



# Introducción a la Visión Computacional y Procesamiento Gráfico

I Unidad

Ms. Ing. Liz Sofia Pedro H.



# Contenidos.

1. Introducción
2. Sistemas de Visión Computacional
3. Procesamiento Digital de Imágenes.
  1. Operaciones estadísticas.
  2. Binarización.



## 5. BINARIZACIÓN

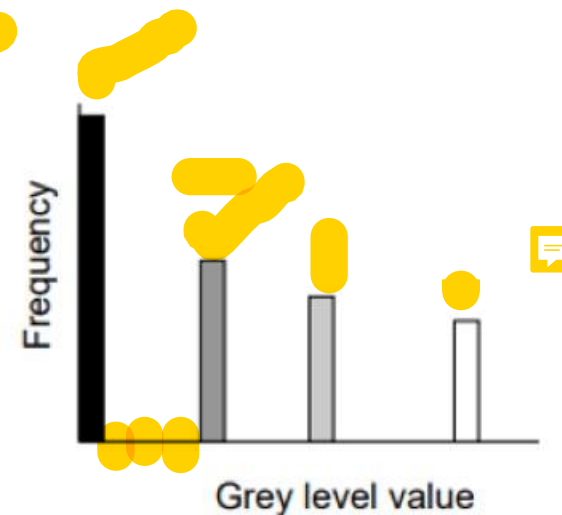
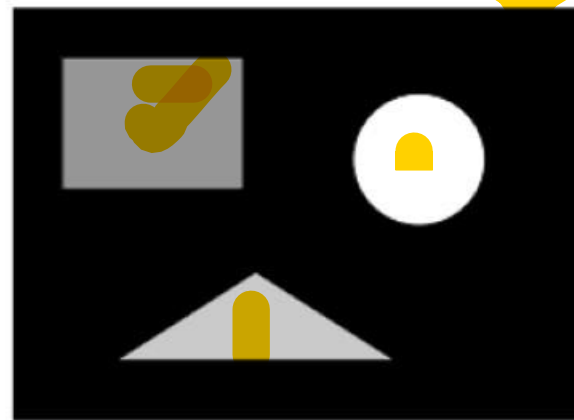


## 5.1. Binarización.

- Separar el **objeto** del **fondo** de la imagen.
- La entrada es una imagen en **escala de gris**.
- La salida es una **imagen binaria**.
- Una imagen binaria es una imagen que tiene solo dos tonos de gris (**negro:0** y **blanco:1**).
- Utiliza un **valor umbral**, el cual es calculado empleando diversos métodos.
- **Thresholding**

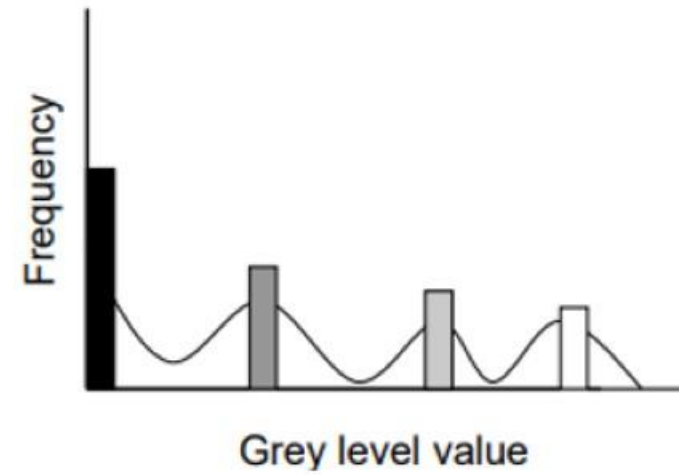
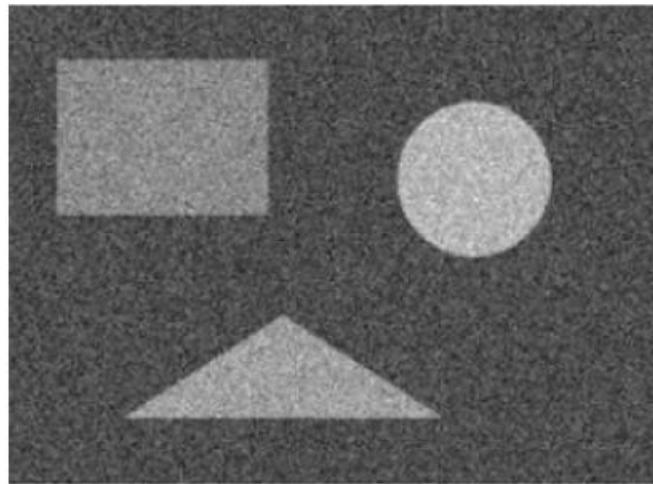
## 5.1. Binarización (Cont.)

- El histograma de la imagen crea contenedores de intensidades y cuenta número de píxeles en cada nivel, también se puede emplear normalizado.



## 5.1. Binarización (Cont.)

- El histograma de la imagen se puede ver afectado por el ruido.





## 5.1. Binarización (Cont.)

□ La binarización puede ser vista como:



$$G(x, y) = \begin{cases} 0, & \text{si } I(x, y) \leq T \\ 1, & \text{si } I(x, y) > T \end{cases}$$

*Para*  $I_{m \times n} \rightarrow G_{m \times n}$





## 5.1. Binarización (Cont.)



$$T = 150$$





## 5.1. Binarización (Cont.)



$$T = 200$$



## 5.1. Binarización (Cont.)



$$T = 250$$





## 5.1. Binarización (Cont.)

- Problema: ¿Cómo encontrar el umbral adecuado?
  - Usando el histograma de la imagen
  - Existen varios métodos.



## 5.1. Binarización (Cont.)

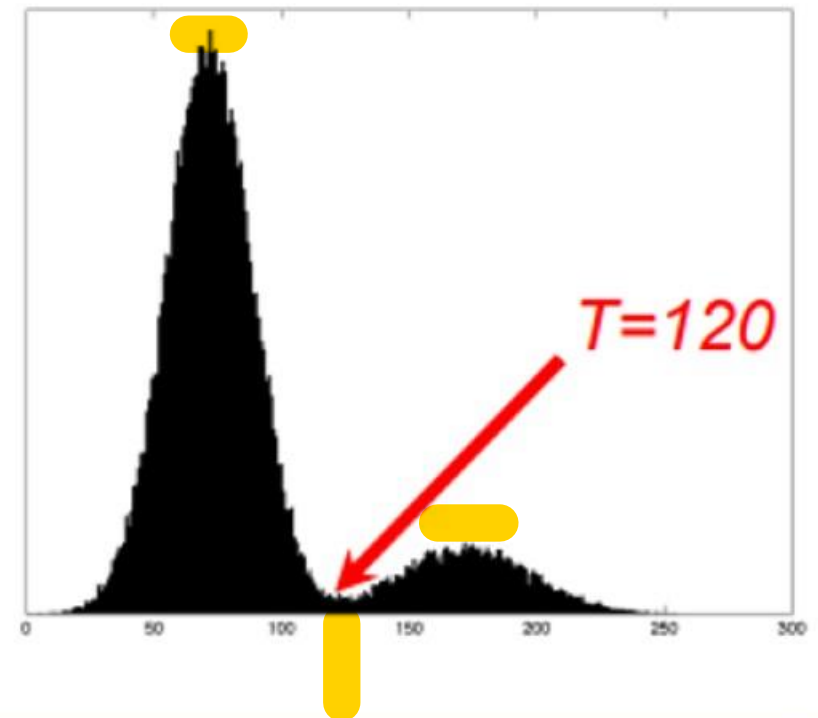


### □ Operaciones a utilizar:

- *Histograma de la imagen.*
- *Histograma acumulado.*
- *Histograma normalizado.* Se obtiene de dividir cada elemento del histograma de la imagen entre el numero total de pixel de la imagen.
- *Histograma acumulado normalizado.* Se obtiene de dividir cada elemento del histograma acumulado entre el numero total de pixel de la imagen.

## 5.1. Binarización (Cont.)

- Suposición: histograma bimodal
- Uso de frecuencias relativas
- Histograma normalizado.
- Valor umbral debe ubicarse entre 2 máximos



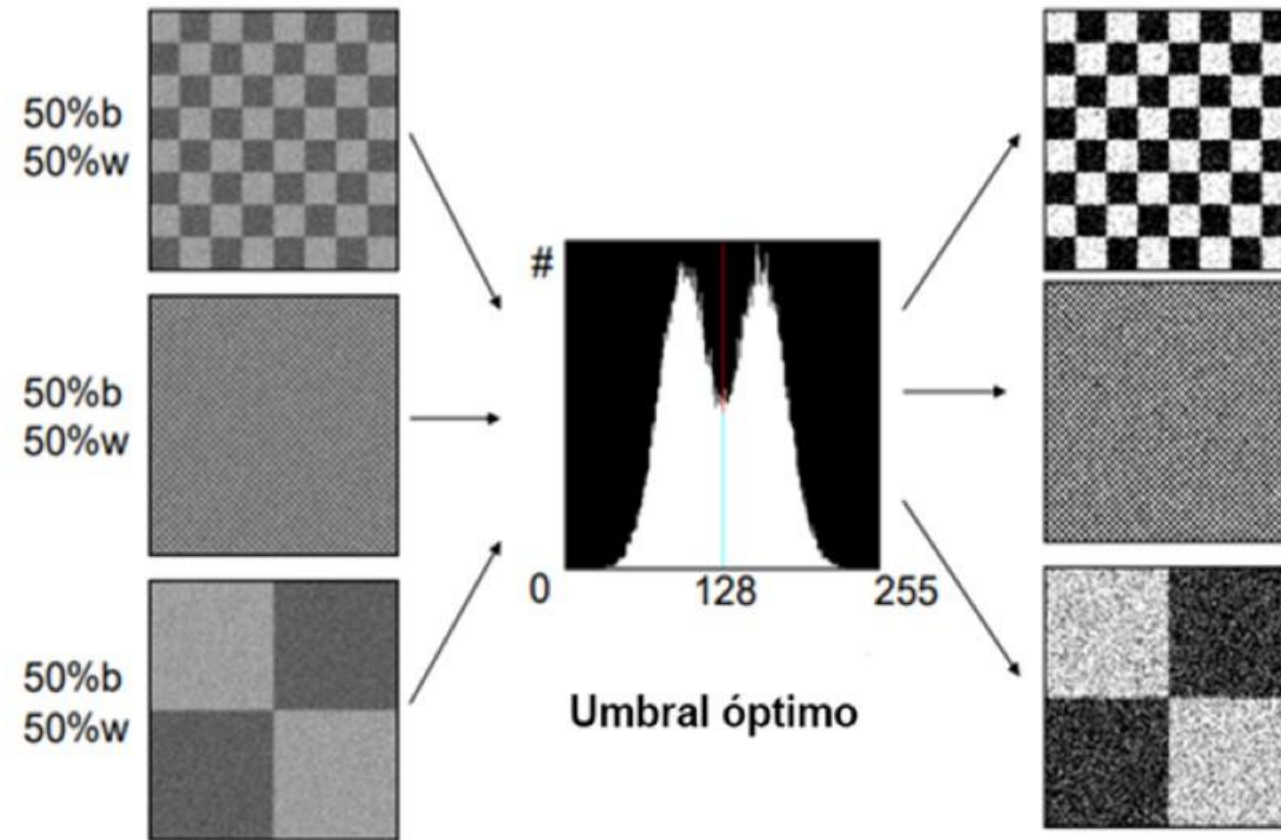


## 5.1.1. Método Otsu

- Nobuyuki Otsu
- Procedimiento no paramétrico.
- Considera histograma bimodal.
- Considera dos grupos o clases.
- Selecciona el umbral óptimo maximizando la varianza entre clases mediante una búsqueda exhaustiva y minimiza la suma ponderada de las variaciones dentro de cada.
- Tipo: \_\_\_\_\_

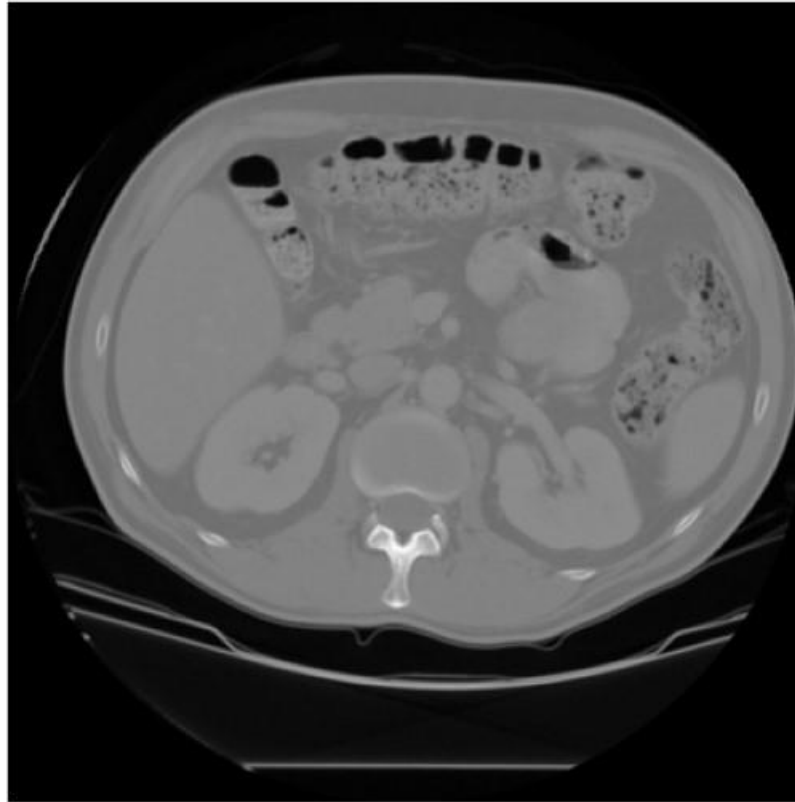


## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)





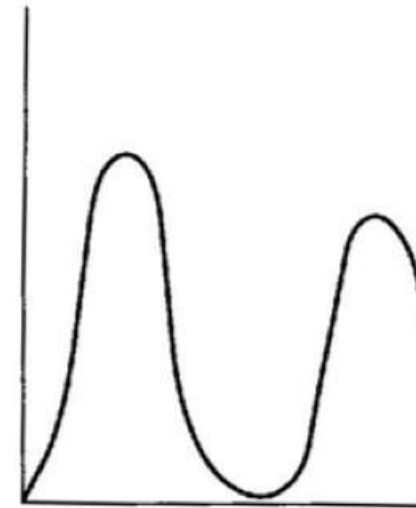
## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)



## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)

### □ *Ventajas:*

- Buena respuesta del método frente condiciones inadecuadas: ruido, sin máximos y mínimos diferenciados, mala iluminación, entre otros.
- No precisa de supervisión humana, preprocesamiento u otro tipo de información acerca de la misma.



(a) Two distinct modes



(b) Overlapped modes



## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)

### □ Desventajas:

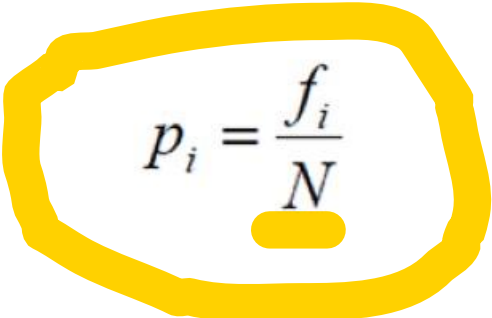

- A mayor número de clases en la imagen aumenta, el método necesita mucho más tiempo para seleccionar un umbral multinivel adecuado.



## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)

### □ Funcionamiento:

- Sea la imagen  $I$  en escala de de gris con  $N$  píxels y  $L$  posibles niveles diferentes.
- Probabilidad de ocurrencia del nivel de gris  $i$  en la imagen:


$$p_i = \frac{f_i}{N}$$

Donde:

$f_i$ : Frecuencia de repetición del nivel de gris  $i$ -ésimo  
con  $i = 1, 2, \dots, L$ .

Es similar a \_\_\_\_\_

## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)

### □ Funcionamiento:

- Los píxeles se dividen en dos clases  $C_1$  y  $C_2$ , con niveles de gris  $[1, 2, \dots, t]$  y  $[t + 1, t + 2, \dots, L]$  respectivamente, donde las distribuciones de probabilidad de ambas clases son:

$$C_1 : \frac{p_1}{\omega_1(t)}, \dots, \frac{p_t}{\omega_1(t)}$$
$$C_2 : \frac{p_{t+1}}{\omega_2(t)}, \frac{p_{t+2}}{\omega_2(t)}, \dots, \frac{p_L}{\omega_2(t)}$$

Donde:

$$\omega_1(t) = \sum_{i=1}^t p_i$$

$$\omega_2(t) = \sum_{i=t+1}^L p_i$$



## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)

### □ Funcionamiento:

- El promedio ponderado para cada una de las clases se definen como:

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^t \frac{i \cdot p_i}{\omega_1(t)} \quad \mu_2 = \sum_{i=t+1}^L \frac{i \cdot p_i}{\omega_2(t)}$$

- La intensidad media total de la imagen es:



$$\omega_1 \cdot \mu_1 + \omega_2 \cdot \mu_2 = \mu_T$$

$$\omega_1 + \omega_2 = 1$$



## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)



### □ Funcionamiento:

- El promedio ponderado para cada una de las clases se definen como:

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^t \frac{i \cdot p_i}{\omega_1(t)} \qquad \mu_2 = \sum_{i=t+1}^L \frac{i \cdot p_i}{\omega_2(t)}$$

- La intensidad media total de la imagen es:

$$\omega_1 \cdot \mu_1 + \omega_2 \cdot \mu_2 = \mu_T \qquad \omega_1 + \omega_2 = 1$$





## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)

### □ Funcionamiento:

- Por medio del análisis discriminante, la varianza entre clases de una imagen umbralizada se define como:

$$\sigma_B^2 = \omega_1 \cdot (\mu_1 - \mu_T)^2 + \omega_2 \cdot (\mu_2 - \mu_T)^2$$

- Luego, se debe encontrar el umbral,  $t$ , que maximice la varianza (umbral óptimo):

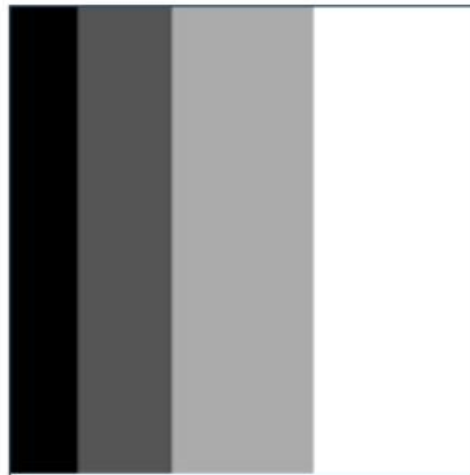
$$t^* = \underset{t}{Max}\{\sigma_B^2(t)\}$$

Donde:  $1 \leq t \leq L$

## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)

### □ Ejemplo:

- Sea la siguiente imagen con 4 tonalidades de gris.



$$\begin{aligned} L &= 4 \rightarrow [0, 85, 171, 255] \\ f_0 &= 10, \\ f_{85} &= 20, \\ f_{171} &= 30, \\ f_{255} &= 40 \\ N &= 10 \times 10 = 100 \end{aligned}$$

## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)

□ Ejemplo:

- Calcular los valores  $w_1$  y  $w_2$  para  $t = 85$

$$C_1 \leftrightarrow [0,85] \quad C_2 \leftrightarrow [171,255]$$

$$\omega_1(t=2) = \sum_{i=1}^t p_i = \frac{1}{10} + \frac{1}{5} = \frac{3}{10} \quad \omega_2(t=2) = \sum_{i=t+1}^L p_i = \frac{3}{10} + \frac{4}{10} = \frac{7}{10}$$


## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)



### □ Ejemplo:

- Calcular la varianza entre clases para todo valor de umbral posible ( $t = 85$ ):

$$C_1: \frac{p_1}{\omega_1(t=2)}, \frac{p_2}{\omega_1(t=2)} = \left\{ \frac{1}{3}, \frac{2}{3} \right\} \quad C_2: \frac{p_3}{\omega_2(t=2)}, \frac{p_4}{\omega_2(t=2)} = \left\{ \frac{3}{7}, \frac{4}{7} \right\}$$


$$\mu_1 = \sum_{i=1}^t \frac{ip_i}{\omega_1(t=2)} = \frac{1}{3} + 2 \times \frac{2}{3} = \frac{5}{3}$$

$$\mu_2 = \sum_{i=t+1}^L \frac{ip_i}{\omega_2(t=2)} = 3 \times \frac{3}{7} + 4 \times \frac{4}{7} = \frac{25}{7}$$

## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)

Calcular para  $t=1$ :  $N=10 \times 10=100$ ;  $f=h=[10,20,30,40]$ ;  $p=hN=[1/10, 2/10, 3/10, 4/10]$ . Intensidad para  $t=1=0$

$w_1(t=1)=1/10$ ,  $w_2(t=1)=1-w_1(t=1)=9/10$

$C1=\{p_1/w_1(t=1)\} = \{(1/10)/(1/10)\} = \{1\}$ ;

$C2=\{p_2/w_2(t=1), p_3/w_2(t=1), p_4/w_2(t=1)\} = \{(2/10)/(9/10), (3/10)/(9/10), (4/10)/(9/10)\} = \{2/9, 3/9, 4/9\}$

$u_1=1 \times 1=1$   $u_2=2(2/9)+3(3/9)+4(4/9)=29/9$

$u_T=w_1(t=1)u_1+w_2(t=1)u_2=(1/10)(1)+(9/10)(29/9)=3$

$\text{varianza}=w_1(t=1)(u_1-u_T)^2 + w_2(t=1)(u_2-u_T)^2 = (1/10)(1-3)^2 + (9/10)((29/9)-3)^2 = 0.4444$

### □ Ejemplo:

- Calcular la varianza entre clases para todo valor de umbral posible ( $t = 85$ ):

$$\mu_T = \omega_1(t=2)\mu_1 + \omega_2(t=2)\mu_2 = 3$$

$$\sigma_B^2 = \omega_1(t=2)(\mu_1 - \mu_T)^2 + \omega_2(t=2)(\mu_2 - \mu_T)^2 \approx 0.7619$$

$$\sigma_B^2(t=1) = 0.4444$$

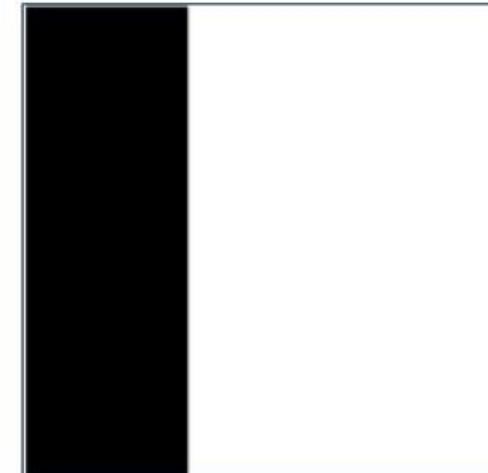
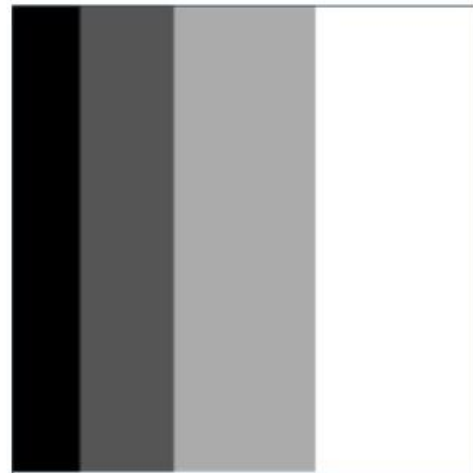
$$\sigma_B^2(t=3) = 0.6667$$

Realiza el calculo para  $t=3$ !!!!!!!

## 5.1.1. Método Otsu (Cont.)

□ Ejemplo:

- El mejor umbral para Otsu es:  $t = 85$





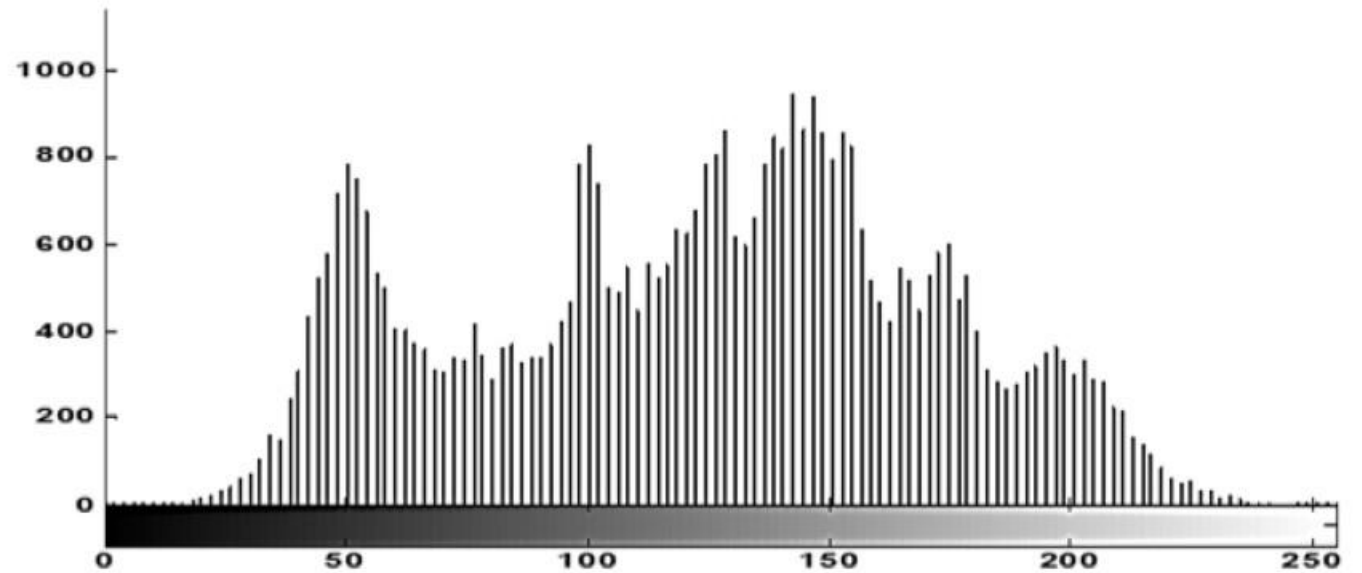


## 5.1.2. Máxima Entropía

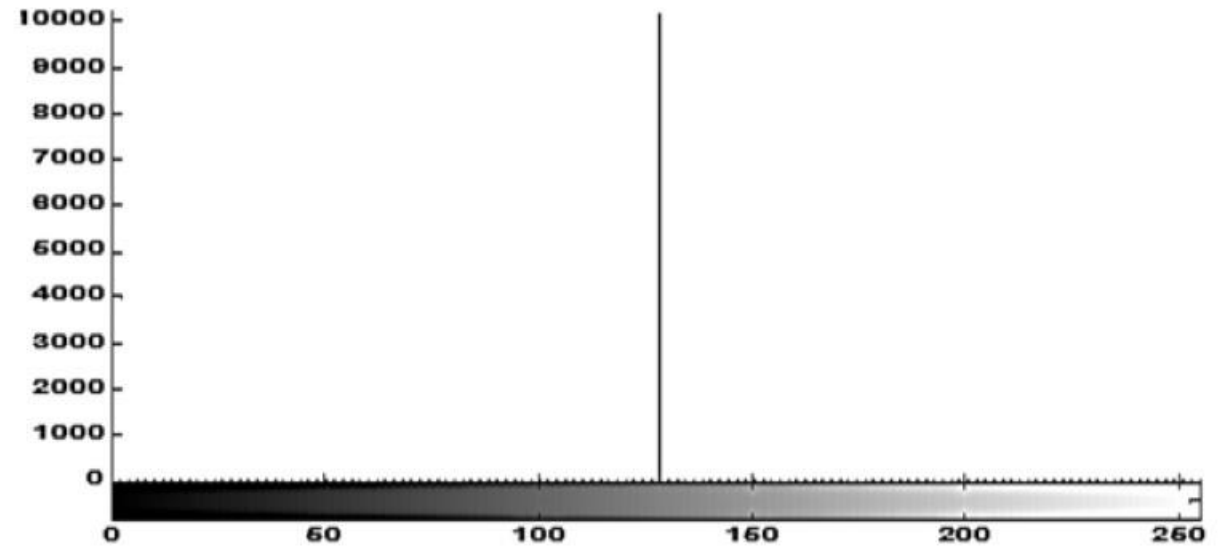
- La entropía de la imagen especifica la **incertidumbre** en los valores de la imagen.
- Mide la cantidad promedio de información requerida para codificar los valores de la imagen.
- **Eventos poco frecuentes** proveen más información que los eventos frecuentes.
- La entropía es una medida de **dispersión del histograma**.



## 5.1.2. Máxima Entropía (Cont.)



## 5.1.2. Máxima Entropía (Cont.)





## 5.1.2. Máxima Entropía (Cont.)

- El método de la máxima entropía es un método de binarización donde el **valor óptimo del umbral** puede ser encontrado **maximizando la entropía** entre las clases resultantes (fondo y objeto).
- Es uno de los métodos de selección de umbral basado en entropía considera **una imagen como una fuente de información**.
- Supongamos que  $P(i)$   ~~$p(i)$~~  es el **histograma normalizado**, el cual será usado por el método.
- **Método Kapur.**

## 5.1.2. Máxima Entropía (Cont.)

### □ Funcionamiento:

- Calcular la entropía de los pixeles que serian de color negro para cada posible valor umbral

$$entropia_b = - \sum_{i=1}^t \left( \frac{P(i)}{\sum_{j=1}^t P(j)} \log_2 \frac{P(i)}{\sum_{j=1}^t P(j)} \right)$$

- Calcular la entropía de los pixeles que serían de color blanco de la imagen para cada posible valor umbral.

$$entropia_w = - \sum_{i=t+1}^L \left( \frac{P(i)}{1 - \sum_{j=1}^t P(j)} \log_2 \frac{P(i)}{1 - \sum_{j=1}^t P(j)} \right)$$



## 5.1.2. Máxima Entropía (Cont.)

### □ Funcionamiento:

- El umbral óptimo se obtiene maximizando la suma de la entropía de ambos niveles de grises.

$$t = \underset{t}{\operatorname{argmax}} [ \text{entropia}_b(t) + \text{entropia}_w(t) ]$$

Para caso anterior: Intensidades: [0 85 171 255]  $h = [10 \ 20 \ 30 \ 40]$   $P = [1/10 \ 2/10 \ 3/10 \ 4/10]$

$t=1$

$\text{entropia}_b = - \left( \frac{1/10}{1/10} \right) \log_2 \left( \frac{1/10}{1/10} \right) = 1 \times \log_2(1) = 0$

$\text{entropia}_w = - \left( \frac{2}{9} \right) \log_2 \left( \frac{2}{9} \right) - \left( \frac{3}{9} \right) \log_2 \left( \frac{3}{9} \right) - \left( \frac{4}{9} \right) \log_2 \left( \frac{4}{9} \right) = 1.5305$

$\text{entropia}_b + \text{entropia}_w = 1.5305$

$t=2$  (Máxima entropía)

$t=3$





### 5.1.3. ISODATA

- **Iterative SelfOrganizing Data Analysis Technique** ALGORITHM ~~VA~~
- Método de **clasificación no supervisado**.
- No es necesario saber el número de agrupaciones
- El algoritmo **divide y fusiona agrupaciones**
- El **usuario define valores de umbral para parámetros**
- La computadora ejecuta el algoritmo a través de muchas variaciones iteraciones hasta alcanzar el umbral

## 5.1.3. ISODATA (Cont.)

### □ Funcionamiento:

- Calcular el histograma normalizado de la imagen ( $h_N$ )
- Multiplicar los valores del histograma normalizado por su peso (nivel de intensidad) se obtiene histograma ponderado ( $h_p$ ).

- Calcular

$$u_j = \frac{\sum_{i=0}^t h_p(i)}{\sum_{i=0}^t h_N(i)} + \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} h_p(i)}{\sum_{i=t+1}^{L-1} h_N(i)}$$

Hasta que  $u_j = u_{j-1}$ , cuando esto sucede  $t$  será el umbral optimo (\*).

El usuario determinara la tolerancia es decir se detendra cuando la diferencia entre  $u_j$  y  $u_k$  (siendo  $k=j-1$ ) sea menor o igual a la tolerancia





## 5.1.4. Métodos Locales

- Usa una **mascara de vecindad**, preferentemente vecindades grandes.
- Ventaja: **umbral adecuado a cada zona de la imagen.**
- Desventaja: **elevado tiempo de procesamiento.**
- El proceso se **realiza a todos los pixeles de la imagen**
- Se puede aplicar con:
  - **Usar el promedio es el paso más común**    Simple
  - Aplicar algoritmos de binarización locales como: **Niblack, Sauvola, Bernsen.**





**GRACIAS..**