

3.4. Extracción de regiones mediante detección de umbral

De forma manual y con un poco de paciencia se puede detectar una región si se cuenta con la herramienta para hacerlo, el ejemplo de esto se muestra en la figura 3.43, en la figura 3.45 se muestra la extracción de cada una de las regiones de una imagen de muestra. Para hacer un poco más fácil la tarea es emplear el histograma de la imagen en niveles de gris, para ello la imagen original en formato RGB se transforma en una imagen formato YIQ y se procesa el canal Y como una imagen en niveles de gris, ese se muestra en la figura 3.44.

En la figura 3.44 usted puede observar que hay cuatro niveles distintos del nivel de blanco, en cero, otro en ciento cincuenta y ocho, otro en ciento ochenta y ocho y otro en dos cientos treinta y dos, con esto en mente, se convierten en los umbrales para decidir que objeto de la imagen segmentar, por supuesto se está hablando de umbralizado global.

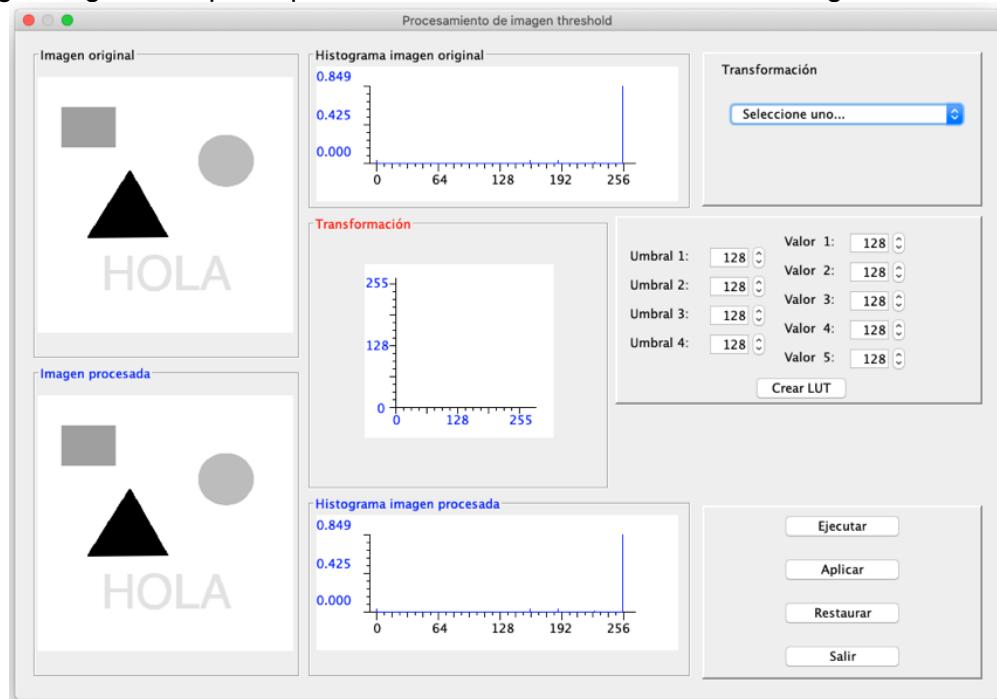


Figura 3.43 Herramienta de segmentación.

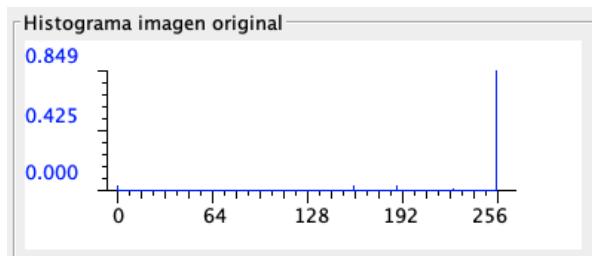


Figura 3.44 Histograma de la imagen para la segmentación.

Para encontrar un enfoque general, se definieron una serie de diferentes modelos matemáticos para entender cómo funciona cada algoritmo. Sea h la representación en histograma de la imagen digital de entrada $f(x, y)$ dividida en i niveles de intensidad con un valor máximo L (o 256 en el caso de una imagen de 8 bits). De esta manera, la cantidad h_i de píxeles debe compararse con una intensidad i ; para mayor claridad, consulte las siguientes sumas parciales:

$$A_j = \sum_{i=0}^j h_i, \quad B_j = \sum_{i=0}^j i h_i, \quad C_j = \sum_{i=0}^j i^2 h_i, \quad D_j = \sum_{i=0}^j i^3 h_i \quad (3.28)$$

Donde j toma valores desde cero hasta $L - 1$. Los métodos para umbralizar y no paramétricos son los siguientes:

- Método del mínimo y método de intermodas.
- Método de concavidad.
- Método de entropía.
- Método del momento.
- Método de Otsu.
- Método del error mínimo.



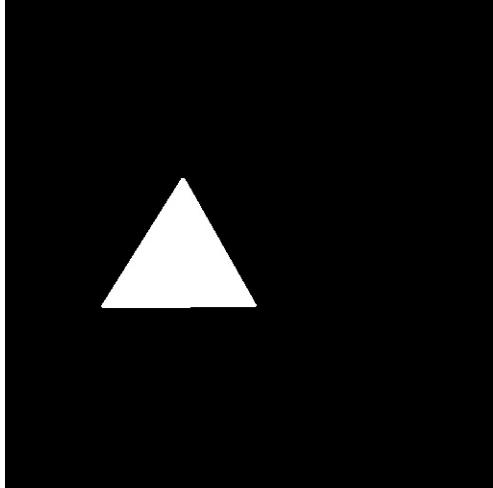
HOLA



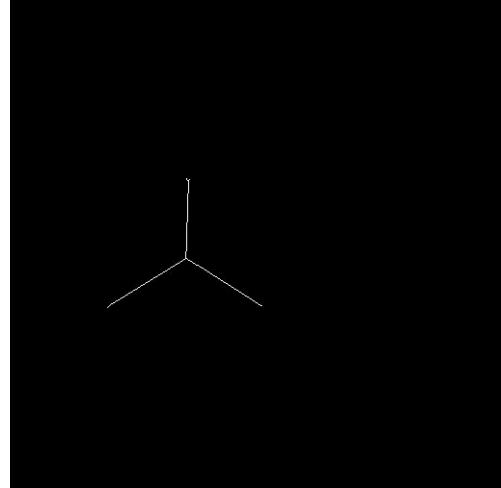
HOLA



(a) Imagen de 512 x 512 pixeles



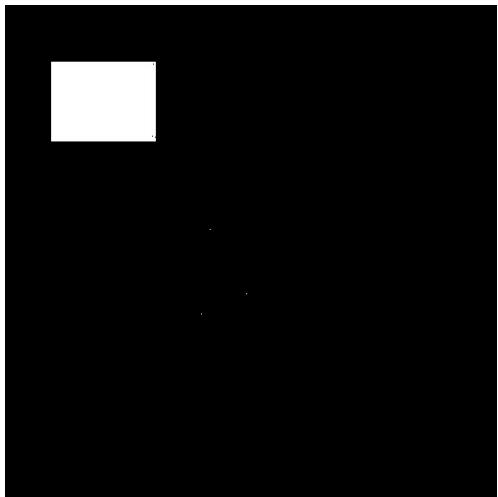
(b) Transformación RGB -> YIQ



(c)

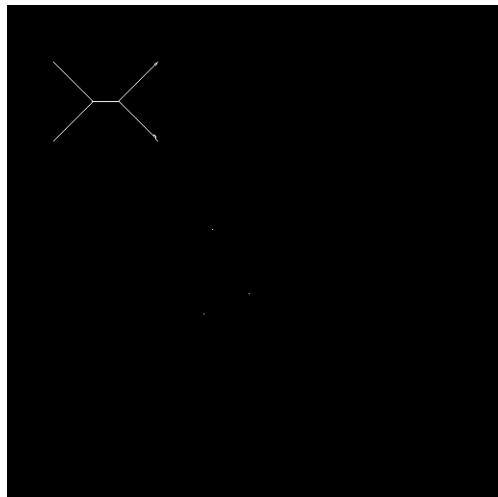
$$f_s(x, y) = \begin{cases} 255 & \text{si } f_g(x, y) \leq 140 \\ 0 & \text{en otro caso} \end{cases} \Big|_{\text{triangulo}}$$

(d) El esqueleto de c

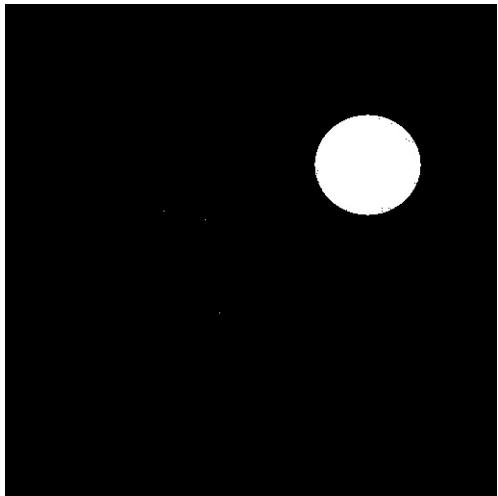


(e)

$$f_s(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } 0 \leq f_g(x, y) < 158 \\ 255 & \text{si } 158 \leq f_g(x, y) < 160 \\ 0 & \text{si } 160 \leq f_g(x, y) \geq 255 \end{cases} \Big|_{\text{rectangulo}}$$

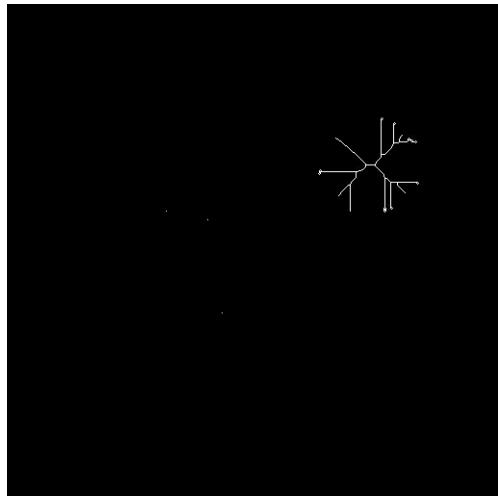


(f) El esqueleto de e



(g)

$$f_s(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } 0 \leq f_g(x, y) < 187 \\ 255 & \text{si } 187 \leq f_g(x, y) < 190 \\ 0 & \text{si } 190 \leq f_g(x, y) \geq 255 \end{cases} \Big|_{\text{circulo}}$$



(h) El esqueleto de g



(i)

$$f_s(x, y) = \begin{cases} 0 & \text{si } 0 \leq f_g(x, y) < 224 \\ 255 & \text{si } 224 \leq f_g(x, y) < 227 \\ 0 & \text{si } 227 \leq f_g(x, y) \geq 255 \end{cases}_{hola}$$

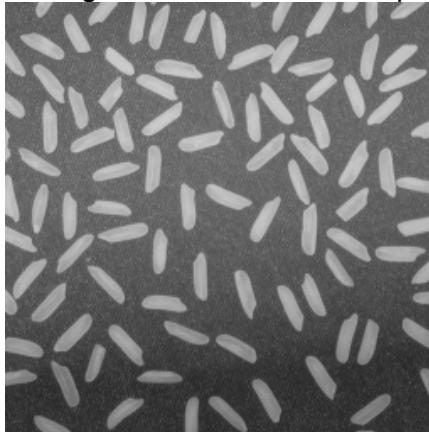


(j) Esqueleto de i

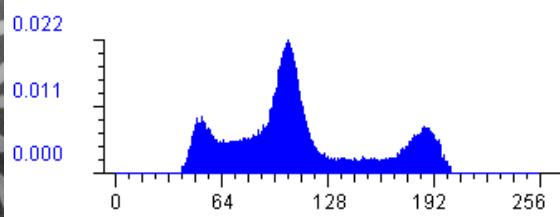
Figura 3.42 (a) imagen original de 512 x 512, (b) Transformación RGB => YIQ, (c) Segmentación del triángulo, (d) El esqueleto del triángulo, (e) Segmentación del rectángulo, (f) El esqueleto del rectángulo, (g) Segmentación del círculo, (h) El esqueleto del círculo, (i) Segmentación de la palabra Hola, (j) El esqueleto de la palabra.

3.4.1. Selección de umbral óptimo

Para las siguientes técnicas se empleará la imagen de la figura 3.43 (a).



(a)



(b)

Figura 3.43 (a) Imagen original empleada en las técnicas de selección de umbral óptimo, (b) su histograma.

Método del mínimo y método de inter modas

Todos estos métodos desarrollados por Prewitt son sencillos y fáciles de mantener. En el método de reducción, cambie h de la imagen $f(x, y)$ para que el número de máximos locales se reduzca a dos, y luego seleccione el valor central T de acuerdo con la Ecuación (3.29), estableciendo así el valor del segmento T a seleccionar (o comparado) al punto mínimo,

porque el número de píxeles en este punto del histograma h debe ser menor que el número de píxeles i vecinos en mediciones adyacentes:

$$h_{T-1} > h_T \leq h_{T+1} \quad (3.29)$$

Para el método de Prewitt es una alternativa del mínimo. Tome un histograma h bimodal seleccionando el valor de umbral T empleando la ecuación (3.30), el valor de la media de las medidas de los dos máximos locales. Estos máximos se expresan con h_j y h_k .

$$T = \frac{1}{2}(h_j + h_k) \quad (3.30)$$

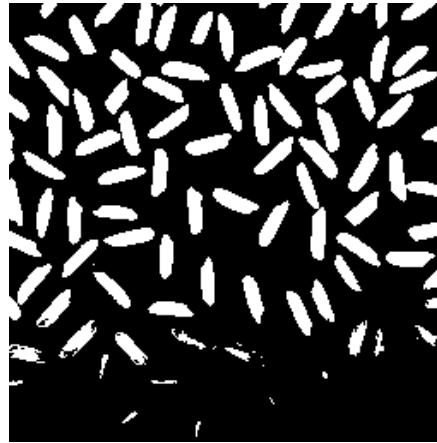


Figura 3.44 Resultado de umbralización con método mínimo de Prewitt. Umbral optimo calculado 148

Se puede ver en la Figura 3.44 y la Figura 3.45 que los dos métodos producen la misma salida de imagen binaria $f_b(x, y)$, y el método entre modos es mejor que el método submodo. Ninguno de ellos puede tocar el daño detrás de la imagen $f(x, y)$, ni pueden bloquear los granos de arroz que se encuentran debajo.



Figura 3.45 Resultado de umbralización con método inter moda de Prewitt. Umbral optimo calculado 143

Método de concavidad

Rosenfeld desarrolló un método basado en la construcción de una envolvente de excitación H de un histograma h de la forma $f(x, y)$ y sus límites y el estudio de los máximos locales de esta envolvente. El primer pico T se calcula algorítmicamente y se debe calcular la estructura circular H del histograma para encontrar el máximo local usando la siguiente ecuación:

$$h_l *= H_j - h_j \quad (3.31)$$

El siguiente paso es calcular el balance del histograma b_j empleando la ecuación (3.32) y el umbral con $T = \text{argmax}\{b_j * m_j\}$, donde m_j es una variable binaria igual a 1 cuando el valor j es la altura única de la curva H del histograma de la imagen digital.

$$b_j = A_j(A_L - A_j) \quad (3.32)$$

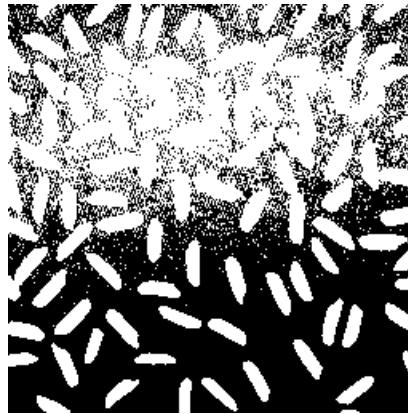


Figura 3.46 Resultado de umbralizado con método de concavidad de Rosenfeld. Umbral optimo calculado 104.

En el ejemplo del método de concavidad, se puede ver que el valor promedio T seleccionado por el algoritmo es muy pequeño y la parte de fondo de la imagen seleccionada es un grano de arroz. Esto da como resultado mejores operaciones dobles en la parte inferior de la imagen, pero menos operaciones dobles en la parte superior, lo que resulta en un rendimiento peor que el informado anteriormente.

Método de entropía

El algoritmo desarrollado por Kapur encuentra el mejor valor en la clave T basándose en la alta entropía y cardinalidad de la clase de objeto, porque en este caso, todos los resultados son posibles. tal vez. Este algoritmo divide el histograma h en dos probabilidades, una para la clase de objeto y otra para la clase de fondo. Una vez hecho esto, la entropía de cada categoría se define como:

$$E_j = -\sum_{i=0}^j h_i * \log(h_i) \quad (3.33)$$

donde j toma valores desde 0 hasta $L - 1$. Y se establece el umbral optimo T como el máximo de la ecuación expuesta en (3.34).

$$T = \text{argmax}_j \left(\log(A_j) + \frac{E_j}{A_j} + \log(A_{L-1} - A_j) + \frac{E_{L-1} - E_j}{A_{L-1} - A_j} \right) \quad (3.34)$$

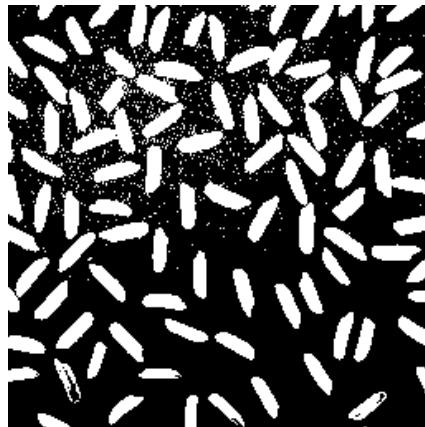


Figura 3.47 Resultado de umbralización con método basado en entropía de Kapur. Umbral óptimo calculado 119.

Como se puede ver en la figura 3.47, los resultados en forma de bloque y el método de Kapur lograron buenos resultados porque todos los granos de arroz son claramente visibles, aunque algunos granos de arroz tienen formas incompletas. Hay ruido en la parte superior de la imagen, lo que significa que se incluyen todos los granos de arroz en la parte inferior de la categoría de objetos. El algoritmo comienza desde los píxeles del fondo de la imagen y los divide en dos grupos (granos de arroz de abajo hacia abajo y granos de arroz, de arriba a abajo). Distribución de valor y nivel de energía.

Método del momento

El investigador Tsai desarrolló un método para calcular el valor T requerido para que las primeras 3 veces de la imagen sea una imagen aproximada, y la relación de A_j/A_L es el valor más cercano a x_0 , que se determina directamente mediante la ecuación (3.35).

$$x_0 = \frac{1}{2} - \frac{\frac{B_{L-1} + x_2}{A_{L-1}}}{\sqrt{x_2^2 - 4x_1}} \quad (3.35)$$

donde x_1 y x_2 son respectivamente:

$$x_1 = \frac{B_{L-1}D_{L-1} - C_{L-1}^2}{A_{L-1}C_{L-1} - B_{L-1}^2} \quad (3.36)$$

$$x_2 = \frac{B_{L-1}C_{L-1} - A_{L-1}D_{L-1}}{A_{L-1}C_{L-1} - B_{L-1}^2} \quad (3.37)$$

Como se muestra en la figura 3.48, el método calcula un nivel de idoneidad muy bajo en la entrada T y calcula el mejor grupo de todos los granos de arroz basándose en el número en la categoría inferior de la categoría superior de la imagen $f(x, y)$.

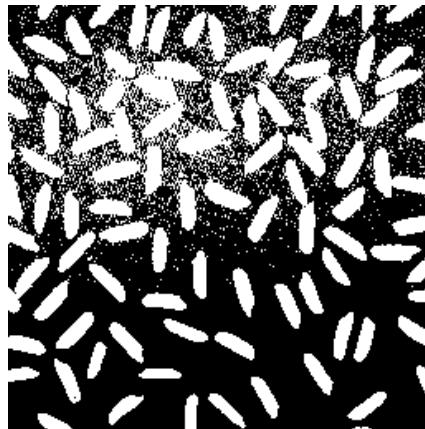


Figura 3.48 Resultado de umbralización con método del momento de Tsai. Umbral optimo calculado 111.

Método de Otsu

El método Otsu se ha convertido en un método de entrada clave para la segmentación debido a su tamaño simple, velocidad computacional y buenos resultados. Está incluido en la estrategia del grupo y sus actividades están dirigidas a incrementar la diversidad del grupo. Este método se basa en el primer conjunto de píxeles en forma de dos conjuntos de $f(x, y)$, ecuaciones (3.37) y (3.38):

$$C_0: \frac{p_0}{\omega_0(t)}, \dots, \frac{p_{t-1}}{\omega_0(t)} \quad (3.37)$$

$$C_1: \frac{p_1}{\omega_1(t)}, \dots, \frac{p_{L-1}}{\omega_1(t)} \quad (3.38)$$

Distribuciones de probabilidad, como ω_0 (ecuación 3.39) y ω_1 (ecuación 3.40). Este algoritmo aumenta gradualmente el valor de T a través del histograma de la imagen durante el proceso de cálculo y calcula la diferencia entre los grupos en ambos lados de T . La primera distribución de probabilidad ω_0 corresponde a los píxeles resultantes del valor de intensidad cero al valor $T-1$, y la segunda distribución proviene del valor T hasta el final del histograma $L-1$.

$$\omega_0(t) = \sum_{i=0}^{t-1} p(i) \quad (3.39)$$

$$\omega_1(t) = \sum_{i=t}^{L-1} p(i) \quad (3.40)$$

Las medias de ambas clases se ilustran en las ecuaciones (3.41) y (3.42), así como la media global μ_T de la imagen en (3.43).

$$\mu_0(t) = \frac{\sum_{i=0}^{t-1} i \cdot p(i)}{\omega_0(t)} \quad (3.42)$$

$$\mu_1(t) = \frac{\sum_{i=t}^{L-1} i \cdot p(i)}{\omega_1(t)} \quad (3.42)$$

$$\mu_T = \sum_{i=0}^{L-1} i \cdot p(i) \quad (3.43)$$

Estos valores son necesarios para calcular la desviación estándar de los dos parámetros $\sigma_0(t)$ y $\sigma_1(t)$ y por tanto estimar la diferencia entre los grupos σ_ω^2 , que es la suma de las dos variables, y las diferentes categorías entre las categorías σ_b^2 .

$$\sigma_\omega^2 = \omega_0(t)\sigma_0^2(t) + \omega_1(t)\sigma_1^2(t) \quad (3.44)$$

$$\sigma_b^2 = \omega_0(t)(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(t)(\mu_1 - \mu_T)^2 \quad (3.45)$$

Otsu descubrió que reducir la diferencia entre clases es lo mismo que aumentar la diferencia entre grupos, por lo que el propósito de su algoritmo es calcular la circularidad de las diferencias entre diferentes grupos y seleccionar el nivel absoluto de T con la mayor parte. Las diferencias ocurren entre grupos y se designan como partes correctas de la forma $f(x, y)$.

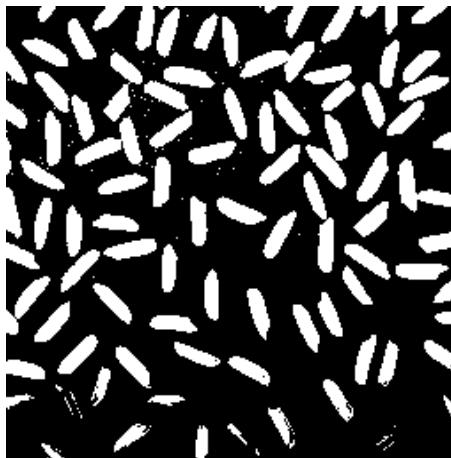


Figura 3.49 Resultado de umbralización con método de Otsu. Umbral óptimo calculado 131.

Método del error mínimo

Este algoritmo fue desarrollado por Kittler & Illingworth creía que la función gaussiana tiene dos componentes, uno es el fondo y el otro es de interés porque tiene su propia media y variación. En la figura 3.50 puedes ver un ejemplo de un histograma obtenido usando este método. El método consiste en encontrar la posición óptima de T que minimice el error de clasificación, es decir, reducir la distancia entre los dos parámetros tanto como sea posible.

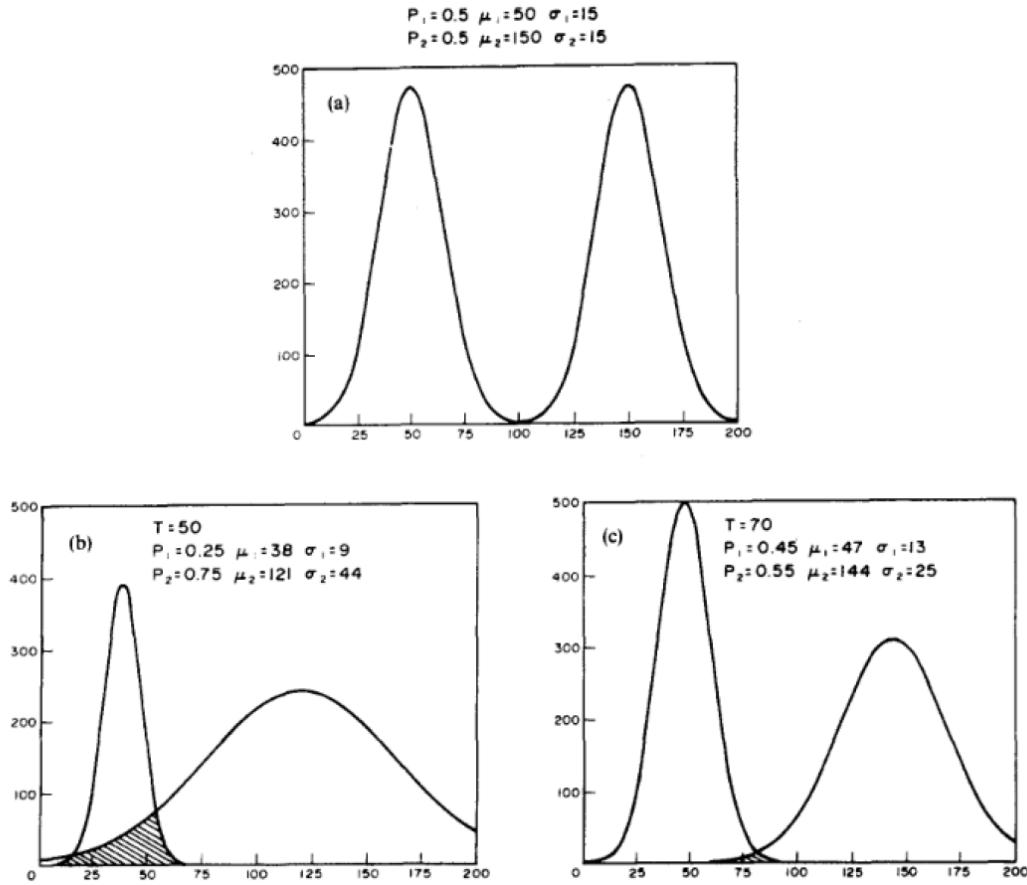


Figura 3.50 Ejemplo de funcionamiento del método de Kittler & Illingworth. Búsqueda del mínimo error de clasificación.

Matemáticamente, a continuación, se muestran las siguientes variables basadas en las ecuaciones expuestas en (3.28):

$$p_j = \frac{A_j}{A_{L-1}}, \quad q_j = \frac{A_{L-1}-A_j}{A_{L-1}}, \quad \sigma_j^2 = \frac{C_j}{A_j-\mu_j^2}, \quad \nu_j^2 = \frac{C_{L-1}-C_j}{A_{L-1}-A_j} \quad (3.44)$$

donde

$$\mu_j = \frac{B_j}{A_j}, \quad \nu_j = \frac{B_{L-1}-B_j}{A_{L-1}-A_j} \quad (3.45)$$

El objetivo de este método global es encontrar el valor de umbral T óptimo que minimice el error de clasificación:

$$T = \operatorname{argmin}_j \left\{ p_j \log \left(\frac{\sigma_j}{p_j} \right) + q_j \log \left(\frac{\nu_j}{q_j} \right) \right\} \quad (3.46)$$

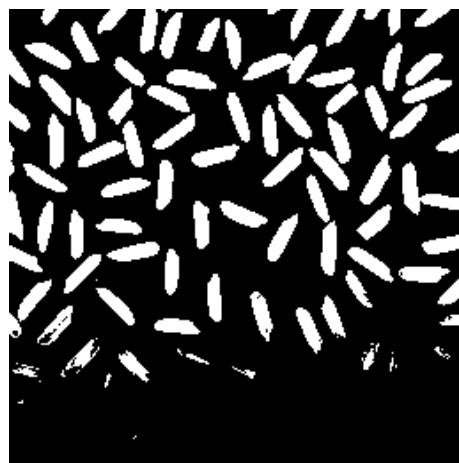


Figura 3.51 Resultado de umbralización con método del mínimo error de Kittler & Illingworth. Umbral óptimo calculado 153.