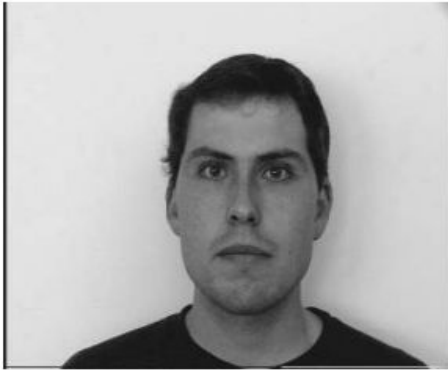


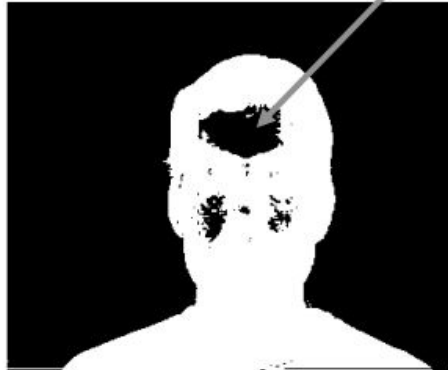
Eşikleme

Gri Seviyede Eşikleme

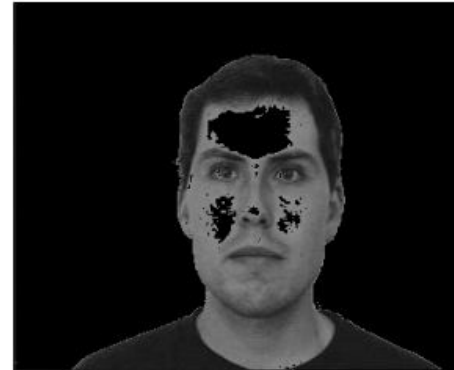
How can holes be filled?



Original image
 $Peter\ f[x,y]$



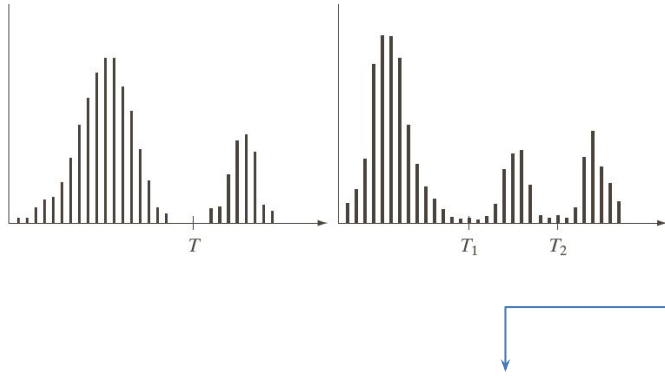
Thresholded
 $Peter\ m[x,y]$



$f[x,y] \cdot m[x,y]$

Eşikleme

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



a b

FIGURE 10.35

Intensity histograms that can be partitioned (a) by a single threshold, and (b) by dual thresholds.

$$g(x, y) = \begin{cases} a & \text{if } f(x, y) > T_2 \\ b & \text{if } T_1 < f(x, y) \leq T_2 \\ c & \text{if } f(x, y) \leq T_1 \end{cases}$$

Eşiklemede Gürültünün Rolü

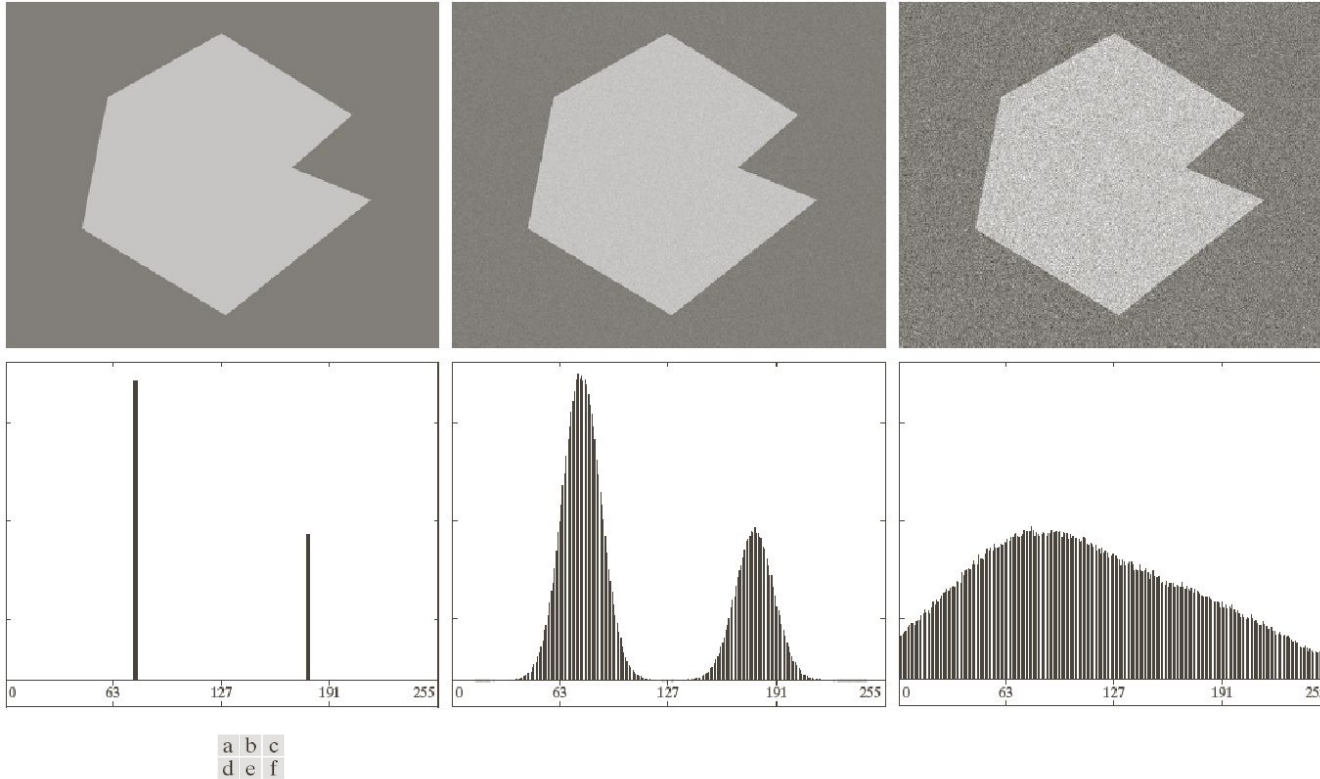


FIGURE 10.36 (a) Noiseless 8-bit image. (b) Image with additive Gaussian noise of mean 0 and standard deviation of 10 intensity levels. (c) Image with additive Gaussian noise of mean 0 and standard deviation of 50 intensity levels. (d)–(f) Corresponding histograms.

Global Eşik Belirleme Algoritması

1. Global bir eşik değeri T belirle.
2. Görüntüyü T ye göre eşikle. $> T$ olan yoğunlukları G_1 grubuna, $\leq T$ olanların yoğunluklarını G_2 gurubuna aktar.
3. Her iki grubun ortalamalarını hesapla, m_1 ve m_2 olsun.
4. Yeni eşik değerini belirle

$$T = \frac{1}{2} (m_1 + m_2)$$

5. T 'nin değişimi önceden belirlenmiş çok küçük bir eşik değerinden küçükse algoritmayı sonlandır.

Bu algoritma histogramda tepeler arasında önemli fark olduğunda gayet iyi çalışır. T 'nin başlangıç değeri için görüntü ortalaması iyi bir seçimdir.

Global Eşik Belirleme Örneği

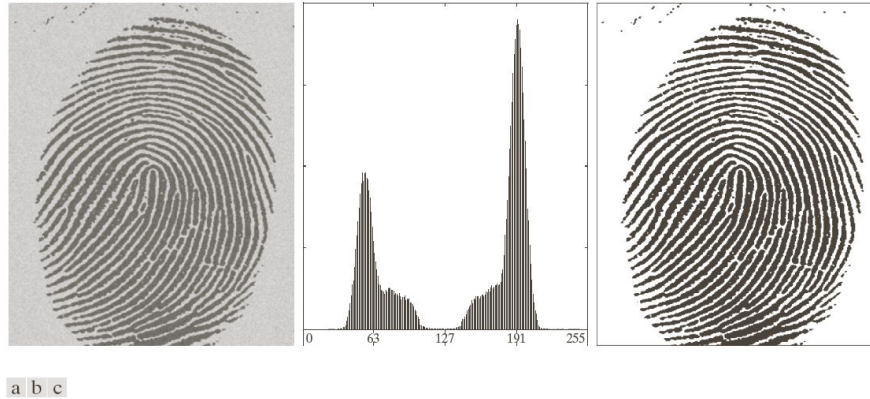


FIGURE 10.38 (a) Noisy fingerprint. (b) Histogram. (c) Segmented result using a global threshold (the border was added for clarity). (Original courtesy of the National Institute of Standards and Technology.)

OTSU Global Eşik Belirleme Algoritması

(Tek eşik, İki Sınıf) Sınıflar arası varyansı maksimize eder

Görüntünün normalize edilmiş histogram değerlerini $p_i, i = 0, 1, \dots, L - 1$ olarak düşünelim. k eşik değeri ile görüntüyü eşiklemek istersek bu durumda $0, 1, 2, \dots, k$ renk değerleri C_1 sınıfına, $k + 1, k + 2, \dots, L - 1$ değerleri ise C_2 sınıfına ait piksel değerleri olur. Böylece sınıflar arası varyans değeri aşağıdaki şekilde bulunabilir:

$$\sigma_B^2(k) = \underbrace{P_1(k)[m_1(k) - m_G]^2}_{\text{Birinci sınıf}} + \underbrace{P_2(k)[m_2(k) - m_G]^2}_{\text{İkinci sınıf}}$$

$$P_1(k) = \sum_{i=0}^k p_i$$

Birinci sınıf

Birinci sınıftaki piksellerin toplam tekrarlanma sıklığı

$$P_2(k) = \sum_{i=k+1}^{L-1} p_i = 1 - P_1(k)$$

İkinci sınıf

İkinci sınıftaki piksellerin toplam tekrarlanma sıklığı

$$m_G = \sum_{i=0}^{L-1} i p_i$$

Tüm piksellerin ortalaması

$$m_1(k)$$

Birinci sınıftaki piksellerin ortalaması

$$m_2(k)$$

İkinci sınıftaki piksellerin ortalaması

$$\text{OTSU eşik değeri} = \max_k(\sigma_B^2(k))$$

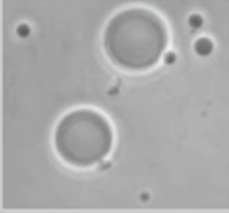
OTSU Global Eşik Testi

Ayrılabilirlik değeri: Bu değer 0-1 arasında olmakta. 0'a yakın değerler ayrılmanın olmayacağını, 1'e yakın değerler iyi bir ayrışmanın olduğunu ifade etmektedir.

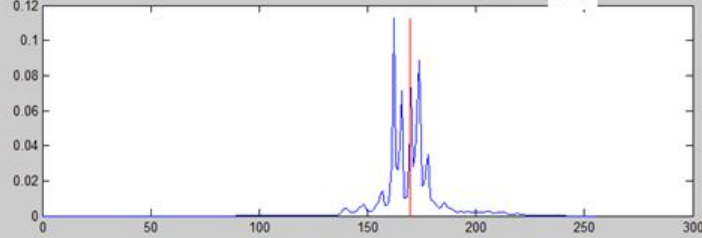
$$\eta(k) = \frac{\sigma_B^2(k)}{\sigma_G^2}$$

OTSU adımlarının gösterimi

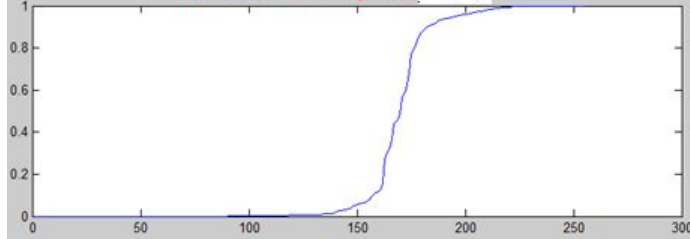
Orjinal İmge



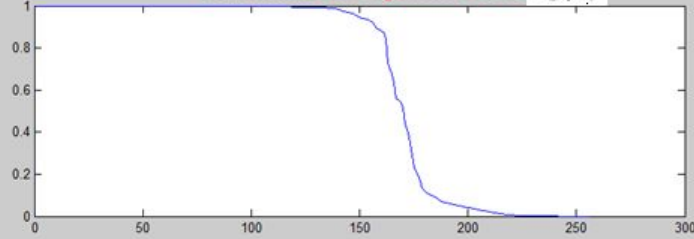
Normalize Edilmiş Histogram p_i



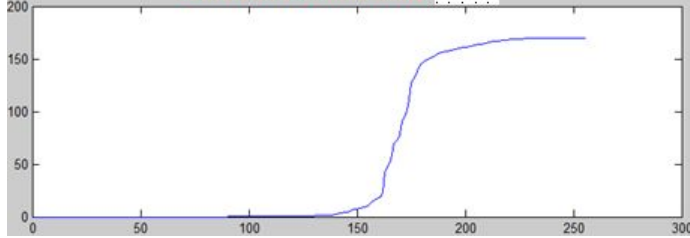
Kümülatif Histogram $P_1(k)$



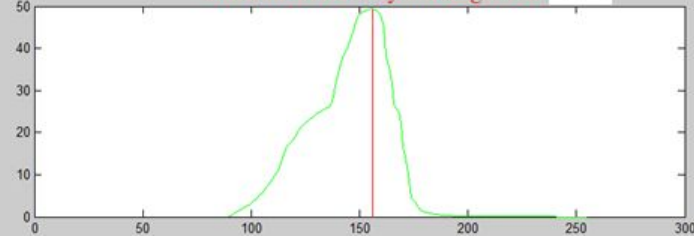
Kümülatif Histogramın Tersi $P_2(k)$



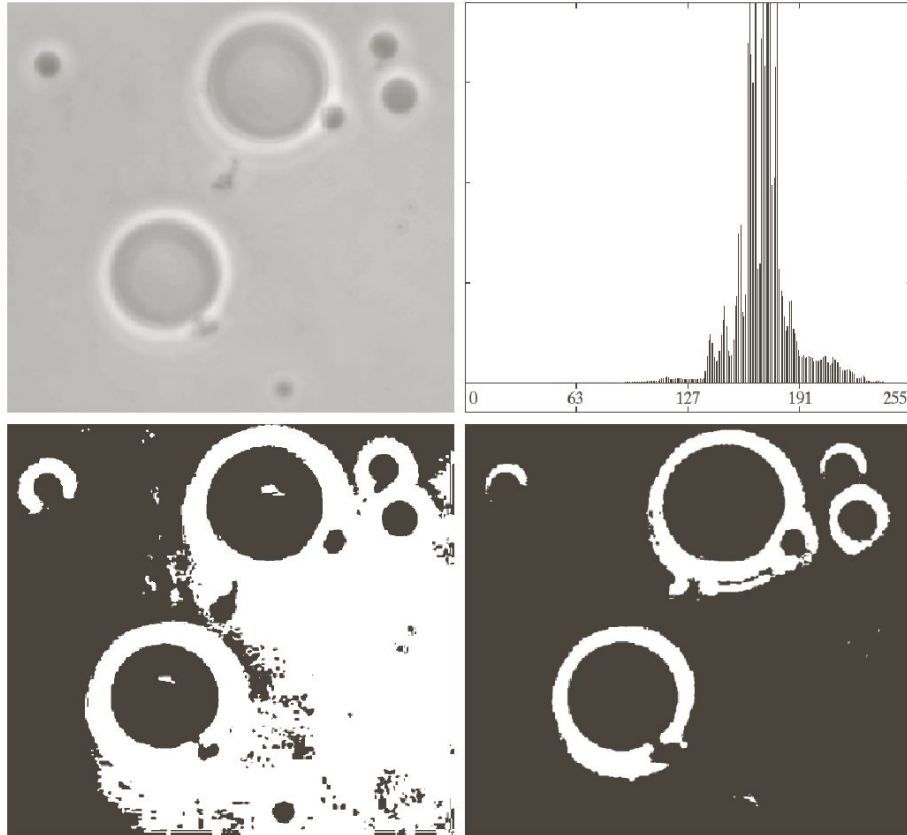
Kümülatif ortalamalar $m(k)$



Sınıflar arası varyans değerleri $\sigma_B^2(k)$



Otsu Örnek-1



a b
c d

FIGURE 10.39

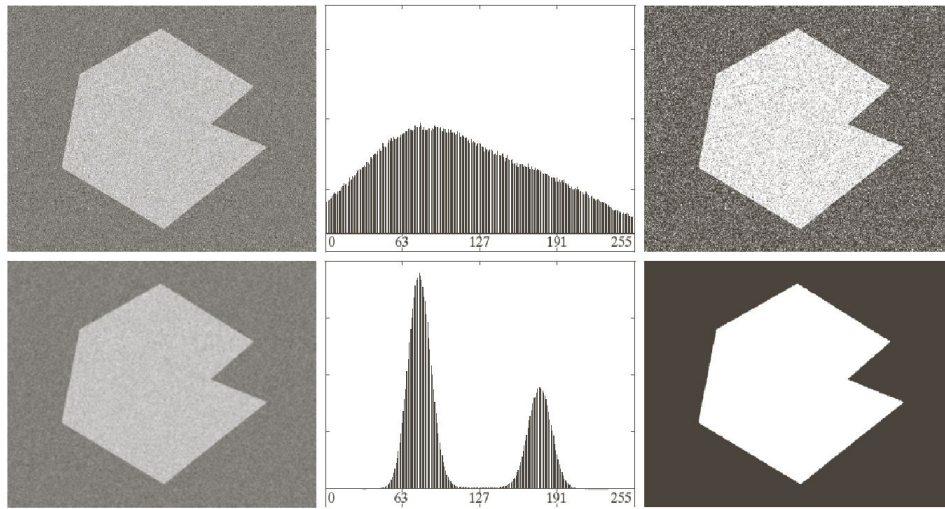
(a) Original image.

(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.)

Otsu Örnek-2 (Yumuşatma, daha başarılı sonuç)



a b c
d e f

FIGURE 10.40 (a) Noisy image from Fig. 10.36 and (b) its histogram. (c) Result obtained using Otsu's method. (d) Noisy image smoothed using a 5×5 averaging mask and (e) its histogram. (f) Result of thresholding using Otsu's method.

Otsu Örnek-3 (Yumuşatma, başarısız sonuç)

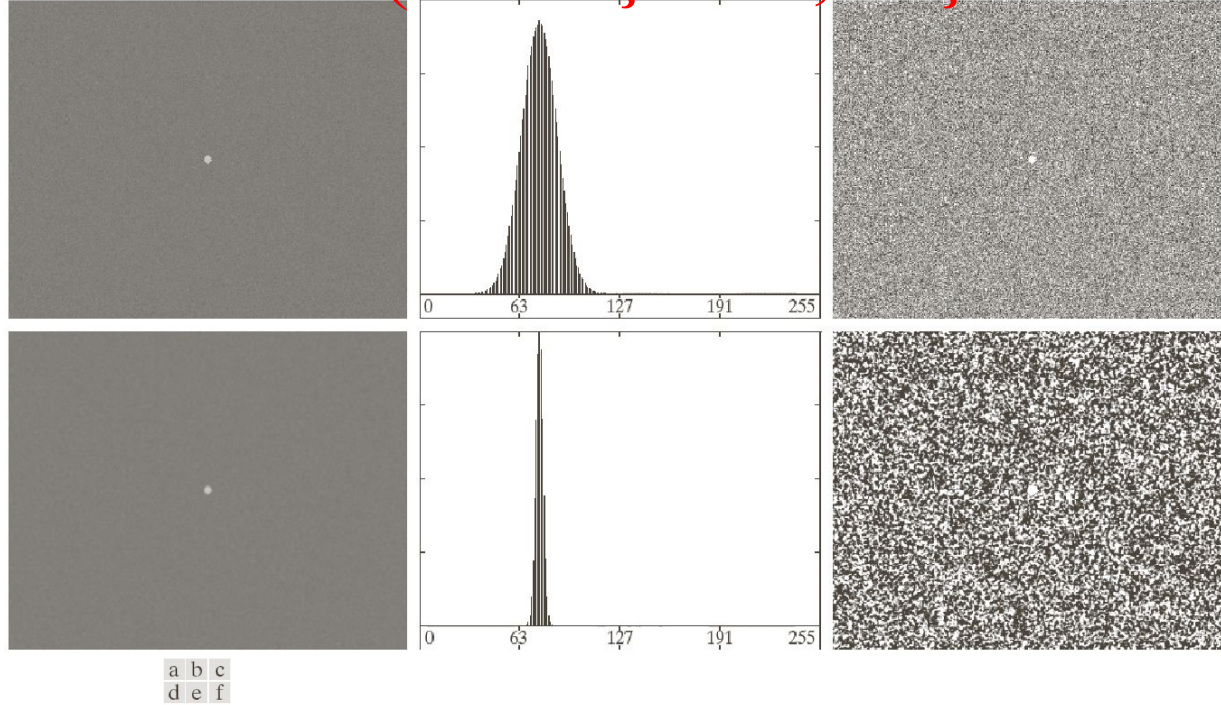


FIGURE 10.41 (a) Noisy image and (b) its histogram. (c) Result obtained using Otsu's method. (d) Noisy image smoothed using a 5×5 averaging mask and (e) its histogram. (f) Result of thresholding using Otsu's method. Thresholding failed in both cases.

Otsu sonucunun kenar kullanılarak iyileştirilmesi

Amaç sadece güçlü kenar piksellerine ait histogram üzerinden Otsu eşik değerini bulmak

1. Giriş görüntüsünü al, I
2. Görüntü kenarlarını elde et (gradient büyüklüğü veya mutlak değer Laplacian hesaplayabilirsin)
3. Bir eşik değeri belirle, T
4. Kenar sonucunu T ile eşikle ve güçlü kenarı ikili olarak ifade eden f maskesini elde et.
5. $g = f.* I$ (noktasal çarpım)
6. g in histogramını al.
7. g histogramı üzerinde Otsu eşik değerini bul ve I imgesini bu eşik değeri kullanarak eşikle.

Otsu+Kenar Kullanımı Örneği-1

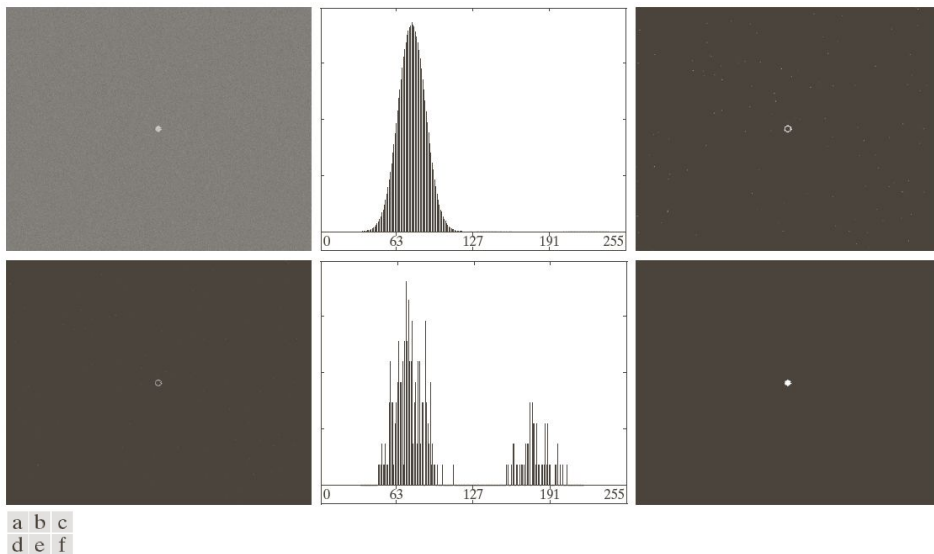


FIGURE 10.42 (a) Noisy image from Fig. 10.41(a) and (b) its histogram. (c) Gradient magnitude image thresholded at the 99.7 percentile. (d) Image formed as the product of (a) and (c). (e) Histogram of the nonzero pixels in the image in (d). (f) Result of segmenting image (a) with the Otsu threshold based on the histogram in (e). The threshold was 134, which is approximately midway between the peaks in this histogram.

Otsu + Kenar Örneği-2

Amaç hücre üzerindeki parlak bölgeleri çıkarmak

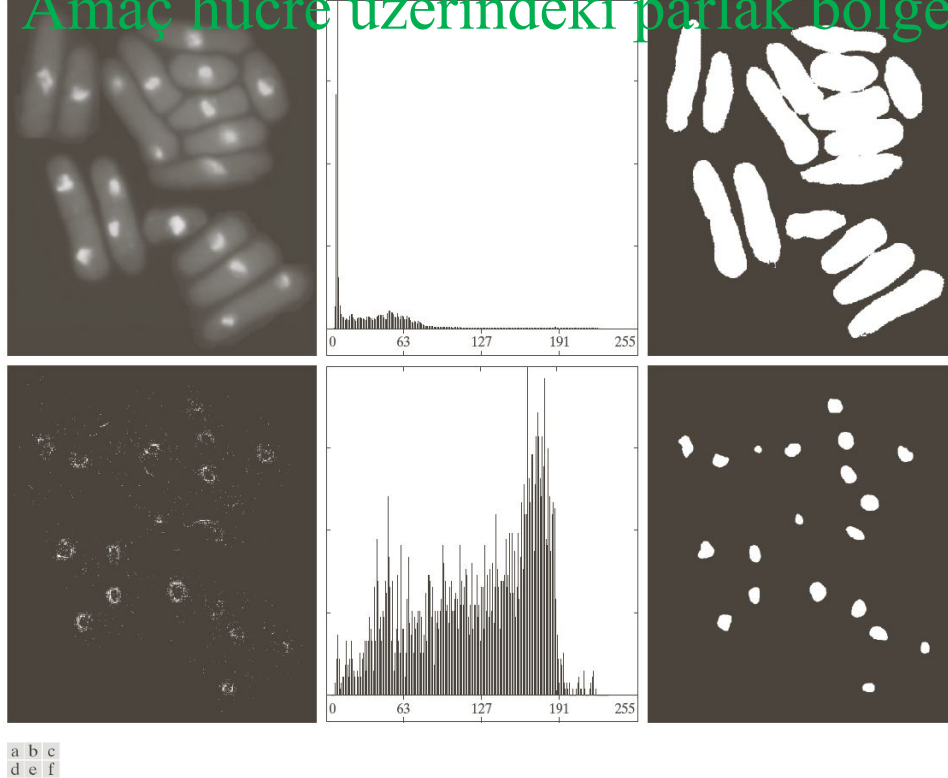


FIGURE 10.43 (a) Image of yeast cells. (b) Histogram of (a). (c) Segmentation of (a) with Otsu's method using the histogram in (b). (d) Thresholded absolute Laplacian. (e) Histogram of the nonzero pixels in the product of (a) and (d). (f) Original image thresholded using Otsu's method based on the histogram in (e). (Original image courtesy of Professor Susan L. Forsburg, University of Southern California.)

Sonuç **başarısız**, maya hücreleri komple ayıklanmış, oysa biz sadece beyazlıkları ayıklamak istiyoruz.

Otsu Eşik Değeri = 42

Ayrılabilirlik = 0.636

Eşiklenmiş **mutlak değerli Laplacian** sıfır kenar geçişlerini yani güçlü kenar piksellerini gösterir. Büyük eşik değeri seçilirse zemin-hücre arasındaki kenarlar yok olur, geriye hücre-beyazlık bölgeleri kalır. Bu bölgedeki imge piksellerinin histogramı üzerinde Otsu çalıştırılırsa beyaz bölge ve diğer kısım olarak ikiye ayrılır.

Otsu Eşik Değeri = 115

Ayrılabilirlik = 0.762

Otsu + Kenar Örneği-2 (DEVAM)

Laplacian kenarları üzerinde daha düşük eşik kullanılırsa

Laplacian eşik = 55 (Maksimum değerin yaklaşık %5 ne karşılık geliyor)
Bu değer görüntüdeki değerlerin %53.9'una karşılık gelmekte.
Bu sonuç 10.44(c)'den daha iyidir.

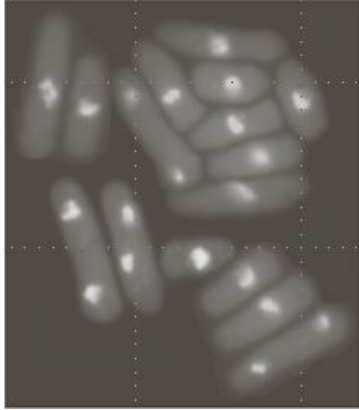


FIGURE 10.44
Image in
Fig. 10.43(a)
segmented using
the same
procedure as
explained in
Figs. 10.43(d)–(f),
but using a lower
value to threshold
the absolute
Laplacian image.

OTSU – Çoklu Eşik ($k - 1$ eşik, k sınıf)

Multiple Thresholds

$$\sigma_B^2 = \sum_{k=1}^K P_k (m_k - m_G)^2$$

$$P_k = \sum_{i \in C_k} p_i$$

$$m_k = \frac{1}{P_k} \sum_{i \in C_k} ip_i$$

OTSU eşik değerleri = $\max(\sigma^2)$ 'in ilk k değeri

OTSU – Çoklu Eşik (3 sınıf için)

$$\sigma_B^2 = P_1(m_1 - m_G)^2 + P_2(m_2 - m_G)^2 + P_3(m_3 - m_G)^2$$

$$P_1 = \sum_{i=0}^{k_1} p_i$$

$$m_1 = \frac{1}{P_1} \sum_{i=0}^{k_1} ip_i$$

$$P_2 = \sum_{i=k_1+1}^{k_2} p_i$$

$$m_2 = \frac{1}{P_2} \sum_{i=k_1+1}^{k_2} ip_i$$

$$P_3 = \sum_{i=k_2+1}^{L-1} p_i$$

$$m_3 = \frac{1}{P_3} \sum_{i=k_2+1}^{L-1} ip_i$$

$$P_1 m_1 + P_2 m_2 + P_3 m_3 = m_G$$

$$\eta(k_1^*, k_2^*) = \frac{\sigma_B^2(k_1^*, k_2^*)}{\sigma_G^2}$$

$$P_1 + P_2 + P_3 = 1$$

OTSU – Çoklu Eşik Örneği

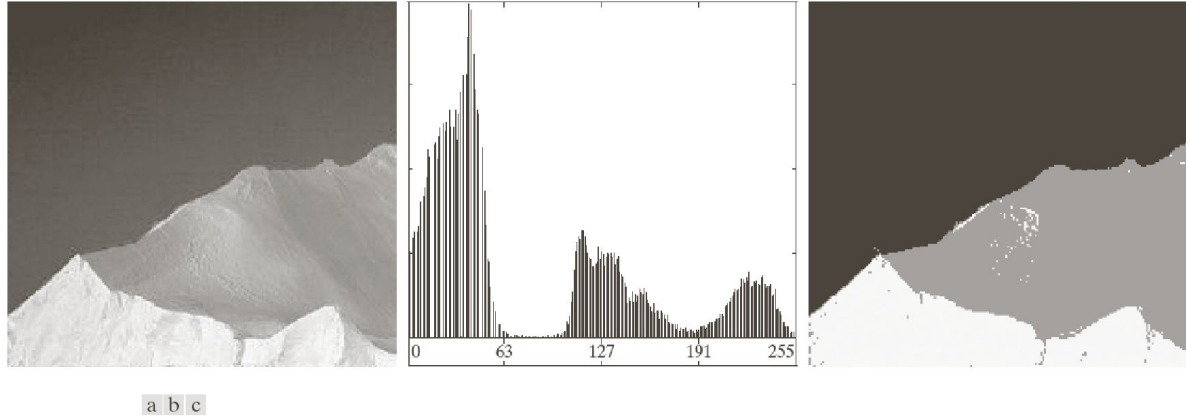


FIGURE 10.45 (a) Image of iceberg. (b) Histogram. (c) Image segmented into three regions using dual Otsu thresholds. (Original image courtesy of NOAA.)

Otsu Eşik Değerleri = 80, 177
Ayrılabilirlik = 0.954

Eşik - Görüntü Bölümleme (Image Partitioning)

Gürültü ve uniform olmayan ışık değişimleri eşikleme algoritmalarının performansını olumsuz etkiler. Yumuşatma ve kenar bilgisi yeterli iyileştirmeyi sağlayamazsa o zaman farklı eşikleme yöntemleri kullanılır. Bunlardan en basit olanı görüntüyü küçük dikdörtgenlere bölüp (üst üste gelmeyen) her birinde Otsu'yu çalıştırmaktır.

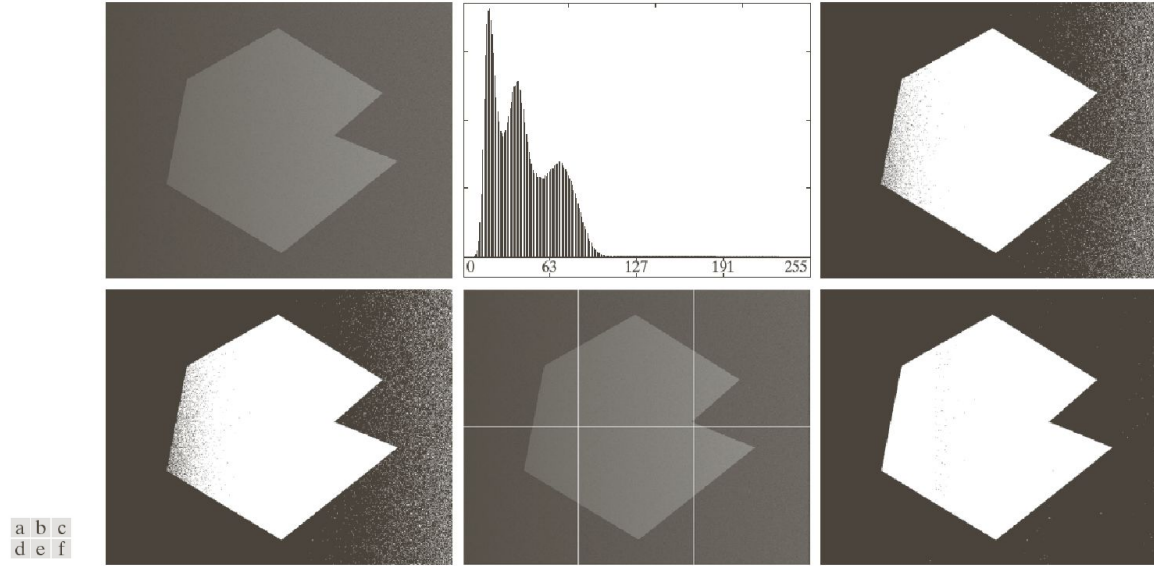


FIGURE 10.46 (a) Noisy, shaded image and (b) its histogram. (c) Segmentation of (a) using the iterative global algorithm from Section 10.3.2. (d) Result obtained using Otsu's method. (e) Image subdivided into six subimages. (f) Result of applying Otsu's method to each subimage individually.

Eşik - Görüntü Bölümleme (Image Partitioning)

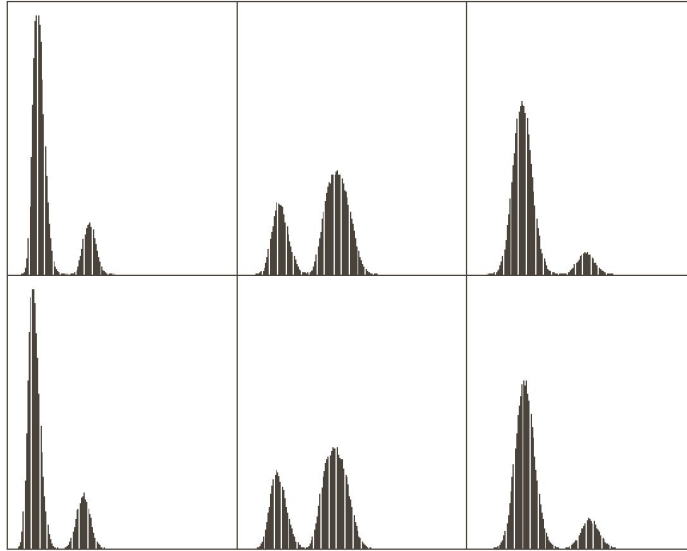


FIGURE 10.47
Histograms of the
six subimages in
Fig. 10.46(e).

Eşik – Lokal Görüntü Özellikleri Kullanma

Görüntü bölümlmeden daha genel bir yaklaşım her piksel için özel bir eşik değeri belirlemedir. Modern yazılım ve donanımlar lokal bilginin hızlı işlenmesine izin verir.

$$T_{xy} = a\sigma_{xy} + bm_{xy}$$

$$T_{xy} = a\sigma_{xy} + bm_G \longrightarrow \text{Genellikle daha iyi sonuç verir}$$

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } f(x, y) > T_{xy} \\ 0 & \text{if } f(x, y) \leq T_{xy} \end{cases}$$

$$g(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } Q(\text{local parameters}) \text{ is } true \\ 0 & \text{if } Q(\text{local parameters}) \text{ is } false \end{cases}$$

$$Q(\sigma_{xy}, m_{xy}) = \begin{cases} true & \text{if } f(x, y) > a\sigma_{xy} \text{ AND } f(x, y) > bm_{xy} \\ false & \text{otherwise} \end{cases}$$

Eşik – Lokal Görüntü Özellikleri Kullanma

Görüntü parçalamadan daha genel bir yaklaşım her piksel için özel bir eşik değeri belirlemektir. En modern yazılım ve donanımlar lokal bilginin hızlı işlenmesine izin verir.

a b
c d

FIGURE 10.48

(a) Image from

Fig. 10.43.

(b) Image segmented using the dual thresholding approach discussed in Section 10.3.6.

(c) Image of local standard deviations.

(d) Result obtained using local thresholding.

global ortalama kullanılmış

$$Q(\sigma_{xy}, m_{xy}) = \begin{cases} \text{true} & \text{if } f(x, y) > a\sigma_{xy} \text{ AND } f(x, y) > bm_{xy} \\ \text{false} & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$a = 30, b = 1.5$$

Bu değerler denemeler sonucu bulunur.

Tüm hücre dış bölgeleri daha iyi bölümlenmiş
İçteki parlak kısımlar daha iyi izole edilmiş.

Eşik – Kayan Ortalamalar

Bu teknik özellikle doküman işlemede kullanılır ve önceki n noktanın ortalaması hesaplanır.

$$Q(m_{xy}) = \begin{cases} \text{true} & f(x, y) > b m_{xy} \\ \text{false} & \text{otherwise} \end{cases}$$

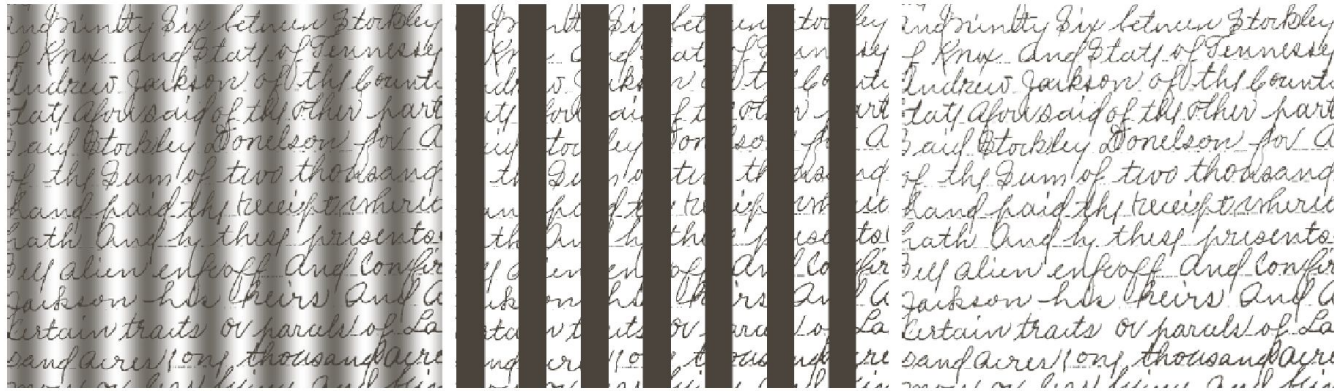
$m(k+1) = \frac{1}{n} \sum_{i=k+2-n}^{k+1} z_i$

Bu uygulamada $b = 0.5$, $n = 20$ olarak seçildi



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.

Eşik – Kayan Ortalamalar - Örnek



a b c

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.