

Segmentação de Imagens

Pablo G. Cavalcanti

Imagem



Pré-processamento



Segmentação



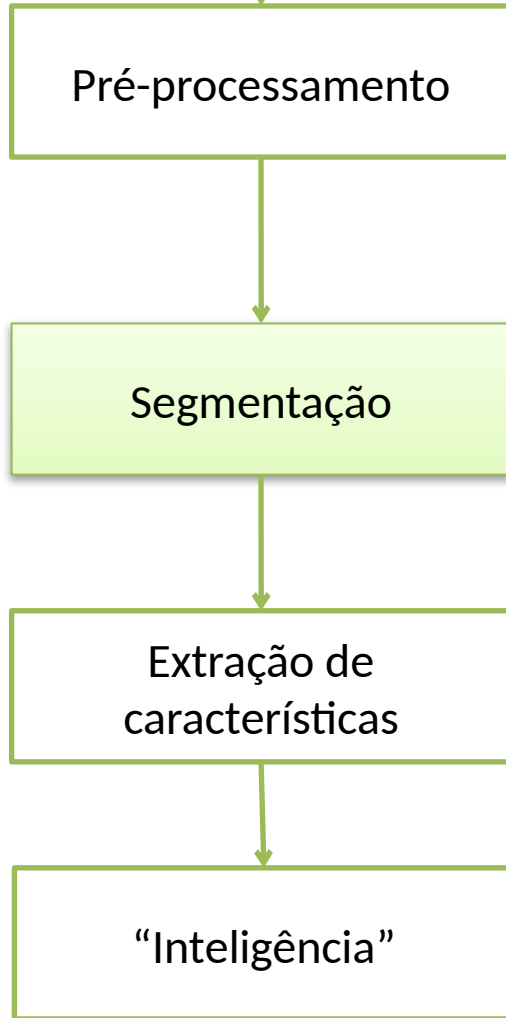
Extração de
características



“Inteligência”



Resultado

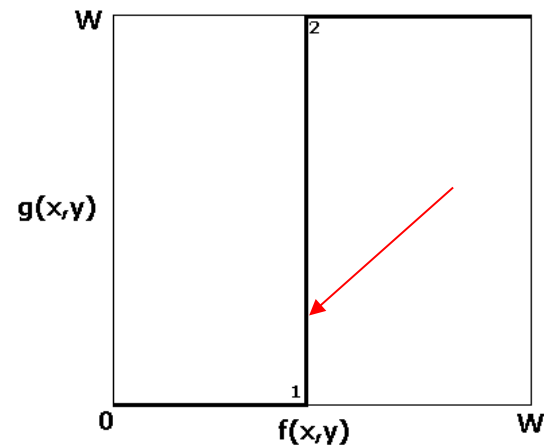
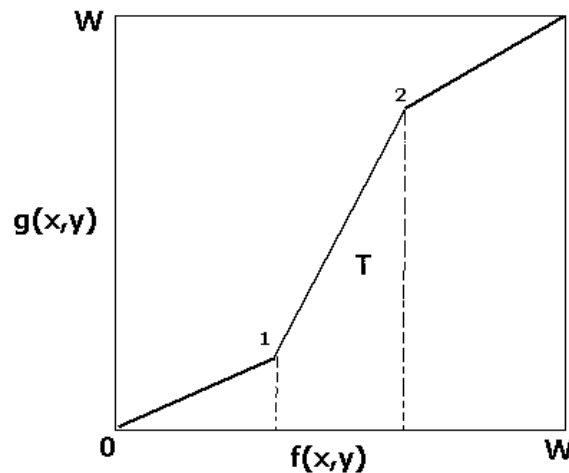


Limiarização (ou *Thresholding*)

- É uma técnica simples de segmentação
 - É um método global
 - Limiar único
 - Transforma a imagem em uma imagem binária (2 níveis de cinza)
 - Limiares múltiplos
 - Transforma a imagem em uma imagem com 2 ou mais níveis de cinza

Limiar único

- Segmenta a imagem em duas regiões:
 - Uma com valores menores que o limiar (rotulada com 0) e outra com valores maiores que o limiar (rotulada com 1)



Limiar único

- Exemplo

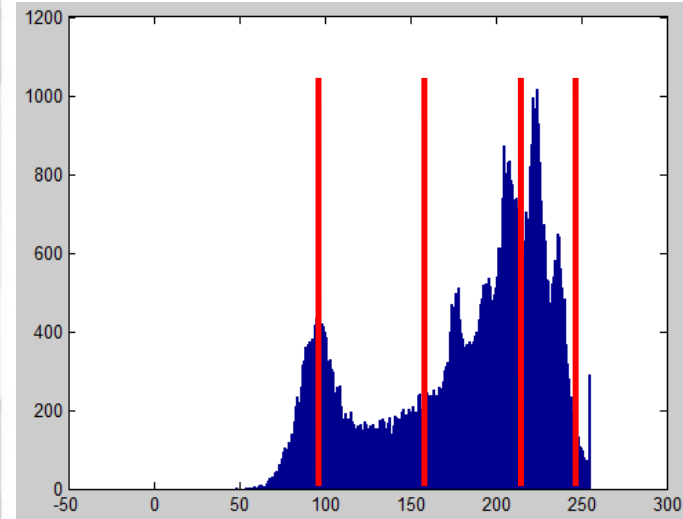


Limiar múltiplos

- Segmenta a imagem em duas regiões:
 - Dois ou mais limiares podem produzir mais do que duas regiões
 - Intervalos de níveis de cinza correspondentes a uma região são separados por limiares;

Limiar múltiplos

- Exemplo

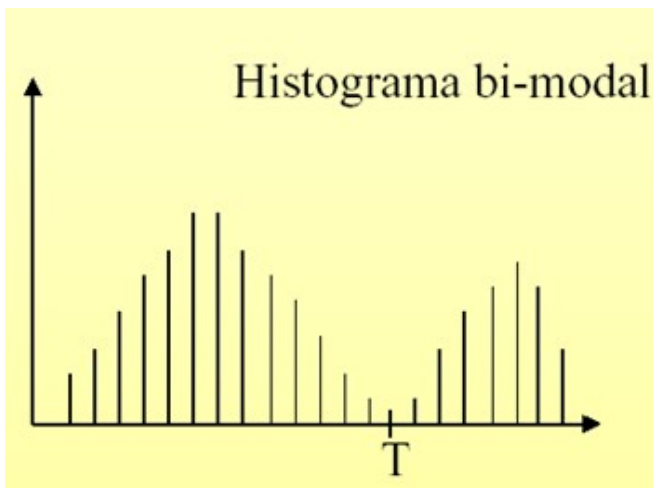


Escolhendo o Limiar

- O resultado é muito sensível às variações de T
 - Bom para uma situação
 - Mau para todas as outras
- O sistema tem que ser robusto! Como escolher o limiar T ?
 - Histogramas
 - Outras técnicas

Escolhendo o Limiar

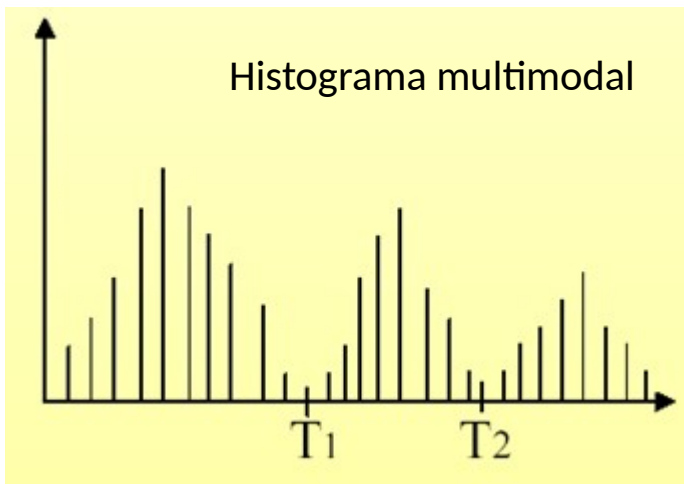
- Assume-se que o histograma de imagem é multimodal
 - Cada região corresponde a uma moda do histograma



- Imagem $f(x, y)$ composta de objetos brilhantes sobre fundo escuro
- Um ponto (x, y) é parte dos objetos se $f(x, y) > T$

Escolhendo o Limiar

- Dificuldade
 - Estabelecer múltiplos T que efetivamente isolem regiões de interesse



- Se $T_1 < f(x, y) \leq T_2 \rightarrow$ o ponto (x, y) pertence a uma classe de objetos.
- Se $f(x, y) > T_2 \rightarrow$ o ponto (x, y) pertence a outra classe.
- Se $f(x, y) \leq T_1 \rightarrow$ o ponto (x, y) pertence ao fundo.

Escolhendo o Limiar

- A limiarização dever ser capaz de encontrar o limiar que melhor separa os picos
 - Inspeção visual
 - O usuário escolhe o limiar baseando-se na inspeção visual do histograma
 - Tentativa e erro
 - Aplicado a processos interativos. O usuário testa diferentes níveis até produzir um resultado satisfatório para o observador
 - Obtenção automática do limiar
 - Análise do formato do histograma

Limiarização – técnicas para obter o limiar único

- Limiar global adaptativo
 - Obtido por refinamentos sucessivos da estimativa da posição de um pico
 - Premissas básicas:
 - Cada pico coincide com a média de níveis de cinza de todos os pixels relacionados com este pico; (pico representa a região)
 - A probabilidade do pixel pertencer a uma região i é inversamente proporcional à diferença absoluta entre os valores do pixel e do pico que representa a região i ; (pixels são atribuídos às regiões representadas pelo pico mais próximo)
 - Cada nível de cinza da imagem é associado a um pico de acordo com o limiar definido como sendo a metade da distância entre dois picos. (limiar definido no meio de dois picos)

Limiarização – técnicas para obter o limiar único

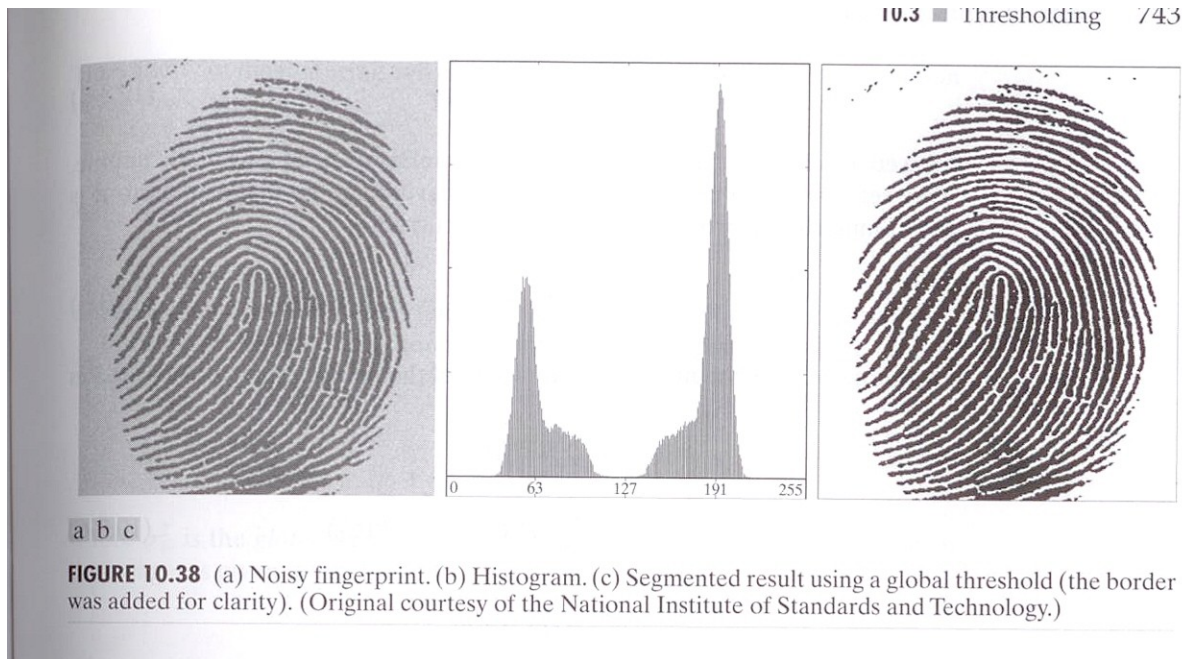
- Limiarização global adaptativa
 - 1) Selecionar uma estimativa inicial para o limiar T
 - Deve ser um ponto entre os valores de intensidade mínimo e máximo (a intensidade média, por exemplo)
 - 2) Segmentar a imagem usando T . Isto produzirá dois grupos de pixels
 - $G1 \leq T$
 - $G2 > T$

Limiarização – técnicas para obter o limiar único

- Limiarização global adaptativa
 - 3) Computar a média das intensidades dos píxels em cada região
 - $\mu_1(G_1)$ e $\mu_2(G_2)$
 - 4) Computar o novo valor de T
 - $T = (\mu_1 + \mu_2) / 2$
 - 5) Repetir os passos de 2 a 4 até que a diferença entre dois valores sucessivos de T seja menor ou igual a ΔT

Limiarização – técnicas para obter o limiar único

- Limiarização global adaptativa - Exemplo
 - T inicial = média dos pixels da imagem
 - T resultante = 125,4 após 3 iterações
 - $\Delta T = 0$



Método de Otsu

Faz uma busca exaustiva por um limiar t que minimiza a variância intra-classe σ_w^2 , definida como a soma ponderada das variâncias das 2 classes (*foreground* e *background*):

$$\sigma_w^2(t) = \omega_1(t)\sigma_1^2(t) + \omega_2(t)\sigma_2^2(t)$$

Onde w_i são as probabilidades das 2 classes na imagem separadas pelo limiar t .

O método de Otsu ainda demonstra que minimizar a variância intra-classe é o mesmo que maximizar a variância inter-classe:

$$\sigma_b^2(t) = \sigma^2 - \sigma_w^2(t) = \omega_1(t)\omega_2(t) [\mu_1(t) - \mu_2(t)]^2$$

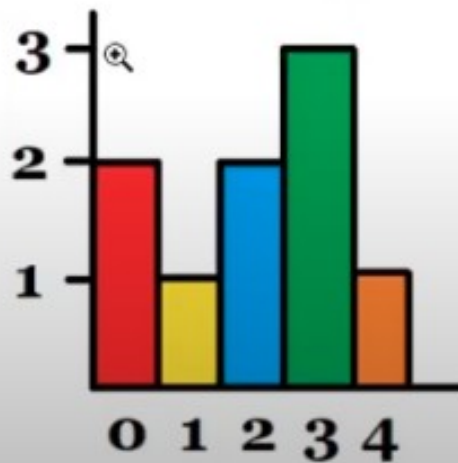
Desta forma, o limiar t pode ser encontrado de maneira mais eficiente, já que depende apenas das médias de cada classe.

Histogram and Probability

image



histogram

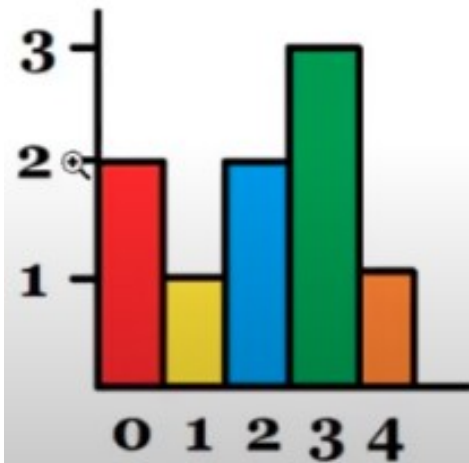


probability

total pixel = 9
 $P(\text{red}) = 2/9$
 $P(\text{yellow}) = 1/9$
 $P(\text{blue}) = 2/9$
 $P(\text{green}) = 3/9$
 $P(\text{orange}) = 1/9$

Mean and Variance

histogram

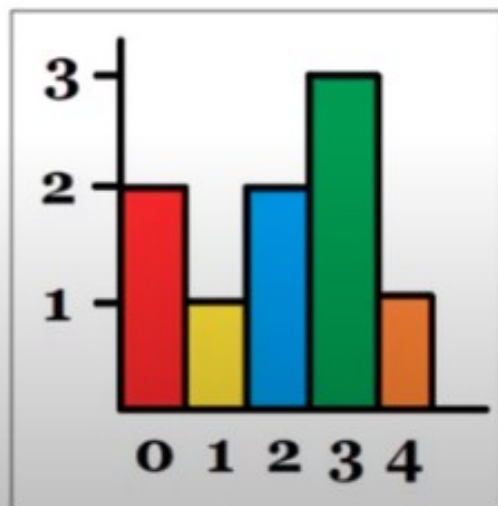


$$\mu = \frac{[(0*2)+(1*1)+(2*2)+(3*3)+(4*1)]}{9} = 2$$

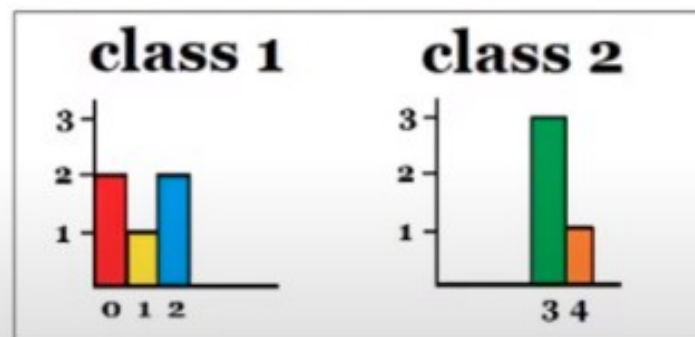
$$\begin{aligned}\sigma^2 &= \frac{\sum_{i=0}^N (X_i - \mu)^2}{N} \\ &= \frac{(0-2)^2 * 2 + (1-2)^2 * 1 + (2-2)^2 * 2 + (3-2)^2 * 3 + (4-2)^2 * 1}{9} \\ &= 16/9 = 1.77...\end{aligned}$$

Within class variance

if pixels are classified into **N classes** (categories),
then the **within class variance** (V_w) = $\sum_{i=0}^N (W_i * \sigma_i^2)$,
where W_i is (# of pixels in class i)/(total pixel)



divide into
two classes



$$W_1 = 5/9$$

$$W_2 = 4/9$$

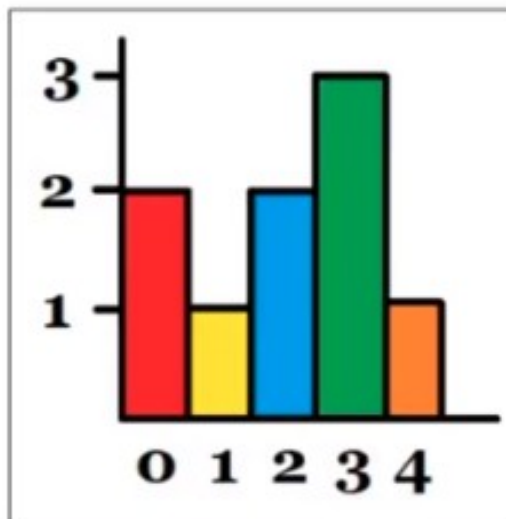
$$\sigma_1^2 = 4/5$$

$$\sigma_2^2 = 3/16$$

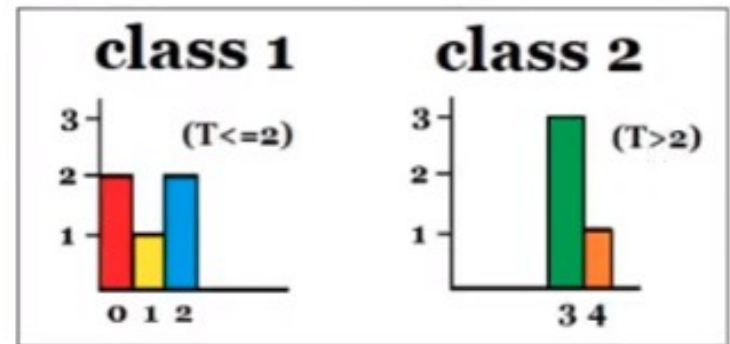
$$V_w = W_1 * \sigma_1^2 + W_2 * \sigma_2^2 = 0.52777$$

Otsu thresholding

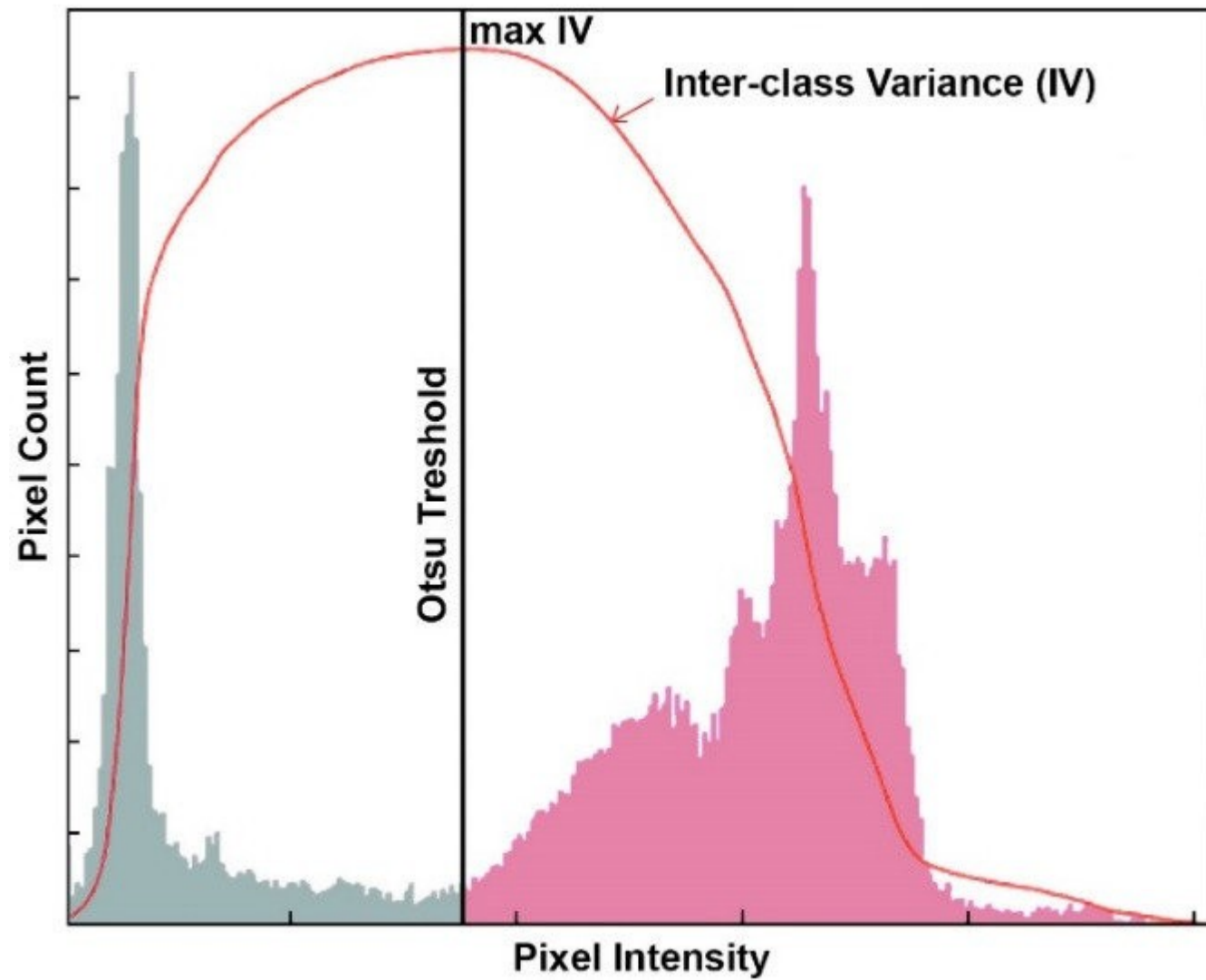
The aim is to find the **threshold "T"**
 & classify pixels into **2 classes** (class 1 & class 2)
 so that the **V_w is minimum (V_b is maximum)**



if $T = 2$ →



	T=0	T=1	T=2	T=3	T=4
V_b	1.142857	1.38888	1.25	0.5	0
V_w	0.63492	0.38888	0.52777	1.277777	1.777777



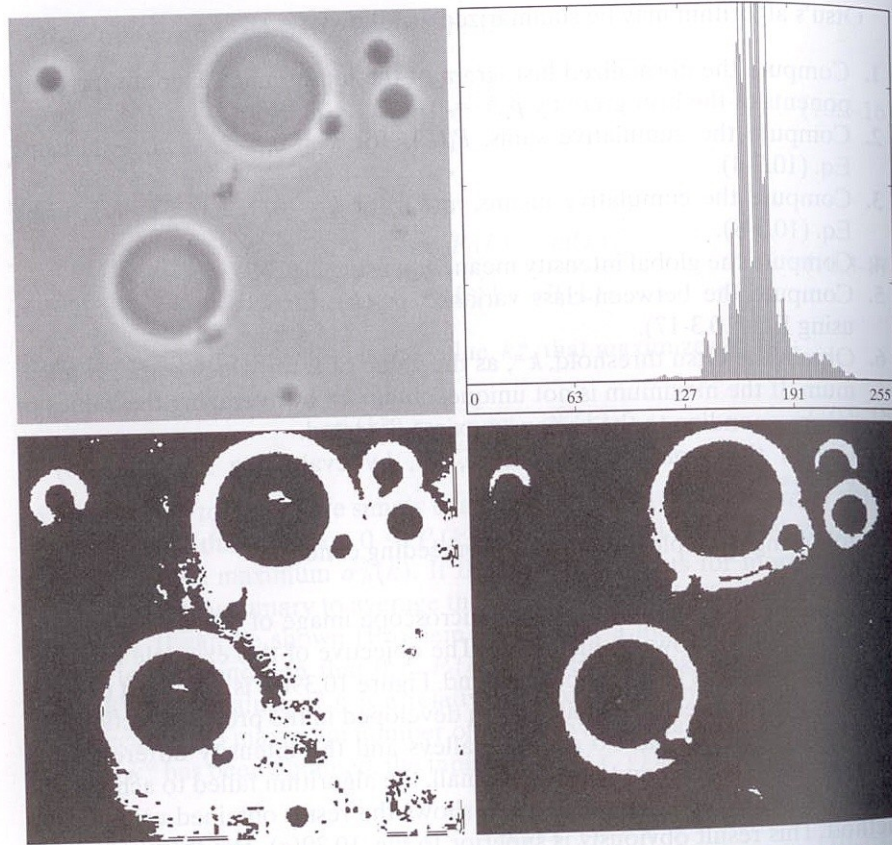
Método de Otsu



a b
c d

FIGURE 10.39

(a) Original image.
(b) Histogram (high peaks were clipped to highlight details in the lower values).
(c) Segmentation result using the basic global algorithm from Section 10.3.2.
(d) Result obtained using Otsu's method. (Original image courtesy of Professor Daniel A. Hammer, the University of Pennsylvania.)



T obtido pelo método adaptativo básico=169

T obtido pelo Otsu =181

Intensidade média de movimento (moving average)

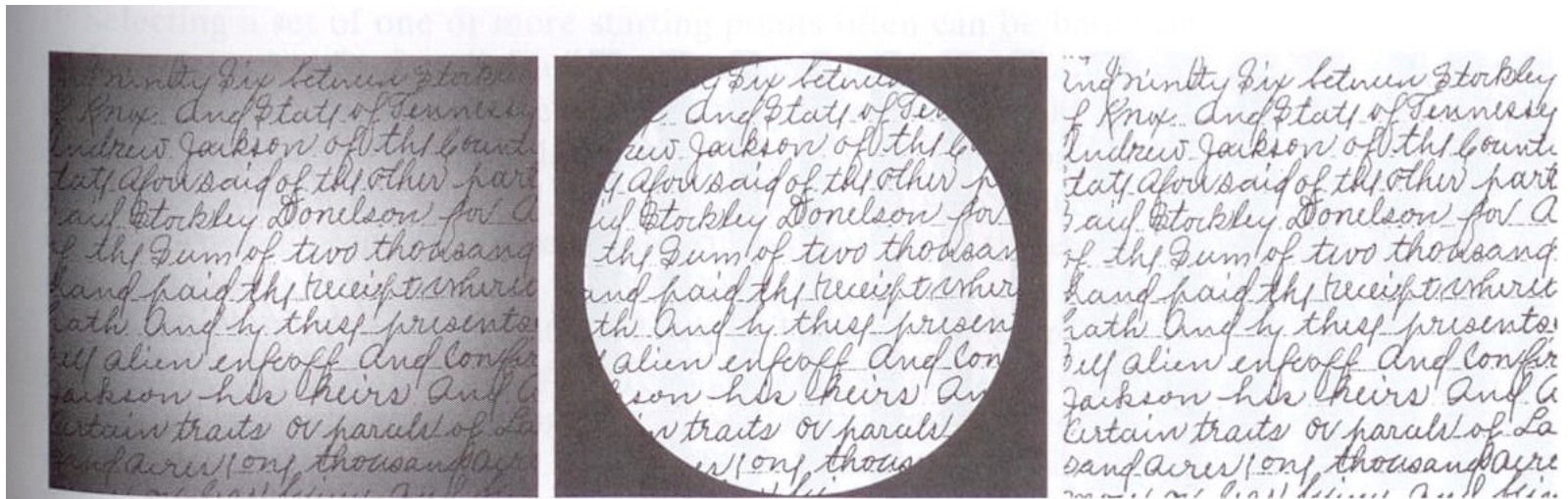
- Técnica útil em processamento de texto
 - A media é obtida ao longo de cada ponto da imagem
 - O algoritmo é inicializado apenas 1 vez
 - O método funciona bem em aplicações em que os objetos de interesse são pequeno (ou finos) com respeito ao tamanho da imagem
 - Transformação pontual
 - $T_{xy} = b.m_{xy}$, $b > 0$, em que m_{xy} é a moving average no ponto (x,y)

Intensidade média de movimento (moving average)

- Exemplo

- $n = 20$

- $b = 0.5$



a b c

FIGURE 10.49 (a) Text image corrupted by spot shading. (b) Result of global thresholding using Otsu's method. (c) Result of local thresholding using moving averages.

Intensidade média de movimento (moving average)

- Exemplo

- $n = 20$

- $b = 0.5$

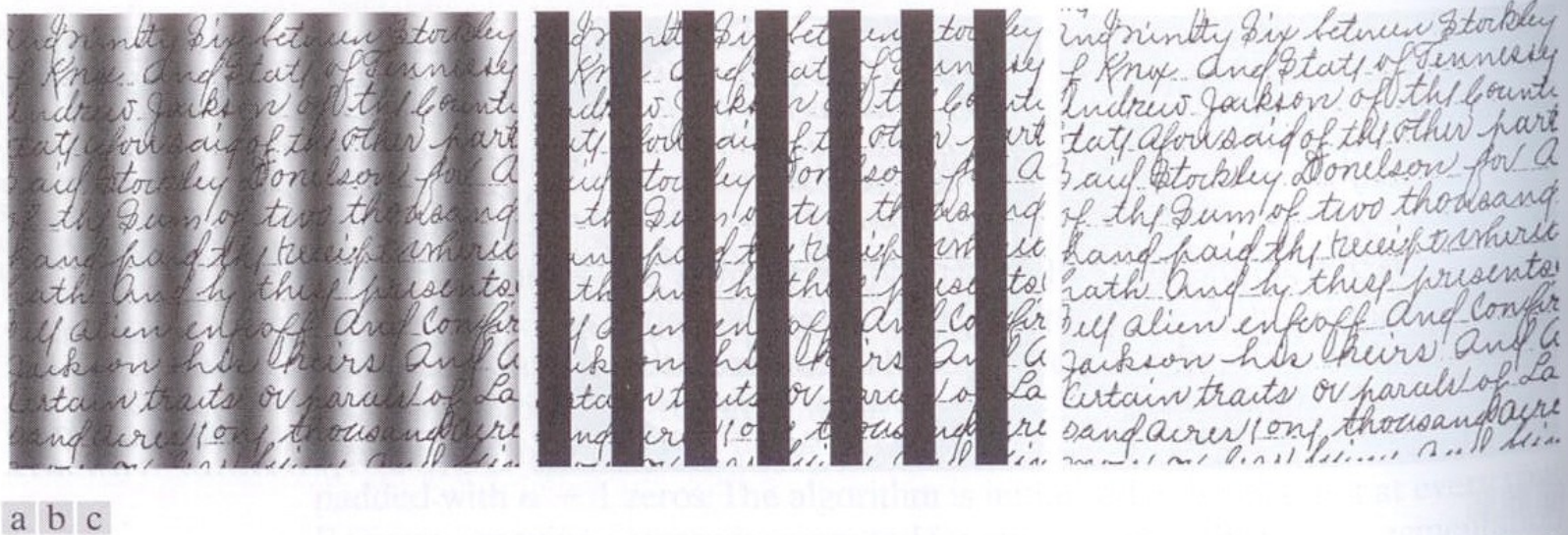


FIGURE 10.50 (a) Text image corrupted by sinusoidal shading. (b) Result of global thresholding using Otsu's method. (c) Result of local thresholding using moving averages.