase.

Este método parte de la clasificación inicial de los píxeles de la imagen $f(x, y)$ en dos clases (12) y (13),

$$C_0 : \frac{p_0}{\omega_0(t)}, \dots, \frac{p_{t-1}}{\omega_0(t)}, \quad (12)$$

$$C_1 : \frac{p_1}{\omega_1(t)}, \dots, \frac{p_{L-1}}{\omega_1(t)}, \quad (13)$$

las cuales tendrán una distribución de probabilidad asociada, ω_0 (14) y ω_1 (15). El algoritmo de este método recorre el histograma de la imagen aumentando progresivamente el valor de umbral T y calculando las diferentes varianzas inter-clase de los grupos localizados a ambos lados del umbral T en el momento de cómputo. De esta forma, la primera distribución de probabilidad ω_0 correspondería a los píxeles acotados desde el valor 0 de intensidad hasta el valor del umbral $T - 1$, mientras que la segunda distribución de probabilidad se englobaría a partir del valor umbral T hasta el final del histograma $L - 1$.

$$\omega_0(t) = \sum_{i=0}^{t-1} p(i) \quad (14)$$

$$\omega_1(t) = \sum_{i=t}^{L-1} p(i) \quad (15)$$

Las medias de ambas clases se ilustran en (16) y (17), así como la media global μ_T de la imagen en (18).

$$\mu_0(t) = \frac{\sum_{i=0}^{t-1} ip(i)}{\omega_0(t)} \quad (16)$$

$$\mu_1(t) = \frac{\sum_{i=t}^{L-1} ip(i)}{\omega_1(t)} \quad (17)$$

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} ip(i) \quad (18)$$

Estos valores son necesarios para el cálculo de las desviaciones estándar de ambas distribuciones de probabilidad $\sigma_0(t)$ y $\sigma_1(t)$ y, por lo tanto, para

estimar la varianza intra-clase σ_{ω}^2 , que es la suma ponderada de las varianzas de las dos clases, y la varianza inter-clase σ_b^2 .

$$\sigma_{\omega}^2 = \omega_0(t)\sigma_0^2(t) + \omega_1(t)\sigma_1^2(t) \quad (19)$$

$$\sigma_b^2 = \omega_0(t)(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(t)(\mu_1 - \mu_T)^2 \quad (20)$$

Otsu demostró que minimizar la varianza intra-clase es igual a maximizar la varianza inter-clase, por lo que la finalidad última de su algoritmo es el cálculo en bucle de las diferentes varianzas inter-clase y la elección del valor de umbral T óptimo según lo anteriormente explicado, esto es, el valor de umbral T con el que se haya obtenido la mayor varianza inter-clase, se establece como el umbral óptimo de de la imagen $f(x, y)$.

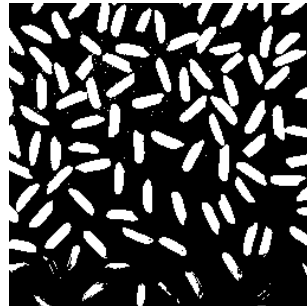


Figura 6: Resultado de umbralización con método de Otsu. Umbral óptimo calculado 131.

2.1.6 Método del error mínimo

Este algoritmo desarrollado por Kittler & Illingworth presupone que el histograma a binarizar es un conjunto de dos funciones Gaussianas con distribución normal, una perteneciente al fondo y otra al objeto de interés, donde cada una posee una media y varianza propia. En la figura 7 se puede observar un ejemplo gráfico de la forma de entender el histograma de este método. El algoritmo consiste en la búsqueda del umbral óptimo T^* que minimice el error de clasificación, esto es, reduzca lo más posible el área contenida entre

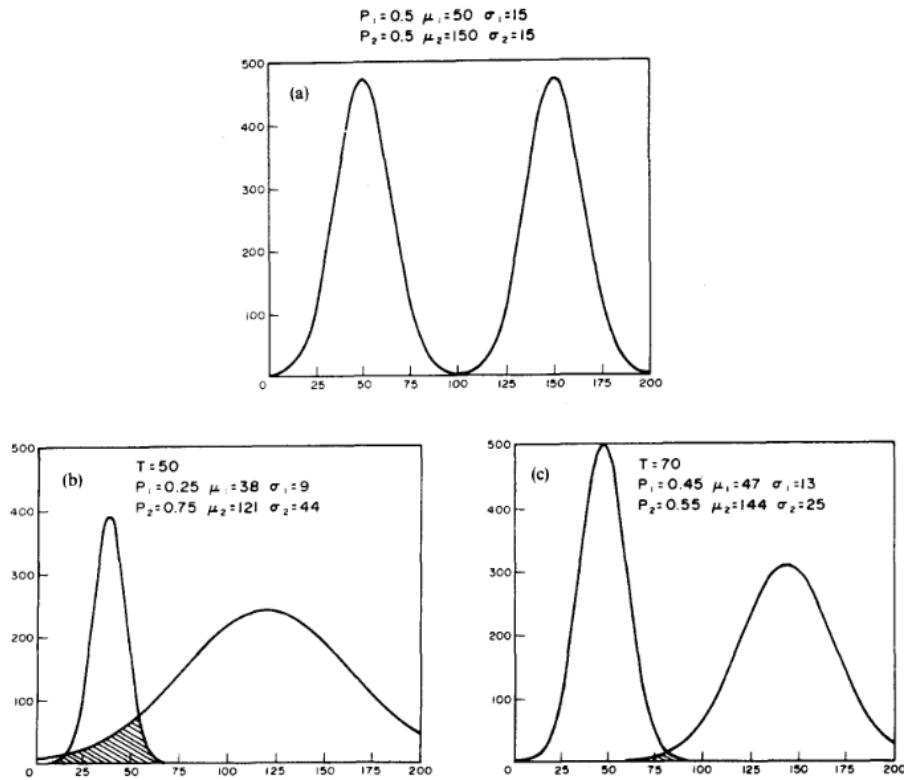


Figura 7: Ejemplo de funcionamiento del método de Kittler & Illingworth. Búsqueda del mínimo error de clasificación.

ambas distribuciones.

Para poder explicar matemáticamente este método, se definen a continuación las siguientes variables basándonos en las ecuaciones expuestas en (2):

$$p_j = \frac{A_j}{A_{L-1}}, \quad q_j = \frac{A_{L-1} - A_j}{A_{L-1}}, \quad \sigma_j^2 = \frac{C_j}{A_j - \mu_j^2}, \quad \nu_j^2 = \frac{C_{L-1} - C_j}{A_{L-1} - A_j} - \nu_j^2. \quad (21)$$

donde

$$\mu_j = \frac{B_j}{A_j} \quad y \quad \nu_j = \frac{B_{L-1} - B_j}{A_{L-1} - A_j}. \quad (22)$$

Como se explicó anteriormente, el objetivo de este método global es buscar el valor de umbral T óptimo que minimice el error de clasificación o, lo que es lo mismo:

$$T = \operatorname{argmin}_j \left\{ p_j \log \frac{\sigma_j}{p_j} + q_j \log \frac{\nu_j}{q_j} \right\} \quad (23)$$

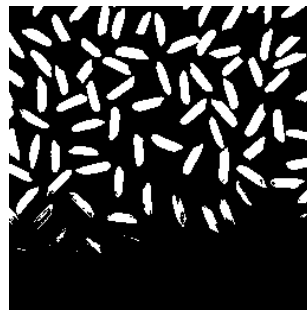


Figura 8: Resultado de umbralización con método del mínimo error de Kittler & Illingworth. Umbral óptimo calculado 160.

2.1.7 Valoración final de métodos globales

El principal problema presentado por la imagen escogida es que posee valores de intensidad de píxel iguales tanto en la clase fondo como en la clase objeto, razón por la cual es imposible, para un método de umbralización global, poder binarizar esta imagen $f(x, y)$ de forma correcta.

Esto se puede observar en la figura 9, donde se han señalado dos píxeles diferentes de ambas clases y se ha obtenido el mismo valor para cada uno de ellos, lo que ilustra lo explicado anteriormente.

Para intentar que esta clase de métodos consiga binarizar de forma más eficaz la imagen elegida, se podría hacer uso, antes de la umbralización, de una serie de filtros de ruido que consigan homogeneizar los valores de intensidad existentes en cada clase, de tal forma que se pueda diferenciar de forma más clara y sencilla qué valores de i corresponde a una y cuáles a otra. Se perdería nitidez y, por tanto, calidad en la imagen de salida del filtrado de ruido, pero se conseguiría identificar a la clase objeto en su totalidad.

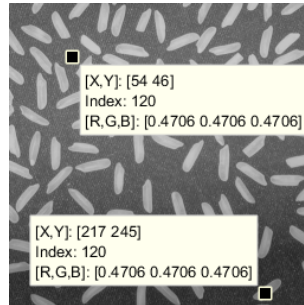


Figura 9: Valores de píxeles en las clases objeto y fondo de *'rice.png'*

Como conclusión, y en relación con los resultados obtenidos por los métodos analizados, cabe decir que el que mejor valor de umbral óptimo T^* computó fue el método propuesto por Kapur y basado en la entropía de las clases de una imagen, mientras que, el que peor resultado obtuvo, fue el método de concavidad de Rosenfeld.

2.2 Métodos de umbralización adaptativa

Dentro de la umbralización adaptativa se han tratado, en el presente documento, los cinco métodos más relevantes, los cuales han sido enfocados desde sus inicios al reconocimiento óptico de caracteres (*OCR, Optical Character Recognition*), el cual tiene como finalidad la digitalización de textos para el reconocimiento de alfabetos. El algoritmo de funcionamiento de estos métodos se fundamenta en una ventana de tamaño variable que recorre la imagen y que computa, de forma local, el valor de umbral T óptimo para cada píxel. Esta forma diferente de cómputo propia de los métodos adaptativos supone un avance y una ventaja en comparación con los métodos anteriormente explicados, ya que, al no haber un valor de umbral global para binarizar la imagen $f(x, y)$, –que no es capaz de diferenciar de forma correcta y eficiente los píxeles pertenecientes a las clases fondo y objeto–, sino un umbral local para cada píxel, se puede solucionar el problema planteado por la ilustración '*rice.png*' que se ha usado de ejemplo.

A continuación se van a presentar los cinco métodos tratados en esta categoría, lo cual se hará en orden cronológico de aparición en la historia. Cada método fue planteado y pensado como una mejora del anterior, de tal forma que se presentarán todos y se hará una explicación matemática y gráfica –binarización de la imagen '*rice.png*'– de cada uno de ellos, aparte de comentar los fallos que presentan y cómo el siguiente método supone una mejora con respecto a su predecesor.

Antes de entrar en materia, es preciso hacer unas pequeñas aclaraciones respecto a las variables utilizadas por los algoritmos de los métodos adaptativos, ya que de aquí en adelante se nombrarán con asiduidad. En la totalidad de estos métodos entran en juego dos variables características, a saber, una constante k fijada por cada autor a un valor concreto, y el tamaño de la ventana deslizante, expresada de la forma $[w, w]$. Ambas variables han sido fijadas para el caso especificado tratado de la imagen '*rice.png*' a unos valores que obtuvieran buenos resultados. Como ya se explicará más adelante, el tedioso trabajo de la búsqueda de estos valores a fijar según el problema a resolver es el hándicap de los métodos de umbralización adaptativos clásicos documentados.

La primera de las umbralizaciones adaptativas tratadas, –y siguiendo el

orden cronológico de aparición en la historia-, es el algoritmo de W. Niblack [Niblack, 1986], el cual se basa en la técnica anteriormente descrita de la ventana deslizante mientras computa el valor de umbral T óptimo con la ecuación expuesta en (24), donde m es la media local (media de los píxeles englobados en la ventana), s es la desviación estándar local y k toma valores comprendidos entre $-0,1$ y $-0,2$ para el campo del reconocimiento de caracteres. En la figura 10 se puede observar el resultado de binarización de la imagen 'rice.png' con este método.

$$T = m + k * s \quad (24)$$

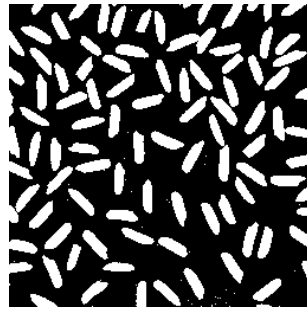


Figura 10: Resultado de umbralización con método adaptativo de Niblack. Variables fijadas a $k = 0,3$, $w = 60$

El problema del método de Niblack radica en la obtención de falsos positivos (píxeles que superan el umbral T aun no formando parte de la categoría objeto) en imágenes que poseen un fondo muy claro.

Para solventar el inconveniente del algoritmo anterior, J. Sauvola [Sauvola & Pietikäinen, 2000] implementó una mejora del método de Niblack, la cual consistía en introducir un nuevo parámetro denominado rango dinámico de la desviación estándar R con la finalidad de amplificar la contribución de la desviación típica local s y, de esta forma, impedir que se cree ruido en imágenes que poseen un fondo con valores de intensidad altos. La operación realizada a nivel local por este algoritmo se ilustra en (25).

$$T = m + \left[1 + k * \left(\frac{s}{R} - 1 \right) \right] \quad (25)$$

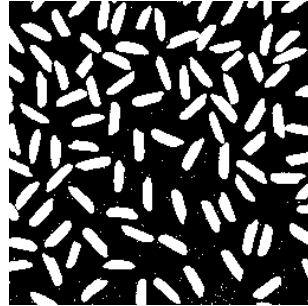


Figura 11: Resultado de umbralización con método adaptativo de Sauvola.
 Variables fijadas a $k = -0,25$, $w = 50$

El tercer método en cuestión, –dentro de la umbralización adaptativa–, fue propuesto por J. Wolf [Wolf & Jolion, 2004] con la intención de solucionar las desventajas que presenta el algoritmo de J. Sauvola. Estos inconvenientes se observan en casos en los que los valores de intensidad de los píxeles de los caracteres y el fondo son muy cercanos, haciendo que estos primeros se rompan. Para solventarlo, el autor propone normalizar el contraste y la media de los valores de grises, introduciendo dos nuevas variables a la ecuación; M , valor mínimo de nivel de gris en la imagen $f(x, y)$ y R , máxima desviación estándar obtenida en todas las ventanas. De esta forma, J. Wolf crea un algoritmo (26) más eficiente que su predecesor en el campo.

$$T = (1 - k) * m + k * M + k * \left(\frac{s}{R}\right) * (m - M) \quad (26)$$

,

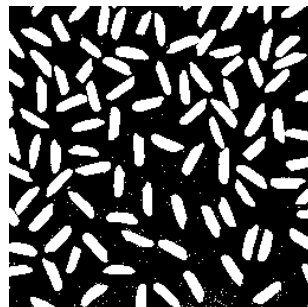


Figura 12: Resultado de umbralización con método adaptativo de Wolf.
 Variables fijadas a $k = -0,3$, $w = 60$

No obstante, al tener variables globales dentro de la ecuación, este último

algoritmo no es capaz de elegir valores óptimos de umbral T en casos en los que el fondo de la imagen no posea valores similares entre ellos, esto es, tenga una intensidad degradada.

K. Khurshid [Khurshid et al., 2009] analizó los tres métodos anteriormente explicados y propuso una mejora del algoritmo de Niblack que superaba a todos ellos. Su principio de funcionamiento se basa en aumentar el umbral de los píxeles que creaban ruido en el algoritmo de Niblack y, así, impedir que se clasifiquen píxeles que pertenecen al fondo de la imagen como objetos. La solución propuesta por este cuarto autor se ilustra en (27).

$$T = m + k * \sqrt{\left[\left(\frac{\sum (p_i^2 - m^2)}{NP} \right) \right]} \quad (27)$$

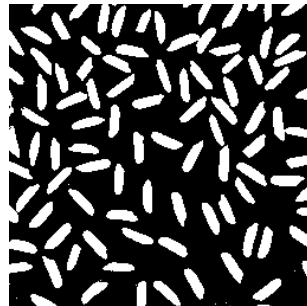


Figura 13: Resultado de umbralización con método adaptativo de Nick. Variables fijadas a $k = 0,2$, $w = 50$

El quinto y último autor dentro de los métodos adaptativos es D. Bradley [Bradley & Roth, 2007] el cual enfocó su método en la segmentación de imágenes de vídeo a tiempo real. Su técnica es una extensión de un método anterior desarrollado por P. Wellner [Flynn et al., 1993] que consiste en comparar el valor de un píxel $p(x, y)$ con el promedio de valores de intensidad de los últimos s píxeles y, si el valor de píxel en cuestión es un tanto por ciento t menor que éste, se fija a 0, en caso contrario forma parte de la clase objeto.

El método desarrollado por D. Bradley es bueno en casos donde se encuentran cambios bruscos en los valores de intensidad de píxel, y se implementó con el objetivo de solventar el problema presentado por el método de P. Wellner, el cual es, primordialmente, que el umbral calculado depende del orden

de escaneo de los píxeles, además que la media utilizada para ello no es una buena representación de la misma debido a que los píxeles vecinos no están igualmente distribuidos en todas las direcciones.

Por estas razones anteriormente descritas, Braley usó el concepto de imagen integral para mejorar el algoritmo en el que se basaba, de tal forma que, independientemente de cómo se procese la imagen –el orden de cómputo de la misma– se va a obtener la misma imagen de salida $g(x, y)$. Además, también reemplazó el concepto de analizar los últimos s píxeles y computar la media de sus valores, por el de ventana deslizante, al igual que los cuatro autores ya descritos. Así, una vez calculada la imagen integral, se calculan los valores promedio haciendo uso de una ventana de tamaño $[ss]$ y, si el valor de píxel es un tanto por ciento t menor que la media obtenida, dicho píxel se fija a 0 en la imagen binaria de salida.

Para terminar de explicar completamente la teoría de este autor, resta ilustrar el concepto de imagen integral tanto matemáticamente como gráficamente.

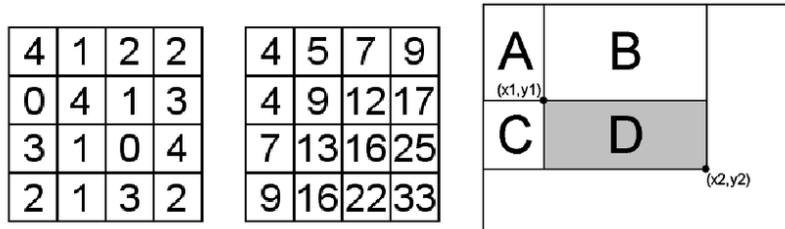


Figura 14: Imagen integral. Izquierda: imagen de entrada $f(x, y)$. Centro: Imagen integral a partir de $f(x, y)$. Derecha: Uso de la imagen integral para el cálculo de la suma contenida en el rectángulo D.

Se tiene que:

$$f(x, y) = h(x, y) + f(x - 1, y) + f(x, y - 1) - f(x - 1, y - 1). \quad (28)$$

donde $h(x, y)$ es la suma de los valores de los píxeles localizados a la izquierda y encima del valor de píxel en (x, y) cuestión.

En la figura 14 se muestra cómo funciona internamente la imagen integral. Una vez se tiene ésta, la suma de la función de cualquier rectángulo cuyo punto superior izquierdo esté definido como (x_1, y_1) e inferior derecho como (x_2, y_2) se calcula como:

$$\sum_{x=x_1}^{x_2} \sum_{y=y_1}^{y_2} h(x, y) = f(x_2, y_2) - f(x_2, y_1 - 1) - f(x_1 - 1, y_2) + f(x_1 - 1, y_1 - 1). \quad (29)$$

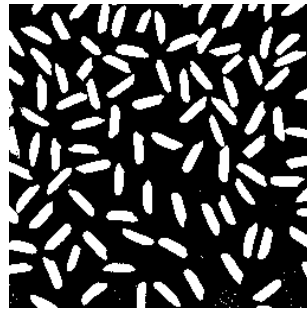


Figura 15: Resultado de umbralización con método adaptativo de Nick. Variables fijadas a $k = 0,4$, $w = 2 * \text{floor}(\text{size}(I)/16) + 1$

Por último, se añade en la figura 15 el resultado de binarizar la imagen '*rice.png*' con este método recientemente explicado.

Como se puede observar, en todas las figuras de este apartado, la totalidad de los métodos de umbralización adaptativa estudiados resuelven de forma correcta y eficiente el problema del degradado de fondo planteado por la imagen '*rice.png*' de Matlab, por lo que se verifica y demuestra que esta segunda categoría de métodos explicados supera, en su cometido, a los métodos de binarización globales.

3 Método de umbralización pro- puesto

3.1 Descripción del método

El método presentado en este Trabajo de Fin de Grado se basa, como se ha mencionado anteriormente, en los llamados histogramas espacio–color. Para poder definir y explicar la teoría relacionada con este tipo de histograma, primero se van a definir los histogramas de color y, una vez se tenga esto hecho, se procederá a comentar e ilustrar los primeros.

Para explicar el concepto de histograma se va a tomar una imagen f cualquiera y se va a considerar como un campo aleatorio donde c es una variable aleatoria tridimensional organizada espacialmente. De esta forma, el histograma H de f se puede definir tal como se expresa en la ecuación (30), como una estimación de la función de densidad de probabilidad de c .

$$H(c) = \frac{1}{M * N} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \delta(f(x, y) - c), \quad (30)$$

fijándose δ como:

$$\delta(v) = \begin{cases} 1, & v = (0, 0, 0) \\ 0, & \text{en el resto} \end{cases} \quad (31)$$

Los histogramas espacio–color son una derivación de los histogramas de color, en los cuales, la información contenida en la imagen se divide en las componentes x e y de la misma, por lo que ahora, ambas pasan a ser también variables, y queda la ecuación descrita en (30) de las siguientes formas:

$$H(c, x) = \frac{1}{M * N} \sum_{x=1}^M \delta(f(x, y) - c), \quad (32)$$

$$H(c, y) = \frac{1}{M * N} \sum_{x=1}^N \delta(f(x, y) - c). \quad (33)$$

Estos histogramas espacio–color, aunque tienen la ventaja de añadir la componente espacial a los histogramas producidos, suponen un gran problema de aumento de dimensionalidad, lo que conlleva que sean poco intuitivos y, por ende, poco manejables.

Debido a esto, se ha usado, en el presente trabajo de fin de grado, un caso particular de los histogramas anteriormente explicados, denominado *histograma espacio–color restringido*, cuya principal diferencia es la unidimensionalidad de la componente c del histograma en cuestión, lo cual solventa de forma significativa el problema del manejo del mismo. Esto deriva en la obtención, por cada componente espacial, de un histograma bidimensional cuyos ejes serán, por un lado, la componente de color elegida para la variable c y, por otro, la componente espacial x o y seleccionada.

Por lo que, una vez desarrollados los histogramas espacio–color restringido basados en cada una de las componentes espaciales, se tiene que, cada fila o columna del mismo, se entiende como un subconjunto independiente del resto y que ha sido computado calculando un histograma particular para esa fila o columna. De esta forma, el cómputo global del histograma espacio–color restringido se entenderá como el conjunto de estos casos específicos de histogramas.

En la figura **16** se muestra un ejemplo de estos histogramas calculados sobre la imagen 'rice.png'. Para que sea gráficamente más intuitivo, se han binarizado de acuerdo con las expresiones siguientes:

$$H^B(c, x) = H(c, x) > 0, \quad (34)$$

$$H^B(c, y) = H(c, y) > 0. \quad (35)$$

Cabe añadir que los métodos de umbralización presentados se pueden considerar también dentro de la categoría de métodos adaptativos al estar basados en este tipo de histogramas que incluyen la información espacial. En todo caso, el cálculo de los umbrales difiere mucho de lo visto en el capítulo 2, como se explicará en las siguientes líneas.

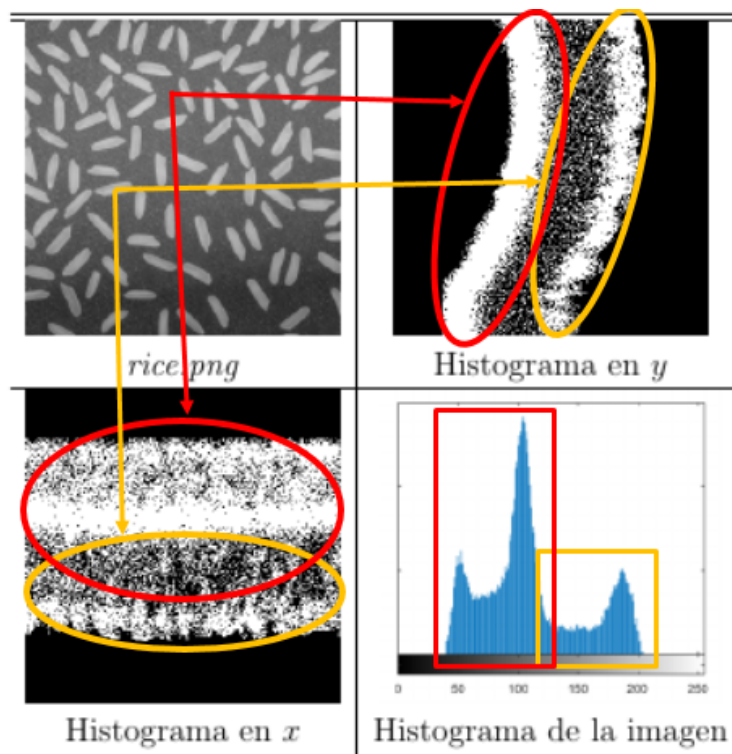


Figura 16: Ejemplo de histogramas espacio–color restringido

Para explicar de forma gráfica los histogramas espacio–color restringido, se puede observar en la figura 16 un ejemplo desarrollado con la imagen 'rice.png' en el que se ilustran los histogramas producidos basándose tanto en el eje x de la imagen como en el eje y de la misma. Cabe añadir que las valoraciones que se harán a continuación van a ser estrictamente cualitativas, de tal forma que no se explicará matemáticamente la base de los métodos presentados.

En el histograma basado en la componente y se tiene que, en el eje de ordenadas, se localizan las diferentes filas de la imagen de entrada $f(x, y)$ y el eje de abscisas corresponde a los valores de intensidad de dicha imagen,

los cuales están contenidos en un rango de $[0, 255]$ al ser $f(x, y)$ una imagen en escala de grises de 8 bits. Aparte de esto, hay que aclarar que, en estos histogramas espacio–color restringido producidos, las zonas más claras –píxel a 1– pertenecen a valores de intensidad que se encuentran en la imagen de entrada $f(x, y)$ mientras que los oscuros –píxel a 0– simbolizan valores de píxeles no existentes en la misma. Teniendo claro lo anterior, se puede proceder a realizar la explicación de lo observado en los histogramas producidos por este ejemplo.

Interpretando el «Histograma en x » y el «Histograma en y » se puede observar la gran diferencia existente entre ambos, debida a la decisión determinante de usar la variable espacial dentro de los histogramas espacio–color restringido. En ambos está contenida la misma información sobre la imagen de entrada $f(x, y)$, pero es la forma de ordenar y disponer los píxeles en el espacio lo que determina la eficacia de una umbralización u otra. De esta forma, y debido a la naturaleza de la imagen de entrada, es en el histograma basado en el eje y donde se puede intuir de forma más directa la disposición espacial de los píxeles.

Enlazando con este histograma basado en el eje y de la imagen de entrada $f(x, y)$, se distinguen dos zonas claras, que corresponden al fondo, la franja izquierda marcada en rojo, y a los granos de arroz la franja derecha marcada en amarillo. La zona intermedia comprendida entre las dos anteriores corresponde al ruido existente en la imagen digital de entrada. Ambas franjas blancas –clase objeto y clase fondo– poseen una curvatura hacia la izquierda, la cual se debe al degradado existente en la imagen $f(x, y)$, que hace que los valores de intensidad del histograma sean más bajos (píxeles más oscuros) conforme se desciende por la misma. Es por esto que se comentaba anteriormente, que este histograma dispone de forma más intuitiva la información contenida en la imagen, ya que, sin necesidad de saber el aspecto concreto de dicha imagen de entrada, se puede suponer que existen dos clases bien diferenciadas –en lo referente a valores de intensidad de píxel– cuyos valores de gris van disminuyendo conforme se desciende verticalmente por la misma, lo cual es cierto al existir degradado tanto en el fondo como en los granos de arroz.

Este fenómeno que se ve tan claro y de forma tan intuitiva en el histograma explicado en el párrafo anterior, no se da en el histograma espacio–color restringido basado en el eje x de la misma imagen. En este histograma el eje de ordenadas corresponde a los valores de intensidad de píxel mientras que en el eje de abscisas se localizan las diferentes columnas de la imagen

$f(x, y)$ y, al igual que en el otro, el grupo de valores contenidos en la elipse roja hace referencia a la clase fondo mientras que los rodeados en amarillo pertenecen a la clase objeto. Al ser vertical el degradado expuesto en la imagen de entrada $f(x, y)$ se distinguen peor, en este segundo histograma, las clases objeto y fondo, ya que, si se valora por columnas dicha imagen, se tiene que, un mismo valor de intensidad pertenece a ambas clases –por ejemplo, valores de grises de los granos de arroz situados en la parte inferior de la imagen serán compartidos por parte del fondo localizado en la parte superior de la misma–. Todo esto hace que, para esta ilustración en concreto, sea más intuitivo y dé mejores resultados el histograma basado en el eje y .

Hasta aquí se habría explicado e ilustrado la teoría relacionada con el histograma espacio–color restringido, esto es, sin introducir la parte relacionada con el algoritmo que realmente calcula el valor de umbral T óptimo para cada fila o columna de la imagen $f(x, y)$. Para describir esta segunda parte, se han añadido cuatro tablas a continuación con los cuatro diferentes métodos implementados y presentados por este trabajo final de grado, los cuales se procederá a explicar.

Por lo que, ahora, queda preguntarse, ¿cómo se calcula el valor de umbral T para cada píxel en los métodos en cuestión? Para los algoritmos de umbralización expuestos en el presente documento se han usado dos de los métodos de umbralización global existentes y se han adaptado para este caso concreto, el del histograma espacio–color restringido. Estos dos métodos son el planteado por Otsu, por un lado, y el desarrollado por Kittler & Illingworth por otro, ambos explicados en el apartado 2.1. En este apartado, se detalló que ambos métodos pertenecen a la categoría de umbralizaciones de clusterización, lo que significa que son algoritmos que inicialmente suponen un histograma bimodal con dos picos bien diferenciados y pertenecientes a las clases fondo y objeto y, posteriormente, comienzan a calcular el valor de umbral T óptimo de la imagen basándose en características estadísticas de estas dos clases.

Para poder adecuar estos métodos globales a los histogramas bidimensionales propios de los métodos propuestos y, dado que el umbral óptimo T^* que se computará será, de igual forma, bidimensional, –esto es, una curva en vez de un punto–, se ha determinado una manera de inicialización de los métodos propuestos para que sea posible lo anterior. A priori, existen infinitas posibilidades a la hora de discernir la forma que tendrá la curva de umbralización, ya que ésta puede adoptar cualquiera de ellas, por lo que se ha buscado una forma de inicializarla, de tal manera que, una vez hecho

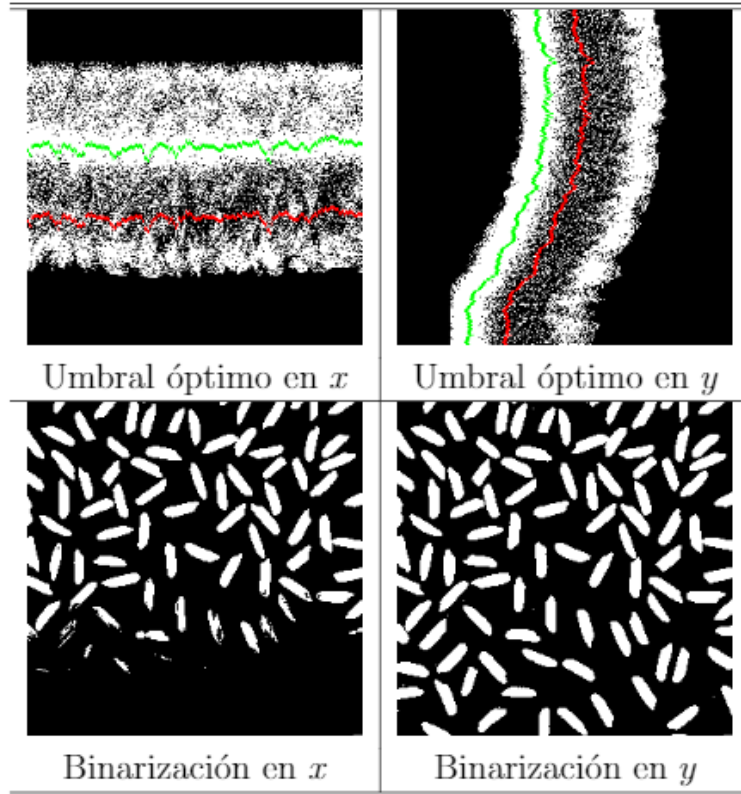


Figura 17: Ejemplo de umbralización con histograma espacio–color restringido basado en método de Kittler & Illingworth e inicializado con mediana.

esto, solo reste desplazarla a lo largo de los histogramas para determinar la curva de umbral óptimo de la imagen de entrada $f(x, y)$.

Se han desarrollado dos formas de inicialización de las curvas de umbral óptimo anteriormente explicadas, una basada en la media estadística y la otra en la mediana. Lo que se realiza para ello es el cálculo de la media o mediana de los valores de intensidad contenidos en cada fila o columna de la imagen, –según la componente espacial escogida–, y la fijación de este valor calculado como punto perteneciente a la curva de inicialización del umbral. De esta forma, una vez se computen todas las filas o columnas, se tendrá la totalidad de la curva de inicialización y, una vez hecho esto, se moverá dicha curva en busca de la posición idónea dentro de los histogramas espacio–color restringido.

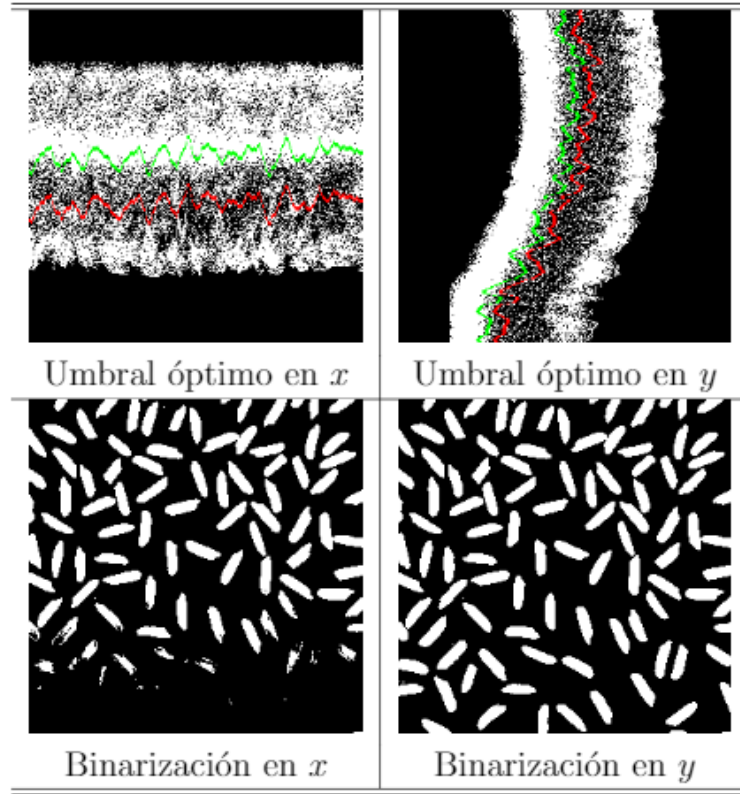


Figura 18: Ejemplo de umbralización con histograma espacio–color restringido basado en método de Kittler & Illingworth e inicializado con media.

En el caso unidimensional, se tiene un histograma de frecuencias con la cantidad de valores de intensidad contenidos en la imagen y un punto que simboliza el umbral y que recorre dicho histograma computando los grupos que se localizan a un lado y al otro del mismo, mientras calcula el valor de umbral óptimo T^* con el algoritmo que se elija. Extrapolando al caso bidimensional, se tiene una imagen como histograma y una curva como umbral, el cual, una vez inicializado de la forma anteriormente explicada, se desplaza a través de este histograma computando, a su vez, los grupos que se localizan a un lado y al otro de esta curva, y buscando el umbral óptimo que mejor separe las categorías objeto y fondo de la imagen de entrada $f(x, y)$.

De esta forma, resultan finalmente dos métodos de umbralización basados en histogramas espacio–color restringido con sus respectivas variaciones. Esto es, por una lado, se va a presentar un método basado en este tipo de histogra-

ma e implementado con el algoritmo desarrollado por Kittler & Illingworth, el cual poseerá dos umbralizaciones diferentes basadas en las dos componentes de espacio x e y y, a su vez, cada una podrá ser inicializada con la media o la mediana estadística de los valores de intensidad de los píxeles de cada columna o fila respectivamente. Y, de igual forma, se tiene, por otro lado, el método de Otsu con sus componentes espaciales y sus variaciones de inicialización, por lo que resultarían, hasta el momento, ocho formas diferentes de binarizar una imagen, todas y cada una de ellas analizadas y experimentadas en los apartados de «Resultados obtenidos» y «Discusión de resultados».

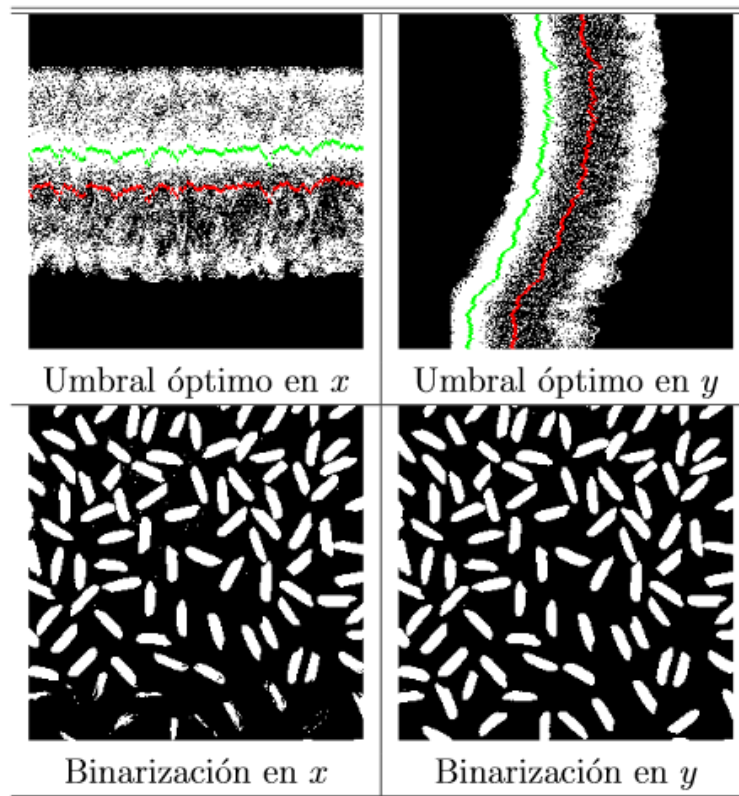


Figura 19: Ejemplo de umbralización con histograma espacio–color restringido basado en método de Otsu e inicializado con mediana.

Para ilustrar esta segunda parte anteriormente explicada, se puede observar en las figuras 17 y 18 los resultados obtenidos de adaptar el método de Kittler & Illingworth al histograma espacio–color restringido e inicializarlo, en el primero, con la mediana y, en el segundo, con la media. La línea verde

localizada en cualquiera de los dos histogramas de la primera tabla simboliza la inicialización de la curva umbral, mientras que la curva roja contiene los valores de umbral óptimo para cada fila –eje y – o columna –eje x – de la imagen $f(x, y)$. Se puede observar cómo, comparando los histogramas contenidos en la figura 17 y 18, los resultados tanto de inicialización del umbral como de cómputo del mismo difieren ligeramente, siendo mejor, en ambos casos, la umbralización realizada en el eje y por las razones expuestas con anterioridad.

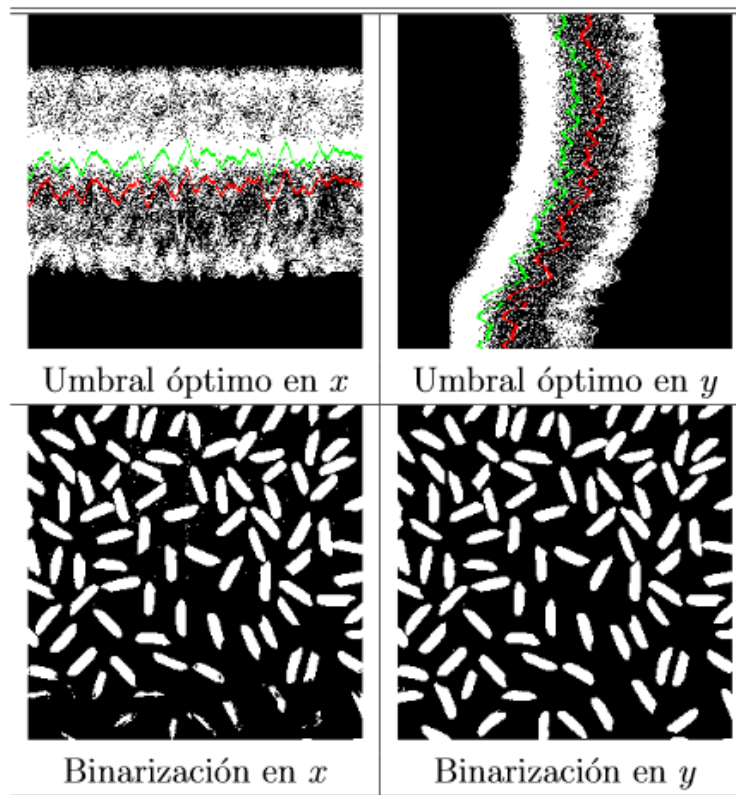


Figura 20: Ejemplo de umbralización con histograma espacio–color restringido basado en método de Otsu e inicializado con media.

De la misma forma, se han añadido dos figuras más –tabla 19 y 20– donde poder observar los resultados de umbralización tanto en x como en y del método de Otsu adaptado a estos histogramas espacio–color restringido.

Además, aparte de los métodos explicados, se ha intentado unificar las dos componentes espaciales en cada método en un solo algoritmo que escoja

el valor de umbral más óptimo en función de los umbrales computados tanto en el eje x como en el y , de tal forma que se puedan aprovechar las informaciones obtenidas por ambas componentes en un solo método. En todos los casos, y debido a los resultados experimentales obtenidos, se ha escogido la componente espacial que menor umbral óptimo T^* obtenía, justificado, en los métodos basados en el algoritmo de Kittler & Illingworth, debido a que es el umbral que corresponde a un menor error de clasificación, lo que se traduce directamente en el umbral más oportuno para ese píxel.

3.2 Problema médico abordado

Las imágenes médicas son una herramienta importante para la ayuda al diagnóstico y el tratamiento de enfermedades debido a que permiten obtener información vital de forma no invasiva. Por ello, en estos últimos años los investigadores y especialistas médicos se han centrado en el problema de extraer información clínica útil de dichas imágenes.

Existen multitud de especialidades médicas que utilizan imágenes en su práctica diaria, pero una donde este uso es especialmente destacable es la Oftalmología. En este campo, los avances tecnológicos han marcado un antes y un después en la práctica médica, y entre ellos hay un enlace fundamental: la práctica clínica se beneficia de los avances en el procesamiento de imágenes, pero además las investigaciones médicas sobre el ojo humano ayudan en el diseño y mejora de sistemas de visión artificiales.

De todas las partes que componen el ojo humano, hay una que destaca especialmente en la ayuda al diagnóstico de varias patologías: la retina. Multitud de enfermedades se manifiestan en ella, algunas tan importantes como el glaucoma. Por tanto, las imágenes de retina, también llamadas retinografías, son las imágenes de interés en este problema médico. La correcta localización y delimitación de los diferentes elementos que aparecen en estas imágenes será determinante para el desarrollo de un sistema de ayuda al diagnóstico de patologías relacionadas.

Para poder comprender el problema médico abordado, es necesario describir primero a grandes rasgos cómo funciona el ojo humano. En la parte delantera del ojo se encuentra la córnea, que es transparente y permite que entre la luz. El iris es la parte de color que se contrae y expande para que la pupila deje entrar la cantidad adecuada de luz, la cual se dirige al cristalino, que a su vez la enfoca sobre la retina. Las fibras nerviosas de la retina llevan la luz y las imágenes al cerebro por medio del nervio óptico. La retina permite la conversión de la luz entrante en una señal neuronal adecuada para que posteriormente sea procesada por la corteza visual del cerebro.

Dado que la retina debe ser capaz de captar la información del mundo exterior, el resto de estructuras son transparentes para permitir la formación de la imagen en ella. Por tanto, con las técnicas adecuadas, la retina es visible desde fuera permitiendo observarla de forma no invasiva. Esto se consigue utilizando unas cámaras especiales llamadas retinógrafos. En la fi-

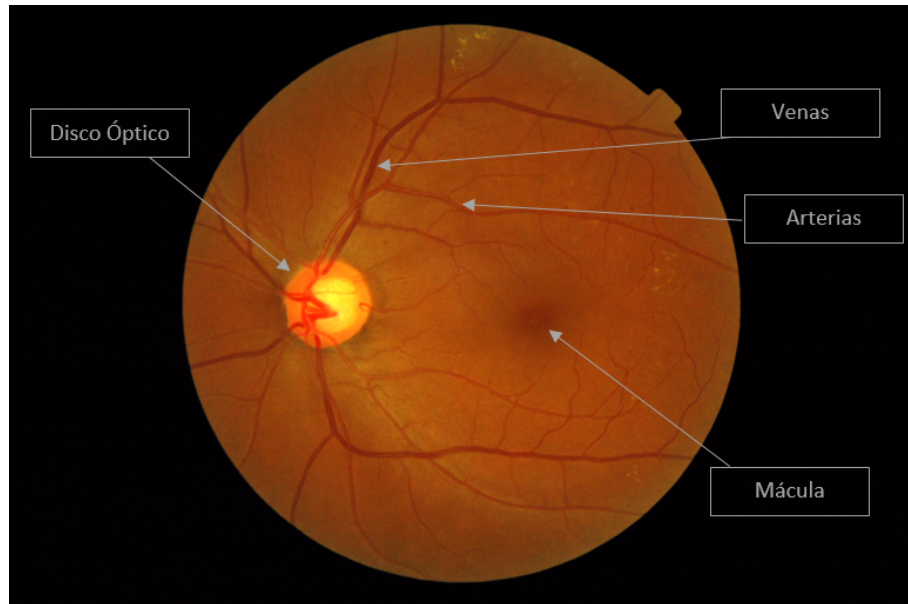


Figura 21: Partes de interés en las retinografías tratadas

gura **21** puede verse un ejemplo de retinografía, en la que se han resaltado algunas de las zonas de interés que la componen.

En este trabajo de fin grado, se ha segmentado el disco óptico o papila del ojo con el objetivo último de poder detectar si un paciente sufre o no la enfermedad denominada glaucoma mencionada anteriormente. Según los datos de la Organización Mundial de la Salud, el glaucoma es la segunda causa de ceguera en el mundo, la degeneración macular es la tercera, y la retinopatía diabética está en sexto lugar de forma global, y en segundo lugar en el mundo desarrollado. Todas estas patologías suelen presentar alteraciones que pueden ser visibles en una retinografía.

El disco óptico, que es una de las principales estructuras anatómicas en este tipo de imágenes, centra gran parte del interés médico, ya que se utiliza para el diagnóstico de múltiples enfermedades, algunas tan importantes como el glaucoma. Además, la cabeza del nervio óptico se puede utilizar como referencia para localizar otros elementos presentes en la retina, como la fovea o el punto de confluencia de los vasos sanguíneos.

Por este motivo, localizar y segmentar el disco son tareas fundamentales en el análisis de retinografías. Por localización del disco óptico entenderé-

mos la determinación de las coordenadas de un píxel perteneciente al mismo, usualmente su centro. Por segmentación del disco entenderemos la delimitación de su contorno.

Muchos sistemas actuales de ayuda al diagnóstico de enfermedades del ojo son semi-automáticos, requiriendo la intervención del usuario en alguna etapa del análisis para obtener resultados fiables, como por ejemplo el trazado manual o semi-automático del contorno de la papila y de otras estructuras de la cabeza del nervio óptico. Además, algunas técnicas pueden resultar costosas económicamente y en términos de tiempo, o requerir ser llevadas a cabo por determinados especialistas.

Por tanto, sería deseable disponer de un sistema capaz de localizar automáticamente la cabeza del nervio óptico, y delimitar posteriormente su frontera, que es lo que se intentará conseguir con los métodos propuestos por este trabajo de fin de grado.

3.3 Materiales y métodos

3.3.1 Descripción de la base de datos utilizada

Para poder evaluar cada uno de los métodos estudiados se ha usado una base de datos de imágenes muy conocida y utilizada en el mundo de las retinografías y el análisis de imágenes oculares. Esta base de datos es la denominada *MESSIDOR*, –*Methods to evaluate segmentation and indexing techniques in the field of retinal ophthalmology*– la cual consiste en 1200 imágenes de fondo de ojo que han sido capturadas en 3 departamentos diferentes de oftalmología. Para obtenerlas, se ha usado la videocámara *Topcon TRC NW6* con un campo de visión de 45° y se han generado estas imágenes en cuestión con tres resoluciones diferentes:

- 1440 x 960 píxeles
- 2240 x 1488 píxeles y
- 2304 x 1536 píxeles.

Además de esto, un grupo de investigadores de la Universidad de Huelva ha trabajado sobre la base de datos y ha generado delimitaciones manuales del contorno de la cabeza del nervio óptico, las cuales son ampliamente usadas como *Ground-Truth*. Este *Ground-Truth* servirá posteriormente, en el apartado 3.3.4, para explicar y conseguir los valores de las medidas que se usarán para determinar si un método de umbralización es efectivo o no en la diferenciación del disco óptico.

En la figura **22** se puede observar un ejemplo de retinografía *MESSIDOR*, donde el disco óptico se diferencia del resto del fondo del ojo por poseer unos valores de intensidad de píxel más altos –disco óptico de color más claro–, característica que comparten los píxeles localizados en las inmediaciones de éste, aunque en menor medida –colores no tan claros como aquél–. Además, se han añadido los histogramas espacio–color restringido basados en ambas componentes espaciales, para ilustrar el aspecto típico de los mismos dentro de esta base de datos. En ellos se puede observar cómo el disco óptico presente en la retinografía se identifica con las montañas de los histogramas, mientras que los valles de los mismos hacen referencia tanto al resto del fondo del ojo como al propio fondo oscuro de la imagen de entrada.

Esto anteriormente descrito hace que sea posible la segmentación de dicho disco óptico con algoritmos de umbralización, ya que, como se ha explicado en otros apartados, estos métodos se basan en los valores de intensidad y en la diferencia existente entre las clases objeto y fondo para llevar a cabo la binarización, lo que es posible en las retinografías tratadas al diferenciarse de forma clara el disco óptico del fondo de ojo.

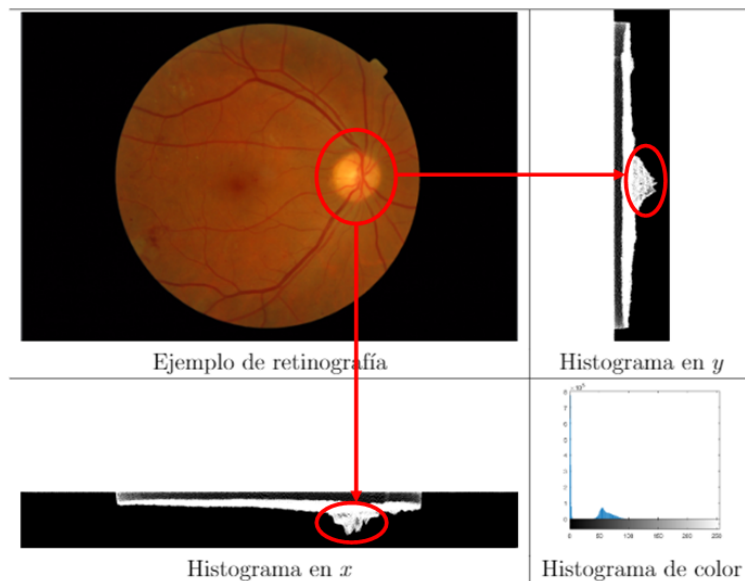


Figura 22: Ejemplo de histogramas espacio–color restringidos con ambas componentes espaciales aplicados a una retinografía de la base de datos *MESSIDOR*.

3.3.2 Métodos usados en la evaluación

Para poder baremar la eficacia de los métodos presentados en este trabajo de fin de grado se van a usar, en los siguientes apartados, los métodos globales y adaptativos explicados como herramientas de comparación de resultados, de tal forma que sea posible el posicionamiento de estos métodos propuestos dentro de una escala de evaluación que permita saber la eficacia de umbralización en relación a métodos ya existentes.

A continuación, se va a hacer una breve descripción por grupos donde se explicarán las consideraciones previas que se han tenido en cuenta a la hora

de umbralizar las imágenes de la base de datos de *MESSIDOR*, así como recalcar la ventaja que poseen los métodos propuestos frente a los adaptativos documentados.

Primeramente, de los métodos generales y la forma de uso y ejecución de sus algoritmos, no hay nada reseñable que comentar, debido a que se trata de métodos no parámetros, sin variables que modificar según el tipo de problema a resolver y, por lo tanto, no se puede modificar ni mejorar el resultado de media del índice de Jaccard obtenido en cada uno de ellos.

Relacionado con los métodos adaptativos, cabe decir que, para obtener los valores de índice de Jaccard óptimos, se tuvo que buscar, primero, los valores óptimos de las variables propias de cada uno de ellos para el caso concreto tratado. Estos valores han sido buscados fuera de las recomendaciones de sus autores, ya que, al estar estos métodos pensados para el reconocimiento de caracteres, también sus variables estaban ajustadas y acotadas a este tipo de problema, lo que ha significado tener que usar los algoritmos adaptativos como si no se tuviera conocimiento previo alguno sobre sus formas óptimas de ejecución.

Por ejemplo, para el primer método adaptativo presentado, –el algoritmo de Niblack–, el autor recomendaba en sus escritos que la variable k tomase el valor de $-0,2$. Después de hacer varias pruebas y buscar el valor tanto de k como de w óptimos, se encontró que estos eran $2,4$ para k y 450 para w respectivamente, valores que distan mucho de lo pensado en un inicio y de lo estipulado por el autor. De forma similar pasó con el resto de métodos englobados en la categoría de adaptativos; para los algoritmos de Sauvola y Wolf se recomendaba un valor de k igual a $0,5$, –con la constante $R = 128$, en el caso de Sauvola–, resultando, para el primero, un valor óptimo de k igual a $-0,4$ –y $w = 100$ – y, para el segundo, de $-1,2$ –con $w = 150$. Para el cuarto método presentado dentro de esta categoría, el algoritmo de Nick, se tenían unos valores de k recomendados desde $-0,2$ hasta $0,1$, computándose, al final, un valor óptimo de $0,2$, –y $w = 250$ –. En el caso de Bradley se obtuvo una k –o sensibilidad– igual a $0,39$ y una ventaja de lado $w = 251$.

Además, y para que fuera posible la correcta umbralización con las dos categorías de métodos anteriores, se eliminó el fondo negro característico de las imágenes de la base de datos *MESSIDOR* y se sustituyó por otro de valores de intensidad igual a la media contenida en las delimitaciones del fondo del ojo, de tal forma que la mayor variación de valores de intensidad de píxel se encontrase en los alrededores del disco óptico, y fuese más acertado

el resultado de binarizado obtenido. Esto es común y lógico hacerlo ya que, de otra forma, estos métodos van a segmentar el fondo de ojo enteramente, independientemente de los valores de las variables adaptativas escogidas para la segunda categoría de métodos.

Por último, como introducción de los métodos presentados, cabe recordar que son métodos generales que no poseen variables que adaptar según el problema a resolver, lo que es, a priori, una ventaja frente a todos los métodos adaptativos analizados en el presente documento.

3.3.3 Medida de evaluación

Como medida de evaluación de los resultados obtenidos se ha decidido usar el coeficiente de Jaccard, que es una medida de evaluación de la similitud entre dos conjuntos. Estos dos conjuntos que se van a comparar son, por un lado, la imagen binaria de salida obtenida con cada método estudiado y, por otro, el *Ground-Truth* de las imágenes de *MESSIDOR* nombrado en el apartado 3.3.1. Por lo tanto, se puede definir coeficiente de Jaccard, JC , como el cociente entre la intersección y la unión de la segmentación del disco óptico propuesta, S_{OD} , y la de referencia S_{Truth} , obteniéndose la fórmula expuesta en (36).

$$JC(S_{OD}, S_{Truth}) = \frac{|S_{OD} \cap S_{Truth}|}{|S_{OD} \cup S_{Truth}|} \quad (36)$$

Los resultados posibles de este índice JC estarán comprendidos entre 0 y 1, siendo, los más próximos a 1, los que denotarán una mejor umbralización. Aparte de esto, y después de haber conseguido una cierta experiencia práctica con los resultados de la binarización de imágenes y su índice de Jaccard asociado, es pertinente añadir que, con un índice comprendido entre los valores 0,6 y 0,7, se puede hablar de un buen método de umbralización.

3.4 Resultados experimentales

En este apartado se van a exponer los resultados obtenidos, tanto clasificados en tablas como ilustrados en gráficas. Primero se va a recapitular los métodos estudiados y los materiales utilizados para su estudio y, posteriormente, se va a explicar, de forma general, qué resultados se han calculado y cómo se clasifican y ordenan para su posterior análisis.

Para hacer la documentación experimental del presente trabajo de fin de grado se han analizado los algoritmos de todos los métodos explicados anteriormente, tanto de umbralización global como adaptativa, y se han comparado con los resultados obtenidos en los métodos de histogramas espacio-color restringido presentados por este documento y basados, por un lado, en el algoritmo de Kittler & Illingworth y, por otro, en el método de Otsu, e inicializados tanto con la media como la mediana, tal cual se explicó en el apartado 3.1. Esto anterior da un total, por grupos, de 5 métodos de umbralización global, 5 de umbralización adaptativa y 12 métodos estrictamente diferentes basados en histogramas espacio-color restringido. En este último grupo, y como se ha explicado también en el apartado 3.1, se engloban, por cada método presentado –Kittler & Illingworth y Otsu con inicialización en media y mediana–, tres diferentes algoritmos que analizan la imagen según el eje x o y escogido, o la síntesis de ambos – xy –.

Para obtener los resultados aquí expuestos, se han binarizado, –con cada uno de los métodos nombrados–, las 1200 imágenes retinográficas de la base de datos *MESSIDOR* y se ha calculado el índice de Jaccard JC para cada una de ellas. Seguidamente, se ha computado la media y desviación típica del conjunto, obteniéndose, con ello, la eficacia global a la hora de umbralizar esta base de datos referida a cada método en cuestión. En la tabla 1 se han ordenado y expuesto por categorías los resultados obtenidos en esta primera fase.

Sumado a lo anterior, se adjuntan, además, dos gráficas que resumen e ilustran los resultados obtenidos en la primera tabla de este apartado (tabla 1). La primera de estas gráficas –figura 23– contiene los valores promedio del índice de Jaccard de los métodos globales y adaptativos estudiados, mientras que en la segunda gráfica –figura 24– se han añadido los resultados del índice de Jaccard obtenidos por la totalidad de los métodos propuestos así como los valores ideales de umbralización si se inicializara cualquier método basado en histogramas espacio-color restringido con la mediana estadística.

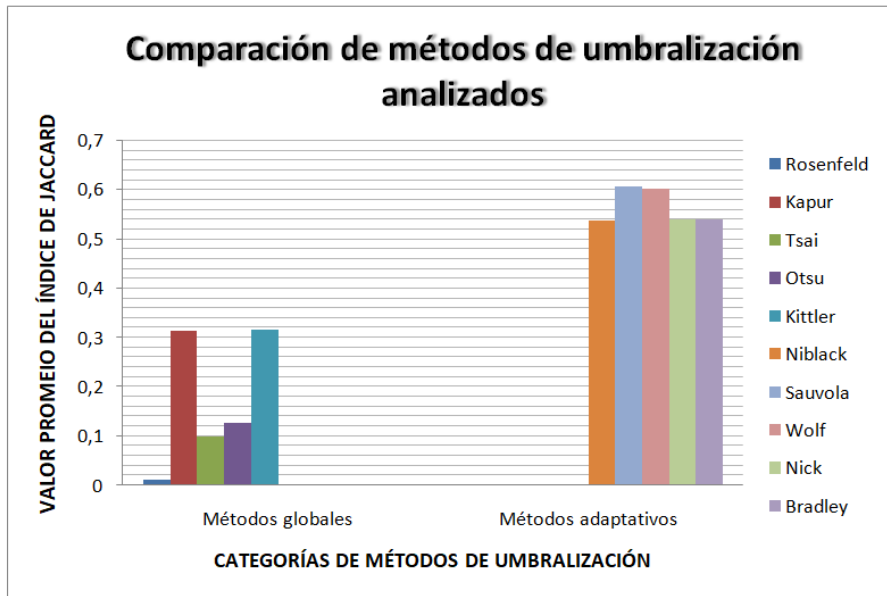


Figura 23: Comparación de métodos clásicos. Métodos globales a la izquierda y métodos adaptativos a la derecha.

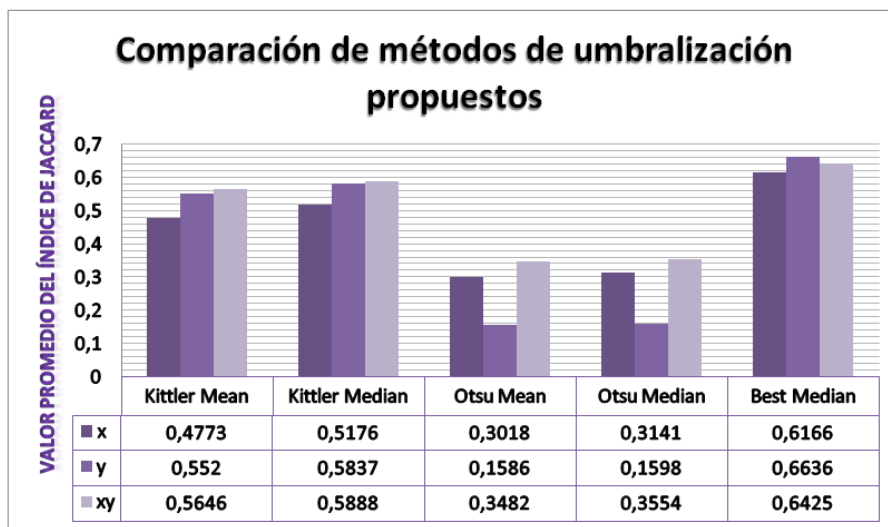


Figura 24: Comparación de métodos propuestos. Umbralizaciones en el eje y , x y unificación de ambos tanto para el método de Kittler & Illingworth como el de Otsu, e inicializando con media y mediana estadística. A la derecha se observan las columnas pertenecientes a los valores ideales de umbralización inicializando con mediana.

Tabla 1: Resultados obtenidos de los métodos de umbralización analizados. Valores promedio del índice de Jaccard y desviación estándar del mismo.

Categoría	Método	Media (m)	Desviación estándar (s)
Métodos Globales	Rosenfeld	0,0107	0,00198
	Kapur	0,3130	0,3413
	Tsai	0,0990	0,0789
	Otsu	0,1272	0,1861
	Kittler	0,4467	0,3148
Métodos Adaptativos	Niblack	0,5376	0,1795
	Sauvola	0,6065	0,1734
	Wolf	0,6038	0,1846
	Nick	0,5383	0,1921
	Bradley	0,5384	0,1963
Métodos Propuestos	<i>Kittler y Median</i>	0,5837	0,2197
	<i>Kittler x Median</i>	0,5176	0,2474
	<i>Kittler xy Median</i>	0,5888	0,2102
	<i>Kittler y Mean</i>	0,5520	0,2264
	<i>Kittler x Mean</i>	0,4773	0,2434
	<i>Kittler xy Mean</i>	0,5646	0,2140
	<i>Otsu y Median</i>	0,1598	0,1559
	<i>Otsu x Median</i>	0,3141	0,1991
	<i>Otsu Median xy</i>	0,3554	0,2015
	<i>Otsu y Mean</i>	0,1586	0,1508
	<i>Otsu x Mean</i>	0,3018	0,2123
	<i>Otsu Mean xy</i>	0,3482	0,2082
Umbralizaciones Ideales	<i>y Median</i>	0,6636	0,1583
	<i>x Median</i>	0,6166	0,1931
	<i>xy Median</i>	0,6425	0,1737

Aunque los resultados anteriores dan la idea general de la eficacia de los métodos abordados y, con ello, se determina de manera definitiva qué métodos son buenos para umbralizar y cuáles no, esto no da la información suficiente para poder saber dónde se localizan cada uno de los valores de índice de Jaccard obtenidos dentro de cada uno de los métodos estudiados, por lo que se ha añadido la tabla **2** donde se puede observar el porcentaje de umbralizaciones de las retinografías que superan un determinado índice de Jaccard (columnas) para cada método (filas).

Con esta nueva tabla se puede saber de forma aproximada la distribución espacial de los valores del índice de Jaccard obtenidos para cada una de las 1200 retinografías de *MESSIDOR* y poder, así, comentarla en el siguiente apartado del presente documento.

Por último, –en las páginas siguientes–, se ilustran en las tablas **3** y **4** cuatro ejemplos de retinografías que han obtenido buenas y malas umbralizaciones –dos buenas y dos malas–. Los métodos que se ilustrarán serán los mejores de cada categoría, ya que se ha visto innecesario añadir las binarizaciones de todos los métodos propuestos. De esta forma, dentro de los métodos globales se han incluido los algoritmos de Kittler & Illingworth y Otsu –ya que son la base de la umbralización de los métodos propuestos–; en el grupo de los métodos adaptativos se ha escogido el método desarrollado por Sauvola; y, para finalizar, dentro de los métodos propuestos se han seleccionado los de mejor valor promedio de índice de Jaccard, uno por cada algoritmo de base y sin contar los métodos que unifican ambas componentes espaciales, esto es, el método basado en Kittler & Illingworth con la componente espacial y e inicializado con la mediana estadística por un lado y, por otro, el método basado en Otsu con la componente espacial x e inicializado, también, con la mediana.

Además, se ha añadido a cada umbralización el índice de Jaccard obtenido por cada método, de tal forma que se pueda observar el aspecto de la binarización relacionado con este valor calculado, y poder así argumentar –y, usted, contrastar– lo explicado en el apartado 3.3.3.

¹No se han introducido, dentro de los métodos generales, los casos de Prewitt, Rosenfeld y Tsai debido a sus bajos resultados.

²Retinografía '20051020_44692_0100_PP.tif'

³Retinografía '20051020_43832_0100_PP.tif'

⁴Retinografía '20060530_54390_0100_PP.tif'

⁵Retinografía '20060411_59941_0200_PP.tif'

Tabla 2: Percentiles de los valores promedio del índice de Jaccard para cada método analizado.

Método ¹	Índice de Jaccard (JC)									
	> 0,5	> 0,55	> 0,6	de > 0,65	Jaccard > 0,7	> 0,75	> 0,8	> 0,85	> 0,9	
Kapur	37,75 %	36,00 %	33,42 %	29,75 %	24,42 %	17,92 %	9,92 %	2,67 %	0,08 %	
Otsu	6,92 %	6,42 %	6,17 %	5,83 %	5,58 %	4,83 %	3,83 %	2,17 %	0,42 %	
Kittler	55,17 %	51,42 %	45,67 %	36,83 %	27,08 %	18,58 %	10,92 %	4,67 %	1,00 %	
Niblack	62,25 %	51,33 %	40,92 %	28,75 %	18,83 %	10,67 %	5,25 %	1,33 %	0,17 %	
Sauvola	79,83 %	70,33 %	58,33 %	42,83 %	30,42 %	18,50 %	11,00 %	5,58 %	0,83 %	
Wolf	76,67 %	66,67 %	57,25 %	47,17 %	34,75 %	20,83 %	12,58 %	5,08 %	0,42 %	
Nick	61,08 %	51,67 %	42,58 %	31,67 %	21,50 %	13,92 %	7,17 %	2,08 %	0,33 %	
Bradley	60,75 %	52,33 %	42,50 %	32,33 %	21,83 %	14,42 %	8,08 %	2,08 %	0,25 %	
Kittler y Median	70,08 %	65,75 %	58,25 %	48,25 %	36,67 %	24,17 %	14,25 %	5,92 %	1,17 %	
Kittler x Median	55,25 %	51,17 %	46,50 %	38,67 %	29,17 %	22,08 %	12,33 %	5,33 %	1,08 %	
Kittler Median	71,08 %	66,08 %	58,42 %	47,58 %	35,50 %	23,50 %	13,92 %	5,67 %	0,83 %	
Kittler y Mean	64,83 %	60,25 %	53,50 %	42,33 %	30,67 %	19,83 %	11,08 %	3,67 %	0,33 %	
Kittler x Mean	48,58 %	45,17 %	39,92 %	31,00 %	23,33 %	15,67 %	7,83 %	3,00 %	0,25 %	
Kittler Mean	66,58 %	61,58 %	54,42 %	42,25 %	31,58 %	20,33 %	10,67 %	4,08 %	0,33 %	
Otsu y Median	4,92 %	4,58 %	4,33 %	3,92 %	3,50 %	2,92 %	2,50 %	1,42 %	0,33 %	
Otsu x Median	19,75 %	15,08 %	12,00 %	9,42 %	5,58 %	3,50 %	1,75 %	0,58 %	0 %	
Otsu Median	22,75 %	19,00 %	15,42 %	12,42 %	8,42 %	6,00 %	3,83 %	1,75 %	0,25 %	
Otsu y Mean	4,50 %	4,25 %	3,83 %	3,50 %	3,25 %	2,50 %	2,00 %	0,83 %	0,17 %	
Otsu x Mean	21,17 %	17,17 %	13,00 %	9,00 %	5,42 %	3,50 %	1,75 %	0,42 %	0 %	
Otsu Mean	24,25 %	20,25 %	16,83 %	12,25 %	7,75 %	5,33 %	3,00 %	1,00 %	0,25 %	

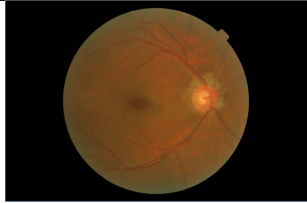
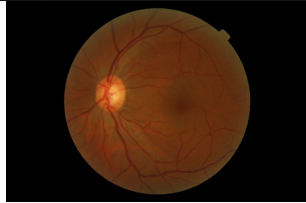
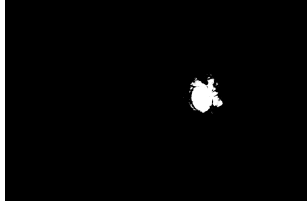
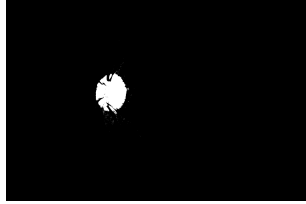
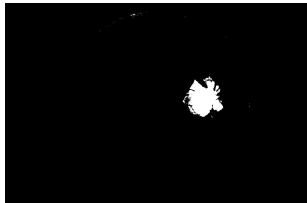



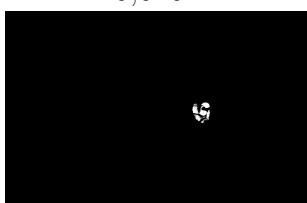
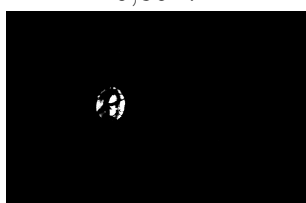
Método	Imagen 1 ²	Imagen 2 ³
Imagen original		
Kittler y Median <i>JC</i>	 0,8288	 0,8564
Otsu x Median <i>JC</i>	 0,6331	 0,8275
Otsu <i>JC</i>	 0,0404	 0,8627
Sauvola <i>JC</i>	 0,6881	 0,6516

Tabla 3: Ejemplos de umbralización buenos con imágenes de Messidor

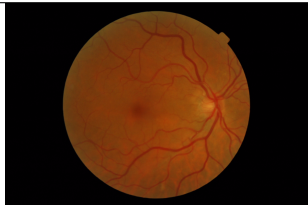

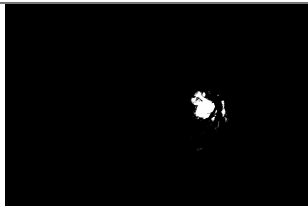
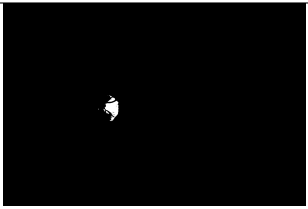

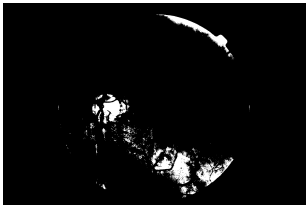
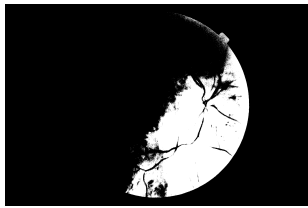
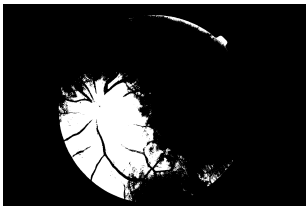
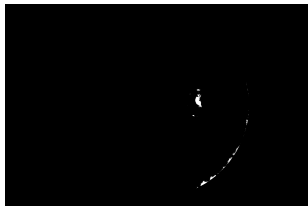
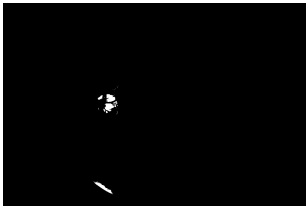
Método	Imagen 3 ⁴	Imagen 4 ⁵
Imagen original		
Kittler y Median <i>JC</i>	 0,1855	 0,1217
Otsu x Median <i>JC</i>	 0,0383	 0,1028
Otsu <i>JC</i>	 0,0365	 0,0497
Sauvola <i>JC</i>	 0,2977	 0,1901

Tabla 4: Ejemplos de umbralización malos con imágenes de Messidor

3.5 Discusión de resultados

En este último apartado, relacionado con el trabajo experimental y los resultados obtenidos, se va a intentar, por una parte, explicar los valores del índice de Jaccard obtenidos y, por otra, argumentar la razón de estos, aparte de hacer un análisis de todo ello, en el cual, se dividirán los métodos por categorías al principio y, después, se comentarán ideas generales y se compararán resultados.

Una vez hecha esta pequeña introducción y recordatorio, se procederá a comentar y analizar los resultados obtenidos en el apartado 3.4. En términos generales, los métodos que han obtenido un índice de Jaccard mayor son el propuesto por Sauvola (0,6065), por un lado, y el desarrollado por Wolf (0,6038), por otro, ambos pertenecientes a la categoría de métodos adaptativos. Estos, han llegado a superar a las mejores medias de los métodos basados en histograma espacio–color propuestos, los cuales son, el basado en Kittler & Illingworth *y* inicializado con media (0,5520) y mediana (0,5837), y el basado en Kittler & Illingworth *xy* e inicializado también con media (0,5646) y mediana (0,5888).

Comparando los dos mejores métodos de cada categoría y basándonos en la tabla 4 se puede analizar la cuantía y distribución de los diferentes índices de Jaccard obtenidos en cada uno de ellos. Se observa como, en el método de Sauvola, aun con mejor media que el método basado en histograma espacio–color de Kittler & Illingworth *xy* e inicializado con mediana, los datos resultantes están más concentrados alrededor de valores de JC próximos a 0,55, mientras que, en el método propuesto, los valores se distribuyen de forma más equitativa hasta alcanzar el valor de 0,9 de JC . Esto anterior se puede argumentar observando los porcentajes expuestos en la tabla referenciado anteriormente, donde, el método de Sauvola posee, para los valores 0,5 y 0,55 de JC , un porcentaje de resultados superiores de 79,83% y 70,33% respectivamente, mientras que los porcentajes del método propuesto son de 71,08% y 66,08% pero, es a partir de este valor de JC donde este último método nombrado empieza a superar en porcentaje al algoritmo de Sauvola, por lo que, a partir de un índice de Jaccard de 0,6 en adelante, se tendrán más resultados contenidos en el método propuesto que en el de Sauvola. Esto significa que, aunque con el método adaptativo resulta mejor media, los resultados englobados son, en términos generales, más bajos que los adquiridos por el método propuesto, ya que estos se localizan más en los valores mayores a 0,6 de JC que en el otro.

Esto anteriormente explicado sucede de igual forma si se compara el método basado en histograma espacio–color en cuestión con el algoritmo de Wolf, siendo, este caso, más pronunciado que el de Sauvola.

Si se comparan, en la tabla **3**, los métodos propuestos con los algoritmos en los que se basan cada uno de ellos, –Otsu (0,1272) y Kittler & Illingworth (0,4467)–, se puede observar como, los primeros, son una mejora de estos últimos, ya que se obtienen mejores medias de JC , –0,3554 y 0,5888 para Otsu y Kittler & Illingworth respectivamente–. Esto era una de las finalidades del presente trabajo de fin de grado, poder crear una serie de métodos que obtuvieran mejores resultados que los algoritmos en los que están basados, ya que, en estos casos, no se tiene la ventaja relacionada con la generalidad en comparación con los métodos adaptativos, debido a que, los métodos globales en los que están basados los algoritmos propuestos, son de igual forma generales y, por tanto, no paramétricos que los basados en histogramas espacio–color.

Por otro lado, y entrando a analizar más concretamente los resultados obtenidos dentro de los métodos propuestos, llama la atención la diferencia de valores de media obtenida en el método basado en Otsu, tanto inicializado con media como con mediana, donde los algoritmos que tienen el eje y de la imagen $f(x, y)$ como uno de sus parámetros, obtienen resultados mucho más bajos –0,1598 para mediana y 0,1586 para media– que los fundamentados en el eje x –0,3143 para mediana y 0,3018 para media–. La razón de esta considerable diferencia se va a ilustrar a continuación con la retinografía de ejemplo expuesta en la figura **25**, para la cual, se obtiene un índice de Jaccard de 0,0977 en el eje y y 0,7218 en el eje x con la inicialización de la mediana.

En la tabla **6** se ilustran las umbralizaciones de la imagen representada en la figura **25** en ambos ejes x e y , la cual posee una dimensiones de 960x1440 píxeles.

Como se puede observar en los histogramas obtenidos, existe una diferencia notable según se use una componente espacial u otra para su desarrollo. En el histograma basado en el eje x se tienen dos picos pertenecientes a la clase objeto, uno más predominante que el otro, mientras que en el histograma basado en el eje y se observa un único pico que engloba enteramente a la clase objeto. Esto anteriormente explicado es, en términos generales, el patrón que siguen las imágenes *MESSIDOR* que se han usado para la evaluación de los métodos propuestos, y la razón de que, en el método basado en Otsu, dé mejores resultados el umbral computado por en la componente x que en el eje y .



Figura 25: Ejemplo de retinografía para ilustrar la diferencia de resultados obtenidos en los dos ejes del método propuesto basado en el algoritmo de Otsu

El método de Otsu posee el hándicap de no binarizar correctamente en casos en los que el área de la clase fondo sea mayor que la del objeto a umbralizar, ya que, este algoritmo, presupone la bimodalidad del histograma en cuestión para la obtención de un umbral verdaderamente óptimo pero, conforme se va agrandando dicha clase fondo en detrimento de la clase objeto, se van perdiendo las características bimodales que posee el histograma en cuestión y, por lo tanto, se obtendrá un peor valor de umbral óptimo. Es por esta razón por la que, en el caso anteriormente expuesto y, en general, en las retinografías propias de *MESSIDOR*, se obtiene una mejor umbralización a partir del histograma basado en el eje x , ya que, al haber dos máximos locales, la curva de umbral óptimo tiende más a alejarse de la clase fondo que el caso basado en el eje y , donde solo se tiene un máximo perteneciente a la clase objeto, y de menor área que el fondo, y se obliga a dicho umbral óptimo a tender más a los valores más recurrentes de la imagen $f(x, y)$.

En el caso de los métodos basados en el algoritmo de Kittler & Illingworth se presenta la escena contraria, ya que la componente espacial que obtiene mejores resultados basándonos en el índice de Jaccard es la y . Siguiendo el ejemplo de imagen expuesta anteriormente y los histogramas espacio–color restringido obtenidos, se puede argumentar que esto se debe a que, independientemente del área de cada clase, es en el histograma de y donde mejor se diferencian ambas clases, al haber solo un máximo global, mientras que en el eje x existen dos máximos locales. El algoritmo de Kittler & Illingworth no

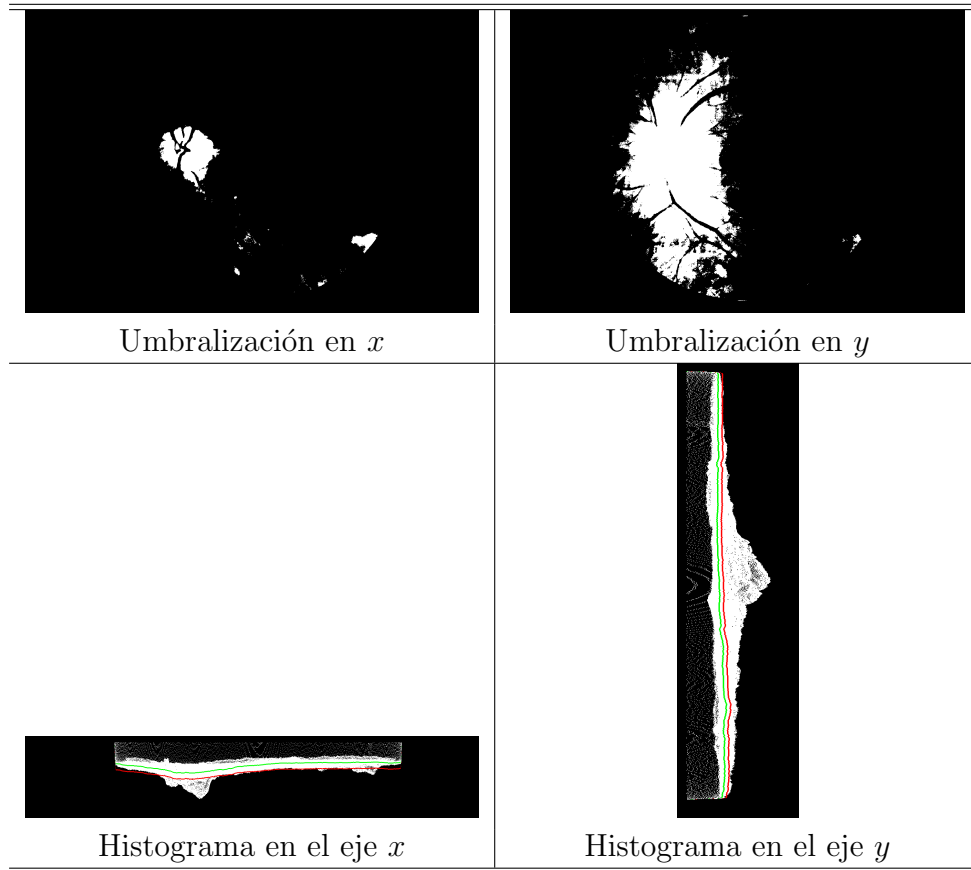


Tabla 5: Ejemplo de umbralización con histograma espacio–color restringido con inicialización de umbral (línea verde) y umbra óptimo (línea roja) marcados.

presenta la tara que sí posee el de Otsu, por lo que, para el caso del eje y se computará un umbral óptimo mayor –o más cercano a la clase objeto– que el umbral óptimo calculado en Otsu y, al diferenciarse de forma tan intuitiva, ambas clases el resultado será mejor que el obtenido por la umbralización en x , debido a que, al subir la curva de umbral, se puede perder información contenida en el segundo máximo local de la imagen.

Por último, en relación al análisis de los métodos propuestos, también cabe decir que, todos los que unifican las dos componentes espaciales –Kittler xy media, Kittler xy mediana, Otsu xy media y Otsu xy mediana– dan mejores resultados que los métodos en los que están basados, siendo más notable la mejoría en los algoritmos basados en Otsu –de 0,3141 a 0,3554 en mediana

y de 0,3018 a 0,3482 para media- que en los de Kittler -de 0,5837 a 0,5888 en mediana y de 0,5520 a 0,5646 para media-. Esto se puede traducir en que, la umbralización dominante de Kittler & Illingworth (componente espacial y) obtiene binarizaciones correctas de forma constante y, por norma general, mejores que las computadas por el eje x , por lo que en pocos casos puede ésta última mejorar los resultados obtenidos.

El caso basado en el método de Otsu es diferente, debido a que la mejora observada en el algoritmo que unifica ambas componentes es considerablemente superior a la componente dominante de dicho método (eje x). En este caso se tiene que, la componente basada en el eje y mejora, en muchas más ocasiones que el caso anterior, el umbral óptimo calculado por el eje x del mismo método, resultando una suma de 0,04 sobre la media del índice de Jaccard del segundo. Esto significa que, aunque el método Otsu basado en x funcione correctamente en muchos más casos que el Otsu y , en los casos en los que el primero no selecciona un umbral verdaderamente adecuado, el segundo sí lo hace, consiguiendo mejorar el cómputo global.

4 Conclusiones y líneas abiertas

4.1 Conclusiones

La principal conclusión que se puede extraer del trabajo realizado es que la incorporación de la información espacial a través de los histogramas espacio-color constituye una alternativa muy interesante para la umbralización de imágenes al complementar la información de color y adaptarse mejor a las variaciones de iluminación presentes en las mismas.

En primer lugar, los resultados presentados son bastante mejores que los obtenidos por la aplicación de los métodos globales clásicos. En segundo lugar, se han conseguido unos resultados muy similares a los de los métodos adaptativos clásicos, si bien hay que tener en cuenta la gran ventaja que supone la naturaleza no paramétrica de los métodos propuestos.

Aunque la umbralización de las imágenes de retinografías no produce, en general, una imagen de salida óptima (como era de esperar, dada la dificultad del problema), la impresión visual es bastante mejor de lo que pudiera parecer si atendemos a los valores promedio de Jaccard obtenidos, por lo que se puede considerar como un primer paso en la buena dirección para la correcta localización y segmentación del disco óptico.

4.2 Líneas abiertas

Un trabajo de investigación como el expuesto siempre es susceptible de mejora. Como posibles líneas abiertas, sugerimos las siguientes:

1. Partiendo del histograma espacio–color, plantear un esquema de inicialización diferente de los métodos propuestos e incluso métodos alternativos para llevar a cabo la umbralización.
2. Combinar la información de la x e y de otra manera que pueda resultar más ventajosa.
3. Implementar una nueva versión de los métodos más eficiente en tiempo de cómputo.
4. Implementar otras técnicas de procesamiento de imágenes que aprovechen las ventajas de trabajar con los histogramas espacio–color.

5 Conclusions and future lines of research

5.1 Conclusions

The main conclusion that can be drawn from the work done is that the incorporation of spatial information through the space–color histograms is a very interesting alternative for the illumination of images, by complementing the color information and adapting better to the variations of lighting present in them.

In the first place, the results presented are quite better than those obtained by the application of classical global methods. Secondly, similar results to those of the classic adaptive methods have been obtained, although it is necessary to have account the great advantage that the non-parametric nature of the proposed methods suppose.

Although the thresholding of the images of retinographies does not generally produce an optimal image output (as expected, given the difficulty of the problem), the visual impression is much better than it might seem if we look at Jaccard’s average values obtained, so it can be considered as a first step in the right direction for the correct location and segmentation of the optic disc.

5.2 Future lines of research

A research work like the one exposed is always susceptible to improvement. As possible open lines, we suggest the following ones:

1. Starting from the space-color histogram, propose a distinct initialization scheme of the studied methods and even alternative ones to carry out the thresholding.
2. Combine the information of the x and y in another way that may be more advantageous.
3. Implement a new and more efficient in computing time version of the methods.
4. Implement others image processing techniques that take advantage of the benefits of working with space-color histograms.

6 Presupuesto

Debido a que el trabajo realizado se puede llevar a cabo con cualquier tipo de *software* que permita el manejo y procesamiento de imágenes, tal como *Octave*, –que es libre y gratuito–, el presupuesto de llevarlo a cabo se resume en el tiempo invertido en ello por el alumno.

A continuación se añade una tabla donde se pueden observar las diferentes etapas del proyecto desarrollado asociado a las horas que se tardó en realizar cada una de ellas.

Descripción	Horas	Costo (€)
Revisión de métodos globales	20	200
Revisión de métodos adaptativos	25	250
Implementación y prueba de métodos clásicos	60	600
Estudio y familiarización de métodos propuestos	40	400
Prueba de métodos propuestos	10	100
Elaboración de la memoria	65	650
Total	220	2200

Tabla 6: Presupuesto del trabajo realizado

Bibliografía

- [Bradley & Roth, 2007] Bradley, D. & Roth, G. (2007). Adaptive thresholding using the integral image. *Journal of graphics tools*, 12(2), 13–21.
- [Flynn et al., 1993] Flynn, M., Lamming, M., Robinson, P., & Freeman, S. (1993). Pierre wellner .^aadaptive thresholding for the digitaldesk .^{eu}roparc.
- [Friel & Molchanov, 1999] Friel, N. & Molchanov, I. S. (1999). A new thresholding technique based on random sets. *Pattern Recognition*, 32(9), 1507 – 1517.
- [Kapur et al., 1985] Kapur, J. N., Sahoo, P. K., & Wong, A. K. (1985). A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram. *Computer vision, graphics, and image processing*, 29(3), 273–285.
- [Khurshid et al., 2009] Khurshid, K., Siddiqi, I., Faure, C., & Vincent, N. (2009). Comparison of niblack inspired binarization methods for ancient documents. In *Document Recognition and Retrieval XVI*, volume 7247 (pp. 72470U).: International Society for Optics and Photonics.
- [Kittler & Illingworth, 1986] Kittler, J. & Illingworth, J. (1986). Minimum error thresholding. *Pattern recognition*, 19(1), 41–47.
- [Niblack, 1986] Niblack, W. (1986). *An Introduction to Image Processing*. Prentice-Hall International Inc., first printing edition.
- [Niemistö, 2004] Niemistö, A. (2004). A comparison of nonparametric histogram-based thresholding algorithms. *Digital Image Processing*, 3, 1–51.
- [Núñez-Regalado, 2017] Núñez-Regalado, O. (2017). *Segmentación de Imágenes Basada en Histogramas Utilizando Información de Color y Espacial. Aplicación a Imágenes Naturales y Retinografías*. PhD thesis, Universidad de La Laguna.
- [Otsu, 1979] Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 9(1), 62–66.
- [Prewitt & Mendelsohn, 1966] Prewitt, J. M. & Mendelsohn, M. L. (1966). The analysis of cell images. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 128(3), 1035–1053.

- [Ridler et al., 1978] Ridler, T., Calvard, S., et al. (1978). Picture thresholding using an iterative selection method. *IEEE trans syst Man Cybern*, 8(8), 630–632.
- [Rosenfeld & De La Torre, 1983] Rosenfeld, A. & De La Torre, P. (1983). Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, (2), 231–235.
- [Sauvola & Pietikäinen, 2000] Sauvola, J. & Pietikäinen, M. (2000). Adaptive document image binarization. *Pattern recognition*, 33(2), 225–236.
- [Sezgin & Sankur, 2004] Sezgin, M. & Sankur, B. (2004). Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. *Journal of Electronic imaging*, 13(1), 146–166.
- [Tsai et al., 1985] Tsai, W.-H. et al. (1985). Moment-preserving thresholding-a new approach. *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 29(3), 377–393.
- [Wolf & Jolion, 2004] Wolf, C. & Jolion, J.-M. (2004). Extraction and recognition of artificial text in multimedia documents. *Formal Pattern Analysis & Applications*, 6(4), 309–326.