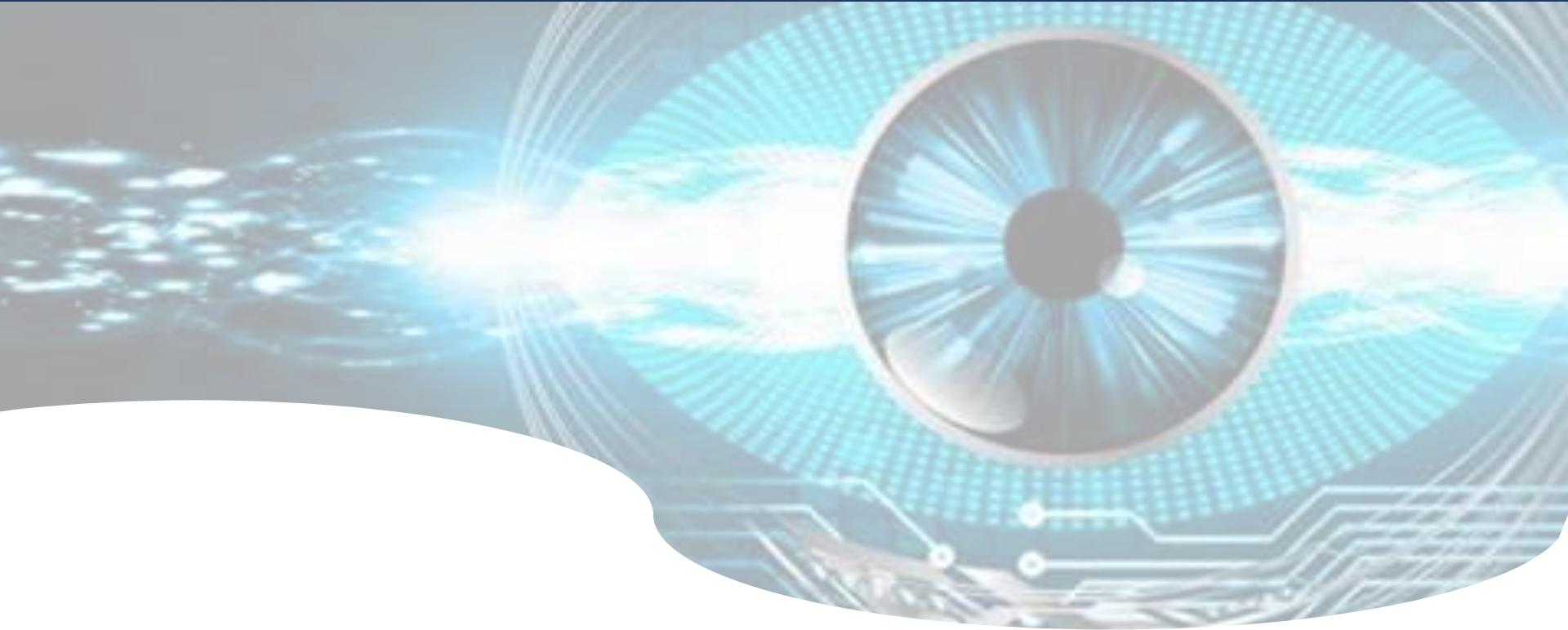


# Soft computing



## Jednostavne operacije za obradu slike

Uklanjanje šuma  
Povećanje kontrasta  
Morfološke operacije

Segmentacija  
Pronalaženje povezanih regiona

# Jednostavne operacije nad slikama

- Slike smo reprezentovali kao matrice brojeva
- Ovo nam omogućava jednostavne operacije nad slikama:
  - Sabiranje
  - Oduzimanje
  - Logičke operacije
  - Afine transformacije
- Ove operacije su veoma jednostavne i brze, a imaju širok spektar primena

# Jednostavne operacije nad slikama

- Dve ulazne slike
- Operator se primenjuje na odgovarajuće parove piksela ulaznih slika (*pairwise*)

```
for all pixel positions x, y:  
    out[x, y] = func( image1[x, y] , image2[x, y]  
)
```

- Ulazne slike moraju biti iste veličine

# Sabiranje

$$g(x, y) = f_1(x, y) + f_2(x, y)$$



+



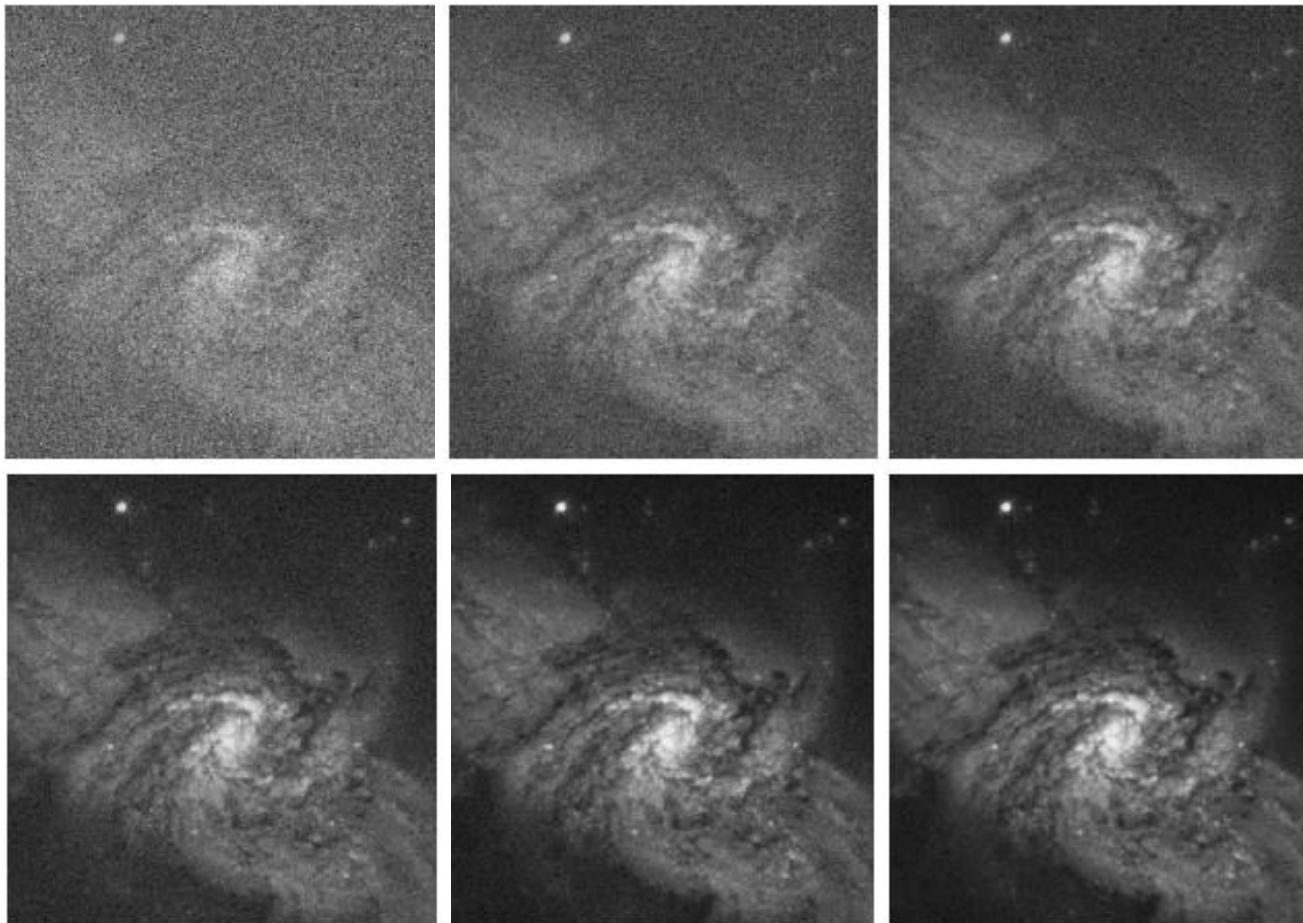
=



- *Weighted blend:*  $g(x, y) = \alpha_1 f_1(x, y) + \alpha_2 f_2(x, y)$

# Sabiranje

- NASA je snimila sliku iste galaksije više puta
  - Svaka slika sadrži šum
  - Slike su poravnate (nije menjan ugao kamere)



Sabiranjem slika postaje sve jasnija

- Signal  $I$  ostaje isti, a šum se menja
- Kada sabiramo dodajemo uvek  $I \pm$  slučajni šum

# Oduzimanje

$$g(x, y) = f_1(x, y) - f_2(x, y)$$

- Pošto bi vrednosti piksela rezultujuće slike trebali biti nenegativni:
  - $g(x, y) = |f_1(x, y) - f_2(x, y)|$
  - *Shift* piksela tako da se najniže vrednosti mapiraju na 0

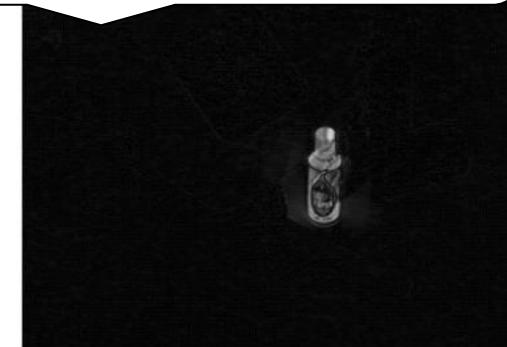


-



=

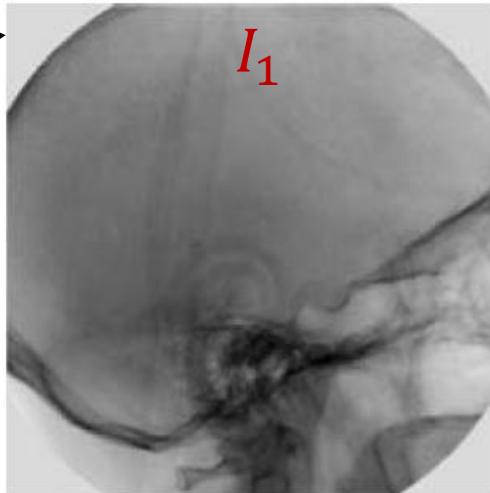
Zgodno za pronalaženje  
razlike između dve slike



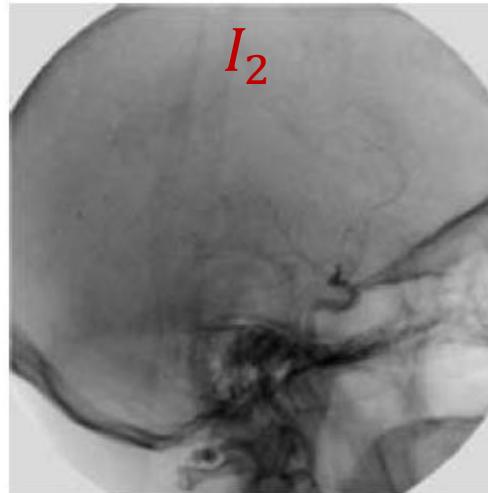
# Oduzimanje (maska)

- Imamo dve varijante iste scene, ali snimljene pod različitim uslovima

Pre

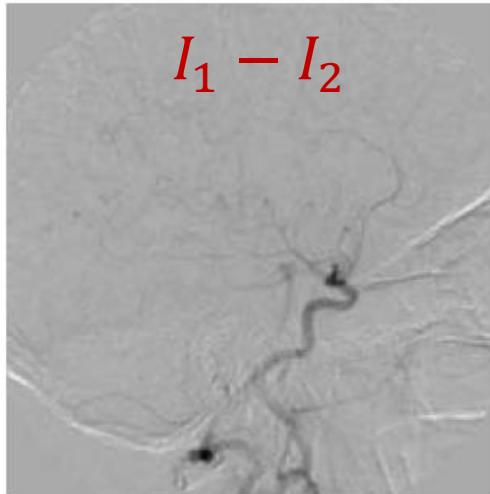


$I_2$

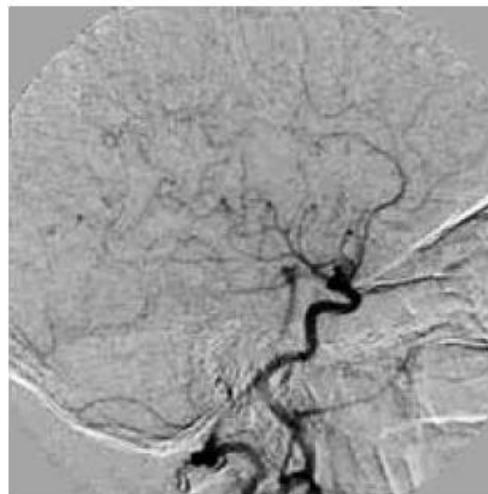


Nakon ubrizgavanja  
jodnog kontrastnog  
sredstva u krvotok

$I_1 - I_2$



Poboljšan kontrast



Dobili smo jasnu mapu  
kako se sredstvo  
propagira kroz krvne  
sudove mozga

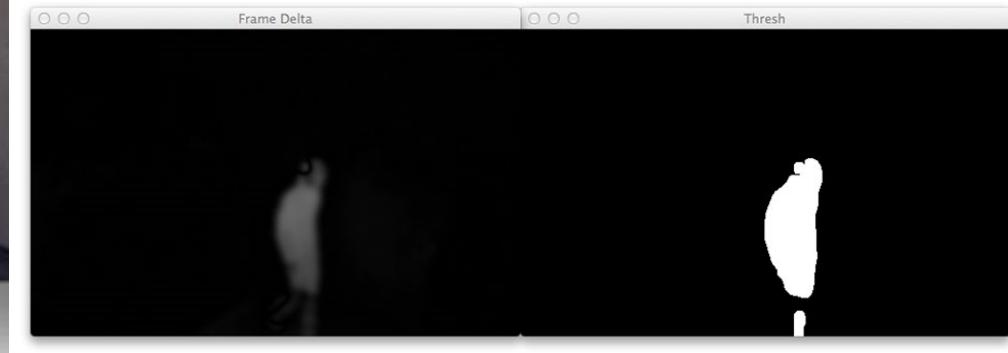
# Oduzimanje

- Detekcija pokreta u statičnoj sceni (stacionarna kamera)

Pozadina je statična i ne menja se u uzastopnim frejmovima videa



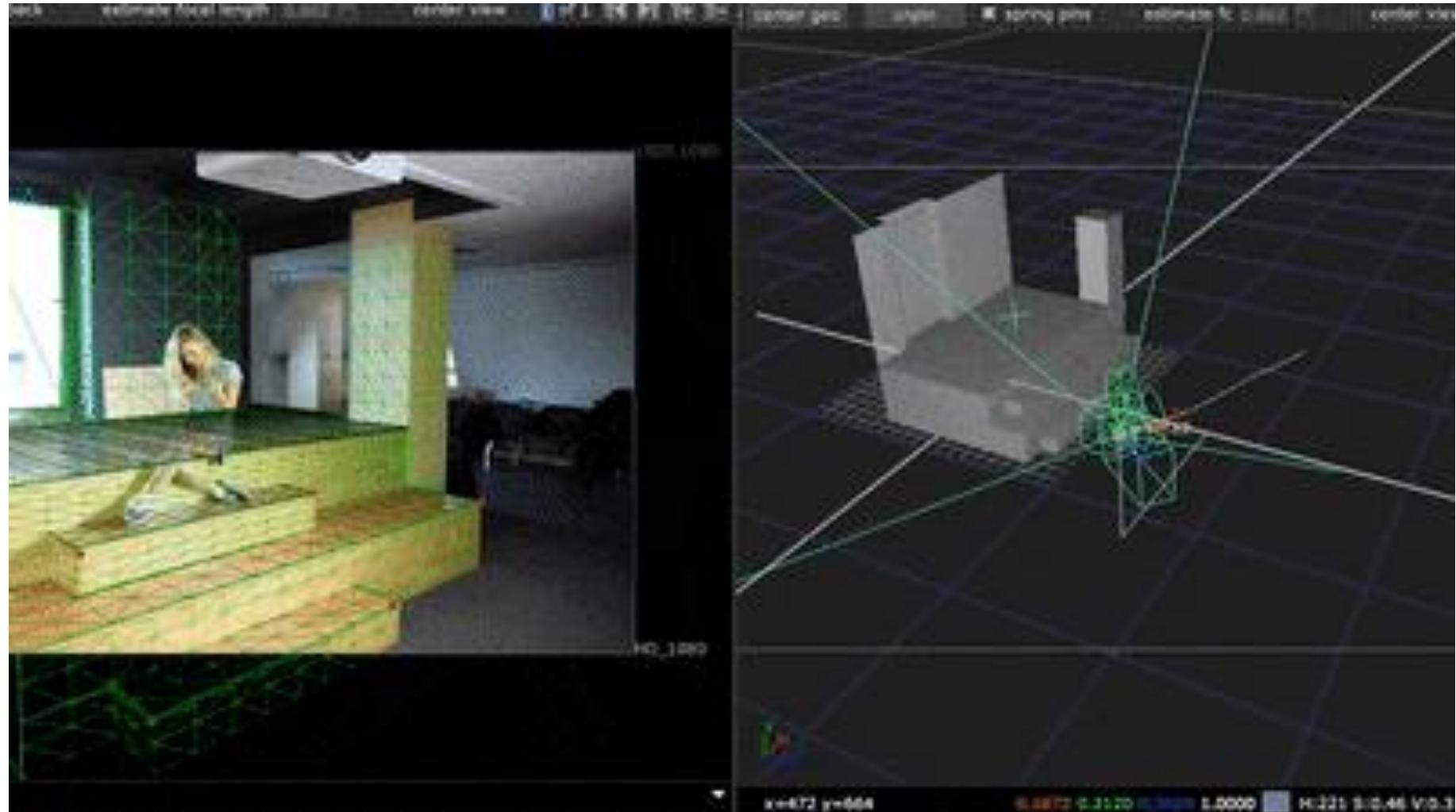
Tražimo značajne promene i prepostavljamo da one odgovaraju pokretima



# Oduzimanje – osnova za:

- *Motion tracking*
  - Nadgledanje
  - Praćenje vozila na putu
  - Prebrojavanje ljudi koji ulaze ili izlaze iz prodavnice ...
- Praćenje pokreta kamere
  - Deo većeg procesa u snimanju filmova koji se zove *match move*
  - Ubacivanje kompjuterski generisane grafike u stvarne scene sa pokretnom kamerom
  - Odgovarajuća pozicija, skaliranje, orijentacija...

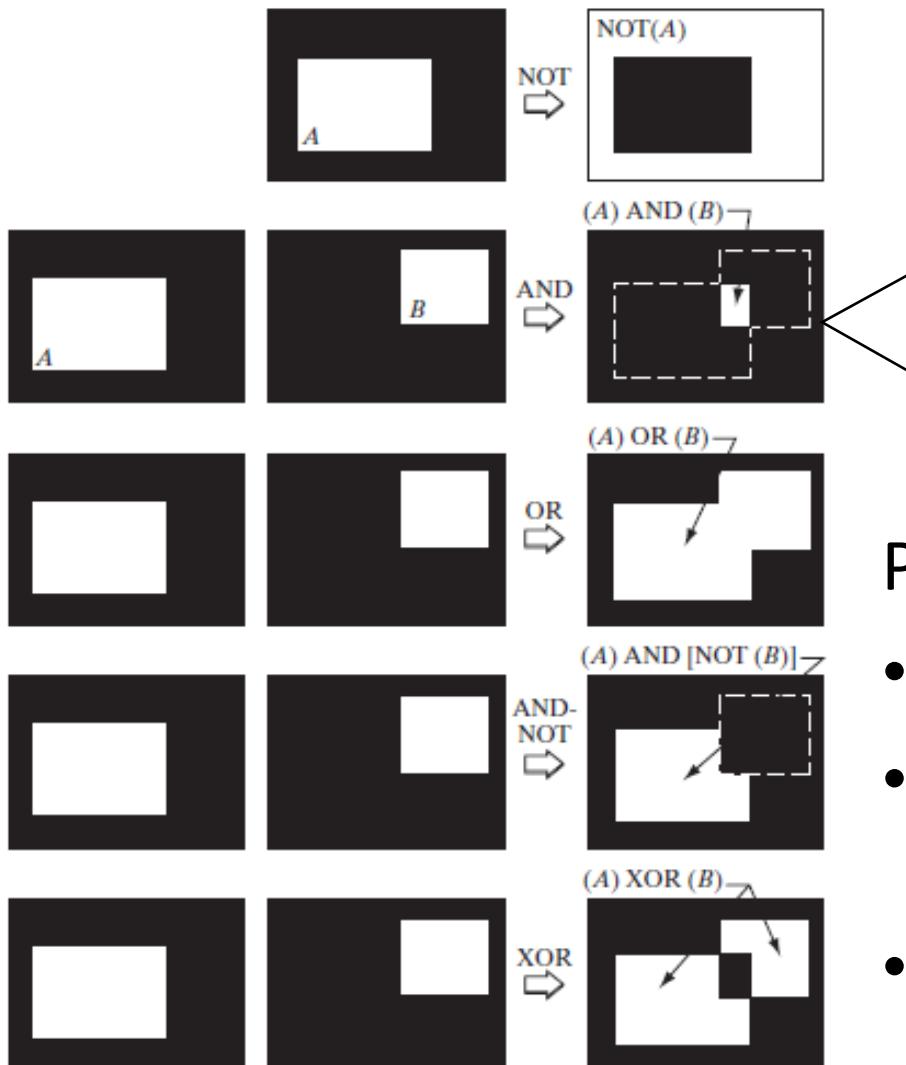
# *Match move*



# Oduzimanje – osnova za:

- Video kompresija
  - Enkodirati samo razlike između frejmova
  - Detekcija/predikcija pokreta se koristi u video kompresijama poput MPEG

# Logičke operacije



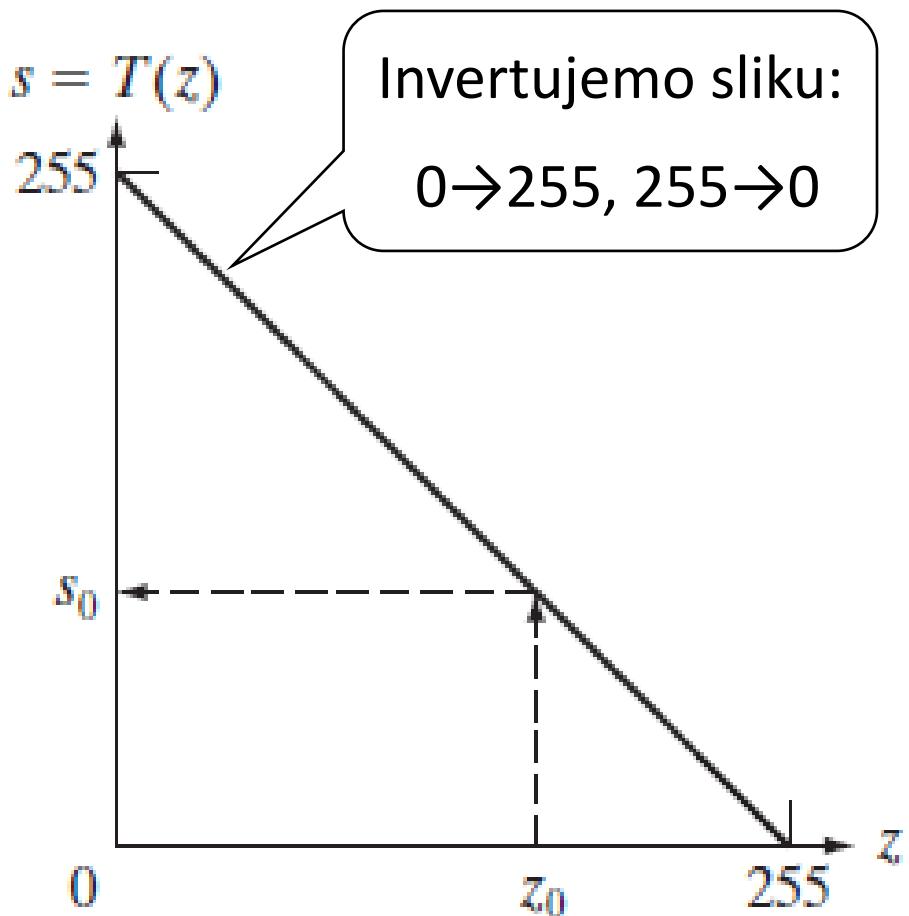
Osnovne logičke operacije nad binarnim slikama

0 – crni pikseli  
1 – beli pikseli

Primena:

- Kombinovanje slika
- Segmentacija (primena maske)
- *Green screening*

# Negativ

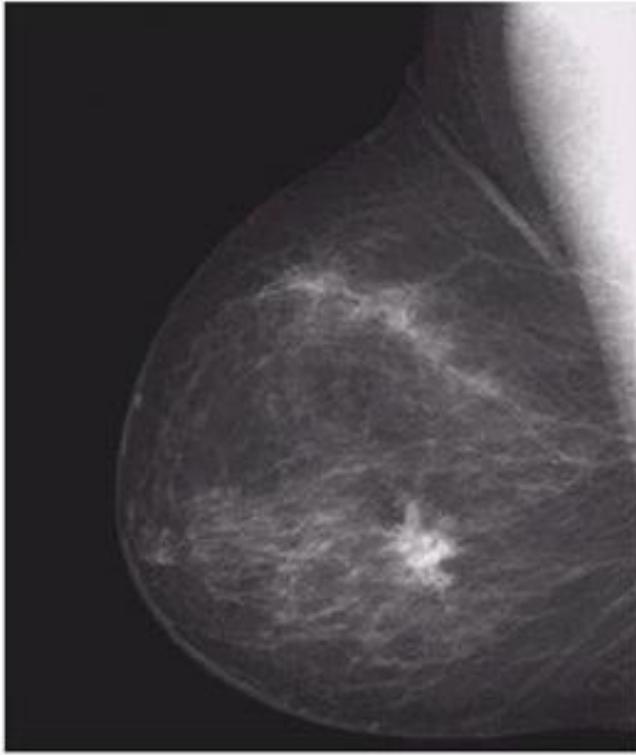


Razlog:

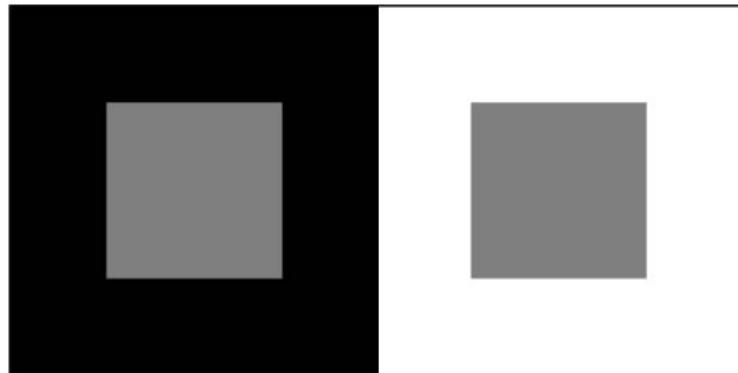
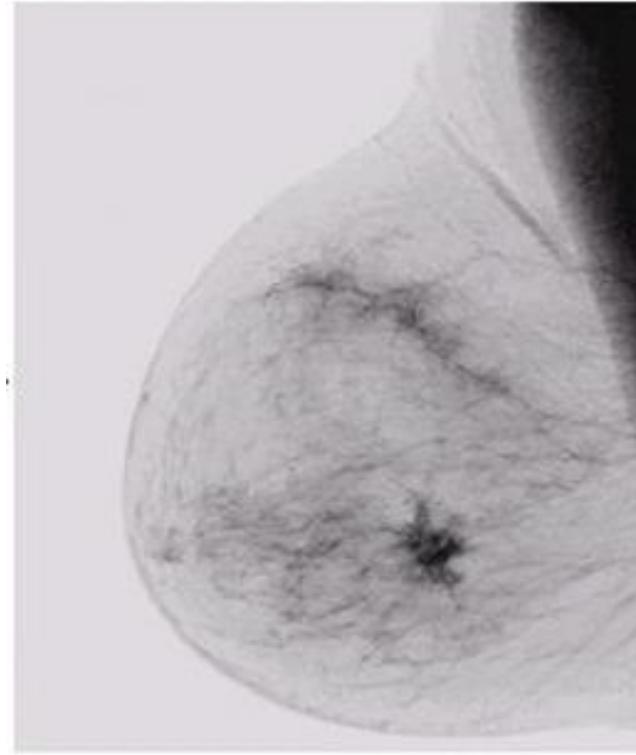
želimo da beli ili sivi detalji na crnoj pozadini budu uočljiviji

# Negativ

Original  
Image



Negative  
Image



# Lokalno uproščavanje

$$F(x, y) * H(u, v) = G(x, y)$$

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	90	90	90	90	90	90	0
0	0	0	90	90	90	90	90	90	0
0	0	0	90	90	90	90	90	90	0
0	0	0	90	90	90	90	90	90	0
0	0	0	90	0	90	90	90	90	0
0	0	0	90	90	90	90	90	90	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	90	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

$$\frac{1}{9} * \begin{array}{|ccc|} \hline 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

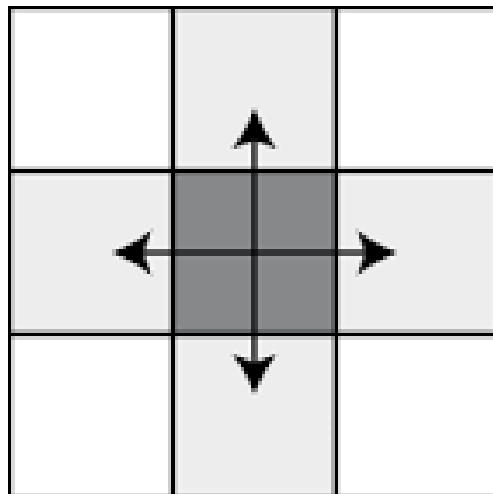
“box filter”

0	10	20	30	30	30	20	10	
0	20	40	60	60	60	40	20	
0	30	60	90	90	90	60	30	
0	30	50	80	80	90	60	30	
0	30	50	80	80	90	60	30	
0	20	30	50	50	60	40	20	
10	20	30	30	30	30	20	10	
10	10	10	0	0	0	0	0	

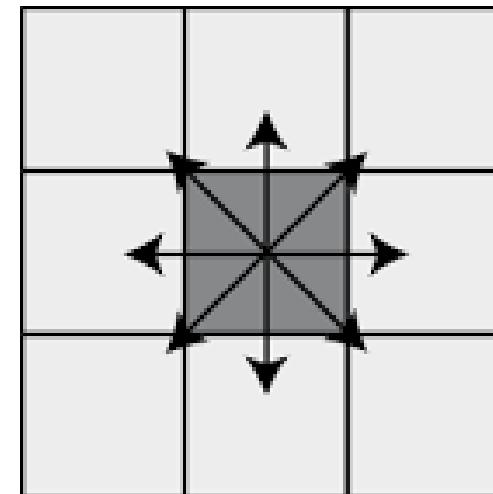
$$G = F * H$$

# Lokalno uproščavanje

- Definišimo lokalno susedstvo piksela:
  - Sliku smo reprezentovali putem matrice
  - Možemo definisati susedstvo piksela preko susednih elemenata



4-Connectivity



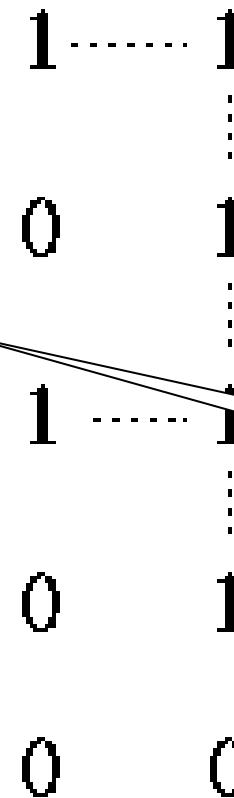
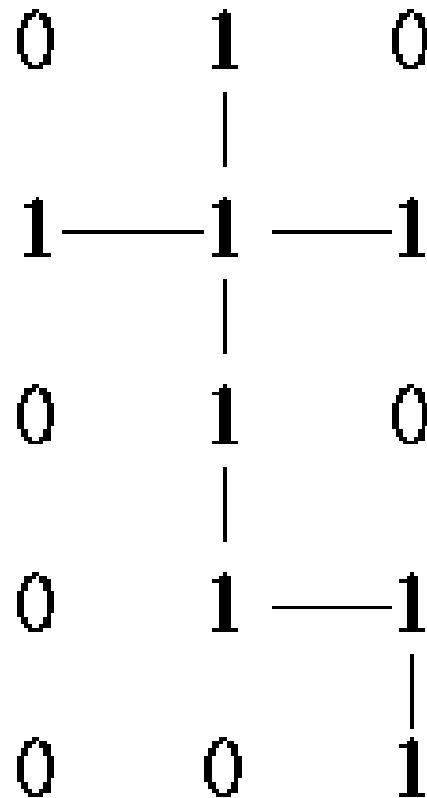
8-Connectivity

Tipično, za definiciju prostorne povezanosti

# Povezanost piksela

- Pojam susedstva možemo definisati i za grupe piksela
- Rezultati će se razlikovati u zavisnosti od korišćenog pojma susedstva

Jedna grupa piksela koje smatramo „susedima“ ako koristimo 8-susedstvo

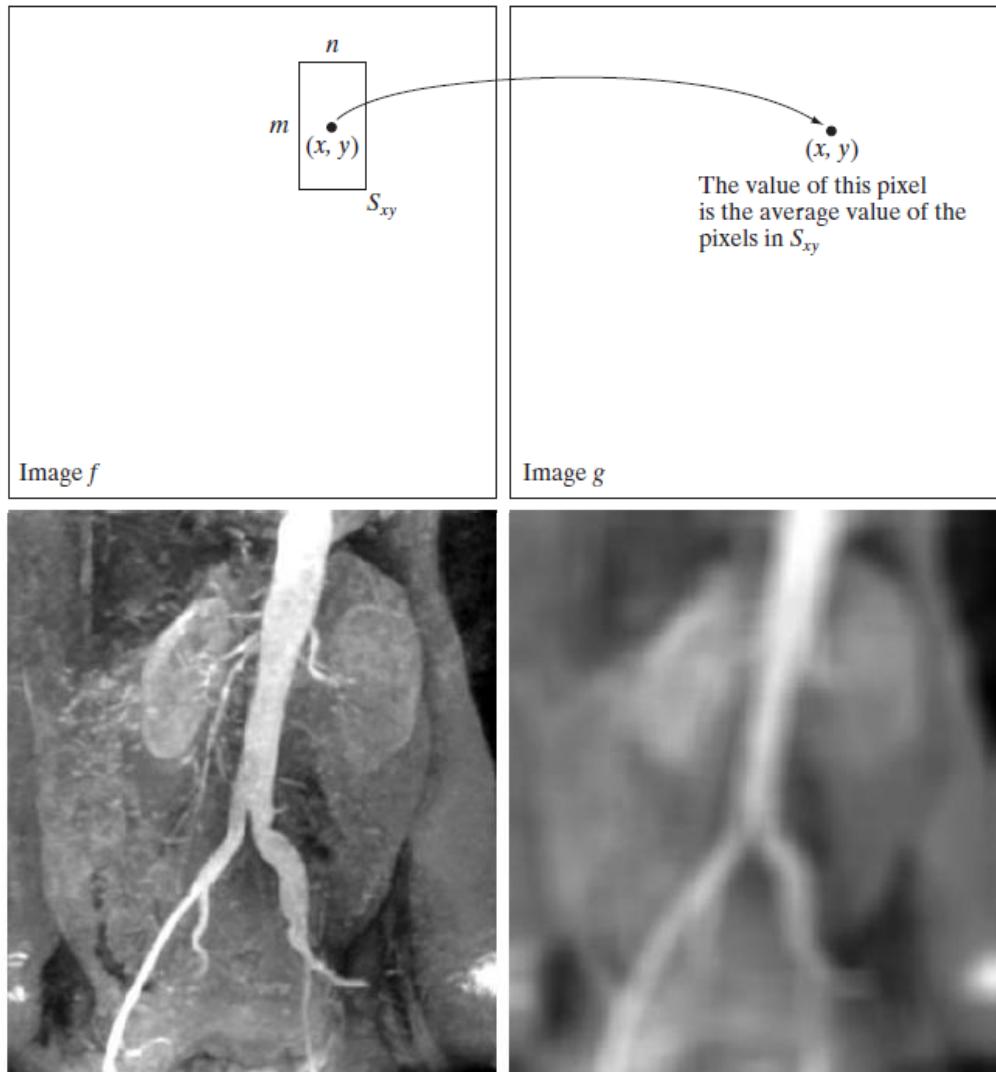


Ali, ako koristimo 4-susedstvo, imamo 2 odvojene grupe

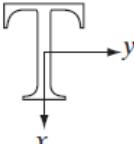
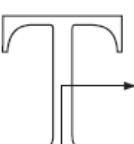
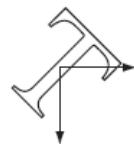
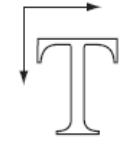
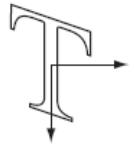
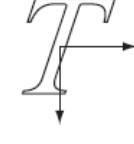
Nisu susedi

# Lokalno uproščavanje

- Vrednost piksela zamenjujemo prosečnom vrednošću njegovog susedstva
  - Zavisi od definicije susedstva
- Uklanjamo šum
- Ali dobijamo zamućeniju sliku
- Ima sofisticiranijih metoda koje prepoznaju gde su veće promene i ne koriste piksele sa druge strane oblasti koja predstavlja promenu

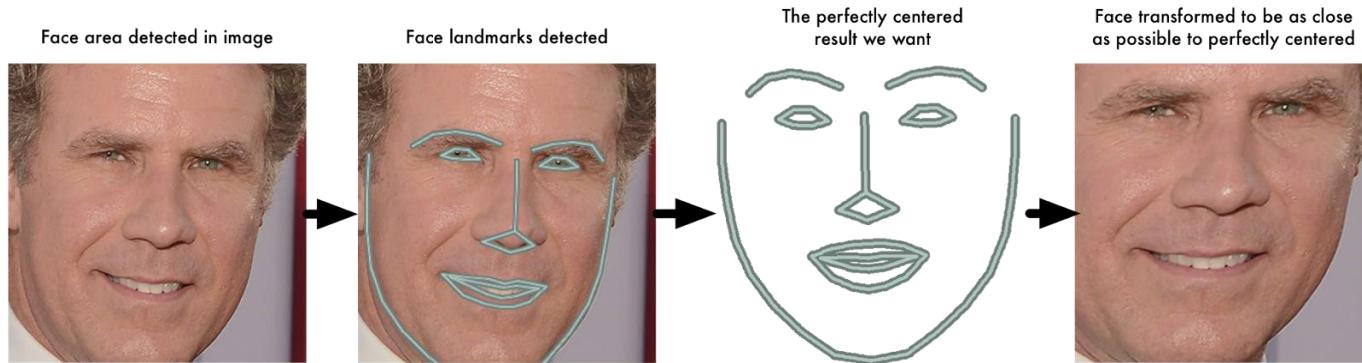


# Affine transformacije

Transformation Name	Affine Matrix, T	Coordinate Equations	Example
Identity	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v$ $y = w$	
Scaling	$\begin{bmatrix} c_x & 0 & 0 \\ 0 & c_y & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = c_x v$ $y = c_y w$	
Rotation	$\begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v \cos \theta - w \sin \theta$ $y = v \cos \theta + w \sin \theta$	
Translation	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ t_x & t_y & 1 \end{bmatrix}$	$x = v + t_x$ $y = w + t_y$	
Shear (vertical)	$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ s_v & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v + s_v w$ $y = w$	
Shear (horizontal)	$\begin{bmatrix} 1 & s_h & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$x = v$ $y = s_h v + w$	

$$[x \ y \ 1] = [v \ w \ 1] \mathbf{T} = [v \ w \ 1] \begin{bmatrix} t_{11} & t_{12} & 0 \\ t_{21} & t_{22} & 0 \\ t_{31} & t_{32} & 1 \end{bmatrix}$$

# Affine transformacije



Rotacija lica: radi pojednostavljenja prepoznavanja

<https://medium.com/@ageitgey/machine-learning-is-fun-part-4-modern-face-recognition-with-deep-learning-c3cffc121d78>



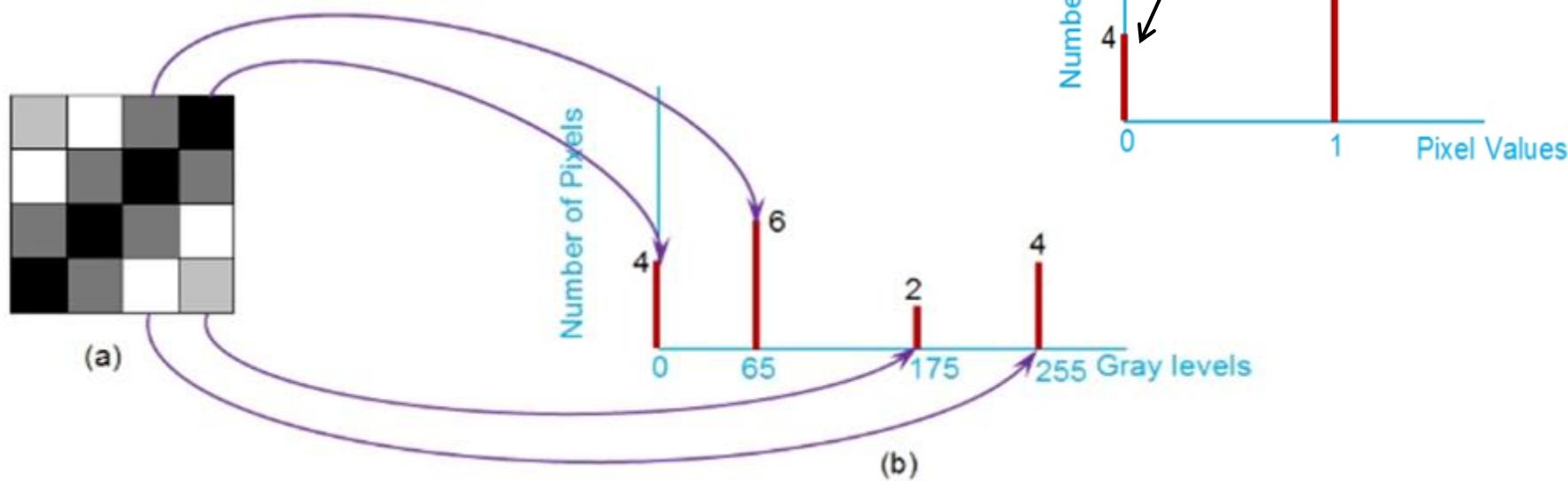
Isti otisak, ali različita pozicija i veličina – teško za poređenje

# Poboljšanje kontrasta

- Koristimo statističke osobine slike  
(sažetak sadržaja slike koji pomaže njenoj interpretaciji)
- Primer: histogram

# Histogram

- Grafički prikaz brojnosti piksela datog intenziteta
  - Na  $x$  osi se predstavlja intenzitet piksela
  - Za svaki intenzitet na  $x$  osi prebrojimo koliko ima piksela tog intenziteta
  - visina stupca prikazanog na histogramu će biti proporcionalna tom broju



# Histogram monohromatske (grayscale) slike

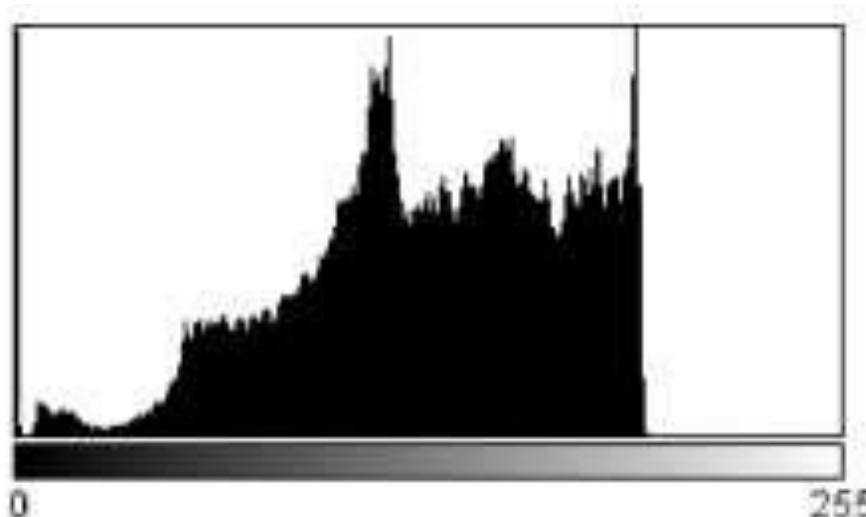
- X-osa: vrednosti intenziteta piksela
  - Broj bita neophodan da predstavi sliku → broj nijansi koje je moguće predstaviti
  - $N$  bitova →  $2^N$  mogućih vrednosti piksela u opsegu  $[0, 2^N - 1]$



# Histogram monohromatske (grayscale) slike



Histogram je grafička reprezentacija količine svakog nivoa sive u slici

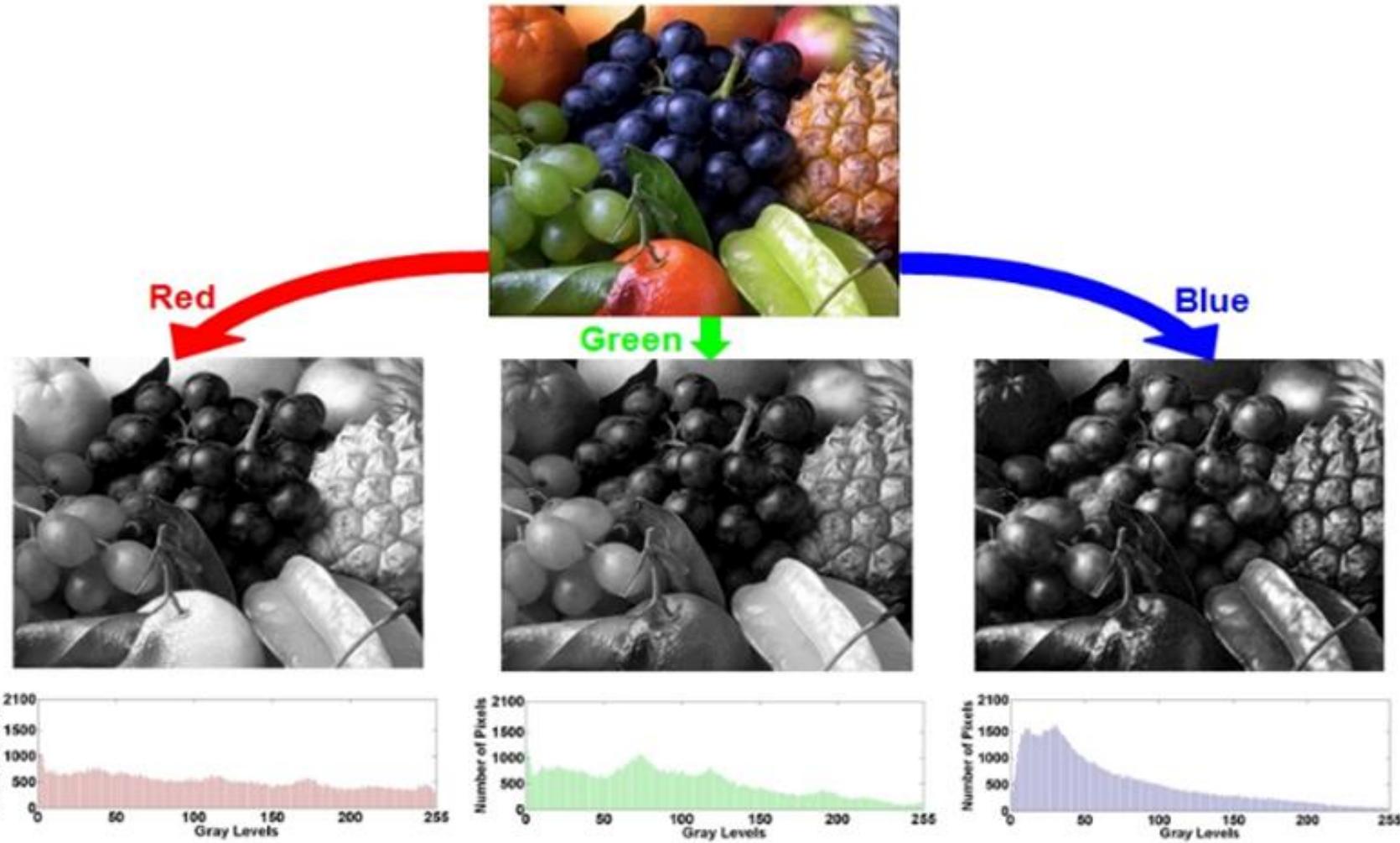


Count: 179463  
Mean: 126.565  
StdDev: 43.800

Min: 0  
Max: 213  
Mode: 192 (2241)

# Histogram slike u boji

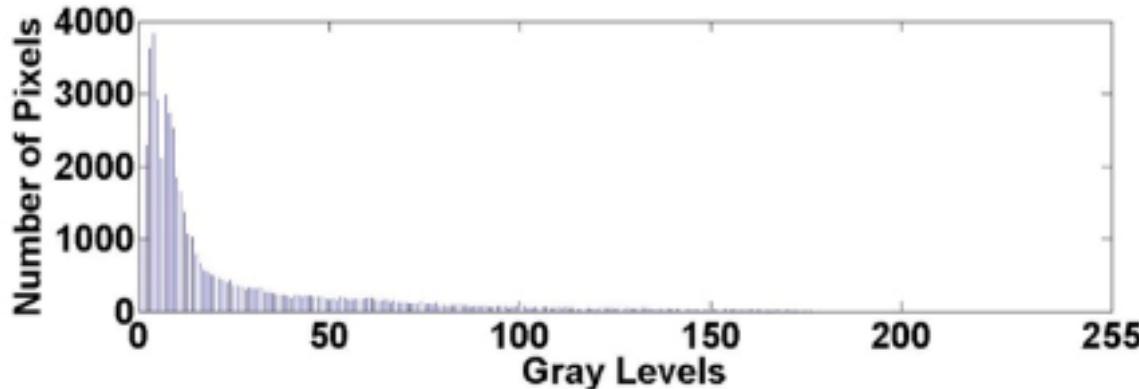
- Za slike u boji, moguće je analizirati svaki kanal zasebno



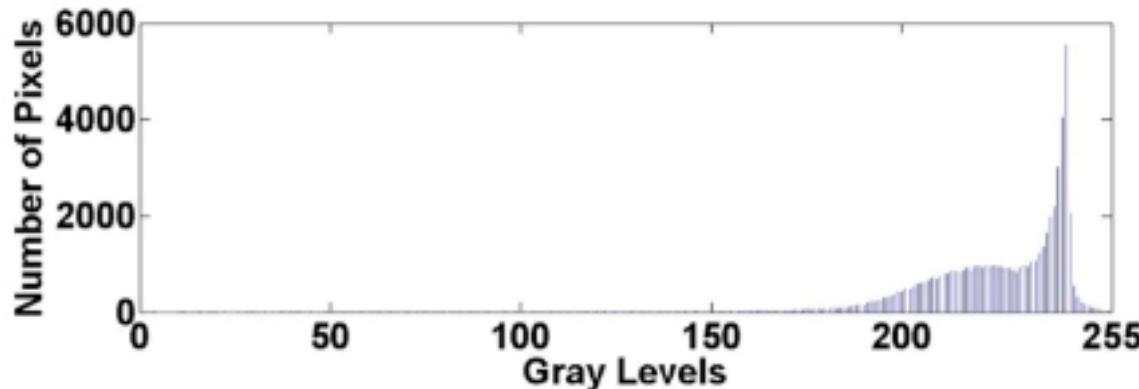
# Šta možemo saznati sa histograma?

- Raspon vrednosti na histogramu: osvetljenje
  - Prosečna vrednost nam govori o osvetljenosti slike
  - *min* i *max* nam govore o rasponu intenziteta koji je snimljen
- Standardna devijacija: kontrast
  - Visoka: slika nešto predstavlja (barem u nekom svom delu)
  - Niska: monotona sliku

# Osvetljenje slike



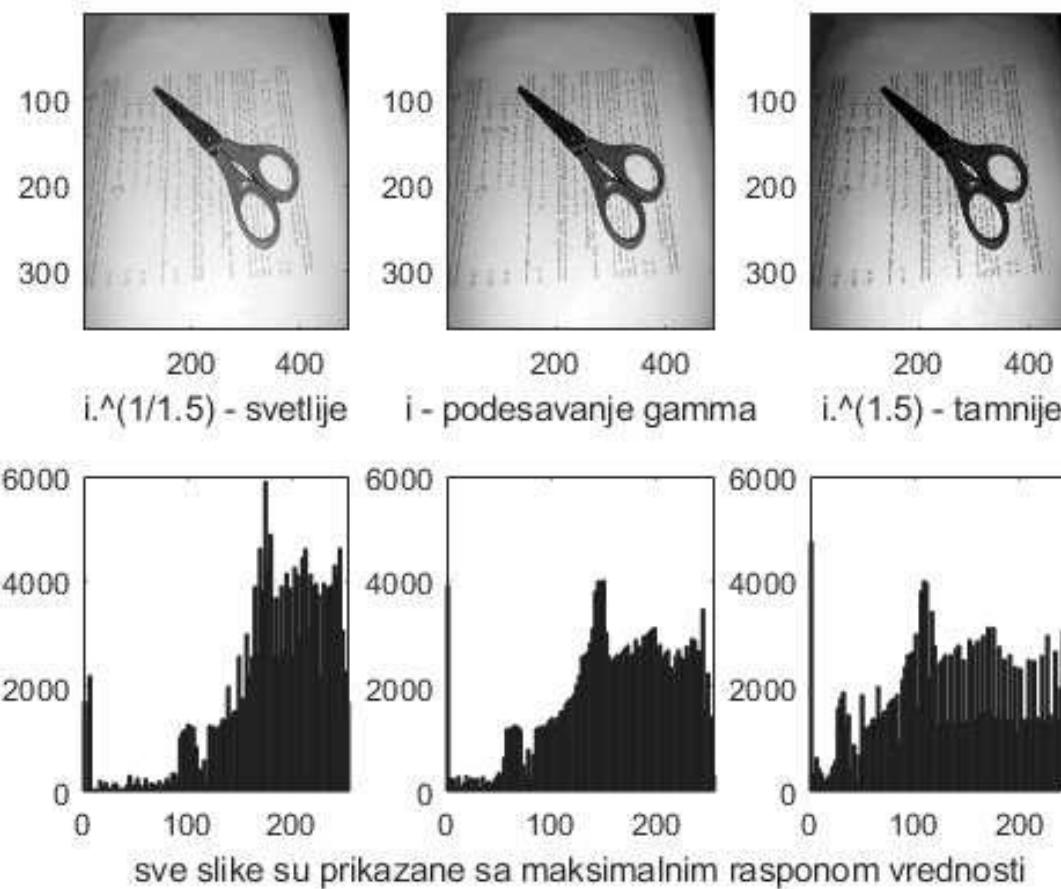
Nisko osvetljenje: vrednosti histograma su koncentrisane uglavnom na levoj strani



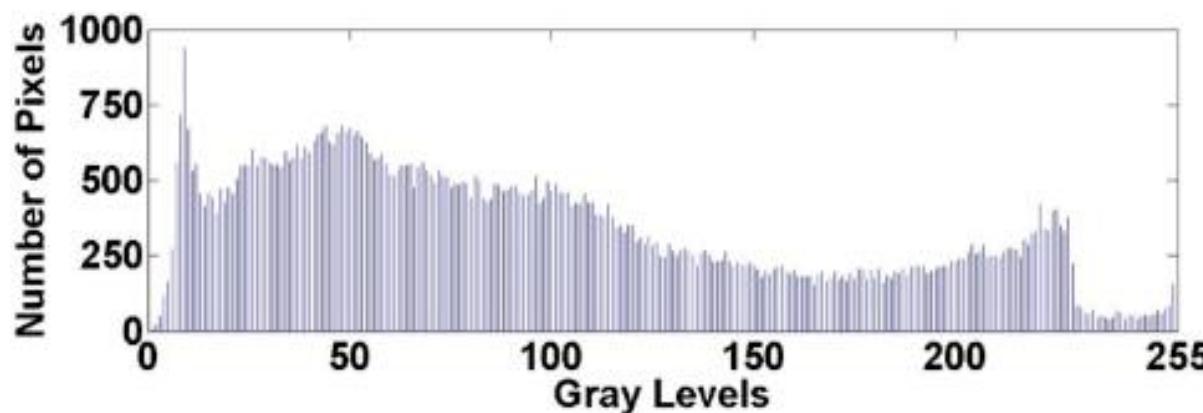
Visoko osvetljenje: vrednosti histograma su koncentrisane uglavnom na desnoj strani

# Osvetljenje slike

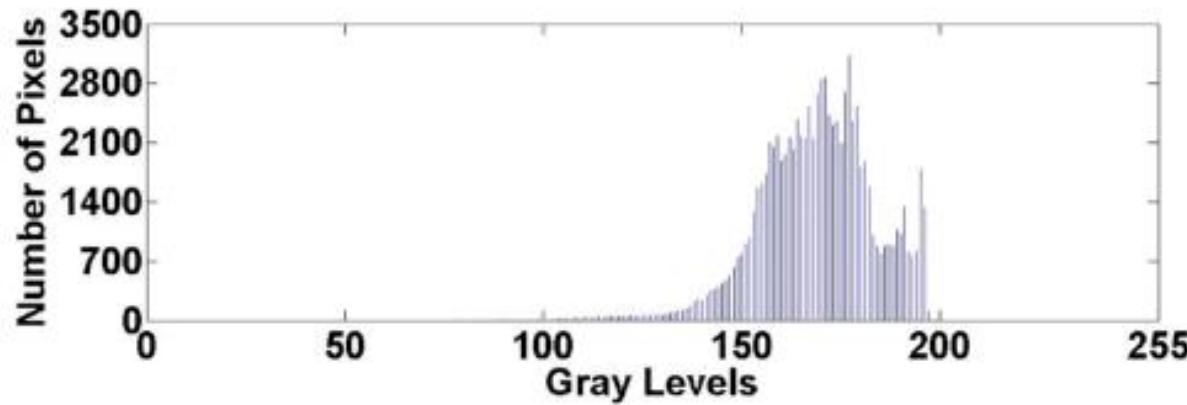
- Ako ima previše piksela sa visokim ili niskim intenzitetom, tada je obično kontrast slike nizak i slika je previše svetla ili previše tamna



# Kontrast



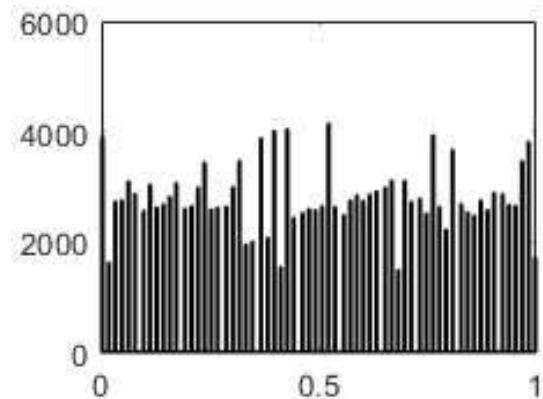
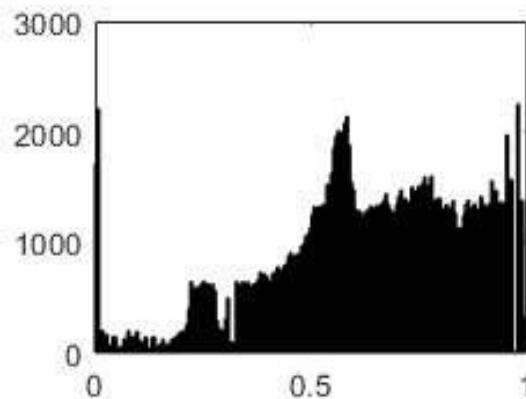
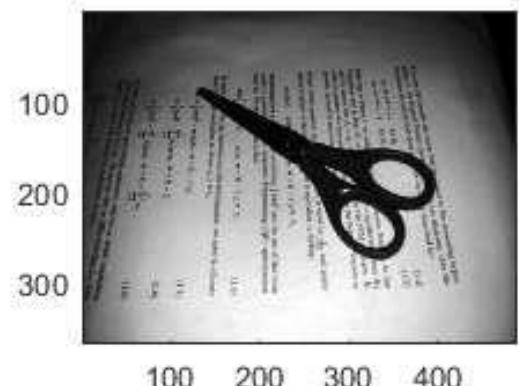
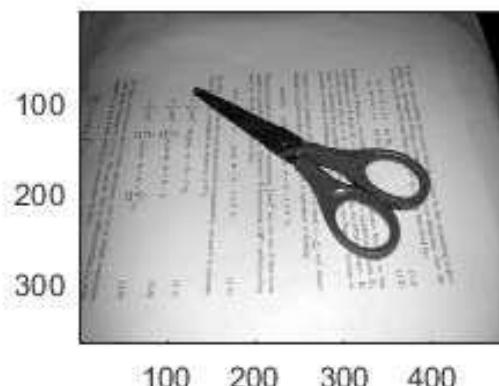
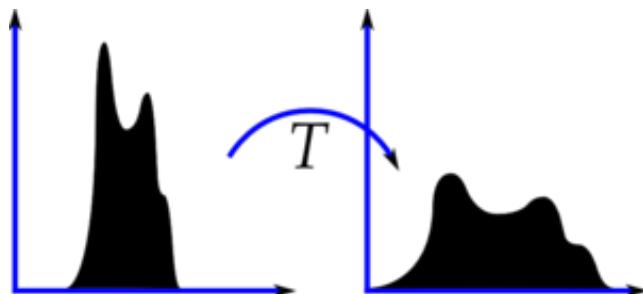
Vrednosti ravnomerno raspodeljene po intenzitetima  $\rightarrow$  dobar kontrast u osvetljenju



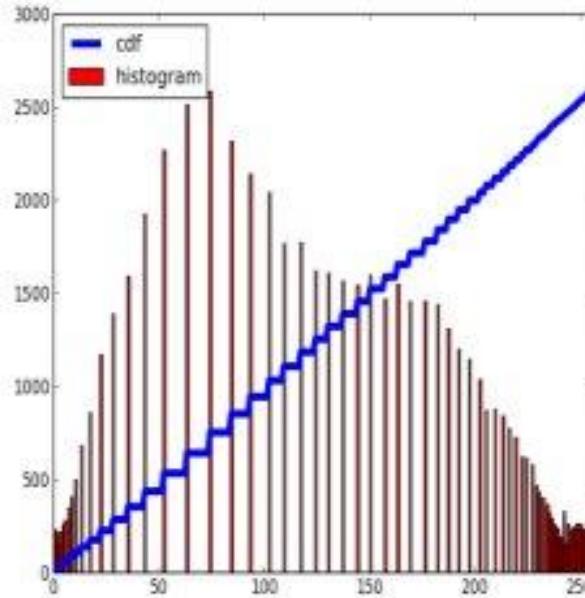
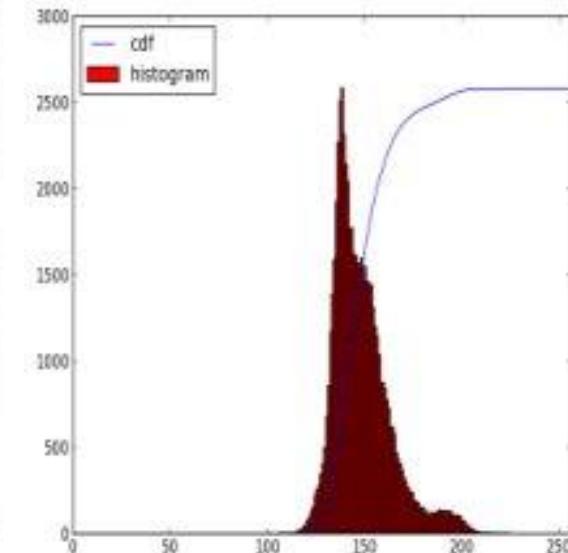
Koncentracija vrednosti oko jednog određenog intenziteta  $\rightarrow$  loš kontrast u osvetljenju

# Poravnavanje histograma (*Histogram Equalization*)

- Modifikujemo distribuciju intenziteta piksela tako da postoji otprilike jednak broj piksela za svaki od intenziteta



# Poravnavanje histograma



[https://docs.opencv.org/3.1.0/d5/daf/tutorial\\_py\\_histogram\\_equalization.html](https://docs.opencv.org/3.1.0/d5/daf/tutorial_py_histogram_equalization.html)

# Poravnavanje histograma (*Histogram Equalization*)

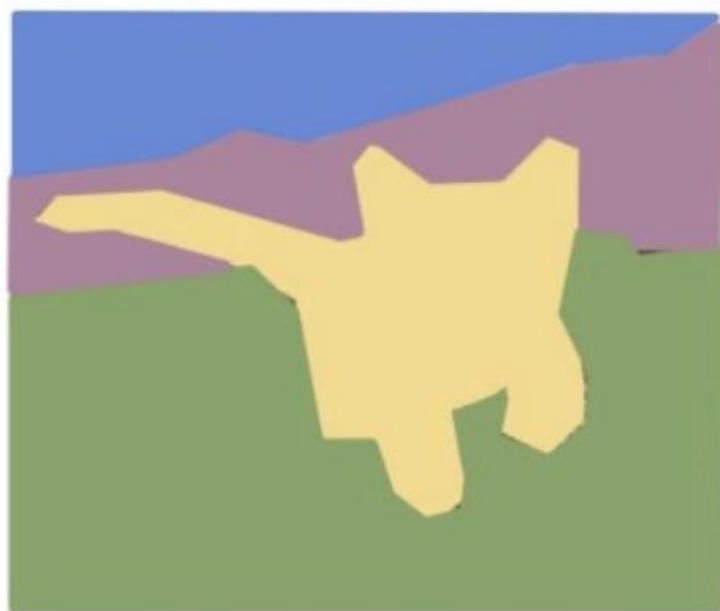
- Ova operacija pojačava kontrast na slici
- Veoma korisno za slike gde su i pozadina i objekti oboje previše svetli ili previše tamni
- Na primer, ovo pomaže kod rendgena da se bolje vidi struktura kostiju i da se pobojšaju slike koje su *overexposed* ili *underexposed*
- Reverzibilna transformacija (možemo je invertovati da dobijemo originalnu sliku)
- Mana: može da poveća kontraste na pozadini a smanji koristan signal



# Segmentacija slike

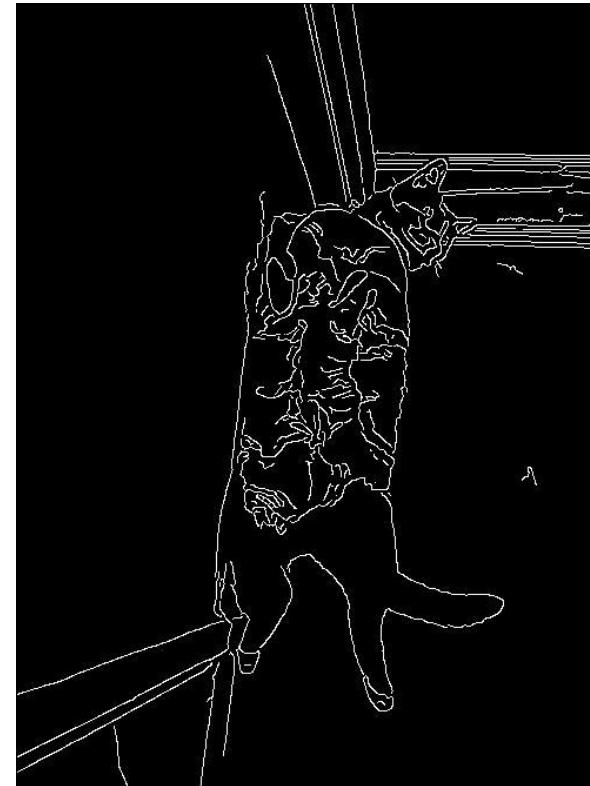
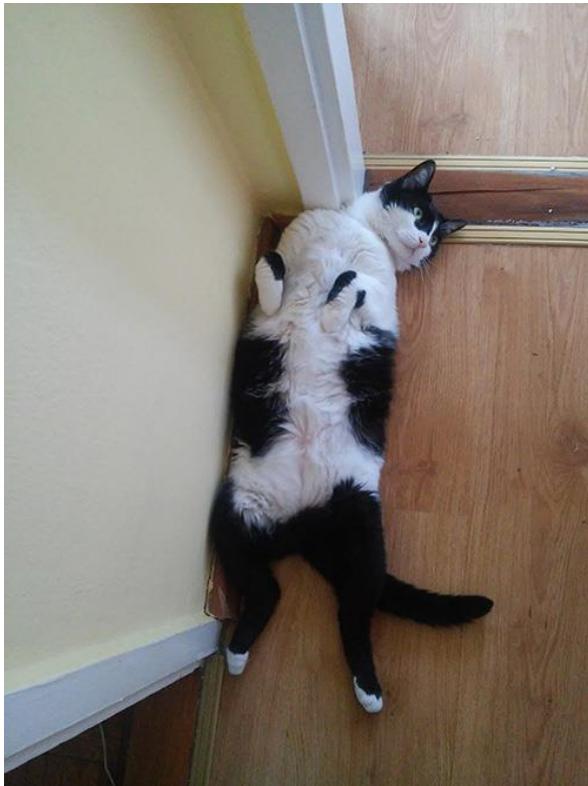
# Segmentacija slike

- Postupak podele slike na regije sa sličnim atributima
  - Izdvajanje objekta sa pozadine (*foreground/background separation, background subtraction*)
  - Semantička anotacija delova slike (klasifikacija piksela slike u odgovarajuće kategorije)

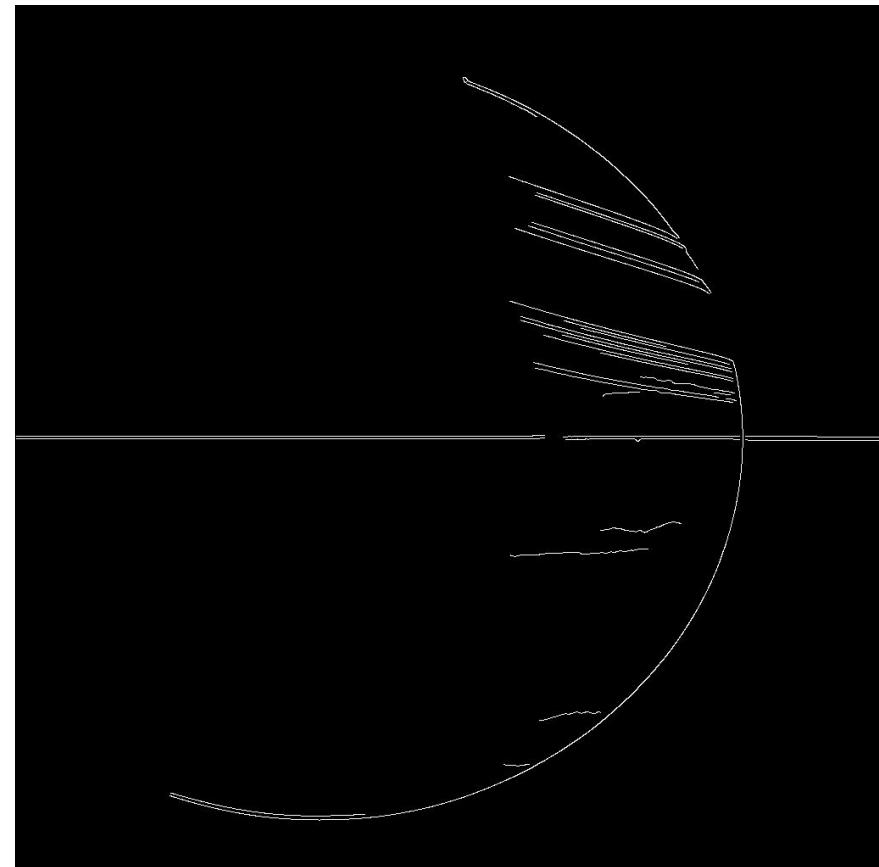
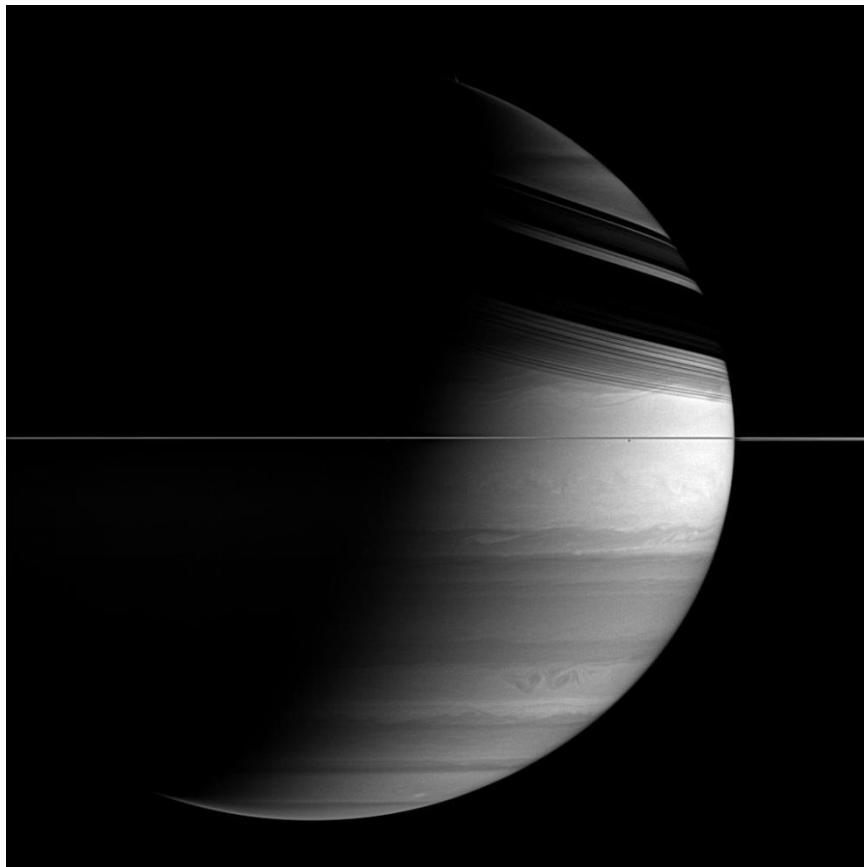


# Na osnovu čega segmentišemo?

- Koji tip informacija (atribute) možemo koristiti za segmentaciju?
  - Osvetljenost, boja, ivice, mere teksture,...



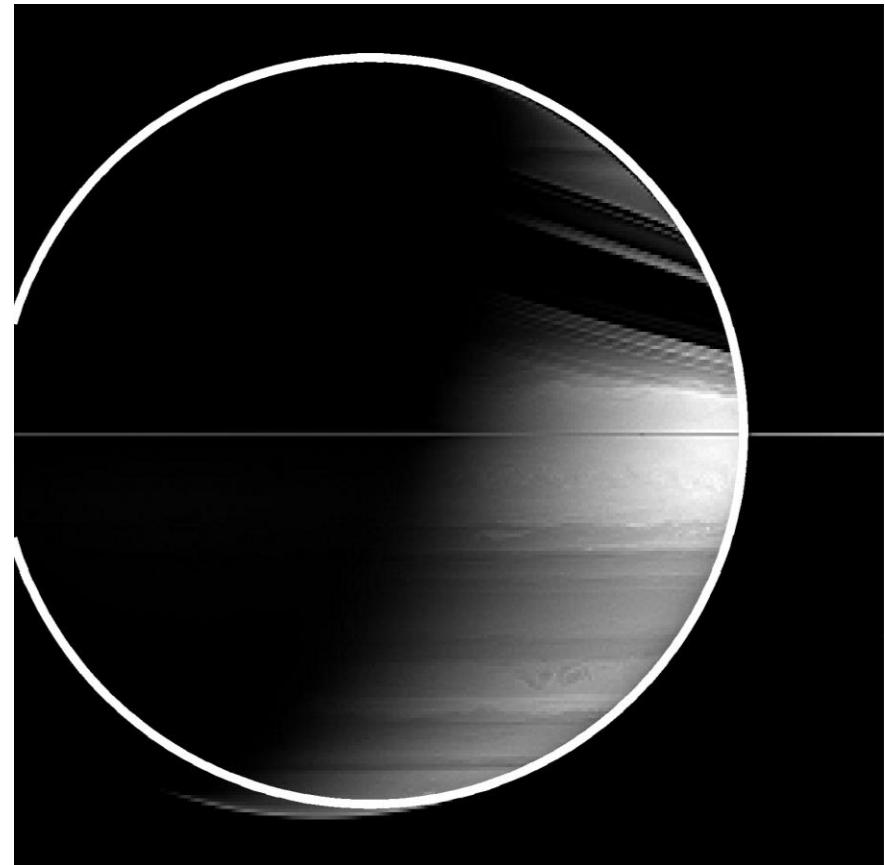
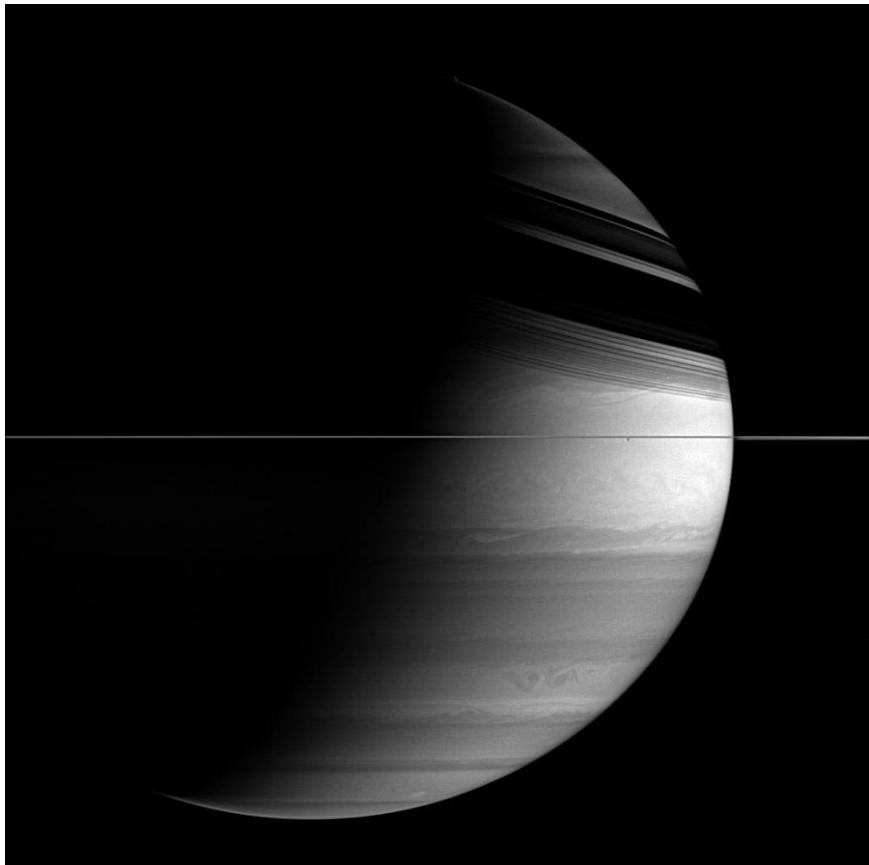
# Na osnovu čega segmentišemo?



- Ivice su važan atribut, ali nisu uvek dovoljne
- Dobro je obuhvatiti više izvora informacija

# Na osnovu čega segmentišemo?

- Hough pronalaženje krugova:



# Segmentacija slike

- Kako znamo da je segmentacija dobra?
  - Pikseli iste kategorije (sličnih vrednosti) formiraju povezani region
  - Susedni pikseli u različitim kategorijama i imaju različite vrednosti
- Segmentacija je najčešće kritičan korak u analizi slike jer je to tačka u kojoj se prelazi sa piksela na objekat kao jedinice obrade
- Ako je segmentacija uspešna, ona će olakšati ostale korake analize slike

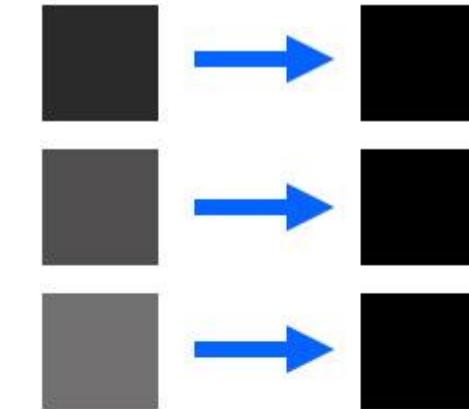


# Segmentacija slike

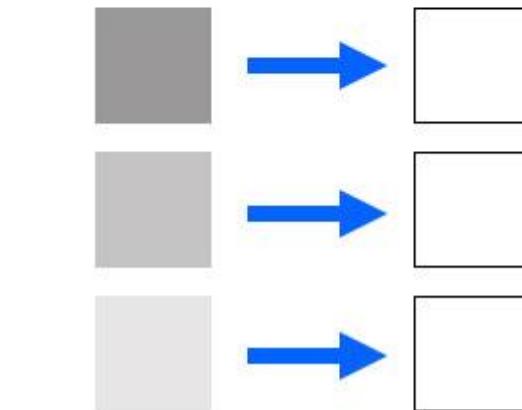
- Gruba podela pristupa:
  - Histogram (određivanje praga)
  - Klasterovanje (poseban termin predavanja)
  - Praćenje ivica (morphološki pristupi, aktivne konture,...) ...

# Segmentacija slike pomoću praga

- Najjednostavniji način za segmentaciju slike



- *Thresholding*



- Poredimo osvetljenost piksela sa pragom (ili više pragova) i svrstavamo piksele u dve (ili više) kategorija

# Segmentacija pomoću globalnog praga

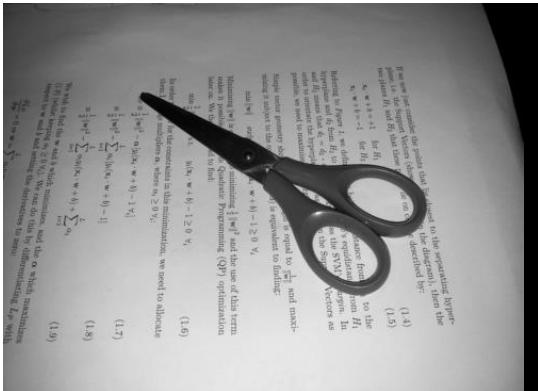
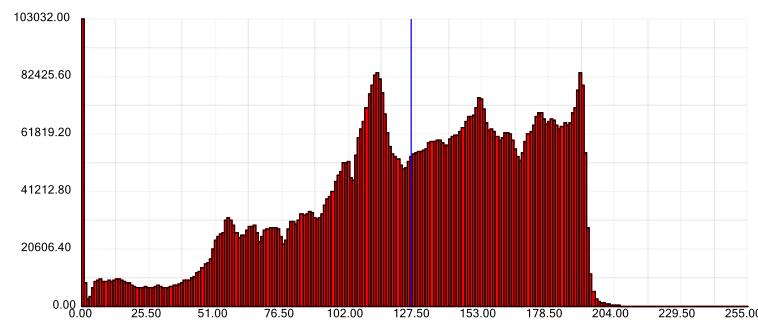
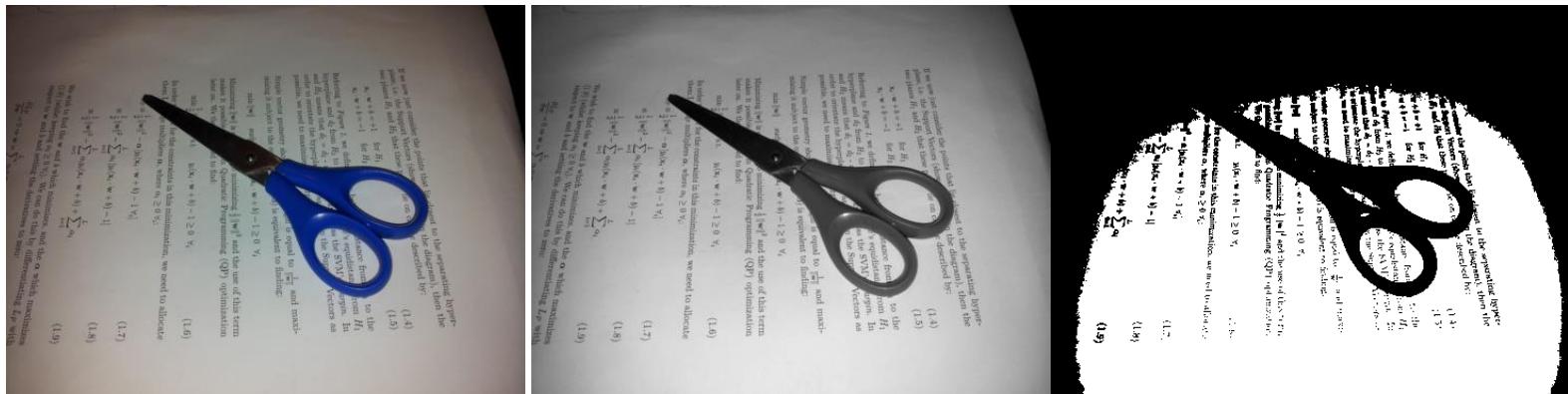
- Najjednostavniji vid segmentacije pomoću praga je da poredimo vrednosti piksela sa samo jednim pragom

1. Sliku ćemo pretvoriti u *grayscale*

2. Odabraćemo vrednost praga  $T$

3. Klasifikujemo piksele prema intenzitetu

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



In our previous lecture, we have learned how to segment the image by the thresholding. Then, the question is, how can we find the best threshold? We can use the global thresholding, then the global threshold  $T$  is defined as follows:

$$T = \text{argmax}_{T \in [0, 255]} \sum_{x, y} I(x, y) \cdot \delta(I(x, y) - T) \quad (1.4)$$

where  $I(x, y)$  is the gray value at the coordinate  $(x, y)$ , and  $\delta(\cdot)$  is the step function.

Let's consider the global thresholding. We want to minimize the following function:

$$\sum_{x, y} I(x, y)^2 \cdot \delta(I(x, y) - T) \quad (1.5)$$

which is the quadratic programming (QP) optimization problem. In the SVM, we want to minimize the hyperplane margin, which is the same term. So, we want to minimize the hyperplane margin, which is the same term. In the QP optimization, we want to minimize the following function:

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \delta(y_i(\mathbf{w}^\top \mathbf{x}_i + b) - 1) \quad (1.6)$$

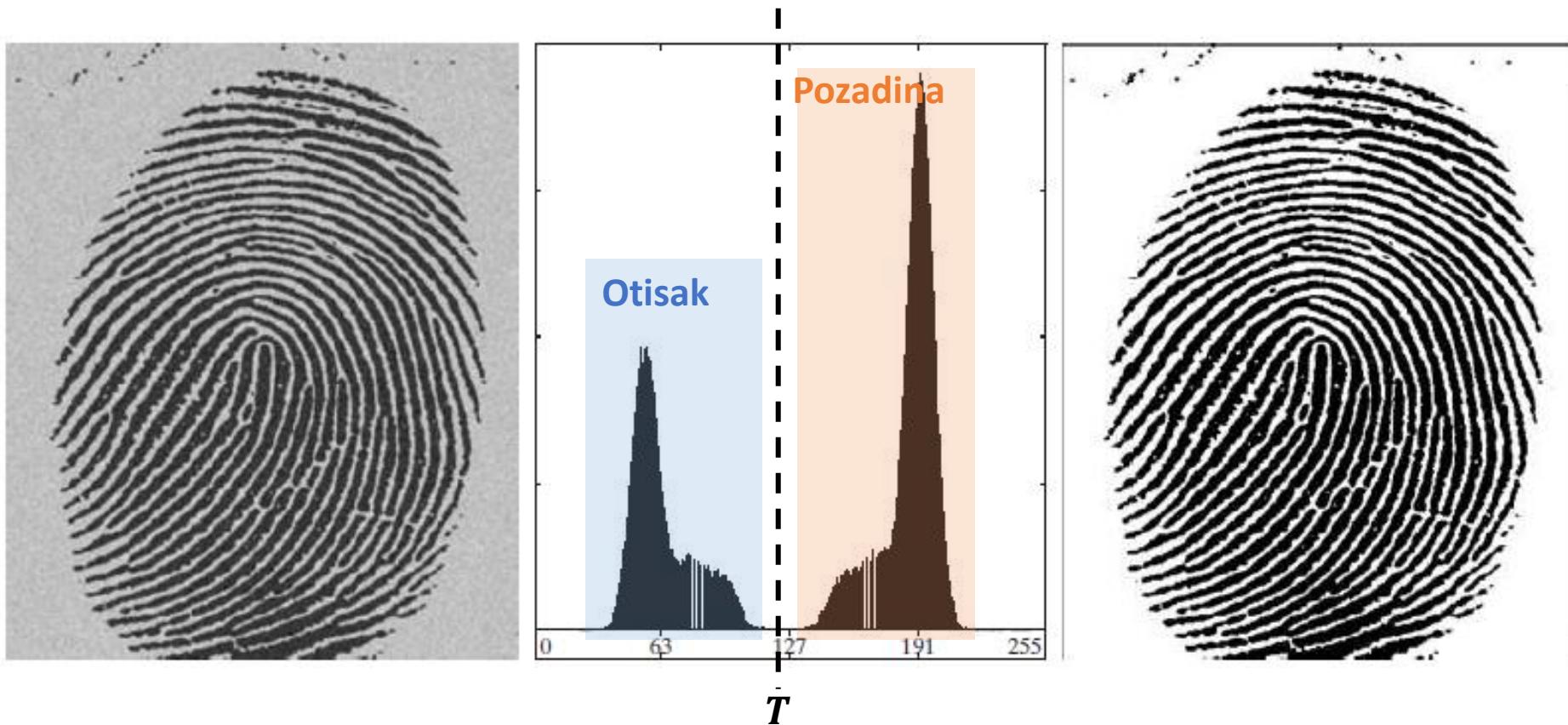
for the minimization, we need to allocate the variable  $\mathbf{w}$  and  $b$ . We can use the QP optimization to solve this problem. In the QP optimization, we want to minimize the following function:

$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \delta(y_i(\mathbf{w}^\top \mathbf{x}_i + b) - 1) \quad (1.7)$$
$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \delta(y_i(\mathbf{w}^\top \mathbf{x}_i + b) - 1) \quad (1.8)$$
$$\frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \delta(y_i(\mathbf{w}^\top \mathbf{x}_i + b) - 1) \quad (1.9)$$

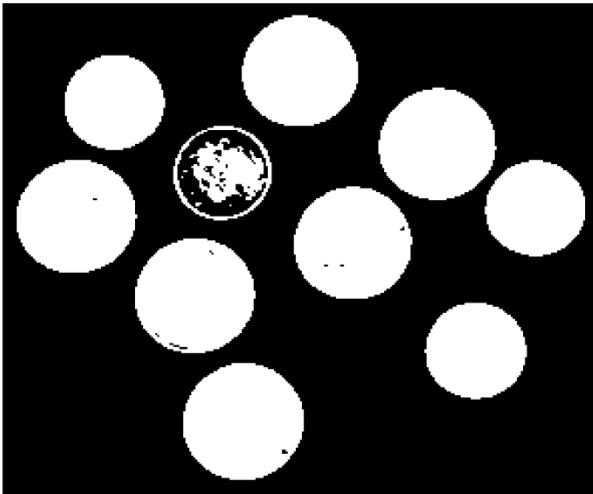
where  $\mathbf{w} = (\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2, \dots, \mathbf{w}_n)$  and  $b = b_1, b_2, \dots, b_n$ . We want to find the  $\mathbf{w}$  and  $b$  which minimize the following function by differentiating  $L_w$  with respect to  $\mathbf{w}$  and  $b$ .

# Kako odrediti vrednost praga?

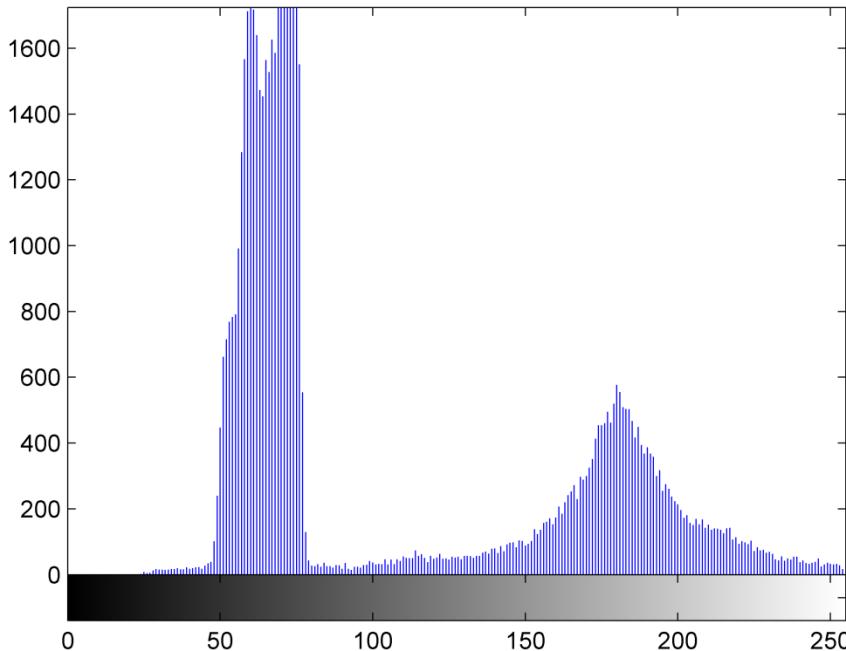
- *Otsu*: automatski pronalazi prag na osnovu histograma
- Ideja je prikazana na slici:
  - Multimodalni histogram: jasno razdvojeni intenziteti linija otiska i pozadine
  - Optimalan prag je obično u „dolinama“ histograma



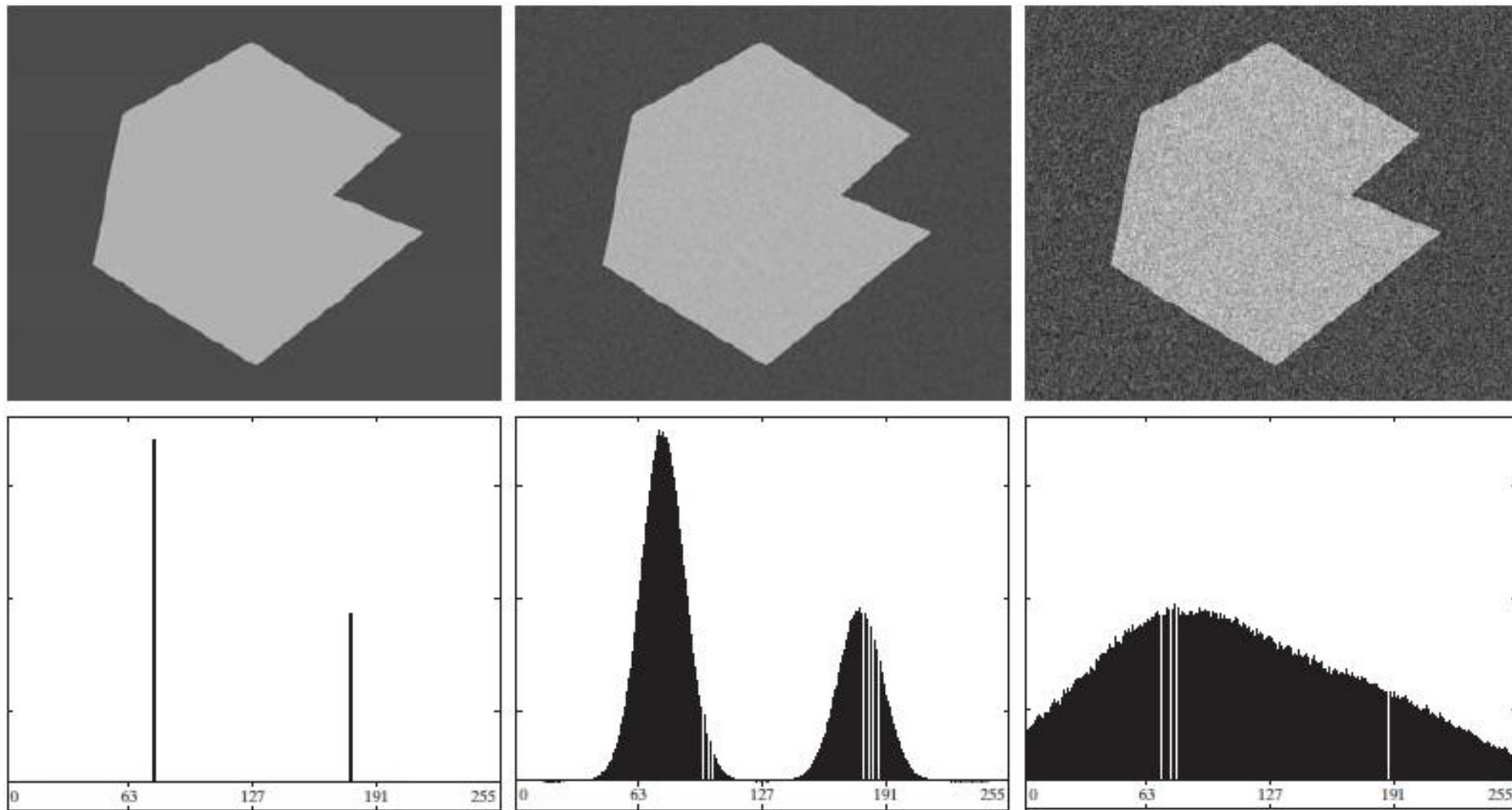
# Otsu – prag je u “dolini” histograma



- Veoma jednostavno
- Potpuno automatski

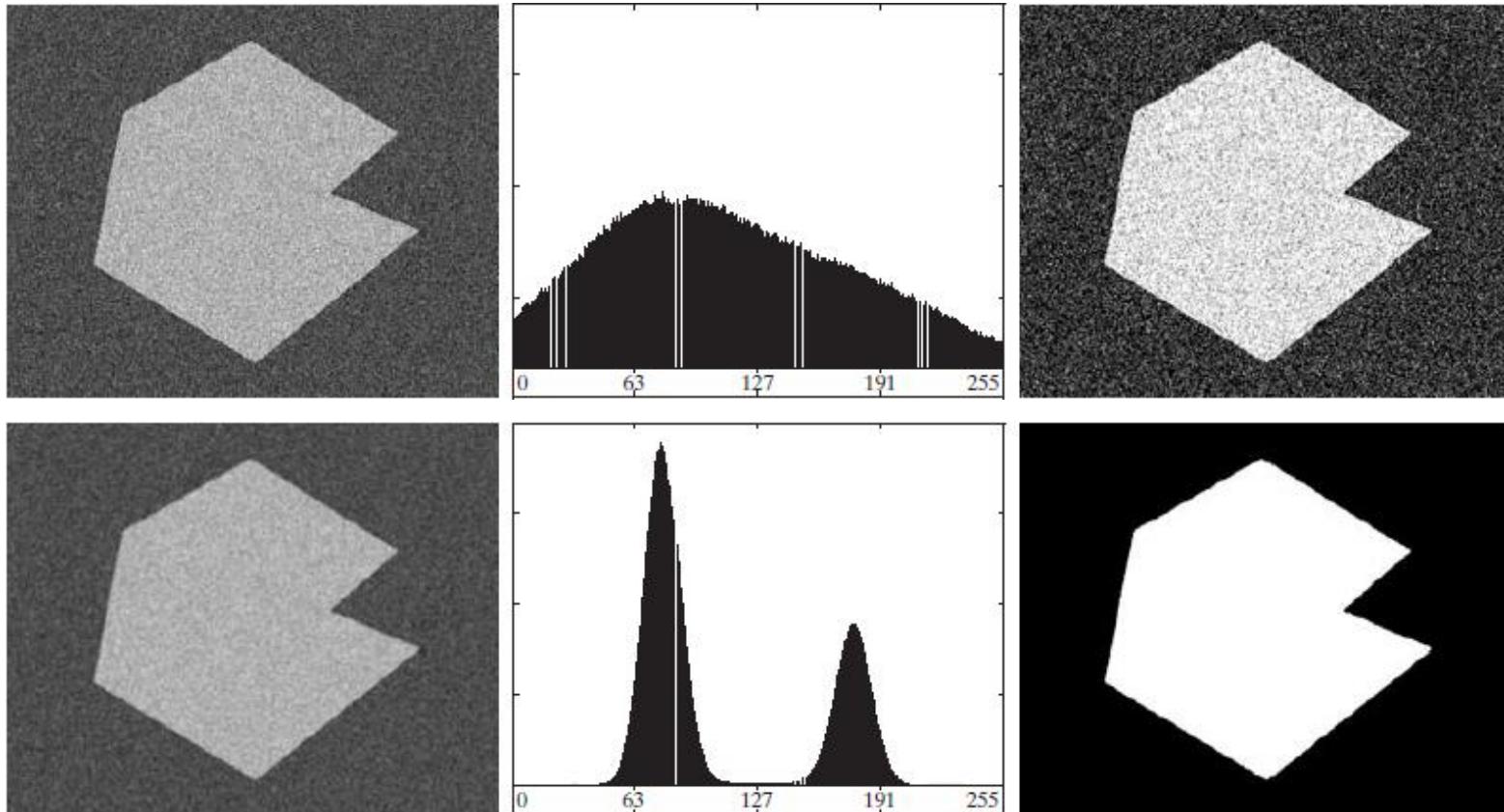


# Problem šuma



# Problem šuma – rezultat primene *Otsu* praga

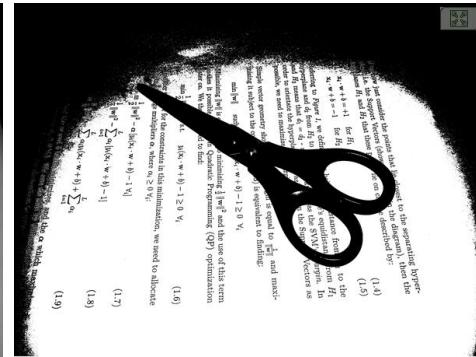
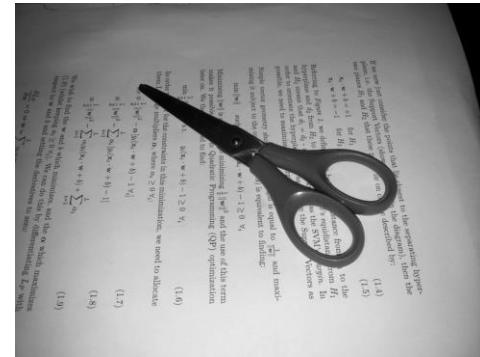
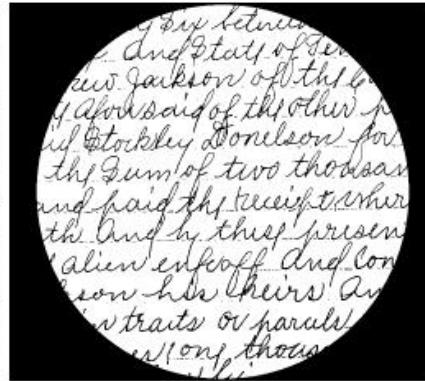
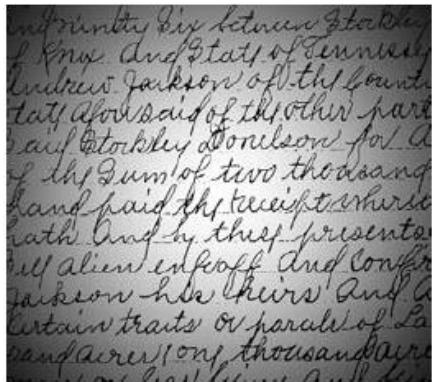
na zašumljenim slikama, segmentacija pomoću *Otsu* praga nije dobra



problem možemo ispraviti tako što pre primene *Otsu* algoritma uklonimo šum

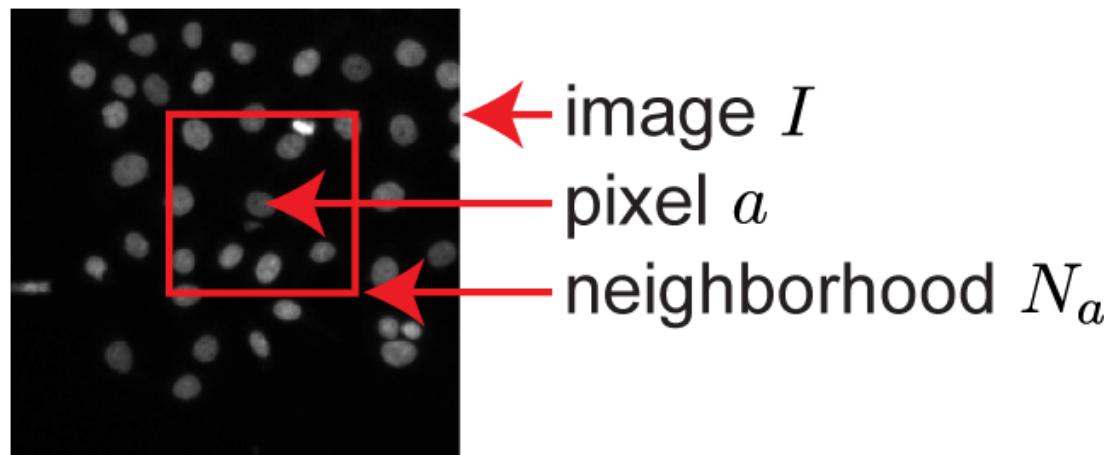
# Otsu nedostaci

- Otsu zanemaruje prostorne relacije
  - Koristi se samo histogram
  - Regije sa sličnim vrednostima intenziteta piksela se na histogramu nalaze blizu, bez obzira što mogu biti na sasvim različitim pozicijama slike
  - Otsu će ih tretirati kao da se radi o istoj regiji
- Nejednako osvetljenje (generalni problem kod korišćenja globalnog praga):



# Segmentacija pomoću lokalnog praga

- Rešenje nejednakog osvetljenja: tražimo lokalni prag
  - Izaberemo prag pojedinačno za svaki piksel na osnovu lokalnih vrednosti piksela u njegovom susedstvu
  - Za svako susedstvo od  $50 \times 50$  piksela, izabraćemo prag za segmentaciju tih piksela



Global threshold:  $\tau = f(\{i \in I\})$

Local threshold:  $\tau_a = f(\{i \in N_a\})$

# Segmentacija pomoću lokalnog praga

If we just consider the pixels that lie closest to the separating hyperplane, i.e., the Support Vectors (shown in red), and the two class planes ( $H_1$  and  $H_2$ ) that these are parallel to:

$$H_1: \mathbf{w} + b = -1 \quad \text{or } H_2: \mathbf{w} + b = 1 \quad (L.4)$$

$$\mathbf{w}_1 = \mathbf{w} + b = -1 \quad \text{or } H_1: \mathbf{w}_1 = \mathbf{w} \quad (L.5)$$

Substituting in Figure 1, we find  $\mathbf{w}_1$  from Eq. 11 is orthogonal and  $\mathbf{w}_2$  from Eq. 12 is parallel to  $\mathbf{w}_1$ . In order to calculate the hyperplane, we need to minimize

Simple vector geometry shows that the margin is given by the norm of  $\mathbf{w}$ :

$$\|\mathbf{w}\| = \sqrt{(\mathbf{w}, \mathbf{w})} = \sqrt{\mathbf{w} \cdot \mathbf{w} + b^2} = 1 \geq 0 \quad (L.6)$$

Minimizing  $\|\mathbf{w}\|^2$  is equivalent to finding the minimum of  $\frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2$ , and the use of this term makes it possible to Quadratic Programming (QP) optimization.

$$\min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 \quad \text{subject to } (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) - 1 \geq 0, \forall i \quad (L.7)$$

In order to solve the minimization in this optimization, we need to allocate them 1. a multiplication  $\mathbf{w}$ , where  $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^N$ ;

$$\frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 = \frac{1}{2}\mathbf{w}^T \mathbf{w} = \frac{1}{2}\sum_{i=1}^N w_i^2 \quad (L.8)$$

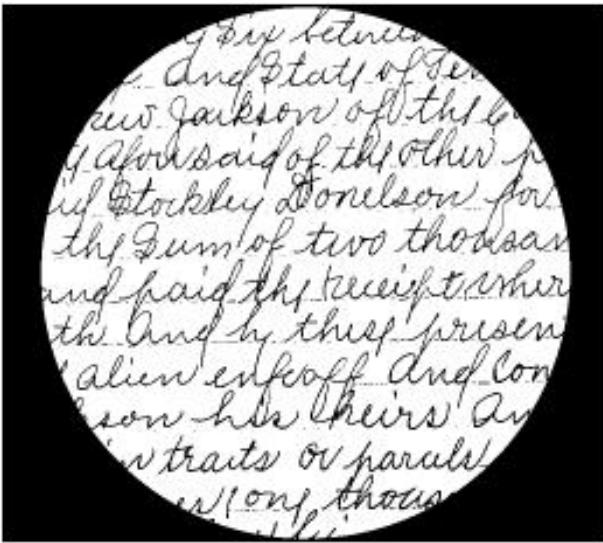
$$\begin{aligned} & \text{and 2. a function } f(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^N Q_i(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{w} + b) + \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 \\ & \text{In fact this is a convex function, which guarantees that the overall maximum is a global one. We can do this by differentiating to zero:} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial \mathbf{w}} &= \sum_{i=1}^N Q_i \mathbf{x}_i + \mathbf{w} = 0 \\ & \text{or } \mathbf{w} = -\sum_{i=1}^N Q_i \mathbf{x}_i \end{aligned}$$

- Ovo je proizvelo kvalitetnu segmentaciju ne samo makaza nego i teksta
- Problem: nismo uspeli da uklonimo tekst sa slike

# Segmentacija pomoću lokalnog praga

In County Six between Stockley  
of Knyg And State of Tennessee  
Andrew Jackson off the County  
tally Aforesaid of the other part  
and Stockley Donelson for a  
sum of two thousand  
and paid the receipt wheret  
neath being by these presents  
all alien enforff And Confir  
Jackson his heirs And a  
certain traits or parale of La  
sand aeever one thousand payre  
and a half mill and his  
successors



In County Six between Stockley  
of Knyg And State of Tennessee  
Andrew Jackson off the County  
tally Aforesaid of the other part  
and Stockley Donelson for a  
sum of two thousand  
and paid the receipt wheret  
neath being by these presents  
all alien enforff And Confir  
Jackson his heirs And a  
certain traits or parale of La  
sand aeever one thousand payre  
and a half mill and his  
successors

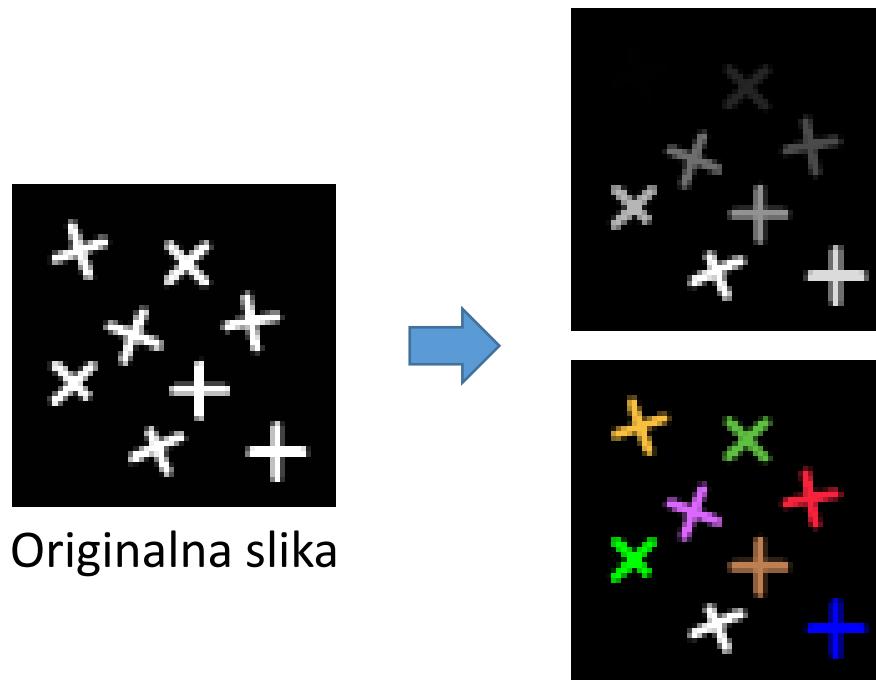
Globalni prag

In County Six between Stockley  
of Knyg And State of Tennessee  
Andrew Jackson off the County  
tally Aforesaid of the other part  
and Stockley Donelson for a  
sum of two thousand  
and paid the receipt wheret  
neath being by these presents  
all alien enforff And Confir  
Jackson his heirs And a  
certain traits or parale of La  
sand aeever one thousand payre  
and a half mill and his  
successors

Lokalni prag

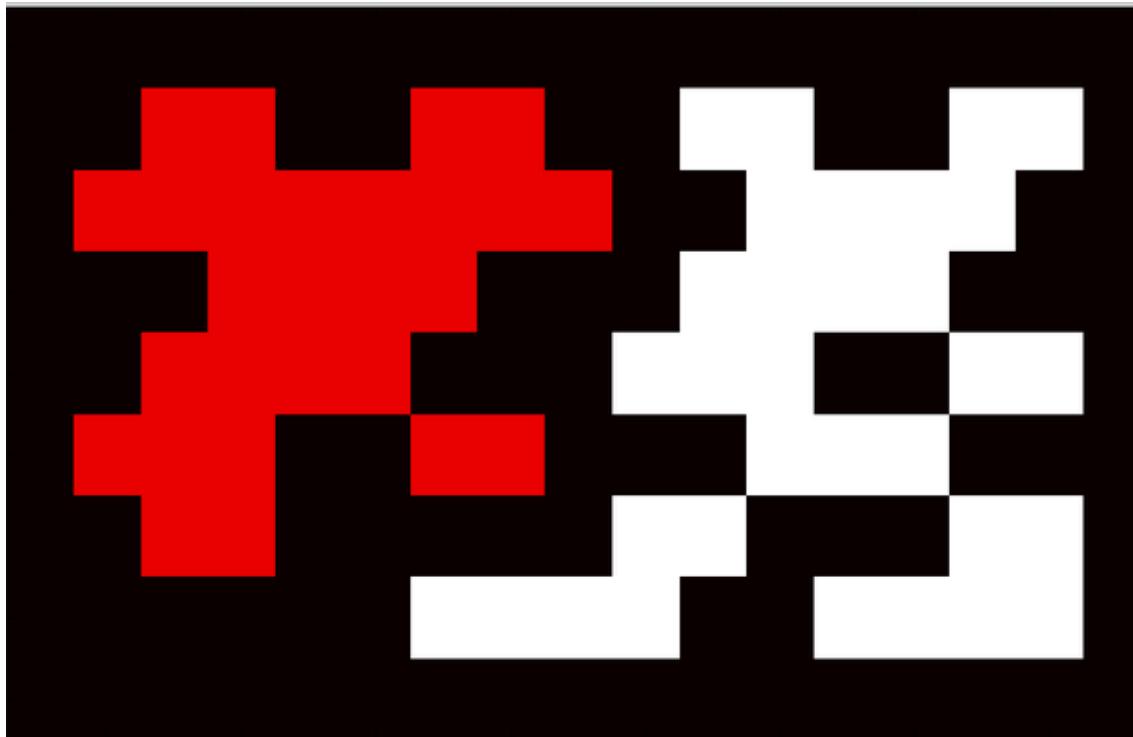
# Označavanje povezanih regiona

- Želimo da grupišemo piksele na slici u povezane regije (komponente)
- Kada smo otkrili sve grupe piksela koje postoje, svaki piksel ćemo anotirati *grayscale* nivoom (ili bojom) zavisno od komponente kojoj pripada



# Označavanje povezanih regiona

- Ulaz u algoritam:
  - **Binarna** slika
  - Definicija susedstva (u ovom primeru *8-connectivity*)
- Cilj:

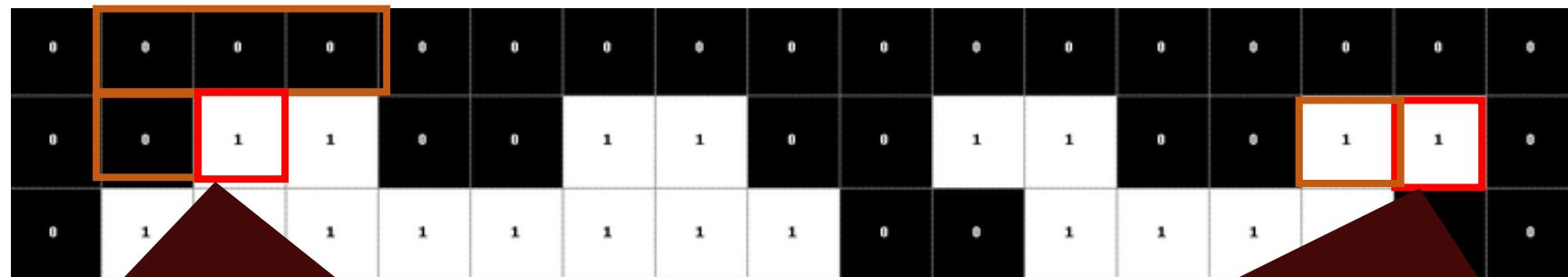


# Označavanje povezanih regiona

- Skeniramo sliku piksel-po-piksel sve dok ne dođemo do piksela sa vrednošću 1

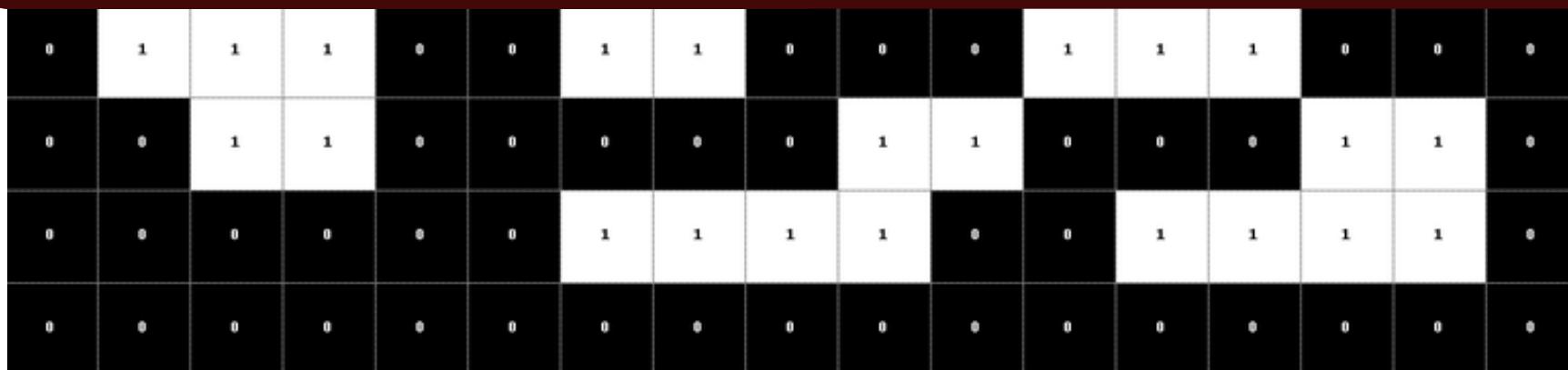
# Označavanje povezanih regiona

- Razmotrimo 4 suseda ovog piksela koje smo već razmotrili



Sva 4 piksela imaju vrednost  
dodeli novu kategoriju piksa

Jedan od suseda ima vrednost 1 →  
dodeli njegovu kategoriju pikselu  $p$



# Označavanje povezanih regiona

- Razmotrimo 4 suseda ovog piksela koje smo već razmotrili

Ako više od jednog suseda  $p$  ima vrednost 1  $\rightarrow$  dodeli jednu od tih kategorija pikselu  $p$  i zabeleži ekvivalenciju kategorija (3=4)

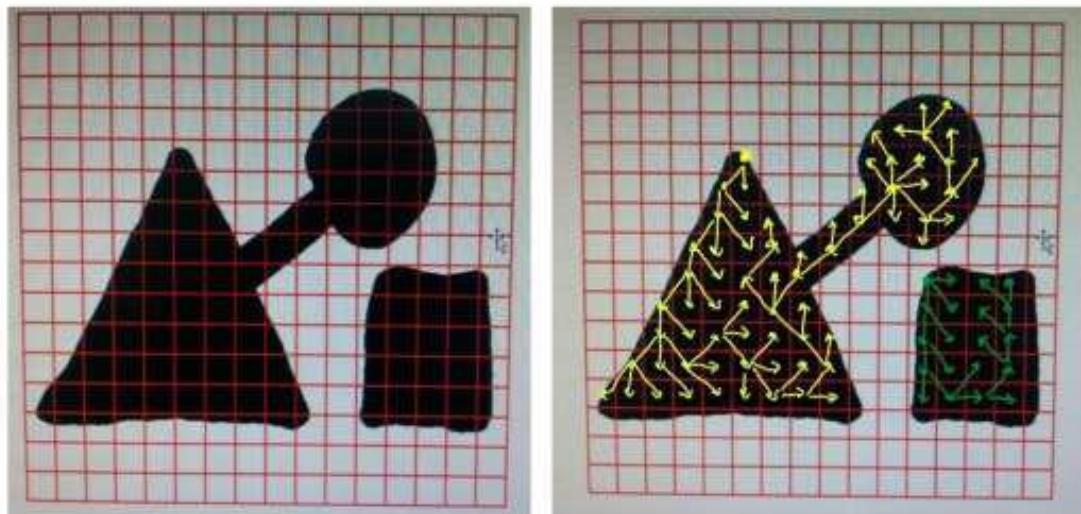
Ako više od jednog suseda  $p$  ima vrednost 1  $\rightarrow$  dodeli jednu od tih kategorija pikselu  $p$  i zabeleži ekvivalenciju kategorija (3=4)

# Označavanje povezanih regiona

- Po završetku skeniranja piksela, dodeli jedinstvenu kategoriju svim ekvivalentnim kategorijama

# Druga varijanta algoritma

- Krenemo od prvog obojenog piksela na koga naiđemo
- Zatim pretražujemo okolne piksele koji su iste boje
  - Svaki piksel koji posetimo dodamo u **listu posećenih piksela** kako ga ne bismo obilazili dva puta
  - Sve njemu susedne piksele iste boje stavljamo u **listu otvorenih ivica**
  - U svakoj iteraciji algoritma isprobaćemo po jedan piksel iz **liste otvorenih ivica**
- Možemo vršiti *breadth first search* ili *depth first search* pretragu

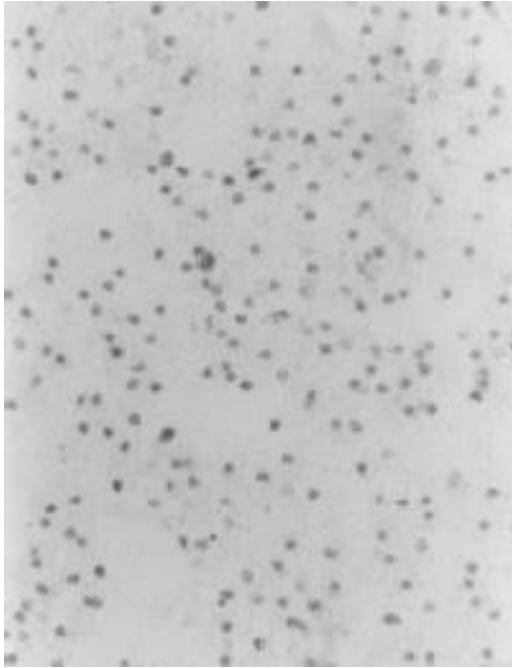


# Primena pronalaženja povezanih regiona

- Ekstrakcija i obeležavanje različitih povezanih komponenti na slici se nalazi u centru mnogih metoda za automatsku analizu slike
- Na primer, ovim postupkom možemo:
  - Prebrojati objekte na realnim slikama
  - Odrediti gde se koji objekat nalazi
  - Odrediti koji pikseli pripadaju objektu...

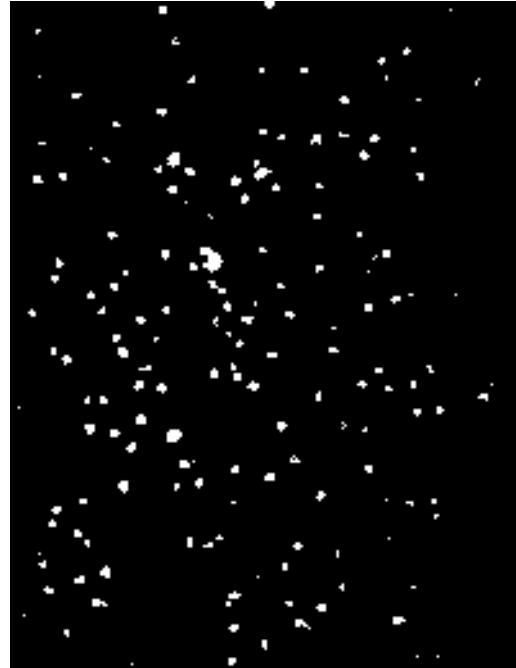


# Prebrojavanje objekata



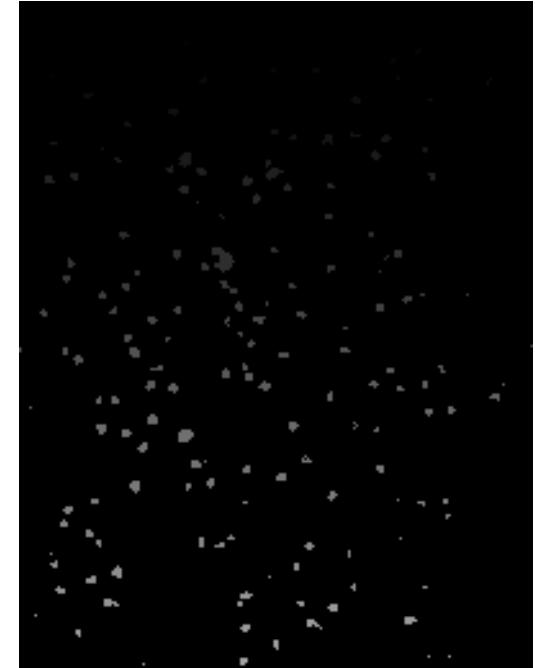
Originalna slika

Ćelije nervnog tkiva miševa: zdrave ćelije su srednjeg intenziteta sive boje, dok su mrtve ćelije guste i crne. Cilj je da se prebroje mrtve ćelije



Binarna slika

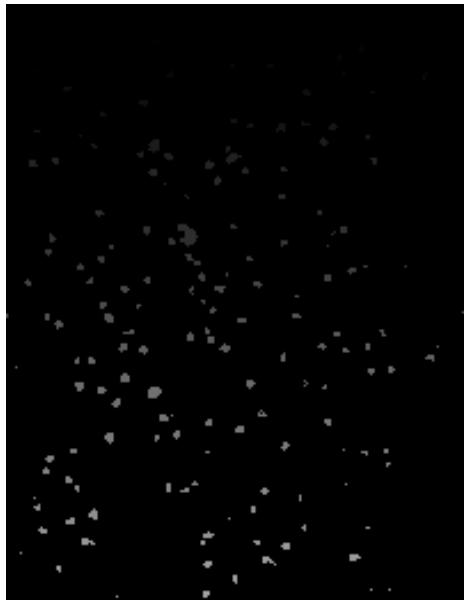
Primjenjen je prag oko 150. Bele tačke odgovaraju mrtvim ćelijama sa originalne slike



Rezultati (obojeno nijansama sive)

Algoritam je pronašao 163 komponente Ovo je blisko originalnoj slici, ali ponegde je više različitih ćelija spojeno u istu komponentu

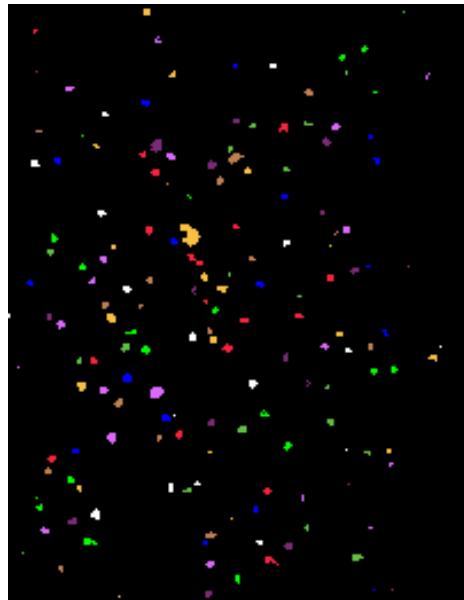
# Prezentacija rezultata



Rezultati (nijanse sive)

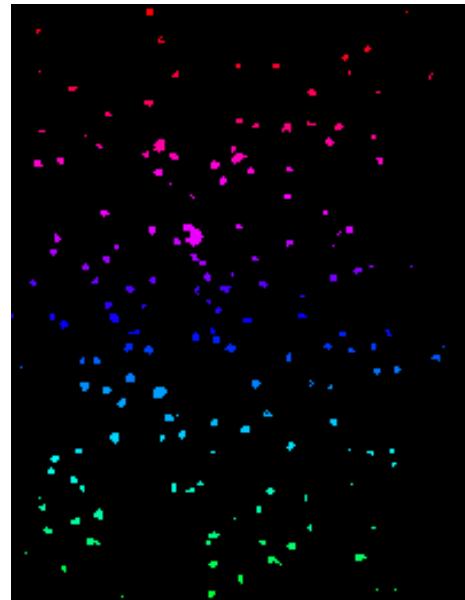
Loša vidljivost...

Možemo predstaviti bojama,  
ali teško je pronaći 163 lako  
raspoznatljive boje



8 boja koje je lako  
razlikovati

Ali gubimo informacije jer  
smo 163 kategorije mapirali  
na 8



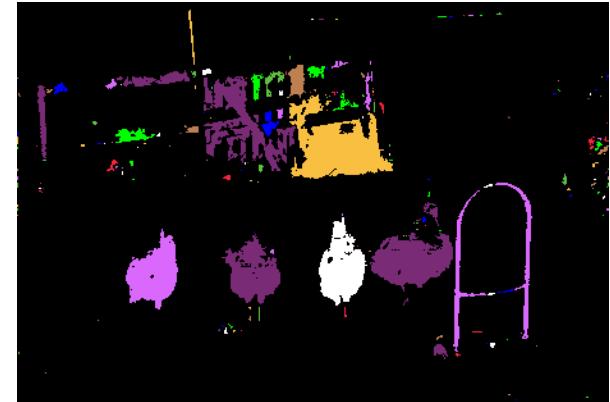
Svakom intenzitetu sive  
je dodeljena druga boja

Ne gubimo informacije, ali su  
mnoge nijanse slične pa je teško  
videti granice bliskih komponenti

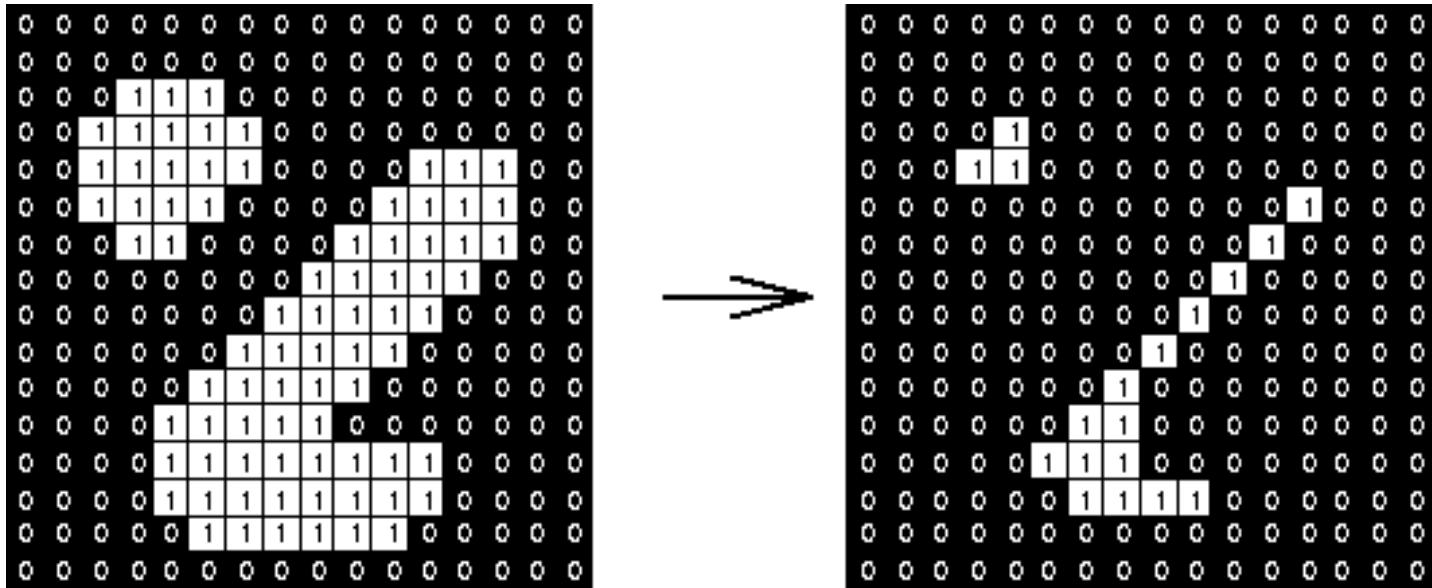
- Sofisticiranije tehnike kombinuju ove dve tehnike – osiguraće se da bliske komponente uvek imaju boje koje se lako razlikuju

# Prebrojavanje objekata

- Veći problem imamo kod prebrojavanja čurki na sledećoj slici:



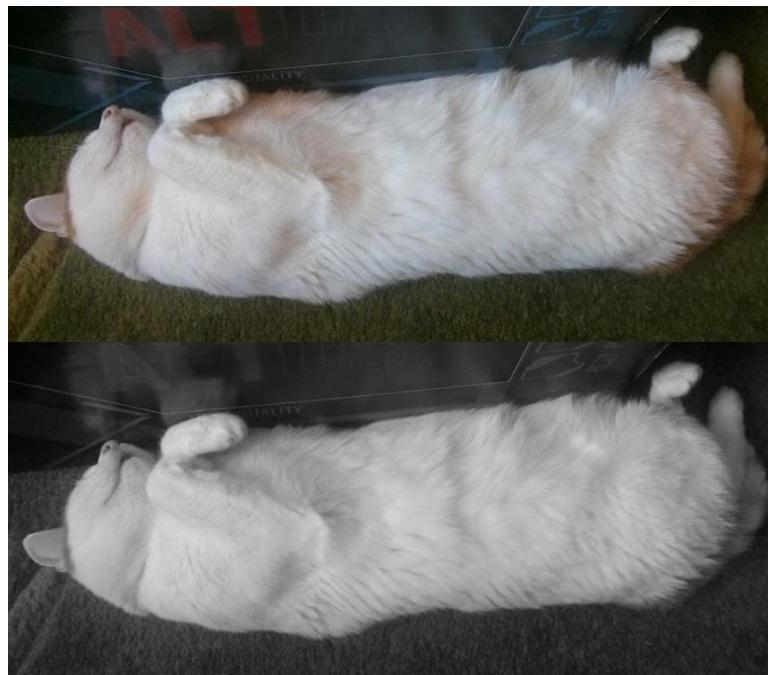
- Iako je svaka čurka predstavljena posebnom komponentom, pronašli smo ukupno 196 komponenti od kojih nisu čurke
- Ova dva primera su pokazala da je označavanje povezanih komponenti lak deo procesa automatske analize
- Glavni zadatak je da se dobije dobra binarna slika koja razdvaja objekte od interesa od pozadine



# Morfološka obrada slike

# Morfološka obrada slike – motivacija

- Segmentacija pomoću praga
  - Dobra za pronalaženje objekata koji su svetlijii ili tamniji od pozadine
  - Izlaz su binarne slike (crni pikseli – pozadina, beli – objekat od interesa)
- Ali, gotovo uvek će rezultujuće binarne slike imati neke probleme u vidu crnog ili belog šuma

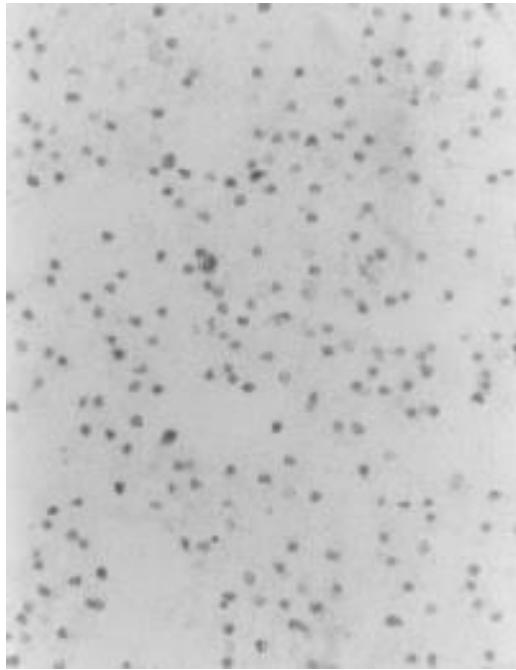


# Morfološka obrada slike – motivacija



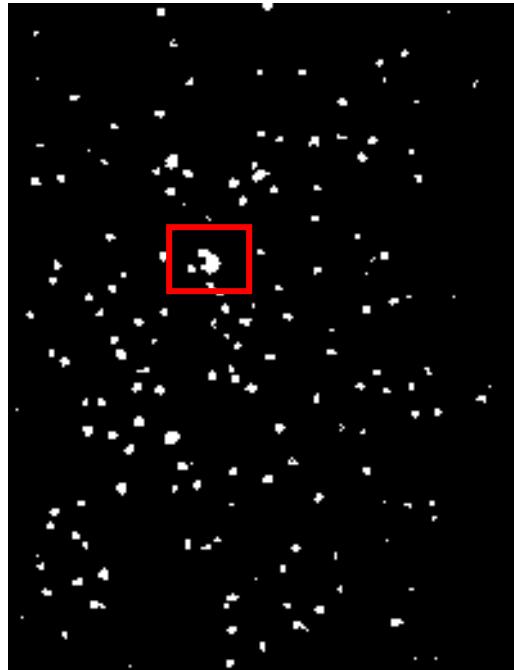
Slova lošeg kvaliteta – njihova obrada pre prosleđivanja neuronskoj mreži bi možda pobojšala njene preformanse

# Morfološka obrada slike – motivacija



Originalna slika

Ćelije nervnog tkiva miševa: zdrave ćelije su srednjeg intenziteta sive boje, dok su mrtve ćelije guste i crne. Cilj je da se prebroje mrtve ćelije



Binarna slika

Primjenjen je prag oko 150. Bele tačke odgovaraju mrtvim ćelijama sa originalne slike

- Više objekata spojenih u jedan zbog belog šuma
- Može da predstavlja problem za prebrojavanje objekata

# Morfološka obrada slike

- Ulaz:
    - Binarna slika
    - Strukturni element
  - Izlaz:
    - Binarna slika iste veličine kao ulazna
  - Strukturni element
    - Matrica sastavljenu od 0 i 1
    - Definiše okolinu piksela

3x3

1	1	1
1	1	1
1	1	1

5x5

1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1

15x15

Disc

0	1	0
1	1	1
0	1	0

0	1	1	1	0
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
0	1	1	1	0

0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0
0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	0

# Morfološke operacije

- Skup operacija za obradu slika koje se baziraju na oblicima
- Vrednost svakog piksela izlaza će biti bazirana na poređenju odgovarajućeg piksela ulazne slike sa svojom okolinom
- Odabirom veličine i oblika susedstva, možemo kreirati morforloške operacije osetljive na određene oblike na ulaznoj slici

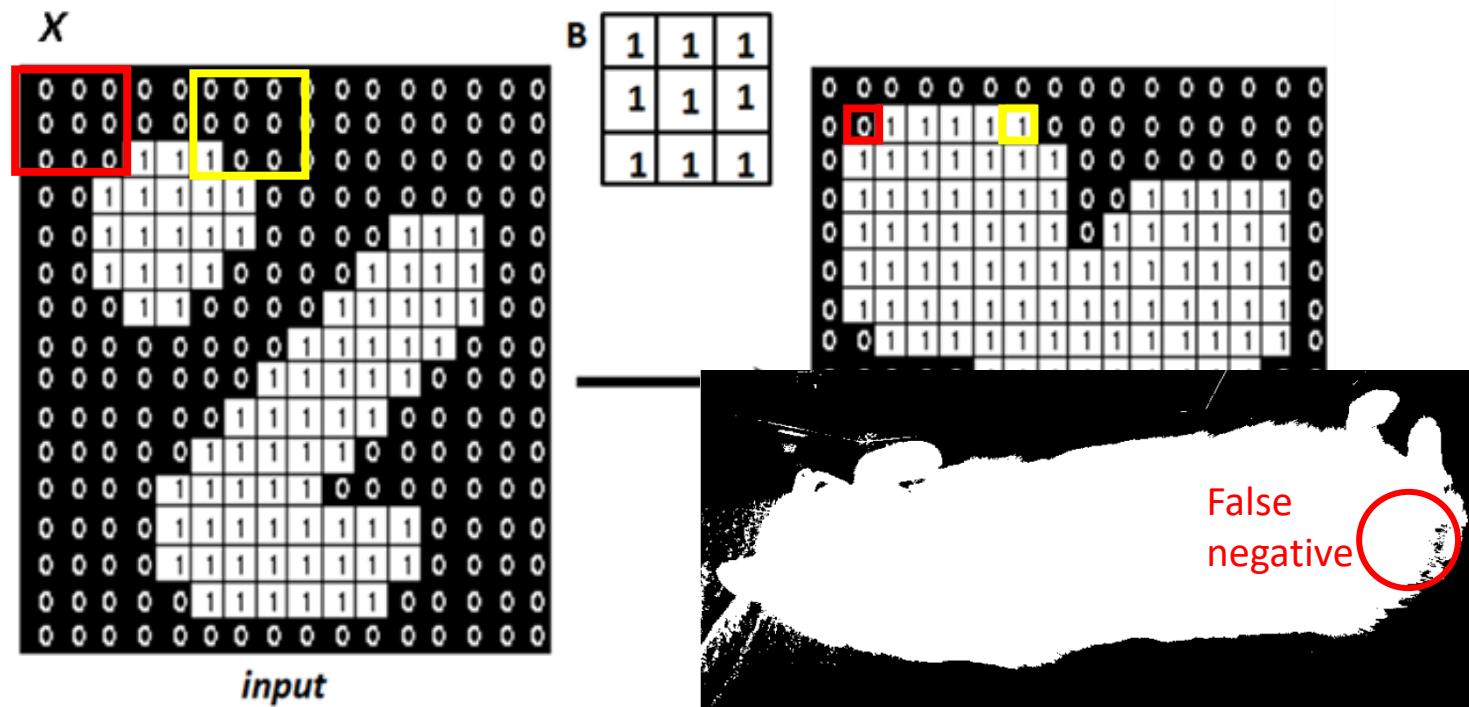
# Morfološke operacije

- Osnovne binarne operacije su:
  - Dilacija – dodaje piksele na ivicu objekata na slici
  - Erozija – uklanja piskele sa ivica objekata na slici
- Njihovom kombinacijom možemo konstruisati operatore za:
  - Otvaranje
  - Zatvaranje
  - Detekciju ivica

# Dilacija (*Dilation*)

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\}$$

- Logička operacija **OR** između elemenata neke okoline
    - Dovoljno je da BAR jedna tačka iz okolike bude 1 pa da tačka u sredini bude 1
  - Količina piksela sa vrednošću 1 se povećava i rupe objektu (manje od strukturnog elementa) se popunjavaju (*uklanja false negatives*)



**Figure 1.** Effect of dilation using a 3X3 square structural element B.

# Dilacija - primer

Historically, certain computer programs were written using only two digits rather than four to define the applicable year. Accordingly, the company's software may recognize a date using "00" as 1900 rather than the year 2000.



Ulagana slika:

- Loš kvalitet slova
- Znamo da je maksimalna veličina prekida 1-2 piksela – ne treba nam veliki strukturni element

0	1	0
1	1	1
0	1	0

Historically, certain computer programs were written using only two digits rather than four to define the applicable year. Accordingly, the company's software may recognize a date using "00" as 1900 rather than the year 2000.



Izlazna slika:

- Rupe su popunjene
- Možemo primeniti algoritam za pronalaženje povezanih komponenti za detekciju slova

# Erozija (Erosion)

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \cap A^c = \emptyset\}$$

- Logička operacija AND između elemenata neke okoline
  - Piksel izlazne slike će biti 1 ukoliko je svaki piksel u okolini tog piksela na ulaznoj slici ima vrednost 1. U suprotnom, biće 0
- Količina piksela sa vrednošću 1 se smanjuje i veličina objekta se smanjuje (uklanja *false positives*)

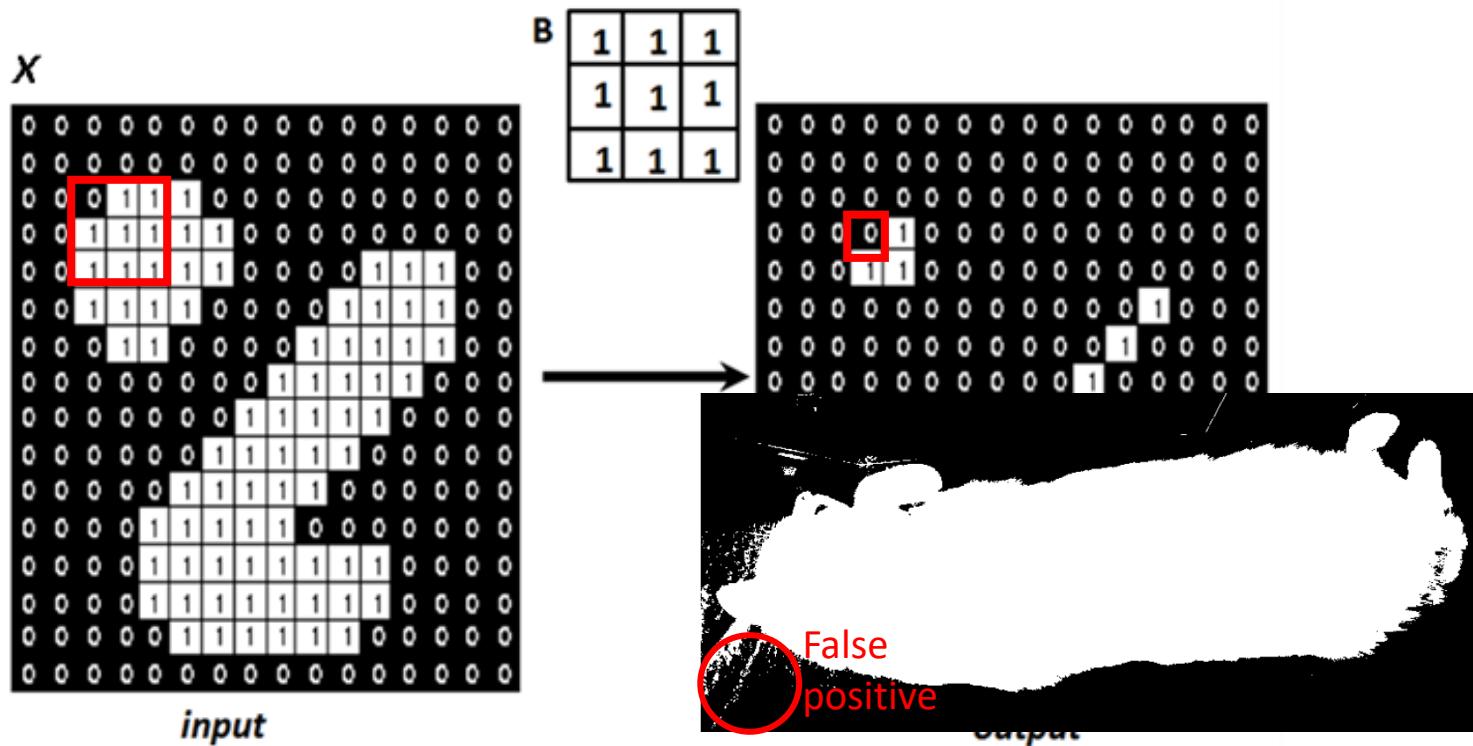
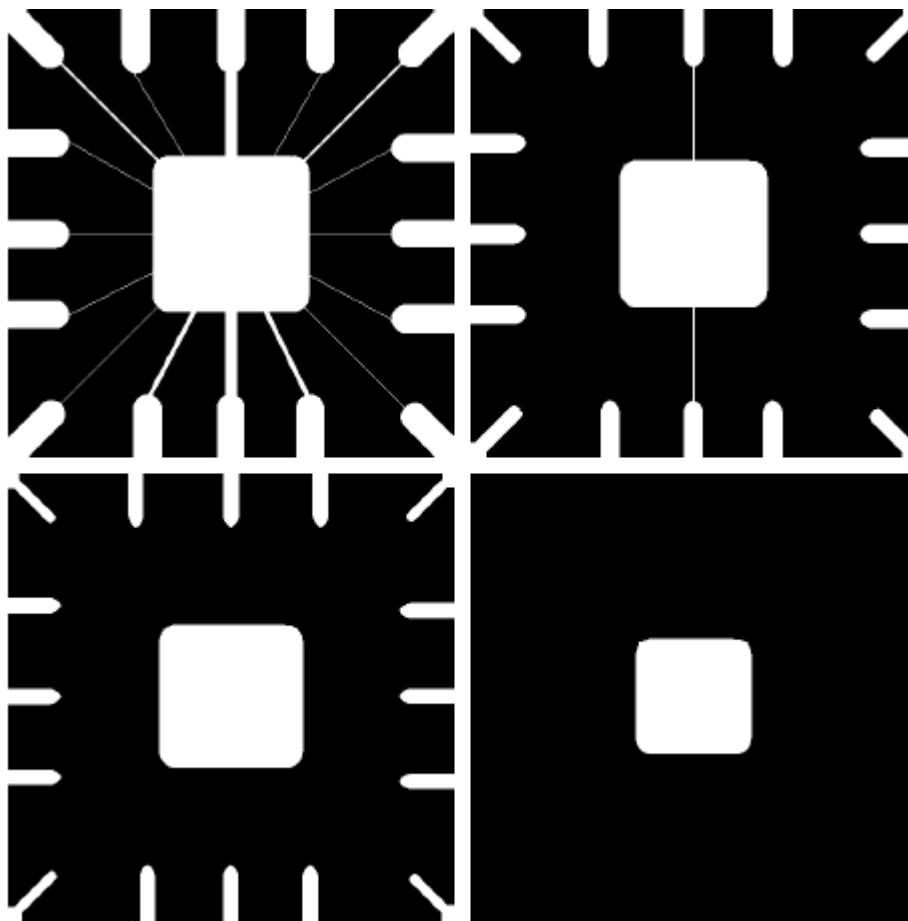


Figure 2. Effect of erosion using a 3x3 square structural element  $B$ .

# Erozija – primer



15 × 15

Želimo da uklonimo tanke linije  
sa slike

11 × 11  
(vertikalne linije nisu uklonjene  
jer su šire od 11 piksela)

45 × 45  
(dalje uvećavanje strukturnog  
elementa uklanja veće  
komponente)

# Šta bismo želeli?

- Šta možemo:
  - Dilacija – možemo da premostimo neželjen procepe ali uvećavamo objekte
  - Erozija – uklanjamo neželjene tanke linije ali smanjujemo objekte
- Ali, želeli bismo približno iste veličine objekata na slici uz uklanjanje sitnih problema
  - Otvaranje – prvo erozija pa onda dilacija
  - Zatvaranje – prvo dilacija pa onda erozija

# Otvaranje

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$

- Koristimo *isti strukturni element* da izvršimo prvo eroziju pa onda dilaciju
- Efekat: Izglađivanje (*smoothing*) ivica objekta: uklanjanje tankih mostova i eliminisanje tankih struktura

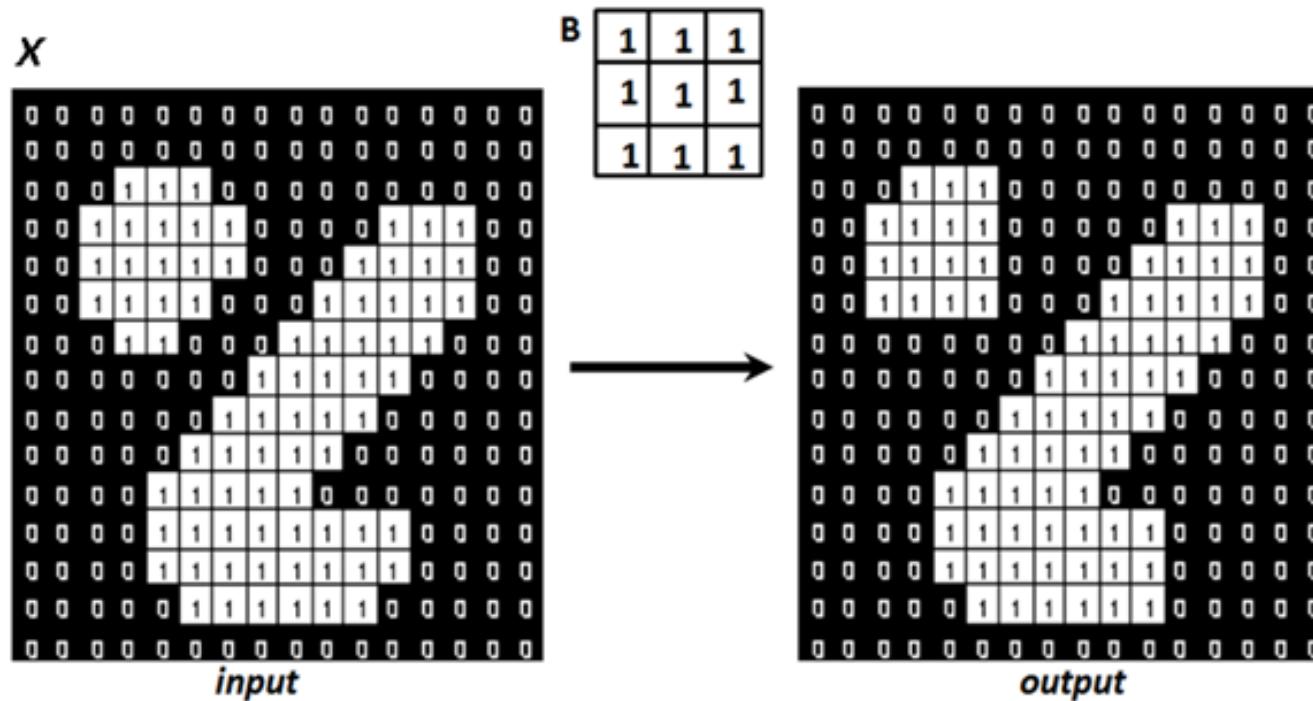
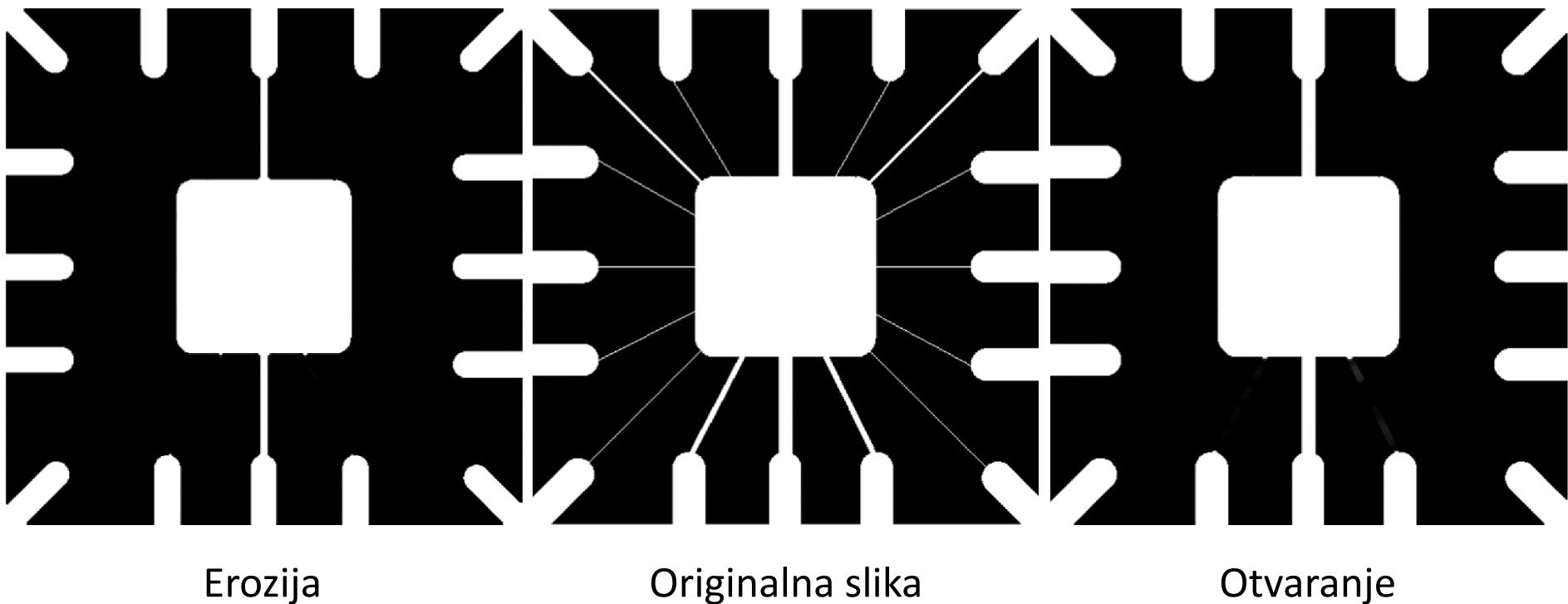


Figure 3. Effect of **opening** using a 3x3 square structural element  $B$ .

# Erozija i Otvaranje



Erozija

Originalna slika

Otvaranje

Linije tanje od strukturnog  
elementa su uklonjene, ali su  
objekti na slici smanjeni

Linije tanje od strukturnog  
elementa su uklonjene, a  
veličina objekata sačuvana

# Zatvaranje (*Closing*)

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$$

- Koristimo isti strukturni element da izvršimo prvo dilaciju pa onda eroziju
- Efekti: Izglađivanje objekata dodavanjem piksela: smanjuje rupe u objektima manje od veličine strukturnog elementa, povezuje strukture odvojene malim prekidima,...

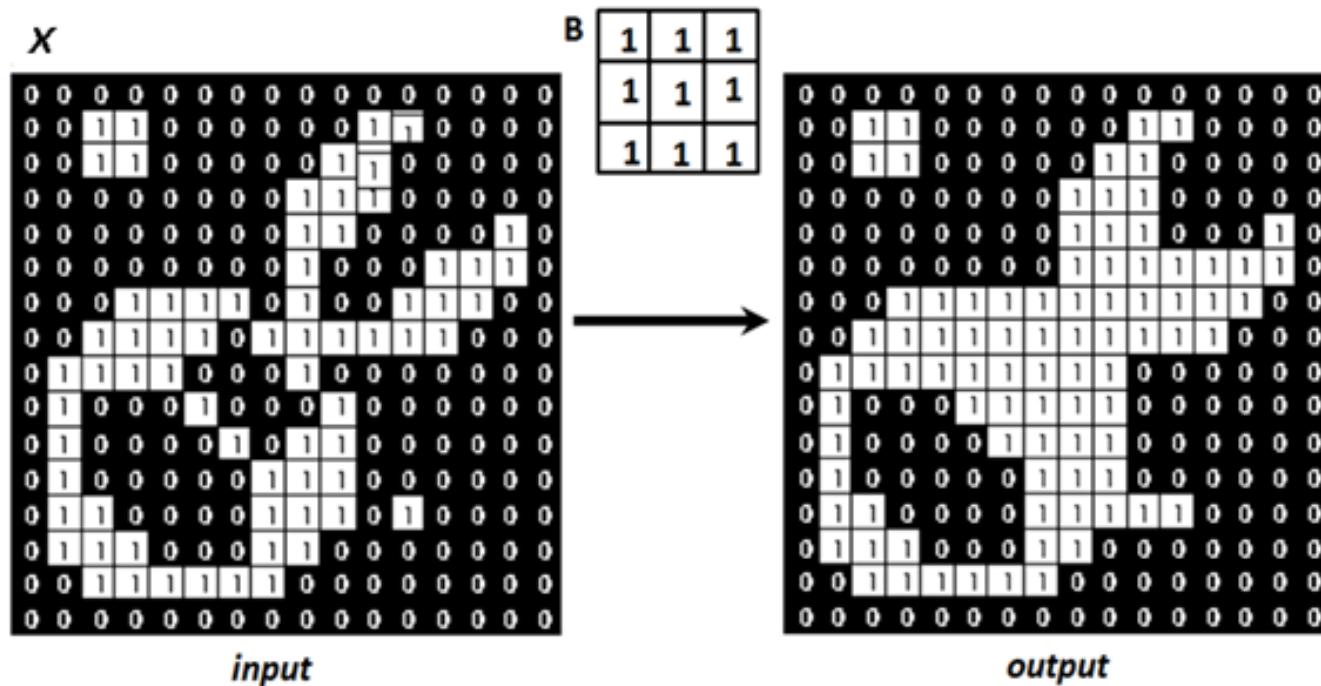


Figure 4. Effect of *closing* using a 3X3 square structural element  $B$ .

# Dilacija i zatvaranje

**Historically, certain computer programs were written using**

Dilacija

**Historically, certain computer programs were written using**

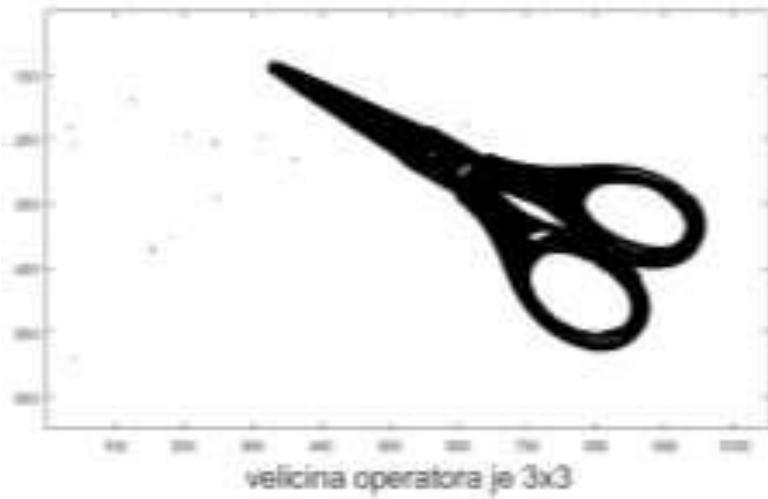
Originalna slika

**Historically, certain computer programs were written using**

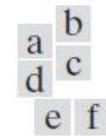
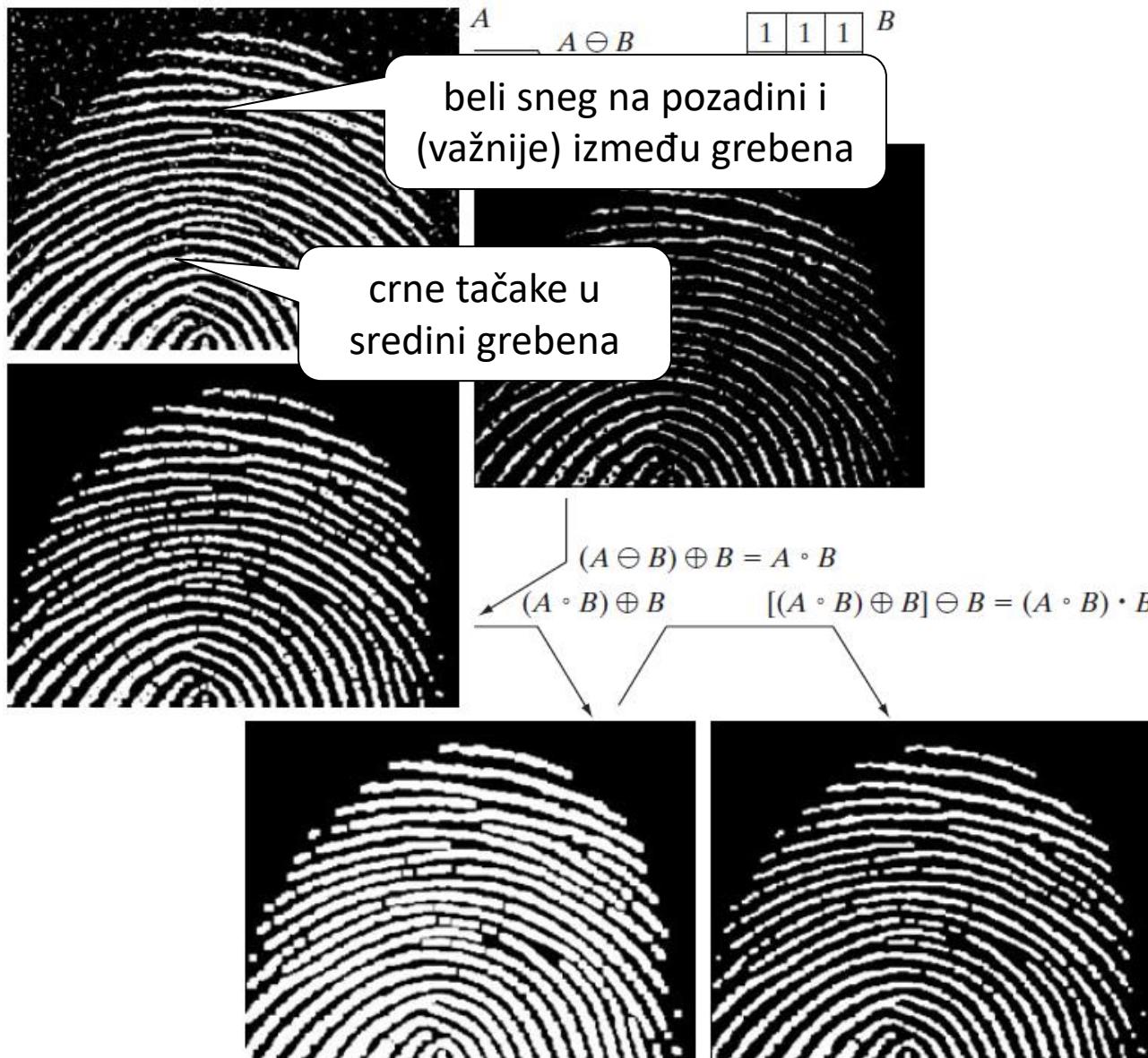
Zatvaranje

# Zatvaranje

- Morfološkom operacijom zatvaranja možemo da izbacimo tekst sa slike



# Primer primene



**FIGURE 9.11**

- (a) Noisy image.
  - (b) Structuring element.
  - (c) Eroded image.
  - (d) Opening of A.
  - (e) Dilation of the opening.
  - (f) Closing of the opening.
- (Original image courtesy of the National Institute of Standards and Technology.)

# Uticaj struktturnog elementa

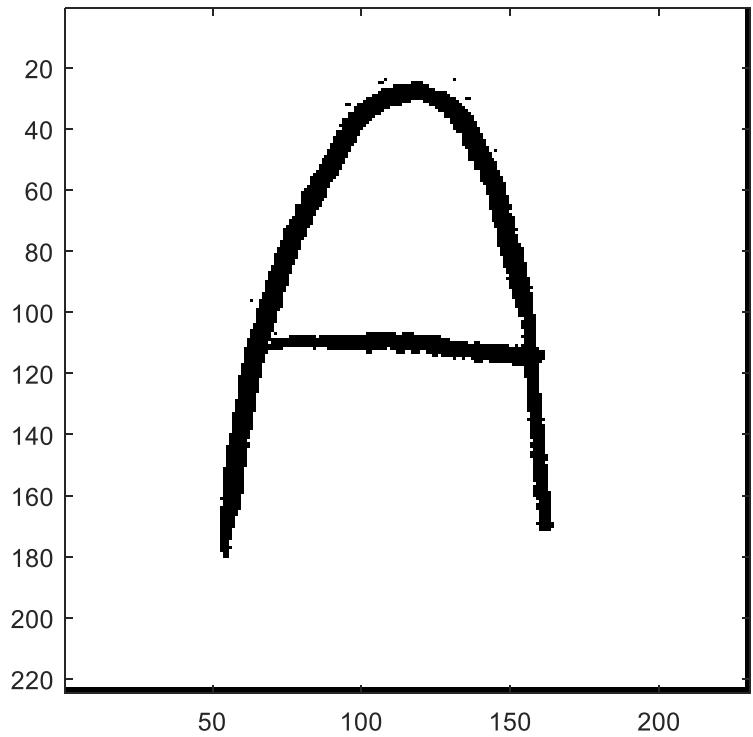
- I kod otvaranja i kod zatvaranja, jačina izglađivanja zavisi od veličine struktturnog elementa
  - Veličinu treba odrediti u skladu sa veličinom objekata od interesa
  - Za velike objekte, veći struktturni element je preferiran, dok je za manje neophodan manji radi očuvanja finih struktturnih detalja objekta
- Poželjan oblik struktturnog elementa takođe zavisi od geometrijskih oblika objekata na slici
  - Na medicinskim slikama obično postoji veoma malo pravih linija i objekata, pa se preferira oblik diska
  - Na satelitskim snimcima imamo objekte poput zgrada, puteva,... Zato bi bilo dobro da je struktturni element u obliku pravougaonika (odgovarajuće orientacije)

# Detekcija ivica

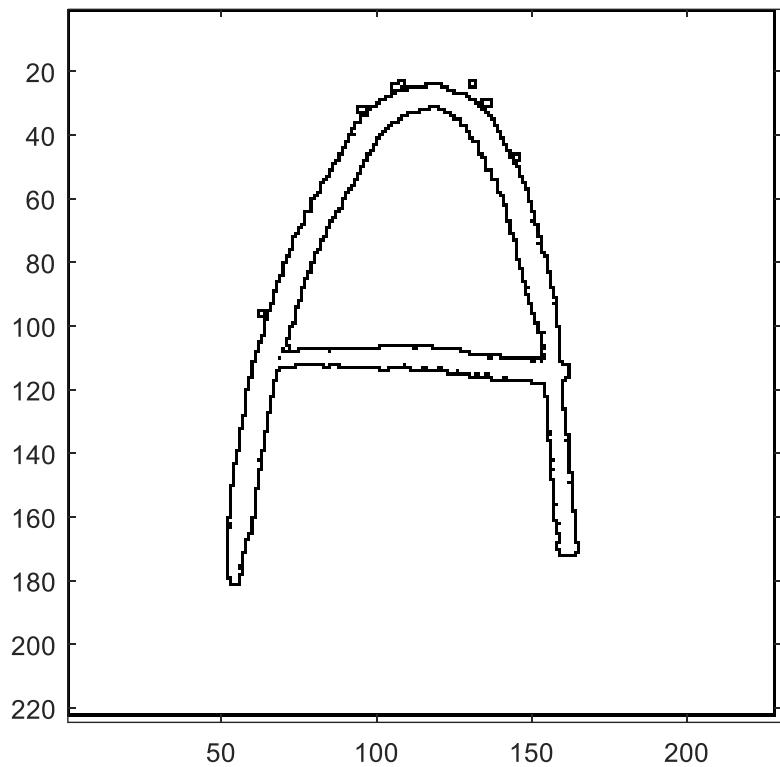
- Ima mnogo kombinacija dilacije i erozije
- Možemo ih iskoristiti da npr. pronađemo ivice objekta

# Detekcija ivica

$f =$

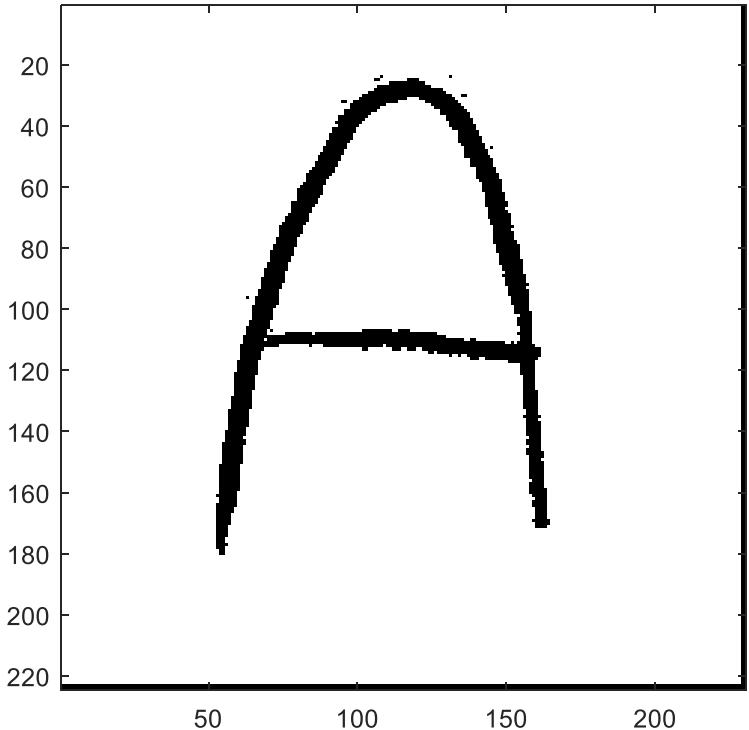


Detekcija ivica<sub>1</sub> = Dilacija -  $f$

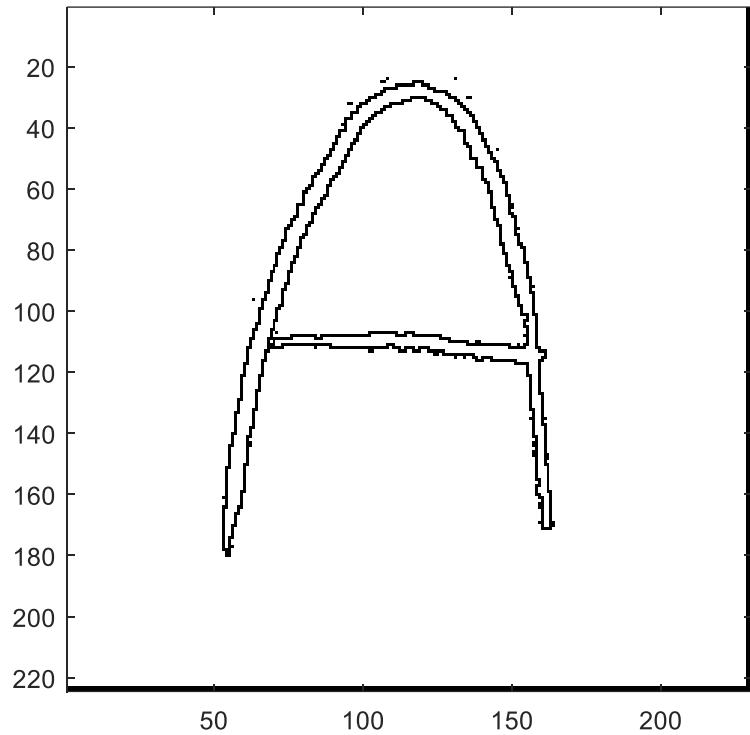


# Detekcija ivica

$f =$



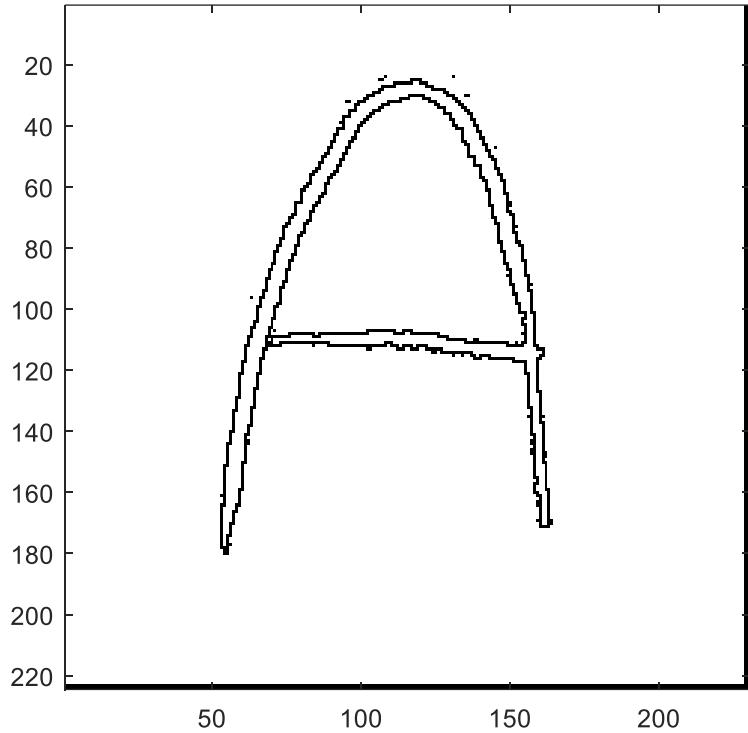
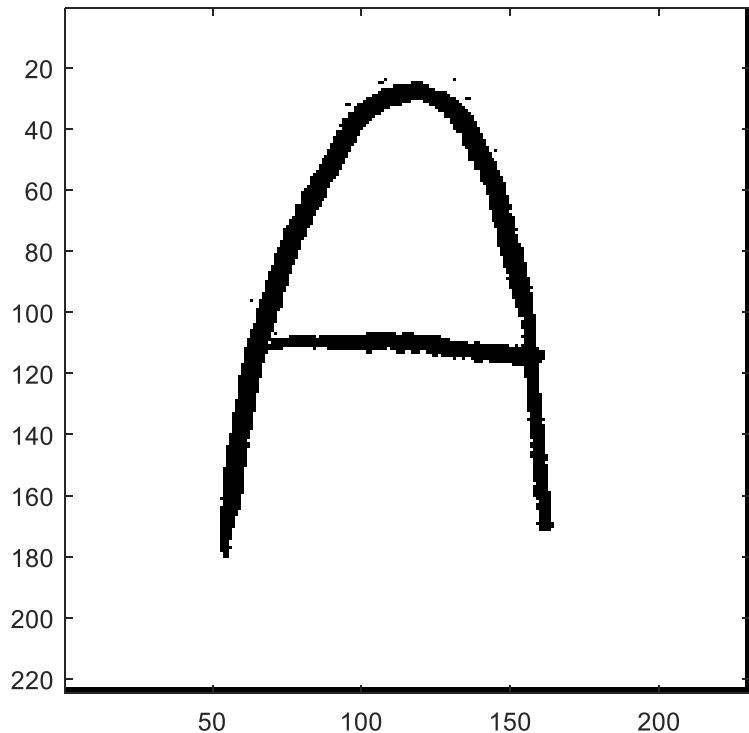
Detekcija ivica<sub>2</sub> =  $f - \text{Erozija}$



# Detekcija ivica

Detekcija ivica<sub>3</sub> = Dilacija – Erozija

$f =$



# Proširenje na *grayscale* slike

- Dilacija – maksimum piksela susedstva
- Erozija – minimum piksela susedstva

# Primena – *DullRazor* tehnika



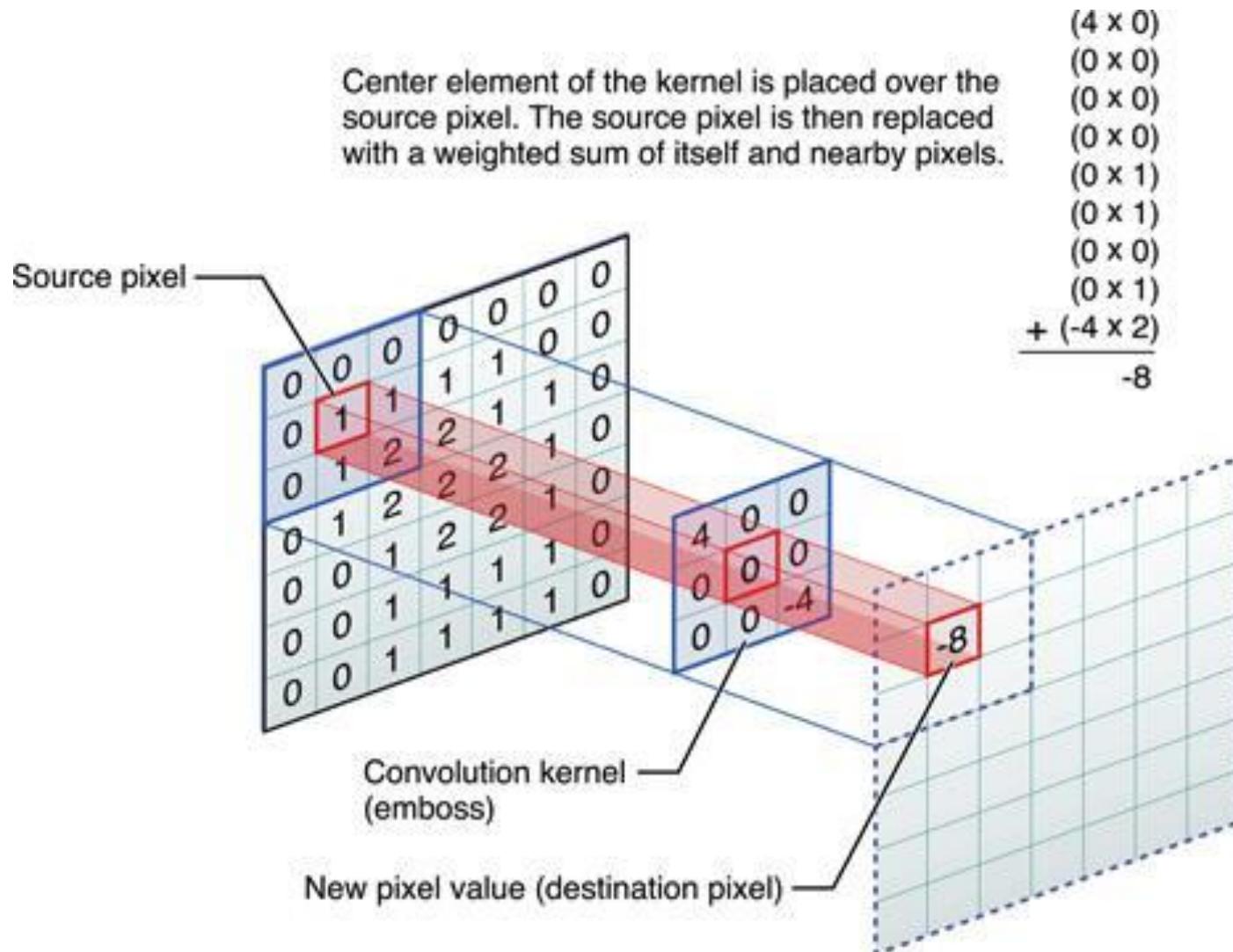
- Klasifikacija mladeža na benigne i melanome
- *DullRazor* – kombinacija dilacije, erozije, oduzimanja slika, uklanjanja šuma, primene maske,...
- Lee, Tim, et al. "Dullrazor®: A software approach to hair removal from images." *Computers in biology and medicine* 27.6 (1997): 533-543
- Kiani, Kimia, and Ahmad R. Sharafat. "E-shaver: An improved DullRazor® for digitally removing dark and light-colored hairs in dermoscopic images." *Computers in biology and medicine* 41.3 (2011): 139-145.

# Konvolucija

# Konvolucija

- Konvolucija je matematička operacija definisana nad dve funkcije koja proizvodi treću funkciju
- Pošto smo definisali slike kao funkcije, onda je možemo primeniti na slikama
- Konvolucija je važna operacija za *signal processing*
  - Može se primeniti za dva signala (1D) ili dve slike (2D)
  - Razmišljajte o jednom signalu kao ulaznom, a drugom (kernelu) kao o filteru koji se primenjuje da bismo dobili izlaz

# Konvolucija



# Konvolucija

0	0	0	0	0	0	0
0	60	113	56	139	85	0
0	73	121	54	84	128	0
0	131	99	70	129	127	0
0	80	57	115	69	134	0
0	104	126	123	95	130	0
0	0	0	0	0	0	0

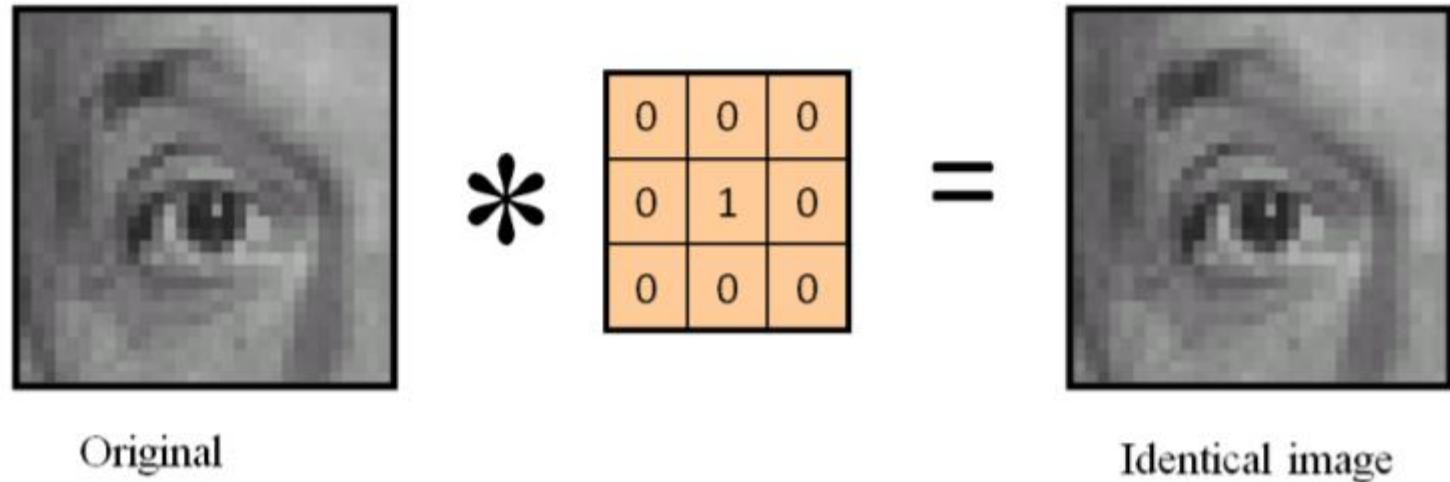
Kernel

0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

114				

# Konvolucija

- „Prevlačimo“ kernel preko svakog piksela na slici
- Vrednost piksela na izlaznoj slici dobijamo tako što množimo odgovarajuće vrednosti ulazne slike i kernela, a zatim sve umnoške saberemo
- Npr. sledeći kernel ništa ne menja u originalnoj slici:



- Često se ova metoda zove *weighted sliding window*
- Ulaznu sliku možemo padovati nulama kako bi izlazna bila iste veličine

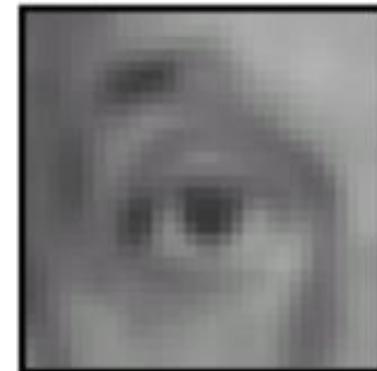
# Konvolucija

- *Mean filter (low-pass filter)*



Original

$$\text{Original} * \frac{1}{9} \begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix} = \text{Blur (with a mean filter)}$$



Blur (with a mean filter)

- *Shift left*



Original

$$\text{Original} * \begin{matrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{matrix} = \text{Shifted left By 1 pixel}$$



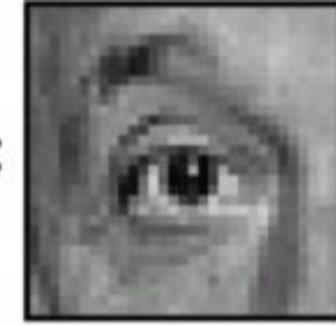
Shifted left  
By 1 pixel

# Konvolucija

- *Sharpening (high-pass filter)*



$$\ast \left( \begin{matrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{matrix} - \frac{1}{9} \begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix} \right) =$$



Sharpening filter  
(accentuates edges)

