Detekcija ivica

Detekcija reprezentativnih obeležja

- Cilj: identifikovati značajna obeležja na slici, odnosno važne lokalne oblike koji će nam pomoći da prepoznamo oblike na slici

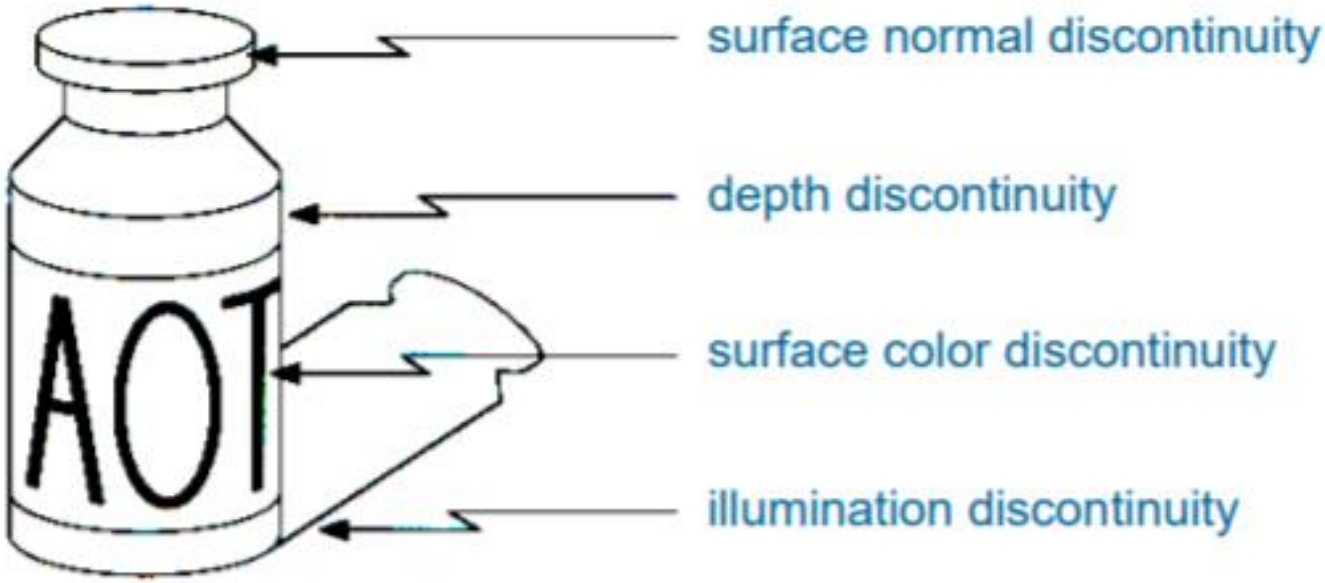
- Primeri ovakvih obeležja:
  - Ivice
  - Geometrijski oblici (linije, kružnice, lukovi,...)
  - Uglovi
  - Domenski specifični oblici
  - Povezani regioni

Detekcija ivica

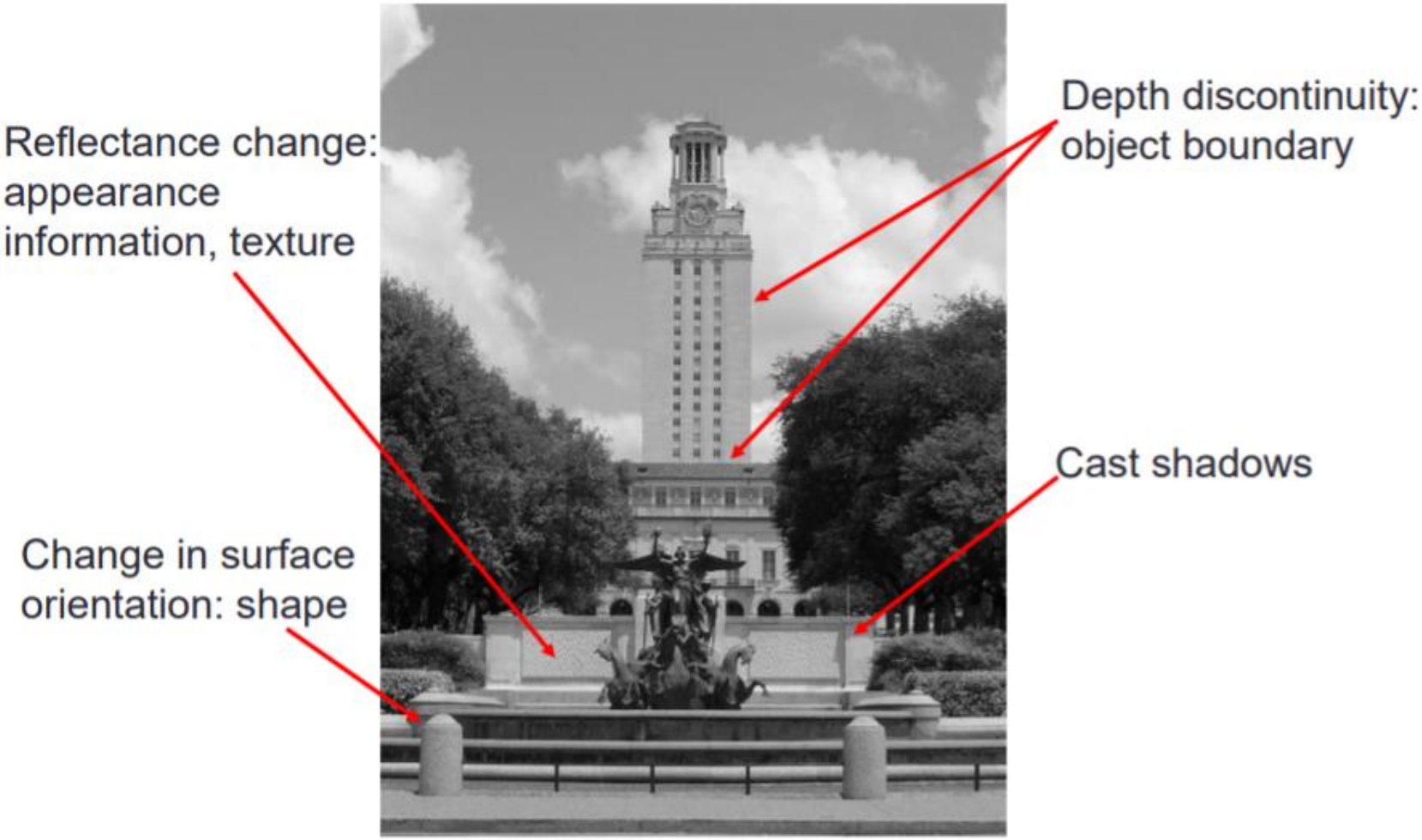
- Cilj: konvertovati 2D sliku u skup krivih
  - Ovo nam omogućava da pronađemo istaknuta obeležja scene
  - Kompaktnija reprezentacija od piksela
- Pogled iz teorije informacija (*information therory*): ivice kodiraju promenu, a promene su teške za predviđanje. Zato, slike efikasno kodiraju sliku

Detekcija ivica

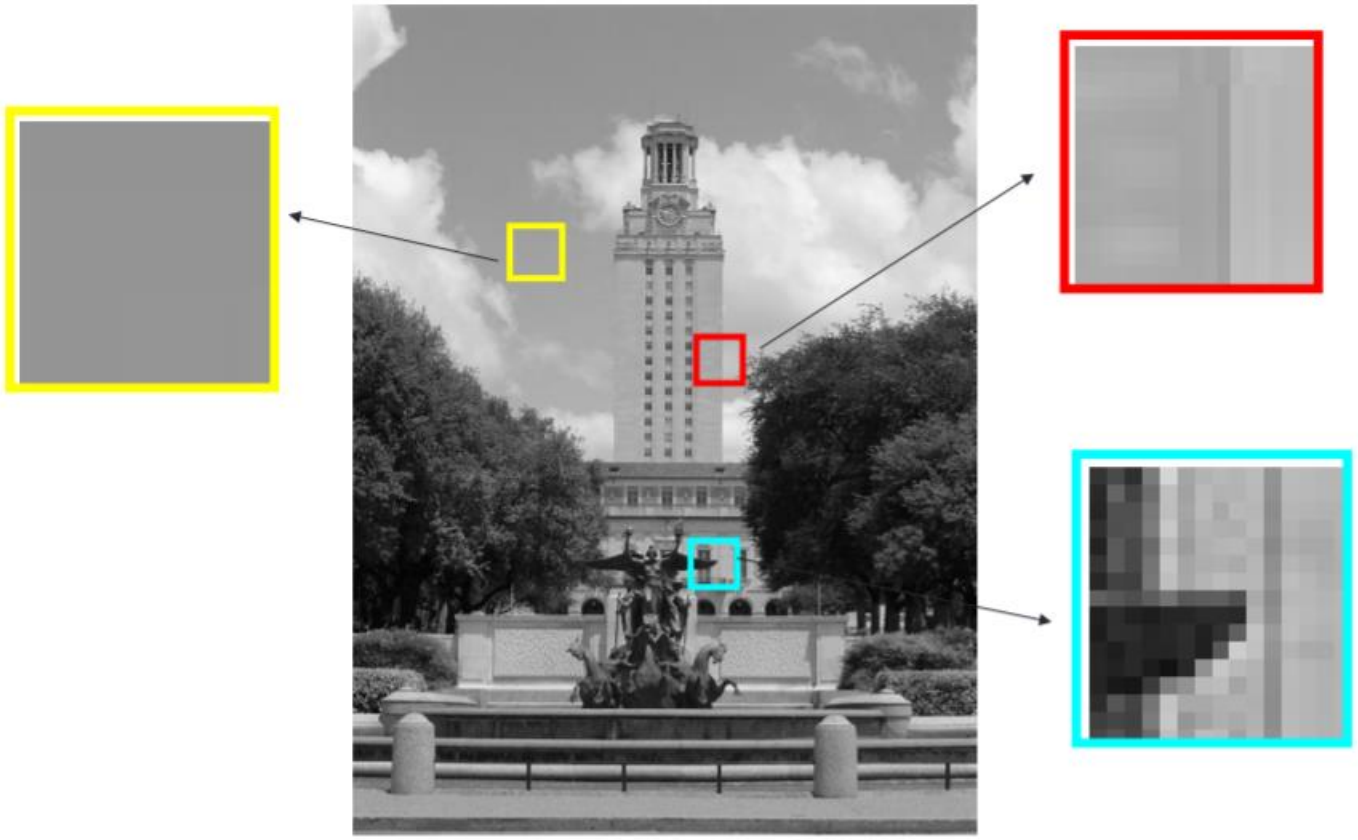
- Ivice se na slici pojavljuju iz različitih razloga



Detekcija ivica



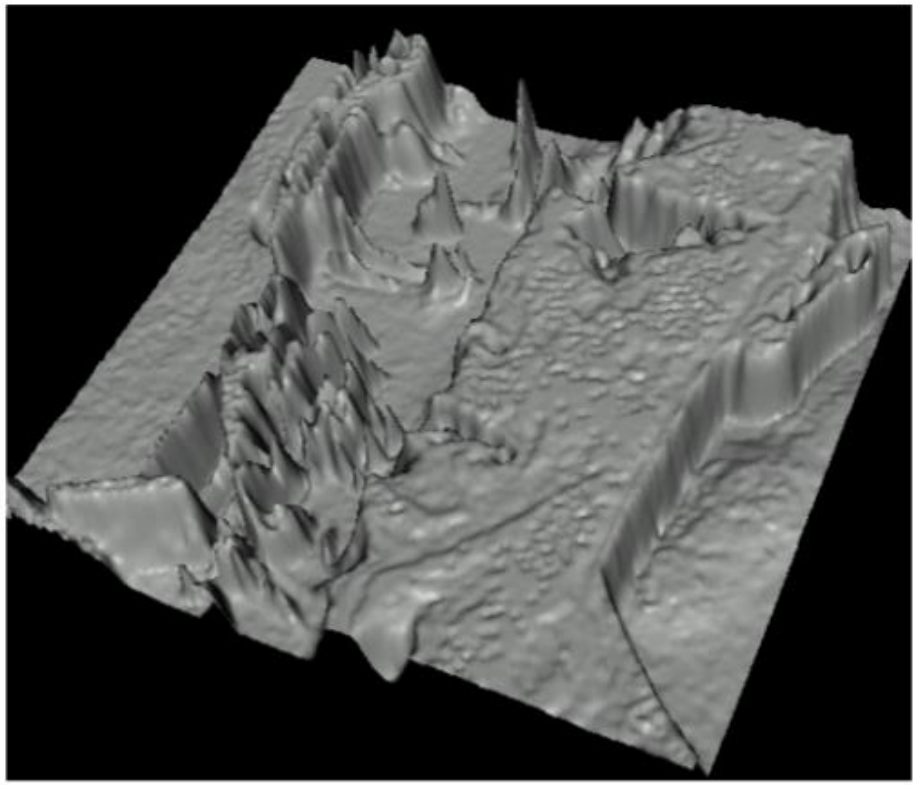
Kontrast



- Bolje je koristiti lokalna obeležja za detekciju ivica

Detekcija ivica bazirana na intenzitetu piksela

- Slike smo predstavili kao funkciju intenziteta piksela
  - Ivice su kao oštre litice
  - To su mesta na slici gde ima velikih promena intenziteta na susednim pikselima



Detekcija ivica bazirana na intenzitetu piksela

- Pri detekciji se oslanjamo samo na intenzitet – ovo nije savršeno
- Ako bi se dva objekta istog intenziteta preklapala, ovo bi nas sprečilo da detektujemo ivicu
  - Morali bismo da koristimo sofisticiranija obeležja poput teksture ili boje
- Međutim, veoma retko se dešava da su dva objekta na slici baš istog intenziteta, pa je intenzitet dobar indikator ivica

Detekcija ivica

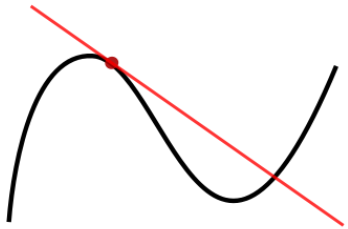
- Ivica je mesto brze promene funkcije intenziteta
- Osnovna ideja: potražiti susedstvo sa značajnim znacima promene

- Problemi:
  - Kako definisati susedstvo?
  - Kako detektovati promene?

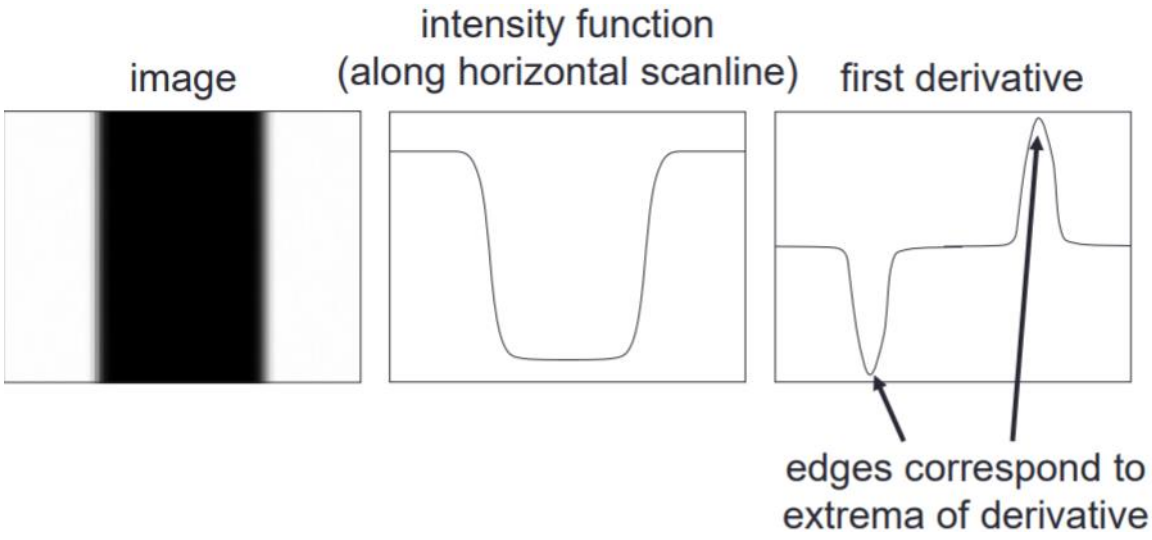
81	82	26	24
82	33	25	25
81	82	26	24

Detekcija ivica

- Izvod funkcije oslikava brzinu promene funkcije
  - izvod predstavlja nagib tangente na funkciju – u delovima gde se ona naglo menja, nagib je velik, dok je na delovima gde se sporo menja (blizu lokalnih ekstrema) nagib blizu 0



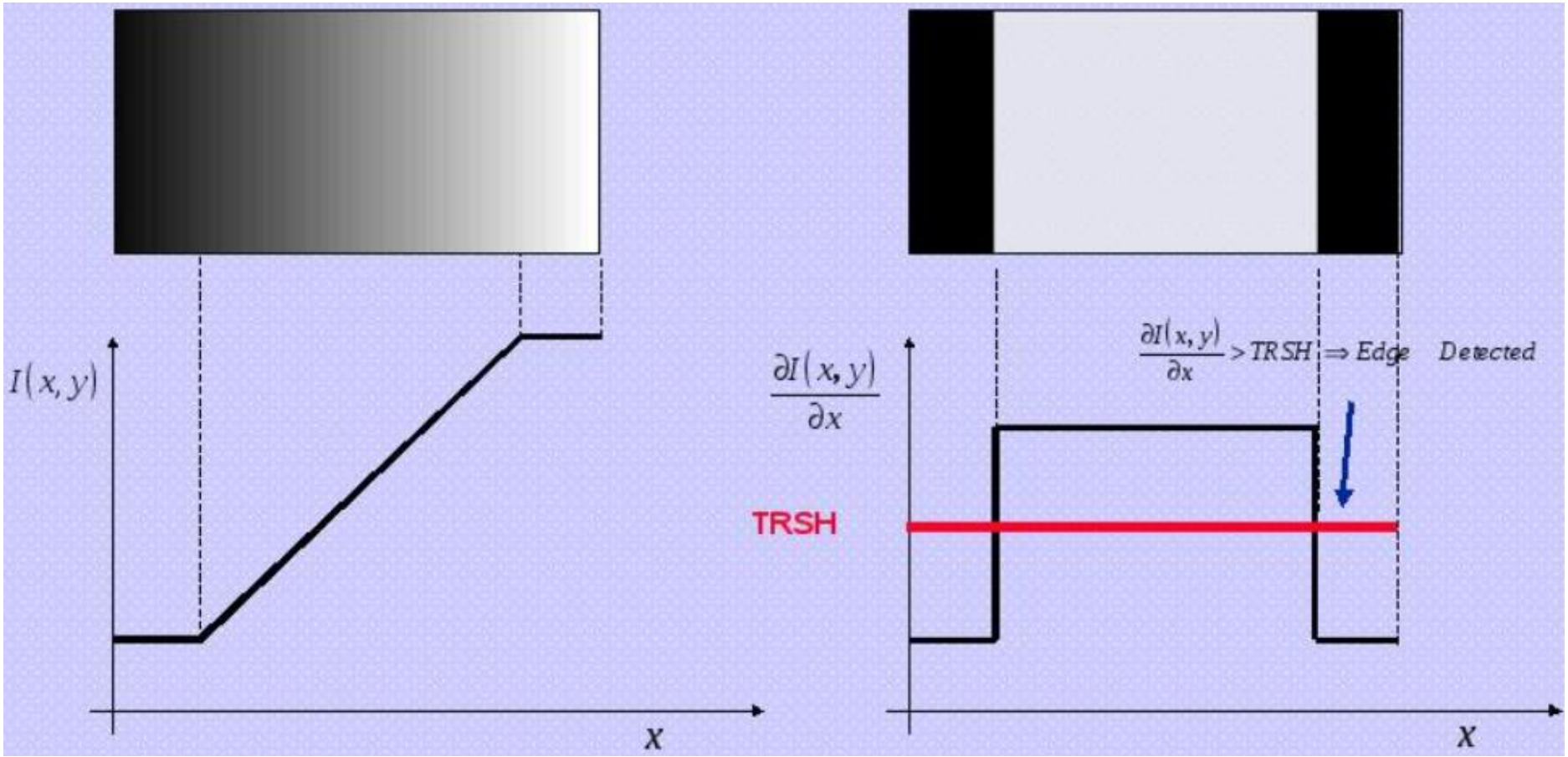
- Dakle, dobra indikacija ivice (nagle promene intenziteta piksela) jeste izvod funkcije intenziteta



Detekcija ivica

Funkcija intenziteta

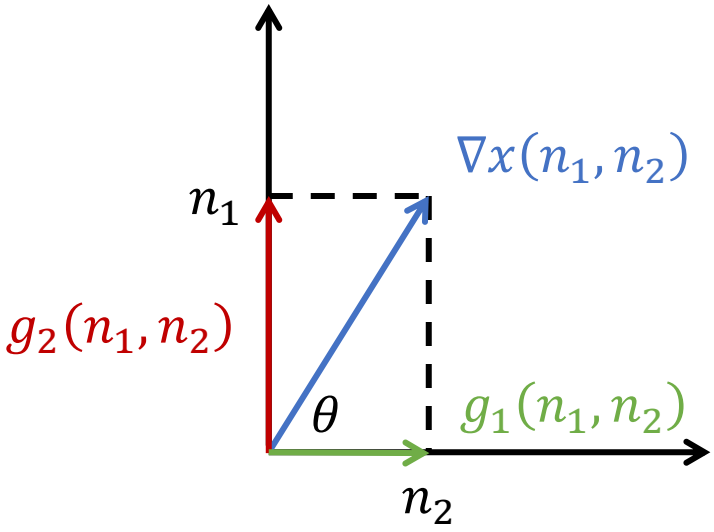
Prvi izvod



Gradijent slike

- Operator gradijenta

$$g_x(n_1, n_2) = \begin{bmatrix} \dfrac{\partial x(n_1, n_2)}{\partial n_1} \\ \dfrac{\partial x(n_1, n_2)}{\partial n_2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1(n_1, n_2) \\ g_2(n_1, n_2) \end{bmatrix}$$



Magnituda gradijenta:

$$M(n_1, n_2) = |g_x(n_1, n_2)| = \sqrt{(g_1(n_1, n_2))^2 + (g_2(n_1, n_2))^2}$$

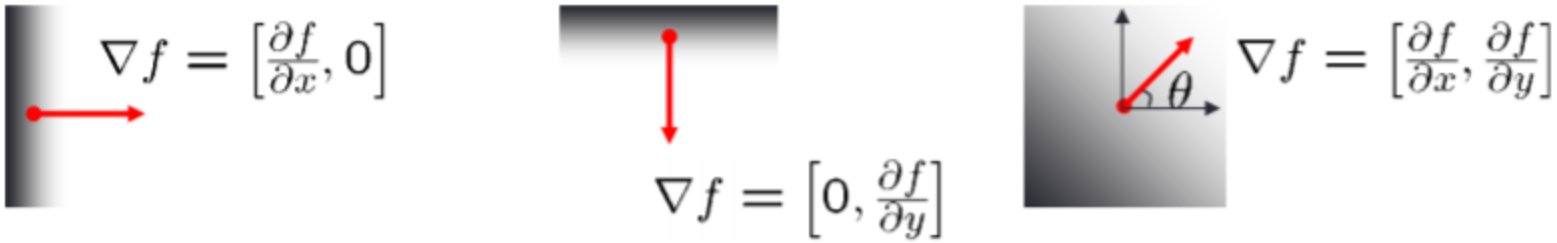
Pravac gradijenta:

$$\theta = \tan^{-1}\left[\frac{g_2(n_1, n_2)}{g_1(n_1, n_2)}\right]$$

Detekcija ivica

- Gradijent slike ukazuje na smer najveće promene u intenzitetu piksela

$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}\right]$$



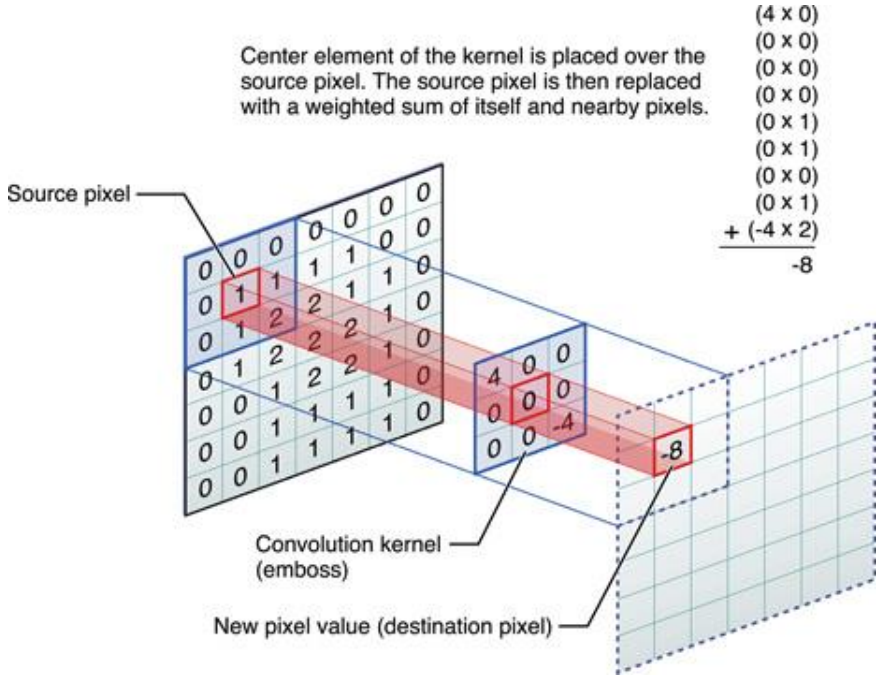
- Smer gradijenta se računa kao $\theta = \text{atan}\left(\frac{\partial I}{\partial x}/\frac{\partial I}{\partial y}\right)$ - smer gradijenta je normalan na ivicu
- "Snaga" ivice je magnituda gradijenta

$$\|\nabla f\| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2}$$

  - Često koristimo kvadratni gradijent da izbegnemo računanje korena

Postupak

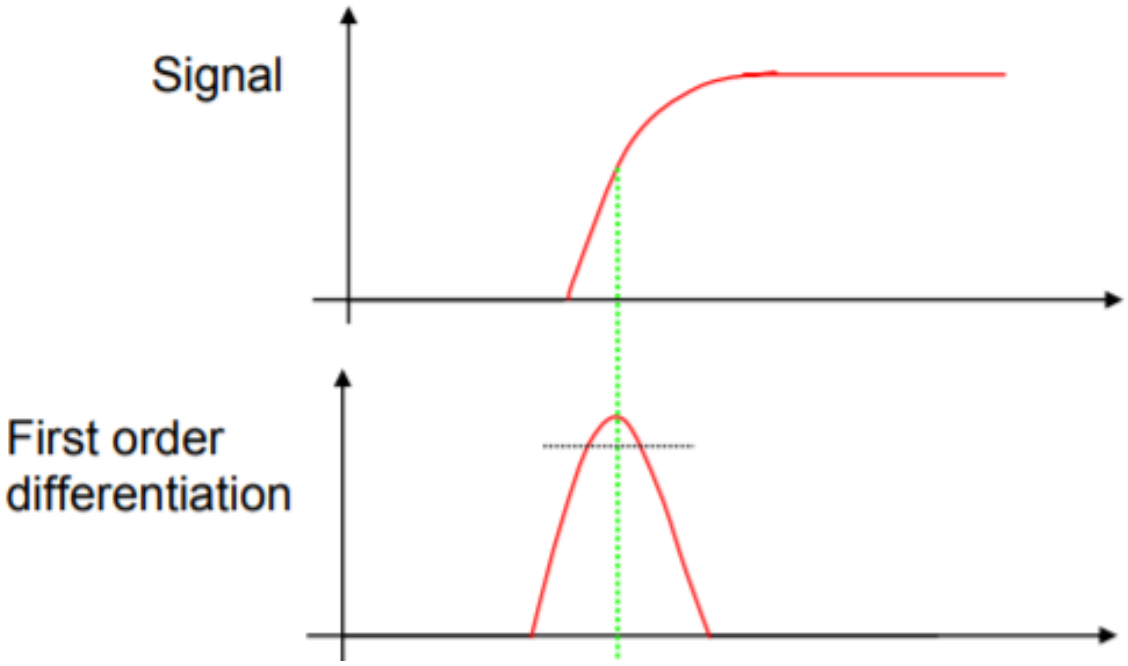
1. Primenićemo neki diferencijalni operator
   - Maska/kernel koji primenjen na sliku vraća funkciju izvoda te slike



   - U idealnom slučaju, filter će vraćati 0 tamo gde nema ivice (uniformne regije bez promene intenziteta), a biti osetljiv na velike promene gradijenta

Postupak

2. Primenićemo prag na dobijenu funkciju izvoda da selektujemo piksele ivice



Detekcija ivica – konačne razlike

- Međutim, gradijent je definisan za kontinualne funkcije, a mi imamo funkciju definisanu za niz diskretnih vrednosti (određen rezolucijom)

- Definicija parcijalnog izvoda za 2D funkciju:

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} = \lim_{\varepsilon \to 0} \frac{f(x+\varepsilon, y) - f(x,y)}{\varepsilon}$$

- U slučaju diskretnih podataka, aproksimiraćemo ovu formulu metodom konačnih razlika:

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} \approx \frac{f(x+1,y) - f(x,y)}{1} = f(x+1,y) - f(x,y)$$

1	0	1	0	10	11	11	0	1

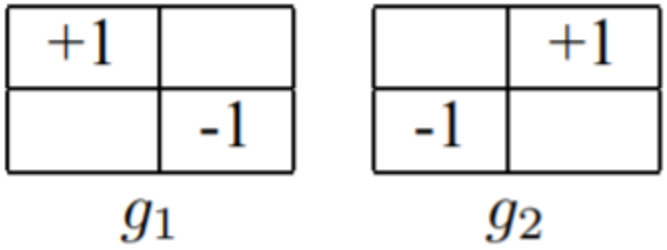
-1	1	-1	10	1	0	-11	1	0

Detekcija ivica – Roberts Cross

- Određivanje ivica metodom konačnih razlika možemo sprovesti pomoću konvolutivnih filtera:

1	-1
-1	1

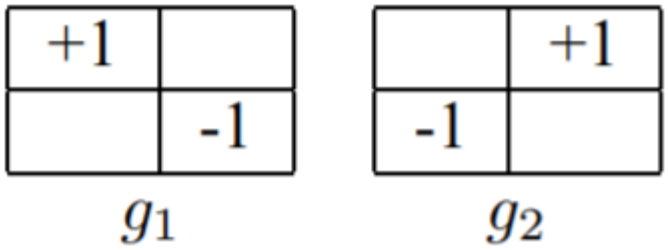
$$G_x = f(x+1, y) - f(x, y)$$
$$G_y = f(x, y) - f(x, y+1)$$



Roberts Cross convolution kernels

- Kerneli su jednaki, samo zarotirani za $90°$
- Iako ovo ne odgovara tačno izvodu po x i y, odgovara izvodu po diagonalnim pravcima
- Kerneli će imati maksimalan *response* na ivice pod uglom od $45°$

Roberts Cross



Roberts Cross convolution kernels

- Kerneli se primenjuju odvojeno na ulaznu sliku
  - odvojeno se računaju komponente gradijenta za svaki pravac
- Zatim se rezultat kombinuju da se pronađe magnituda izvoda:

$$|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

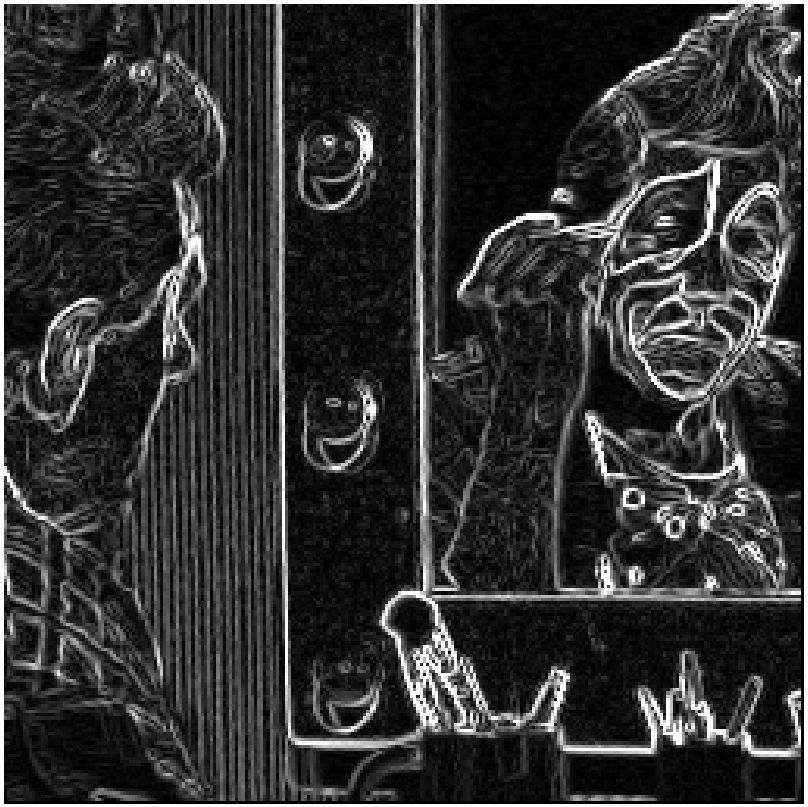
  - Iako se ovo tipično aproksimira sa $|G| = |G_x| + |G_y|$ jer je brže za računanje
- Ugao/orijentacija ivice se računa kao $\theta = \operatorname{atan}\frac{G_x}{G_y} - \frac{3\pi}{4}$

Roberts Cross

- Prednosti
  - Veoma brz – samo 4 piksela ulaza moraju biti ispitana za svaki izlazni piksel i koristimo samo operacije sabiranja i oduzimanja
  - Nema parametara koje treba podešavati

- Mane
  - Mali kernel – veoma je osetljiv na šum
  - Slab odziv na ivice koje nisu oštre – Sobelov operator je bolji u ovom pogledu
  - Malo je nejasno koji izlazni piksel odgovara kom ulaznom pikselu jer operator tehnički računa gradijent tamo gde se 4 piksela sastaju
    - Ovo znači da će slika gradijenta biti pomerena za pola piksela i po x i po y u odnosu na originalnu sliku

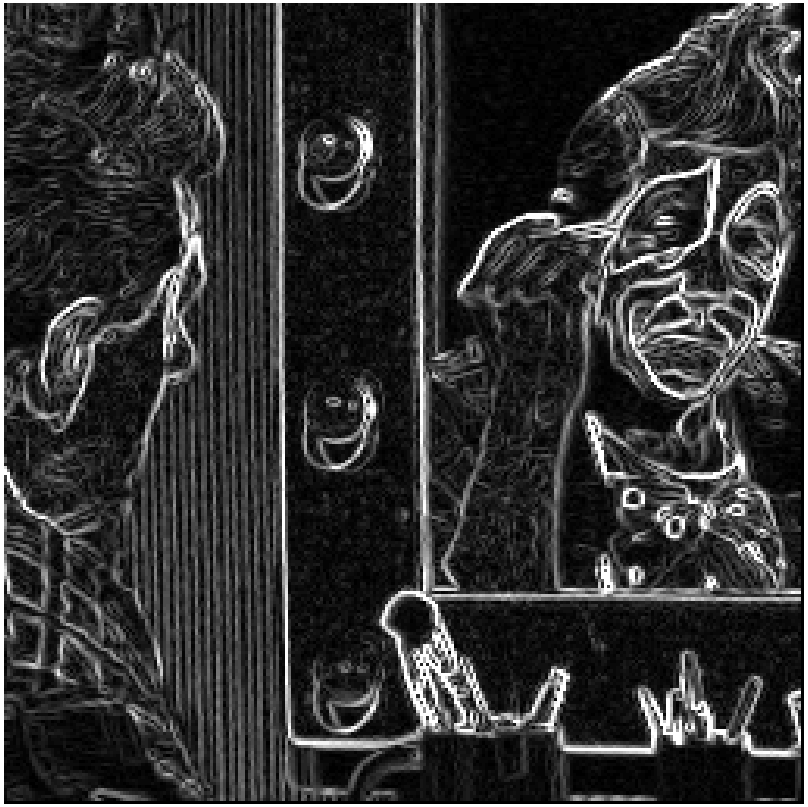
Roberts Cross – osetljivost na šum



(Da bi slika bila jasnija, izlaz operatora je pomnožen sa 5)

- Primetite bele tačkice na slici koje demonstriraju osetljivost na šum
- Ivice nisu uniformne (variraju u intenzitetu)
  - Ovo može da smeta u kasnijim koracima analize (pronalaženje konture objekta)
  - Možemo rešiti primenom praga

Roberts Cross – osetljivost na šum

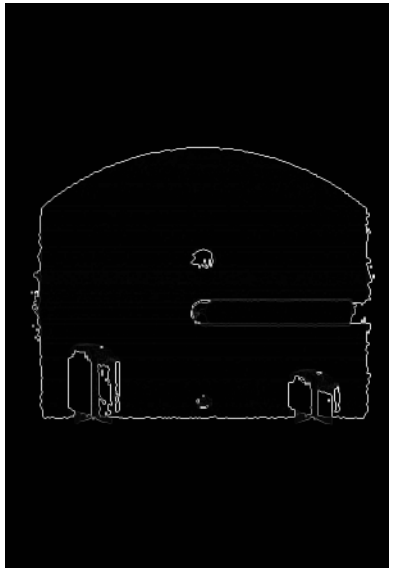


- Desno: veći prag (80)
- Samo su najsnažnije ivice pouzdane

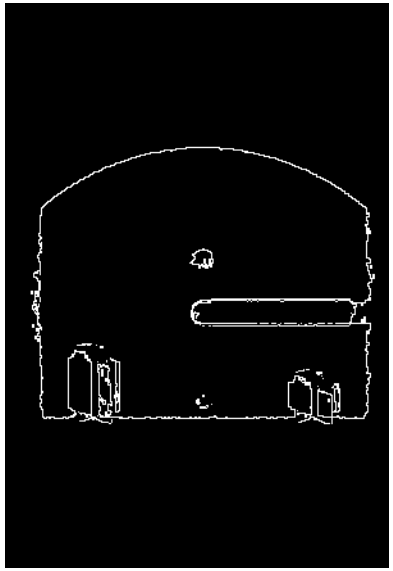
Roberts Cross – osetljivost na šum

- Možemo ga koristiti za detekciju *depth discontinuity*
  - Distanca objekta od aparata za snimanje je enkodirana intenzitetom piksela
  - Operator rezultuje linijom velikog intenziteta na granicama slike

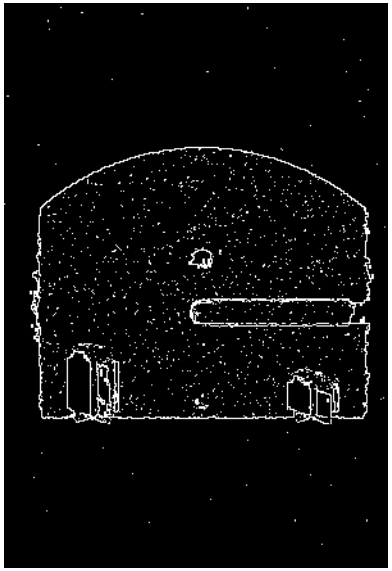
Original



Slabija percepcija *depth discontinuity* unutar objekta



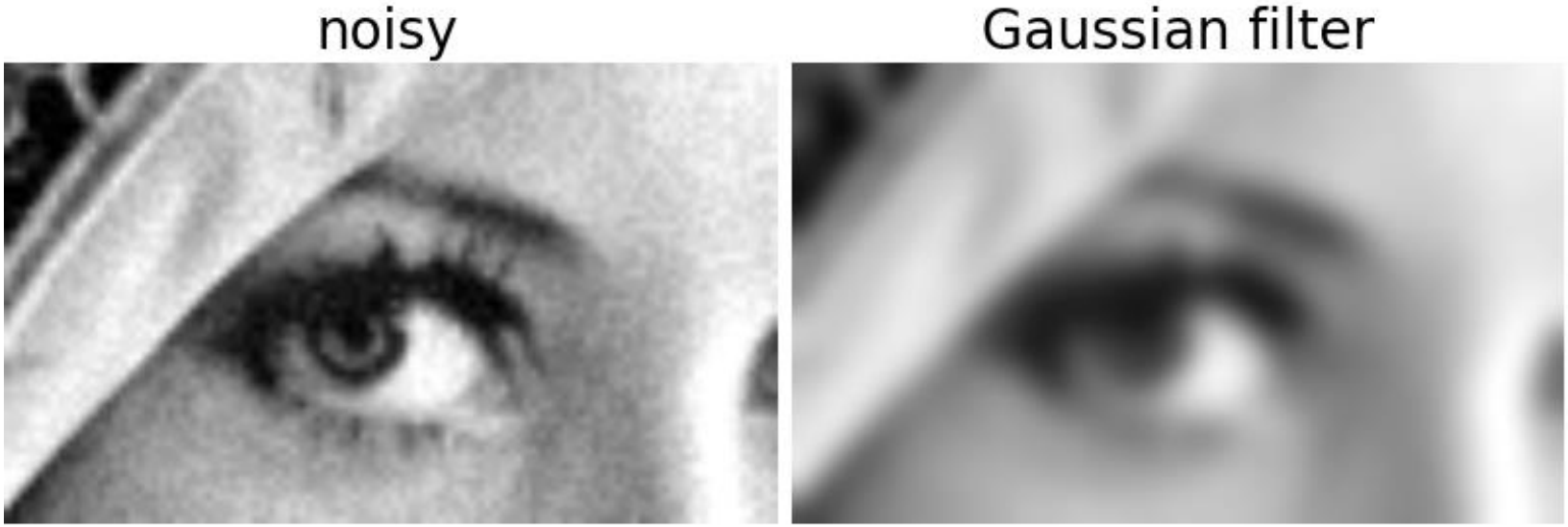
Manji prag (20) pomaže

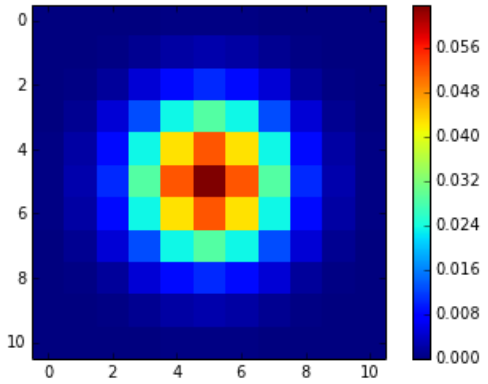


Ali ako dodamo šum i on će biti uključen u izlaz

Gaussian smoothing

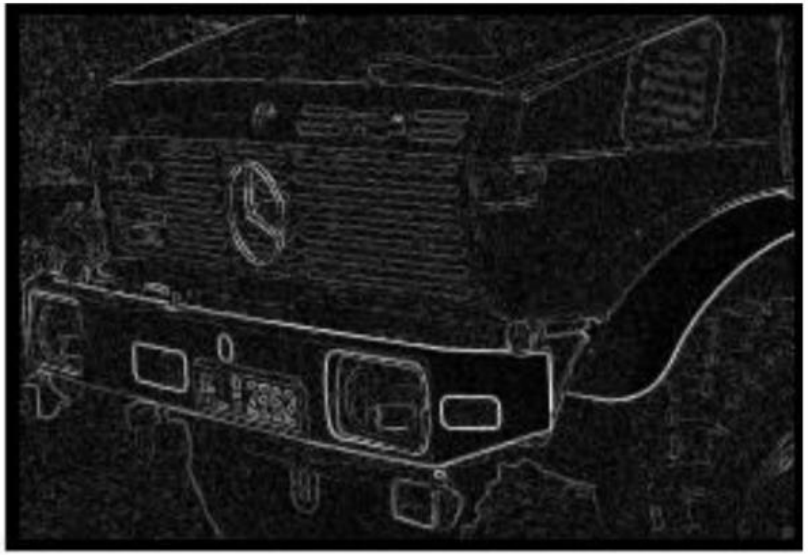
- Šum možemo rešiti izglađivanjem (*smoothing*)





- Često se koriste 3×3 ili 5×5 Gausovi filteri
- Značajno je smanjen šum, ali slika je smanjene oštrine

Efekat izglađivanja na Roberts Cross

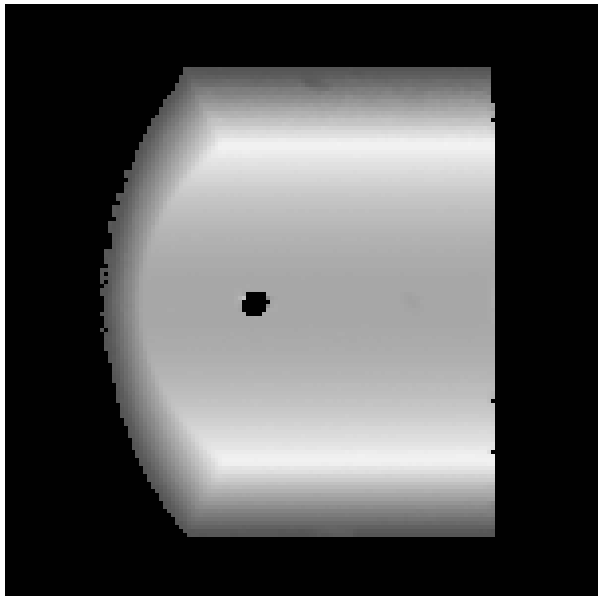


Original

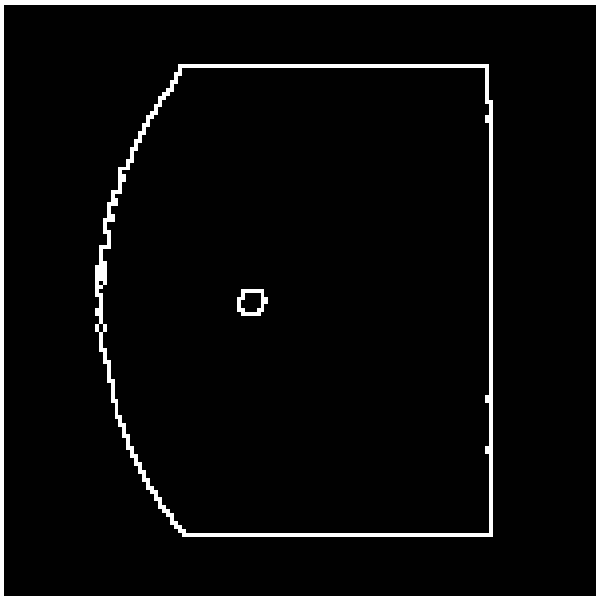
5×5 Gaussian filter

Roberts Cross – oštre ivice

- Najbolje reaguje na oštre ivice
- Ovo je primer gde ivice nisu tako oštre



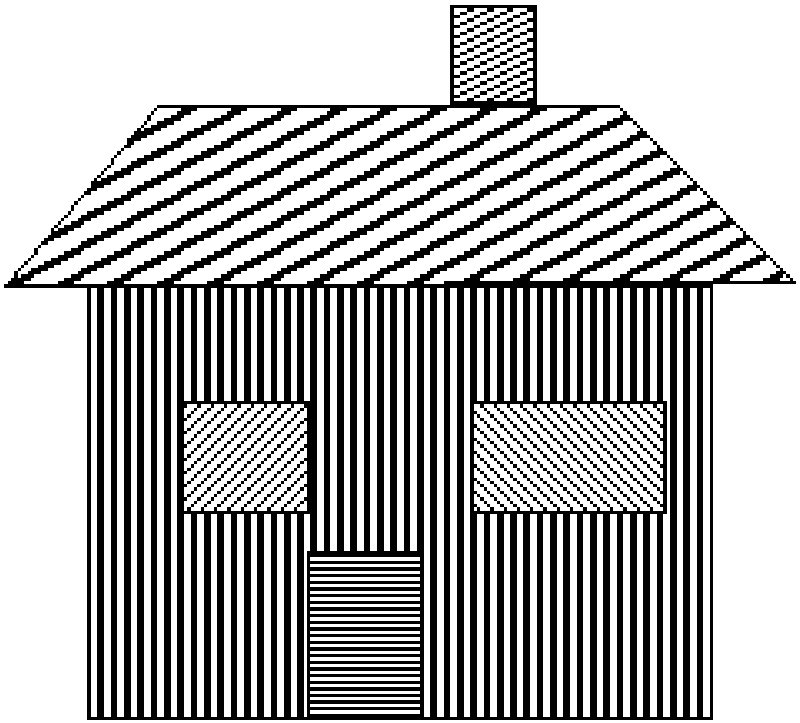
Veoma slabe ivice

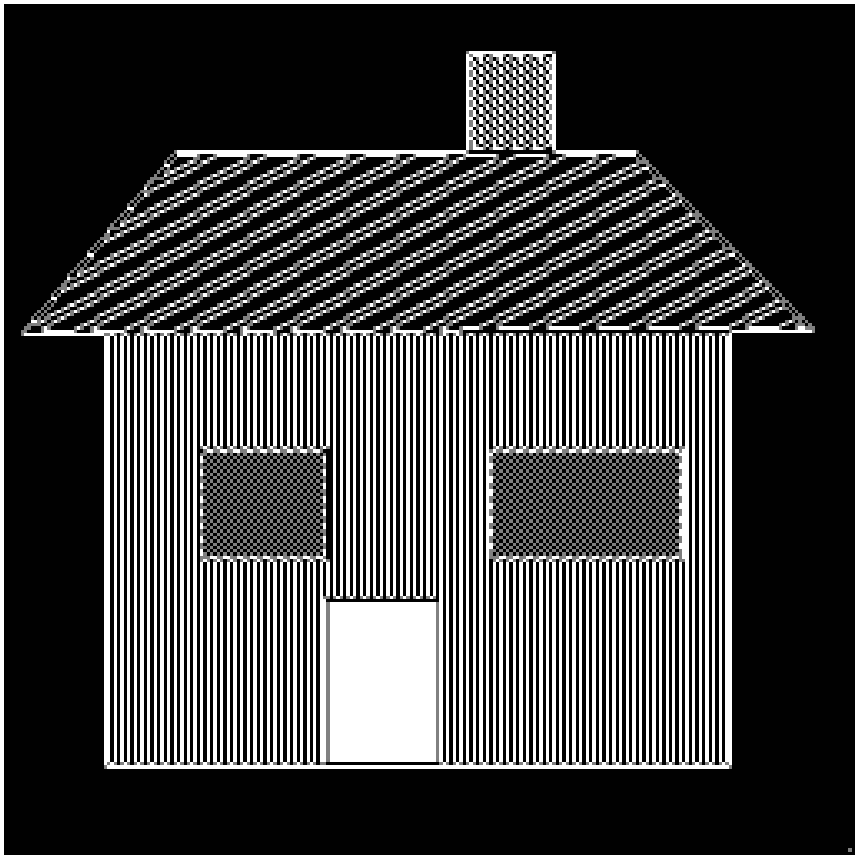


Kao posledica, ne možemo ih razdvojiti od šuma

Roberts Cross

- Uticaj oblika ivica (intenzitet svih ivica na originalu je jednak)
- Različita širina i orijentacija ivica utiču da rezultati veoma variraju





Sobel

- Sličan je Roberts-Cross i Perwitt operatorima
- Sastoji se od dva kernela koji su jednaki, samo je jedan zarotiran za $90°$:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

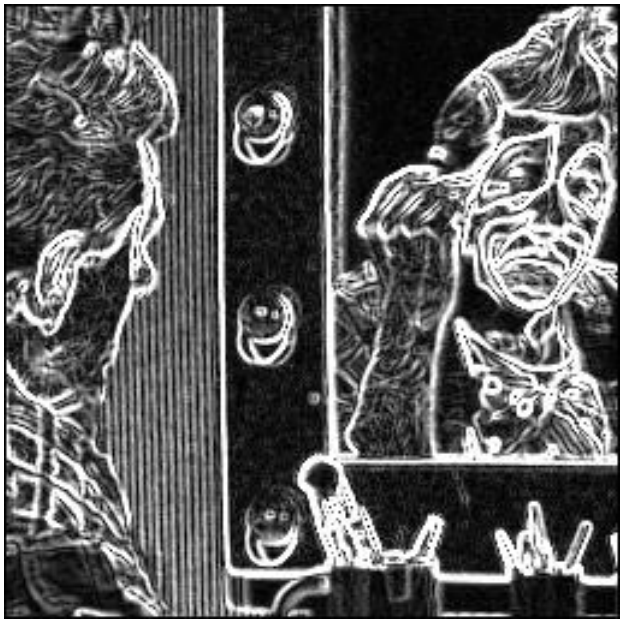
- Kerneli su dizajnirani da maksimalno reaguju na ivice koje su vertikalne i horizontalne
- Primenjujemo jedan pa drugi kernel da dobijemo dva rezultata koje potom kombinujemo:
  - $|G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \theta = \arctan(G_y/G_x)$

Sobel – prednosti i mane

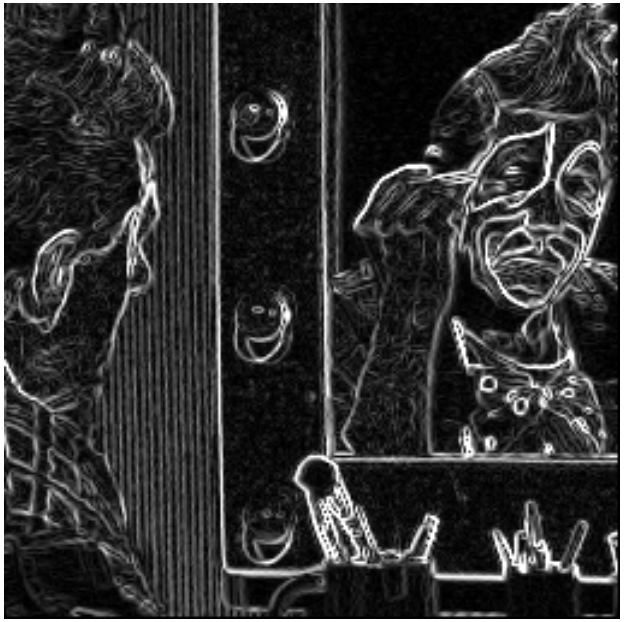
- Sporiji je od Roberts Cross
- Veći kernel „izglađuje“ ulaznu sliku više od Roberts Cross operatora pa je Sobel manje osetljiv na šum
- Prirodne ivice često rezultuju izlaznim ivicama koje su par piksela široke zbog efekta „izglađivanja“
  - Možete primeniti *thinnig* operator (sličan eroziji/otvaranju)

Sobel i Roberts Cross

Original



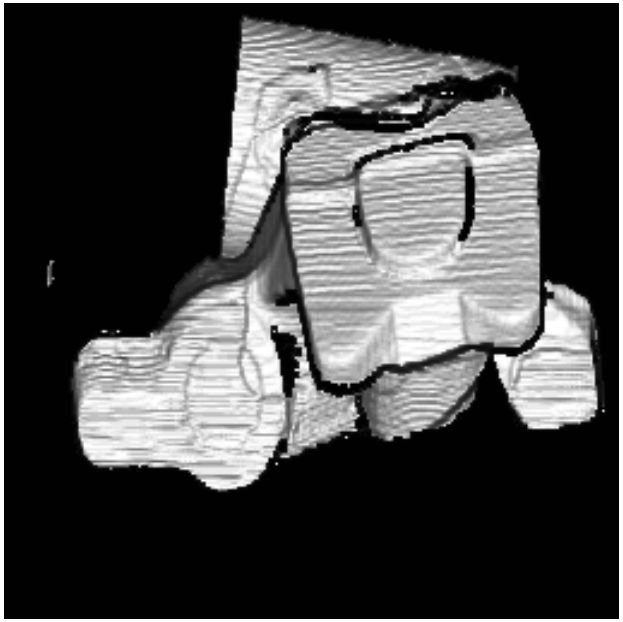
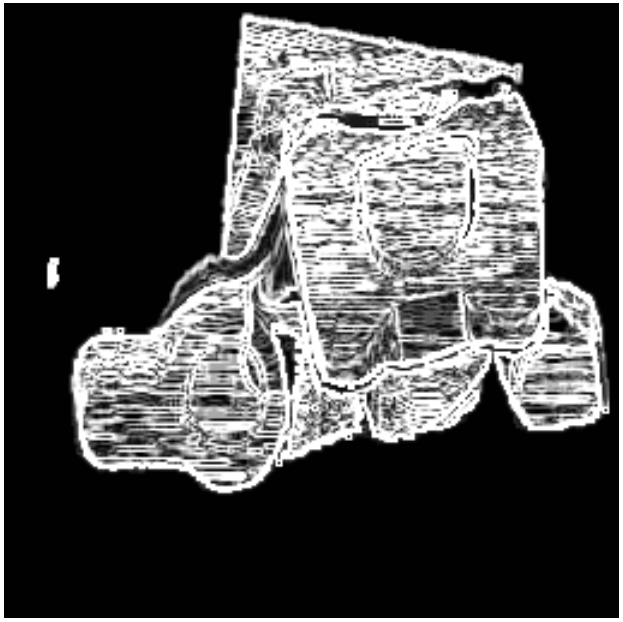
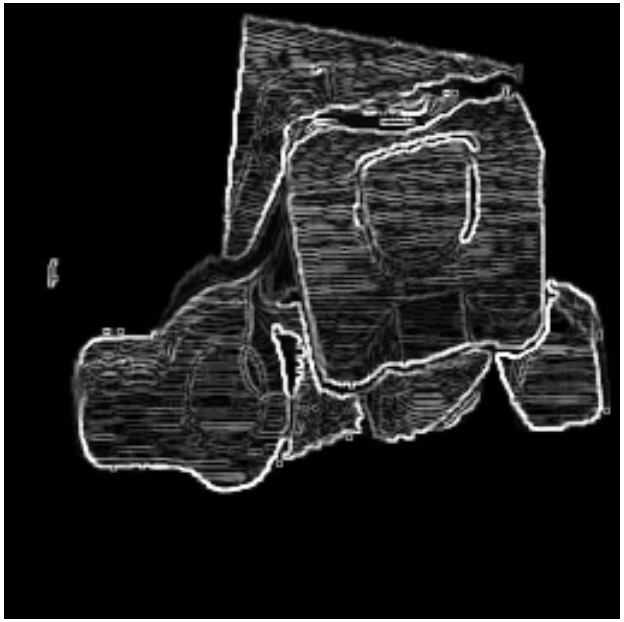
Sobel



Roberts Cross

- Šum koji utiče na Roberts Cross je i ovde prisutan, ali je njegov intenzitet slabiji u odnosu na stvarne ivice
  - Ostavlja mogućnost da se boljim odabirom praga možemo rešiti šuma
- Primetite da su rezultujuće ivice deblje u odnosu na Roberts Cross
  - Posledica izglađivanja (*smoothing*)

Sobel

- Još nismo sasvim rešili problem kada imamo mnogo finijih varijacija usred dubine
  - Menjanjem praga ne možemo sasvim ukloniti šum
- Canny operator bi radio bolje za ovaj problem

Prewitt

- Veoma sličan Sobelovom operatoru, malo drugačiji kerneli
- Koristi se za detekciju vertikalnih i horizontalnih ivica

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, G_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix},$$

Canny

- Dizajniran da bude optimalan detektor ivica
- Dobar detektor ivica:
  - Dobra detekcija – reaguje na ivice a ne na šum
  - Dobra lokalizacija – detektovana ivica je blizu stvarne
  - Minimalan odgovor – jedan po ivici
- Imamo nagodbu detekcije/lokalizacije
  - Više izglađivanja pobojšava detekciju, ali lokalizacaiju čini gorom

Canny – postupak

1. Uklanjanje šuma
   - izglađivanje (*smoothing*) Gausovim operatorom
2. Računanje pravca i orijentacije gradijenta
   - Jednostavan operator poput Roberts Cross
   - Ivice na ulaznoj slici će rezultovati grebenima na izlaznoj slici
3. *Non-maxima suppression*
   - Obezbeđuje minimalan odgovor tako što „istanjuje“ linije izlaza
   - Ivica se nalazi tamo gde je gradijent najveći
   - Algoritam ide po grebenima (*ridge tracker*) i postavlja na 0 sve piksele koji nisu na vrhu grebena
4. Primena dva praga

Canny: 1. korak

Original

Grayscale

Gaussian blur

Canny: 2. korak

- Računanje intenziteta gradijenata

G_x

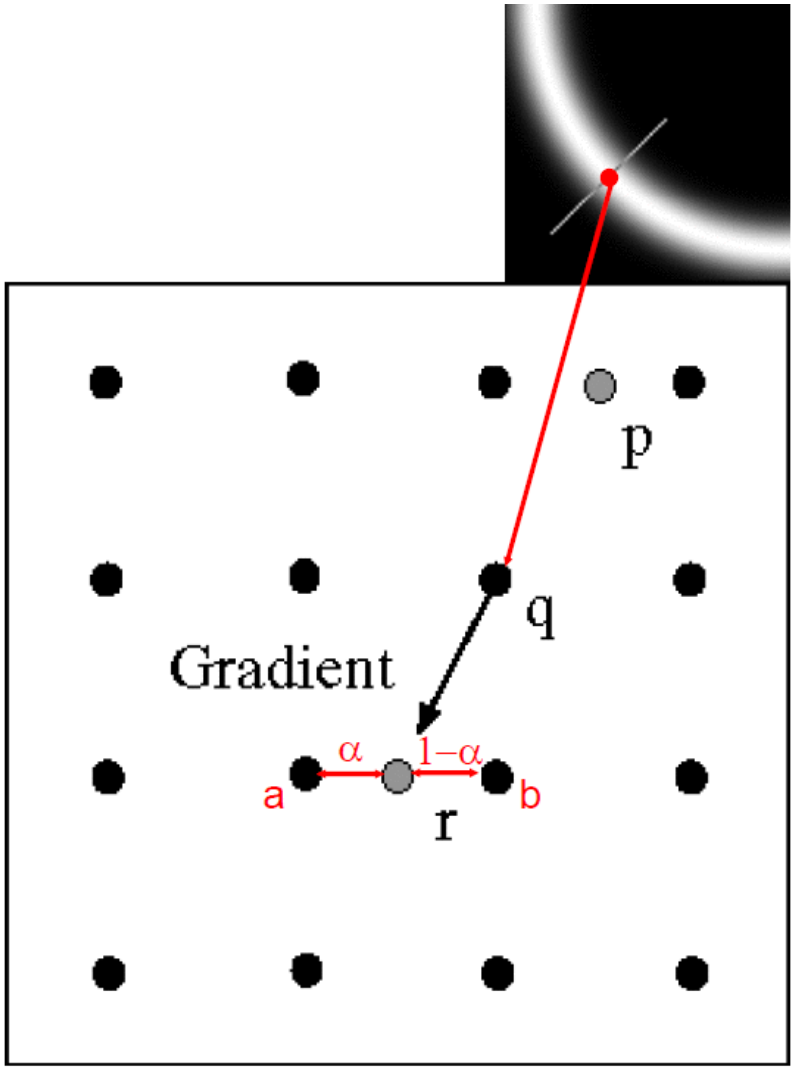
G_y

Canny: 2. korak

- Računanje magnitude i uglova

Magnituda

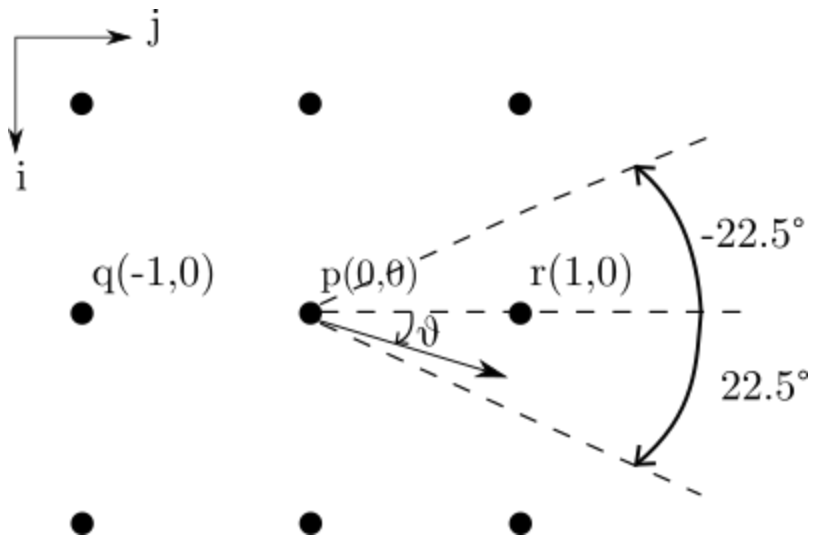
Canny: 3. korak – Non-maximum supression



- Konačna slika bi trebala imati tanke ivice
- Pronalazi se piksel maksimalne vrednosti na ivici
- Piksel q ima veći intenzitet od piksela p i r koji imaju istu orijentaciju (ugao) gradijenta
- q čuvamo, a p i r uklanjamo

- Dakle, koristimo sve informacije o gradijentu: magnitudu i ugao

Canny: 3. korak – Non-maximum supression



- Delimo 3×3 mrežu piksela na 8 sekcija
- Npr. ako ugao gradijenta pada između $-22.5°$ i $22.5°$, koristimo ove piksele (r i q) da ih poredimo sa p

Canny: 3. korak – Non-maximum supression

Originalna magnituda

Non-maximum supression

Non-maxima supression

- Od prethodnog koraka dobićemo tanku ivicu, ali možda ne i konekovanu
  - Ovo je generalan problem sa algoritmima za detekciju ivica baziranim na gradijentu
- Prisutan je i šum

- Problemi se rešavaju primenom *double thresholding*

Double thresholding

- Pragovi T_1 i T_2 $(T_1 > T_2)$
  - Sve iznad T_1 je „jaka“ ivica
  - Sve između T_1 i T_2 je „slaba” ivica (postoji određena nesigurnost jesu li ili nisu ivice)
  - Pikseli ispod T_2 nisu ivice

Double thresholding

- Koje slabe ivice su zapravo ivice?
- *Edge tracking*:
  - Slabe ivice koje su povezane sa jakim ivicama su stvarne ivice
  - Slabe ivice koje nisu povezane sa jakim ivicama se uklanjaju

Canny

- Tri parametra: širina Gausovog kernela, T_1 i T_2
  - Veća širina Gausovog kernela → manja osetljivost na šum, ali se gube finiji detalji
  - Za dobre rezultate, obično biramo visoko T_1 i nisko T_2
  - Postavka T_2 na previsoku vrednost može rezultovati da ivice sa šumom budu razbijene u fragmente
  - Postavka T_1 na prenisku vrednost može rezultovati zadržavanjem lažnih fragmenata ivica u izlazu

- Problem su *Y-junctions* (mesta gde se tri grebena sastaju u gradijentu)
  - Dešava se kada je linija delimično zaklonjena drugim segmentom
  - Dve linije će ispasti jedan segment a treća neće biti sasvim povezana sa njima
  - Može se rešti uključivanjem ovog modela u *ridge tracker*

Canny

Original

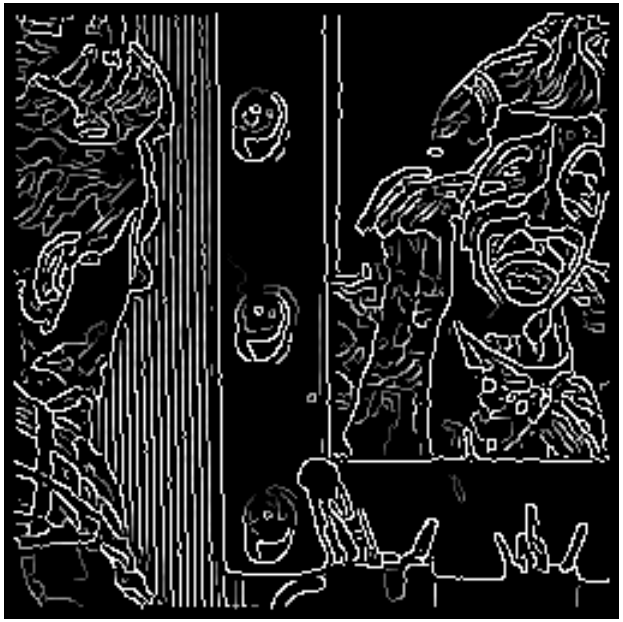
Gausov kernel sa $\sigma = 1$,
$T_1 = 255, T_2 = 1$

Većina važnih ivica je detektovana, ali još ima previše detalja za dalju obradu

U donjem levom uglu ogledala postoji *Y-junction* problem

Canny

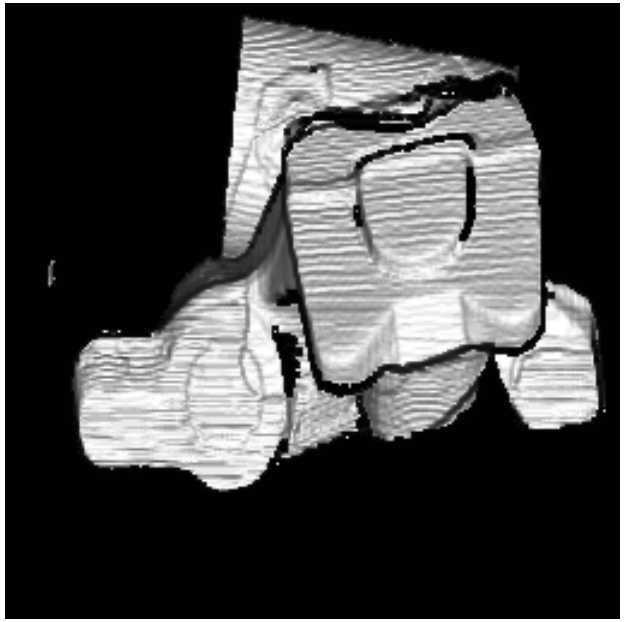
Previsok $T_2(220)$ - ivice su rasparčanije. Vertikalne ivice na zidu nisu detektovane celom dužinom



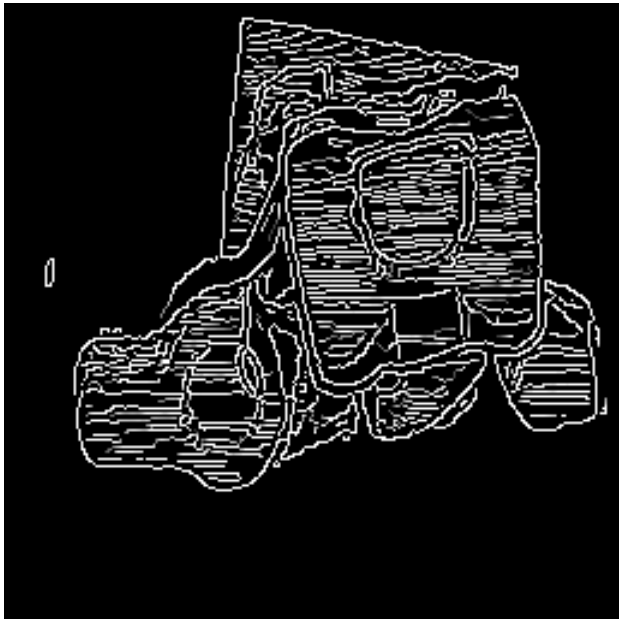
Prenizak $T_1(128)$ - mnoge slabe ivice detektovane sa fragmentima koji predstavljaju šum
Detalji kose su takođe uhvaćeni

$T_1 = 128, \sigma = 2$
Ukonjeni detalji zida, ali najsnažnije ivice su tu, glatkije su i ima manje šuma

Canny



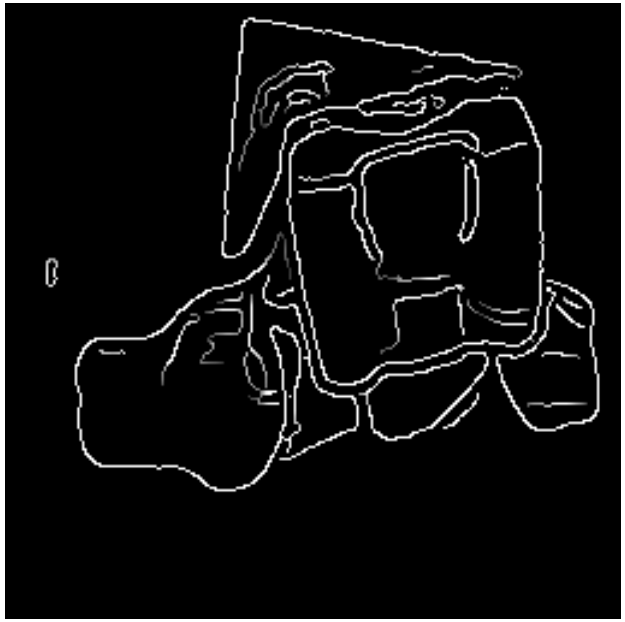
Original



Gausov kernel sa $\sigma = 1$, $T_1 = 255, T_2 = 1$

Mnogo detalja

Ali nije dobro ako smo zainteresovani samo za spoljne ivice

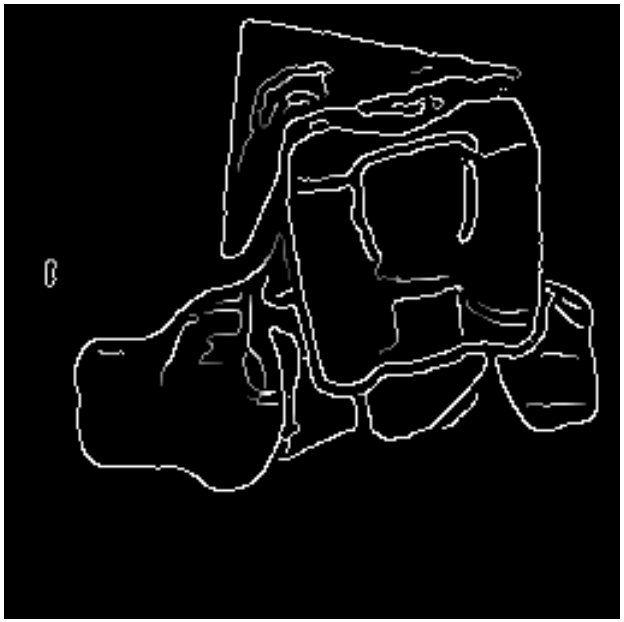


Gausov kernel sa $\sigma = 1.8$, $T_1 = 255, T_2 = 1$

Neke ivice koje su nastale usled promene orijentacije površine su ostale, ali su slabije od okvira – regulišemo pragovima

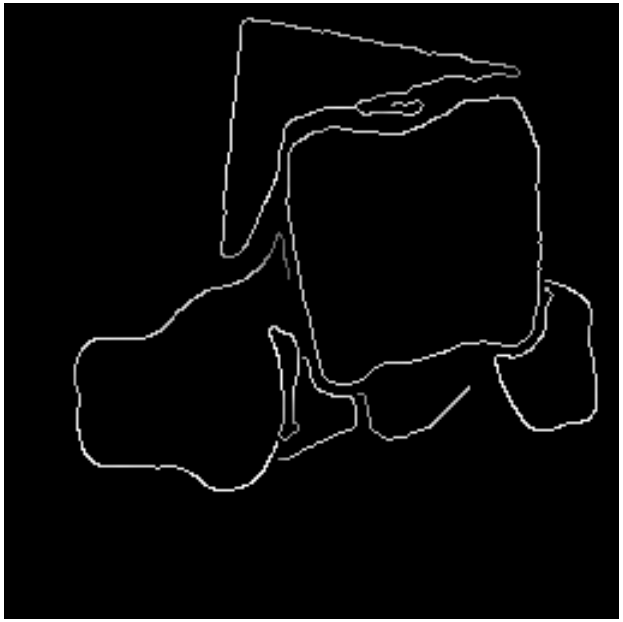
- Gausov filter može da posluži za dve svrhe: kontrola nivoa detalja i uklanjanje šuma

Canny



Gausov kernel sa $\sigma = 1.8$, $T_1 = 255, T_2 = 1$

Neke ivice koje su nastale usled promene orijentacije površine su ostale, ali su slabije od okvira – regulišemo pragovima



Skaliranje prethodne slike za 0.25 i onda primena Canny sa $\sigma = 1.8, T_1 = 200, T_2 = 1$

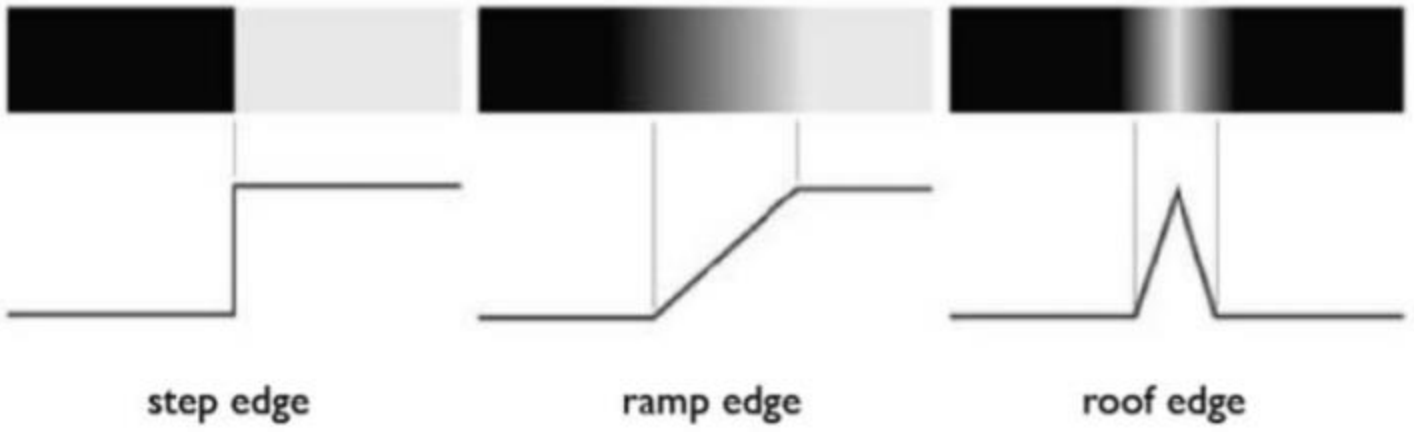
Biranje operatora

- Kao što smo videli, postoji veliki broj konvolutivnih filtera koji omogućavaju detekciju ivica
  - Ideja je da konstruišemo filter koji je osetljiv na velike gradijente na slici, a vraća nule u uniformnim regijama

- Orijentacija ivica
  - Geometrija operatora čini određuje karakterističan pravac ivica na koje je operator posebno osetljiv
  - Operatori se mogu optimizovati da traže horizontalne, vertikalne ili dijagonalne linije
- Šum
  - Detekcija ivica je teška na slikama sa šumom budući da i objekat na slici i šum stvaraju diskontinuitet na slici
  - Pokušaju da se šum smanji uglavnom rezultuju zamućenim (*blur*) i iskrivljenim (*distorted*) ivicama
  - Operatori koji se koriste na slikama sa šumom su tipično veći (uprosečavanjem više podataka smanjuju uticaj piksela šuma). Nedostatak ovog pristupa je manje tačna lokalizacija detektovanih ivica

Biranje operatora

- Struktura ivica
  - Nemaju sve ivice nagao prelaz intenziteta
  - Npr. loš fokus može izazvati postepen prelaz intenziteta i prema tome moramo birati operator
  - Postoje novije *wawelet-based* tehnike koje su u mogućnosti da okarakterišu prirodu tranzicije za svaku ivicu
    - Npr. mogu da razlikuju ivice povezane sa kosom od ivica povezanih sa licem



Zero-crossing operatori