

Branko Radoš 0036481316	FAKULTET ELEKTROTEHNIKE I RAČUNARSTVA SVEUČILIŠTA U ZAGREBU Zavod za automatiku i računalno inženjerstvo Digitalna obrada i analiza slike 6: Laboratorijska vježba - Pronalaženje značajki slike	12.5.2018
----------------------------	---	-----------

Sadržaj

1. - Prostорне знаčајке	2
2. - Amplitudне занаčајке слике	3
2.1 - Задаци - Amplitudне занаčајке слике	3
3. - Знаčајке histograma prvog reda	9
3.1 - Задаци - Знаčајке histograma prvog reda	9
4. - Histogram drugog reda	11
4.1 - Задаци - Histogram drugog reda	11
5. - Detekcija rubova	13
6. - Kompas operatori za detekciju rubova	14
6.1 - Задаци - Kompas operatori za detekciju rubova	14
7. - Laplacov operator	16
7.1 - Задаци - Laplacov operator	16
8. - Sobelov i Prewittov operator	17
8.1 - Задаци - Sobelov i Prewittov operator	17
9. - Знаčајке текстуре	19
9.1 - Задаци - Laplacov operator	19

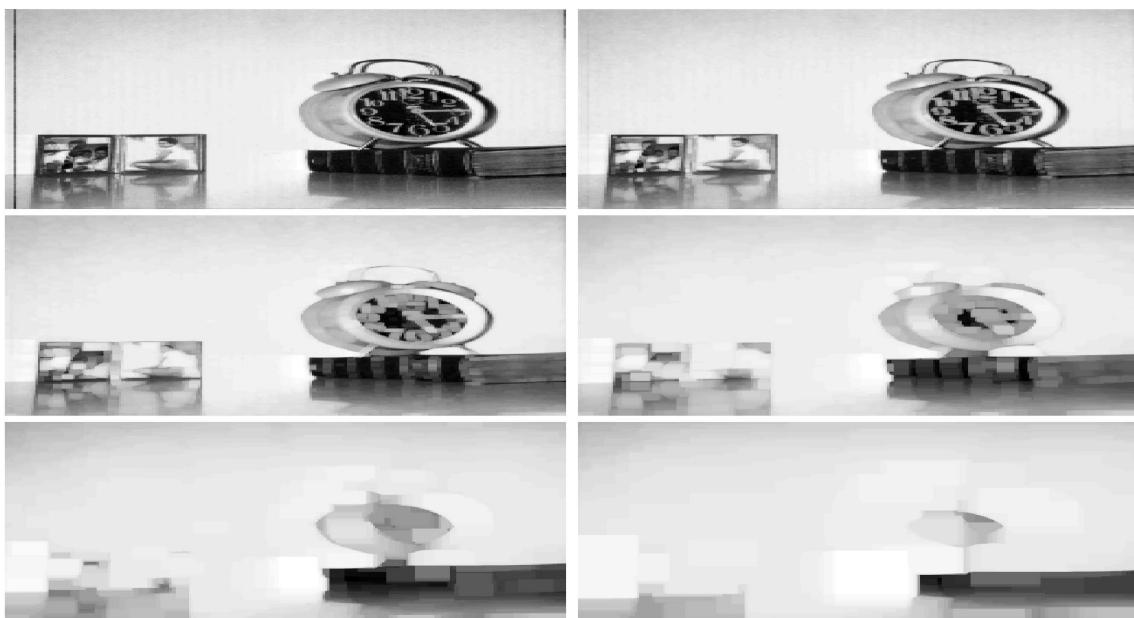
1. - Prostorne značajke

Značajke možemo razvrstati u odnosu na to u kojem ih području tražimo, odnosno u kojem prostoru signal egzistira. Tako tipično možemo imati prostorne, vremenske (temporalne), frekvencijske itd. značajke. Kako pod pojmom "slika" najčešće podrazumjevamo sliku u 2D prostoru, u najvećem broju aplikacija potrebno je izdvojiti upravo prostorne značajke slike. Na temelju takvih zančajki u područjima analize slike i računalnog vida računalo pokušava analizirati, odnosno opisati i interpretirati sadržaj slike. Zbog toga možemo reći da je pronalaženje značajki prva karika u računalnoj analizi i interpretaciji slike.

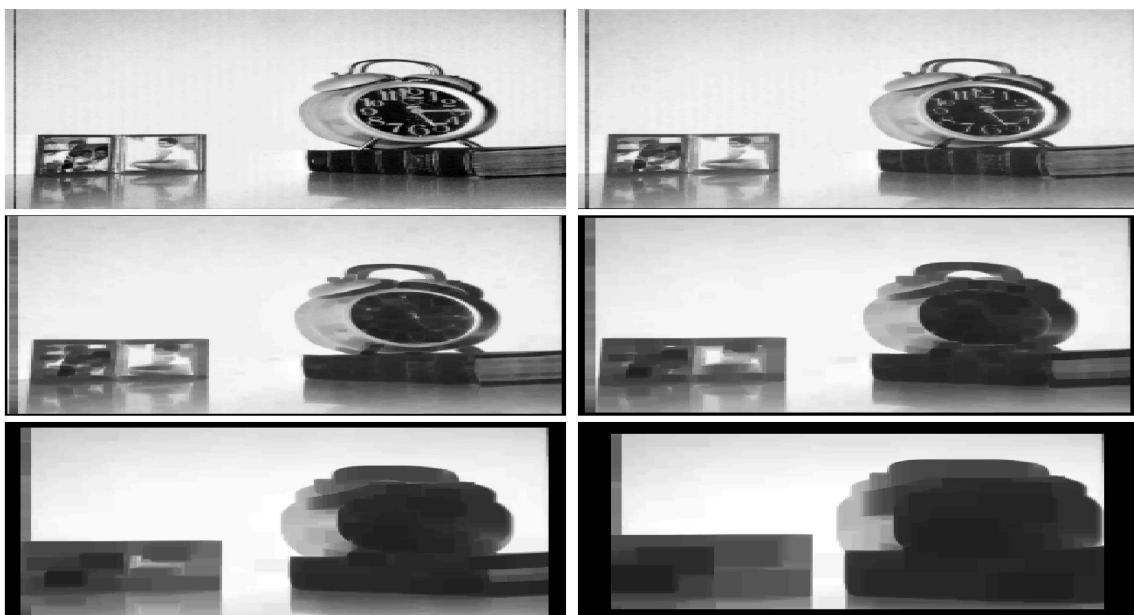
2. - Amplitudne zanačajke slike

Amplitudne značajke slike za svaku točku slike određujemo kao neke parametre izračunate iz vrijednosti inteziteta točaka u okolini promatrane točke. U MATLAB-u postoji nekoliko funkcija koje primjenjuju zadalu operaciju na definiranu okolinu za svaku točku slike (*blkproc*, *colfilt*, *nlfilt*). Mi ćemo koristiti funkciju *colfilt*.

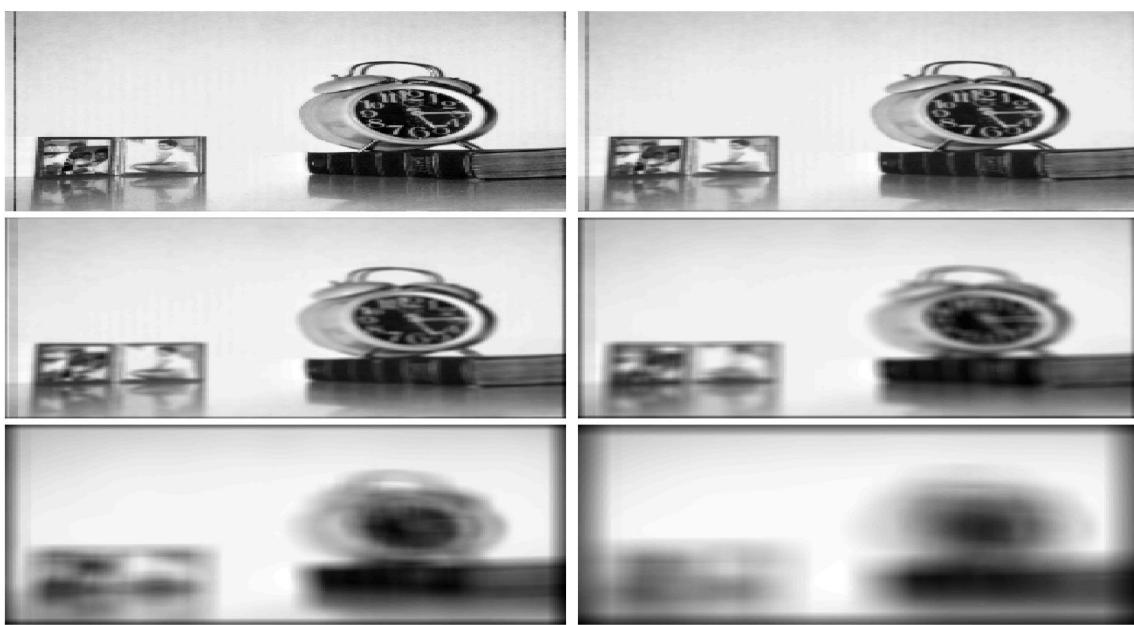
2.1 - Zadaci - Amplitudne zanačajke slike



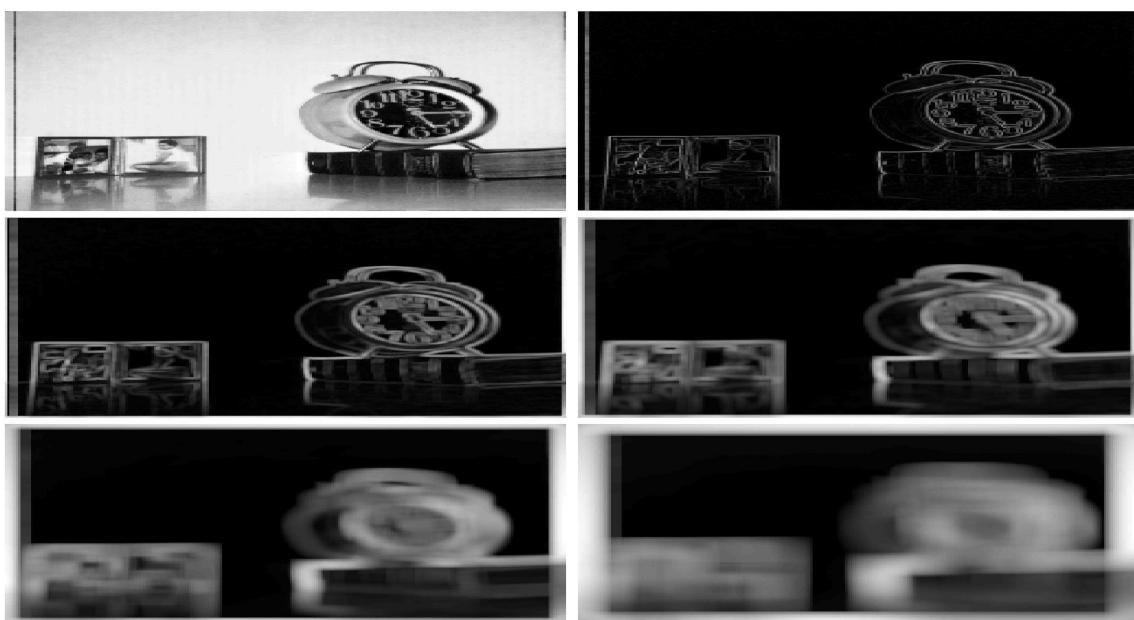
Slika 2-1: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene max funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32



Slika 2-2: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene min funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32

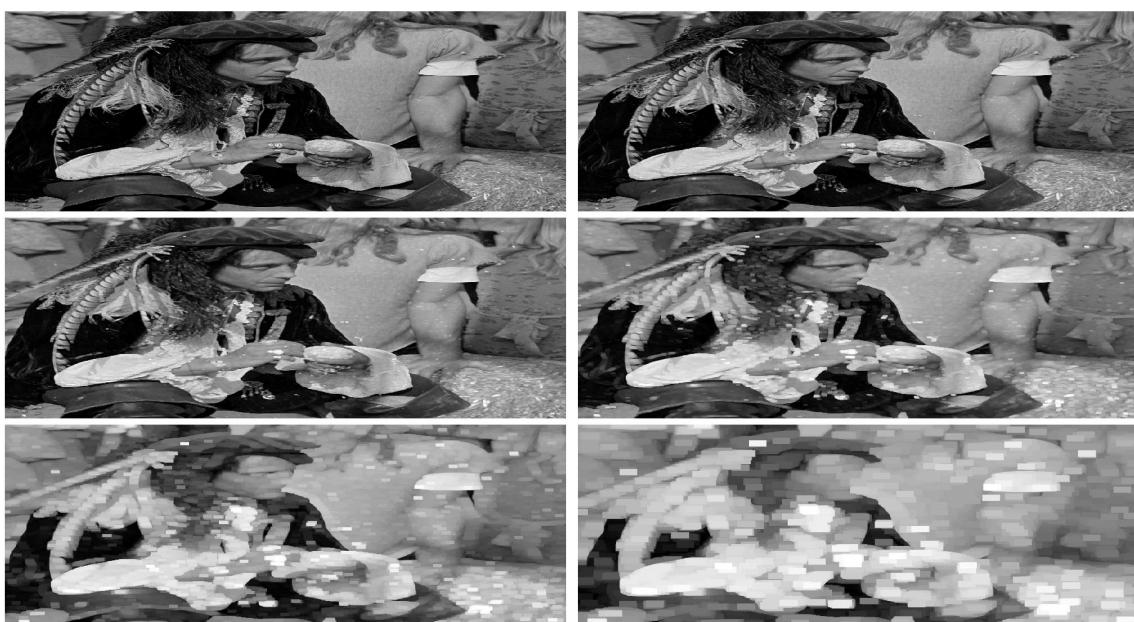


Slika 2-3: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene mean funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32

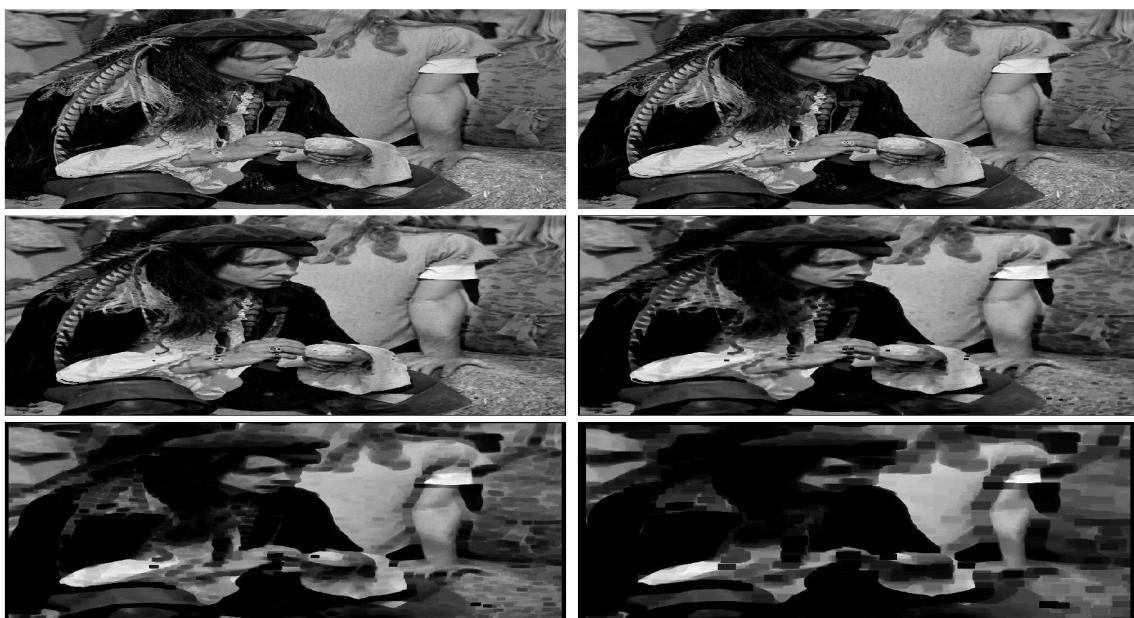


Slika 2-4: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene std funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32

S povećanjem bloka dobivamo efekt niskopropusnog filtra odnosno ko da smo primjenili matricu za usrednjavanje. Slika s veličinom bloka postaje mutnija.



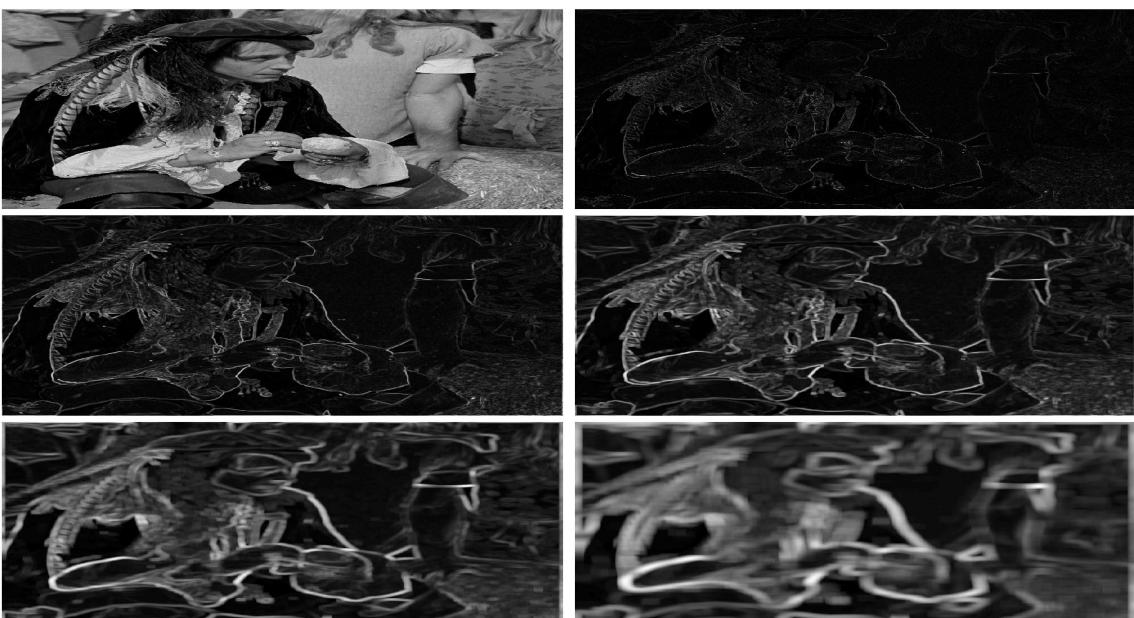
Slika 2-5: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene max funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32



Slika 2-6: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene min funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32



Slika 2-7: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene mean funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32



Slika 2-8: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene std funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32



Slika 2-9: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene max funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32



Slika 2-10: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene min funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32



Slika 2-11: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene mean funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32

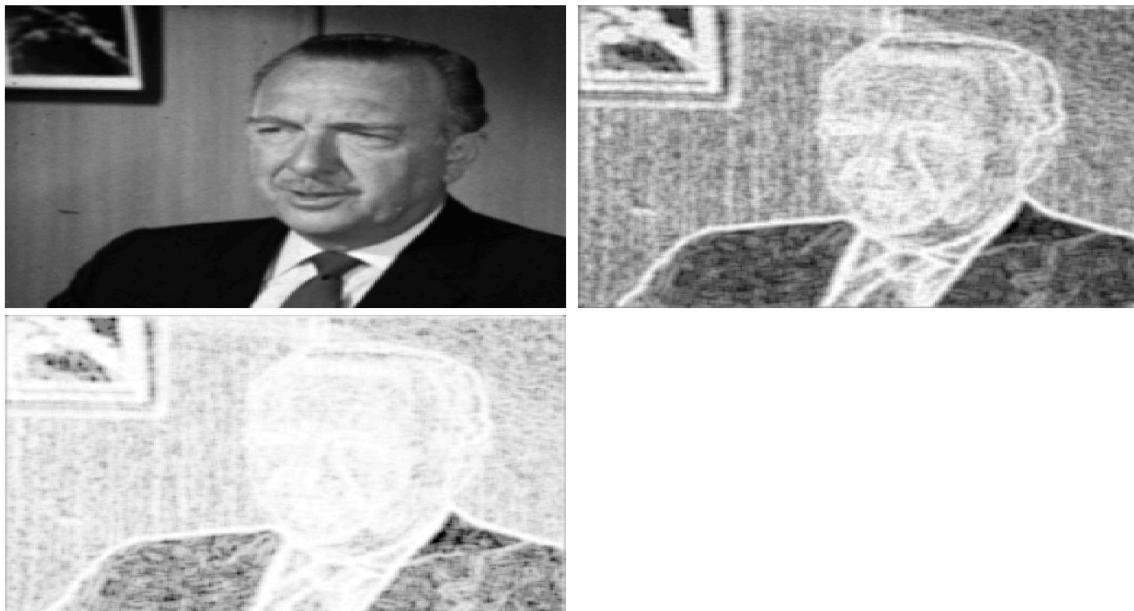


Slika 2-12: Gore lijevo je original,a redom dalje s lijeva na desno su slike nakon primjene std funkcije s veličinom blokova redom 2, 4, 8, 16, 32

3. - Značajke histograma prvog reda

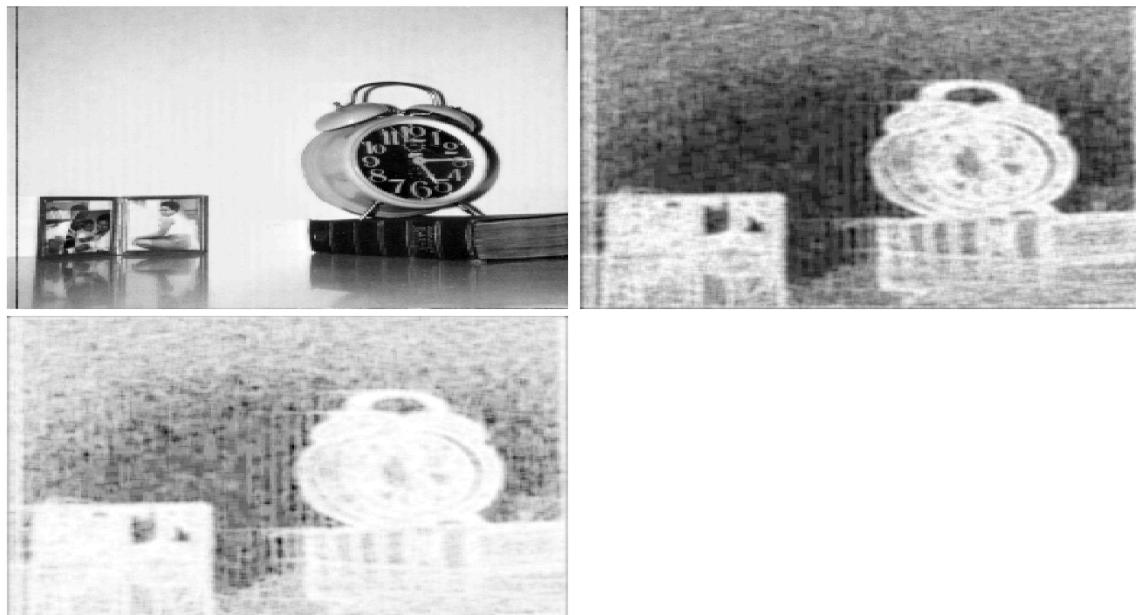
Vrijednosti amplituda unutar promatrane okoline neke točke možemo interpretirati kao rezultate slučajnog eksperimenta. Tada nam histogram prvog reda određen za promatrani okolinu predstavlja funkciju gustoće vjerojatnosti. Na temelju te procjene možemo odrediti neke statističke značajke kao što su momenti i centralni momenti funkcije gustoće vjerojatnosti. Osim momenata zanimljive značajke su nam entropija i energija histograma. Za ovo će nam biti potrebne funkcije računanja histograma. Kako funkcija *hist()* prima niz odnosno vektor podataka u jendoj naredbi smo sliku pretvorili u niz i predali je kao parametar funkciji.

3.1 - Zadaci - Značajke histograma prvog reda

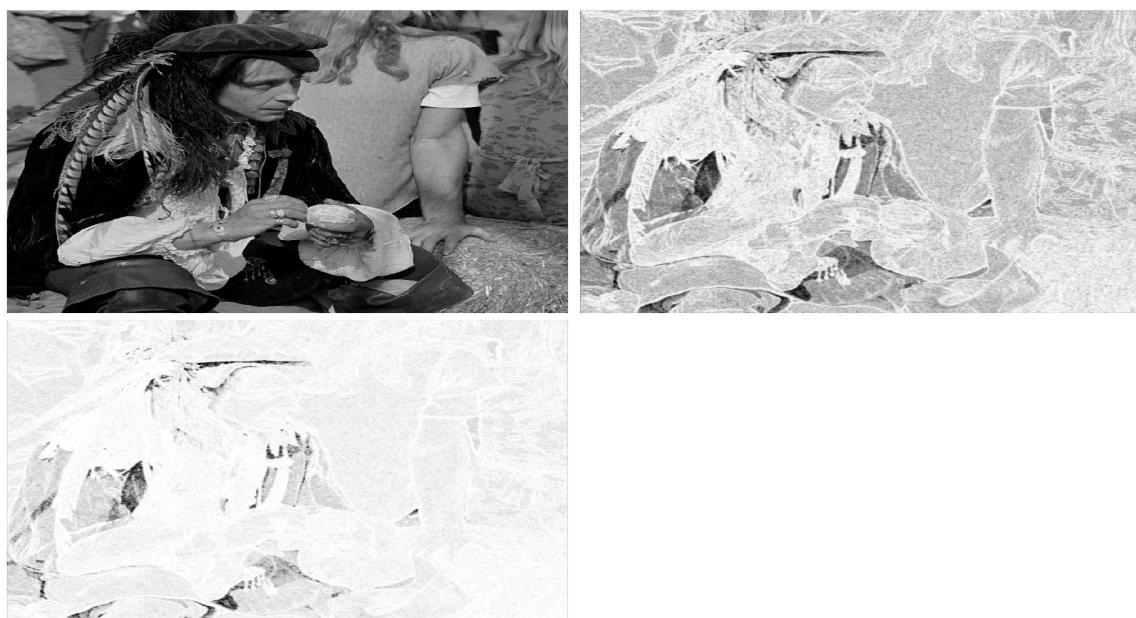


Slika 3-1: Gore lijevo je original,gore denso je entropija, a dolje lijevo je energija slike

Energija je veća za tamnije dijelove slike. Entropija je veća na mjestima većeg kontrasta.



Slika 3-2: Gore lijevo je original,gore denso je entropija, a dolje lijevo je energija slike

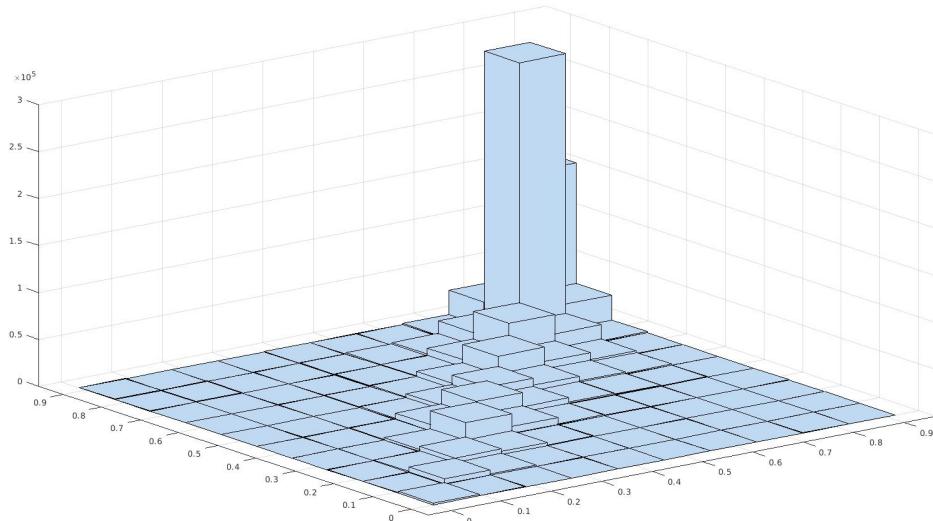


Slika 3-3: Gore lijevo je original,gore denso je entropija, a dolje lijevo je energija slike

4. - Histogram drugog reda

Možemo pretpostaviti da su vrijednosti intenziteta za svaku točku ishod nekog slučajnog eksperimenta. Uz takvu pretpostavku histogram prvog reda predstavlja procjenu funkcije gustoće vjerojatnosti. Umjesto samo jedne točke možemo na sličan način promatrati bilo koji par točaka slike čija je međusobna pozicija određena nekom relacijom. U tom slučaju naš pretpostavljeni slučajni eksperiment postaje dvodimenzionalan, a procjenu odnosno estimaciju funkcije gustoće vjerojatnosti dobivamo iz histograma drugog reda.

4.1 - Zadaci - Histogram drugog reda

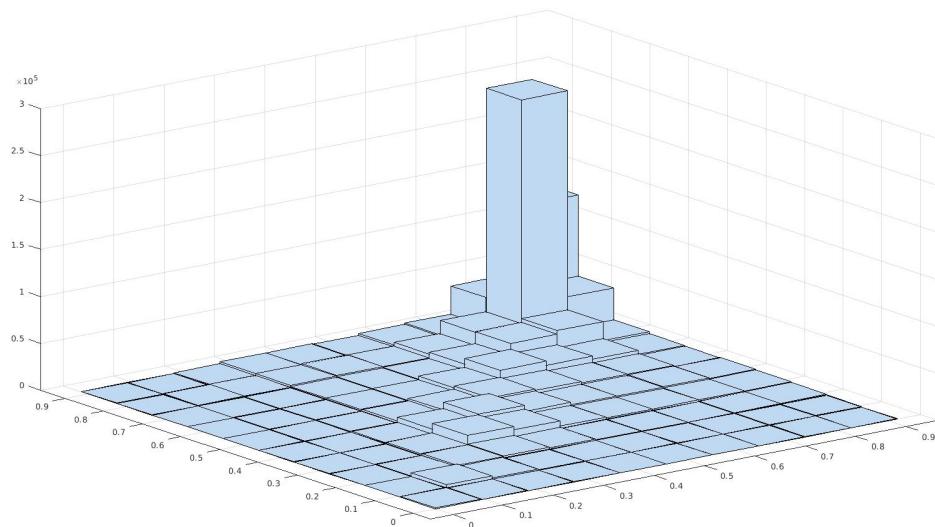


Slika 4-1: Histogram drugog reda za pomak [1,1]

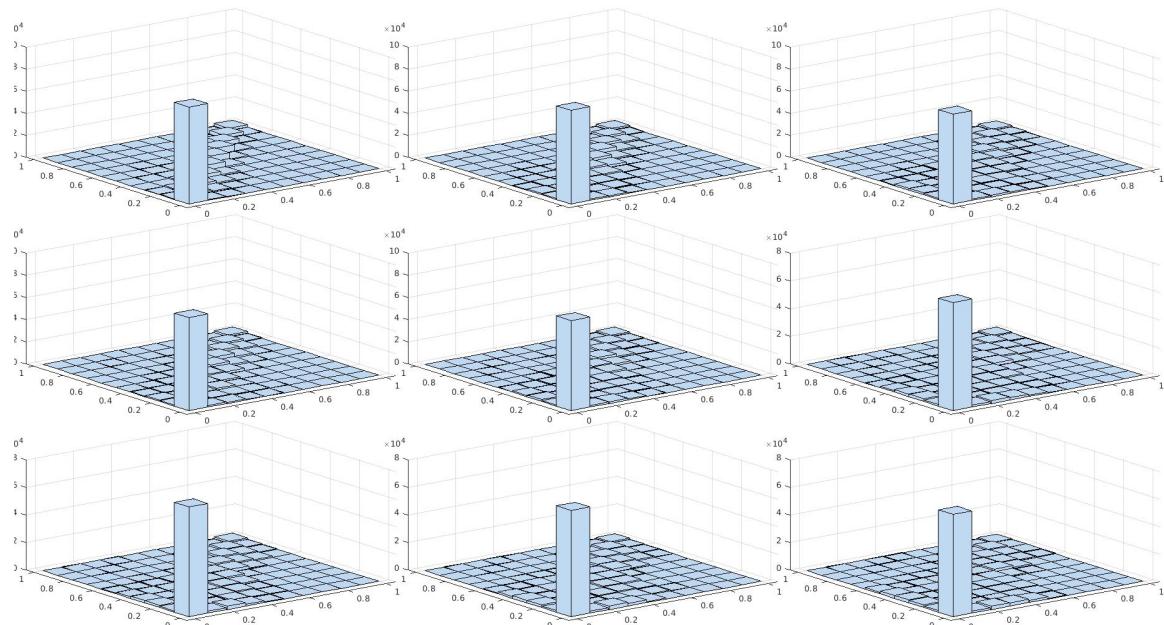
Parovi točaka za pomak [1,1] tako su korelirani zato imamo veće iznose na dijagonali. Za pomak [5,5] korelacija je nesto manja odnosno imamo neke vrijednosti pored dijagonale veće, a na samoj dijagonali manje.

Parovi točaka za pomak [1,1] tako su korelirani zato imamo veće iznose na dijagonali. Za pomak [5,5] korelacija je nesto manja odnosno imamo neke vrijednosti pored dijagonale veće, a na samoj dijagonali manje.

Kako pomak raste imamo manje(jako korelirane) vrijednosti na dijagonali, a rastu vrijednosti oko dijagonale.



Slika 4-2: Histogram drugog reda za pomak [5,5]



Slika 4-3: Histogrami drugog reda za sliku saturn redom za pomake s lijev na desno počevši od gornje lijeve [1,1], [1,5],[1,10], [5,1], [5,5],[5,10],[10,1], [10,5],[10,10],

5. - Detekcija rubova

Detekcija rubova je važna u analizi slika jer rubovi najčešće određuju granice objekata na slici. Pronalaženje tih granica je korisno za segmentaciju, registraciju i identifikaciju objekata na slici. Kako su rubovi mesta naglih promjena u vrijednosti amplitude točaka slike, u detekciju rubova najčešće se koriste metode za procjenu gradijenata.

6. - Kompas operatori za detekciju rubova

Jednostavne gradijentne metode estimiraju gradijent u dva smjera. Kompas operatori su zamišljeni tako da detektiraju rubove koji se nalaze pod određenim kutom. Primejri maski veličine 3x3 za kutove 0 deg, 45 deg i 90 deg:

0 deg:

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

45 deg:

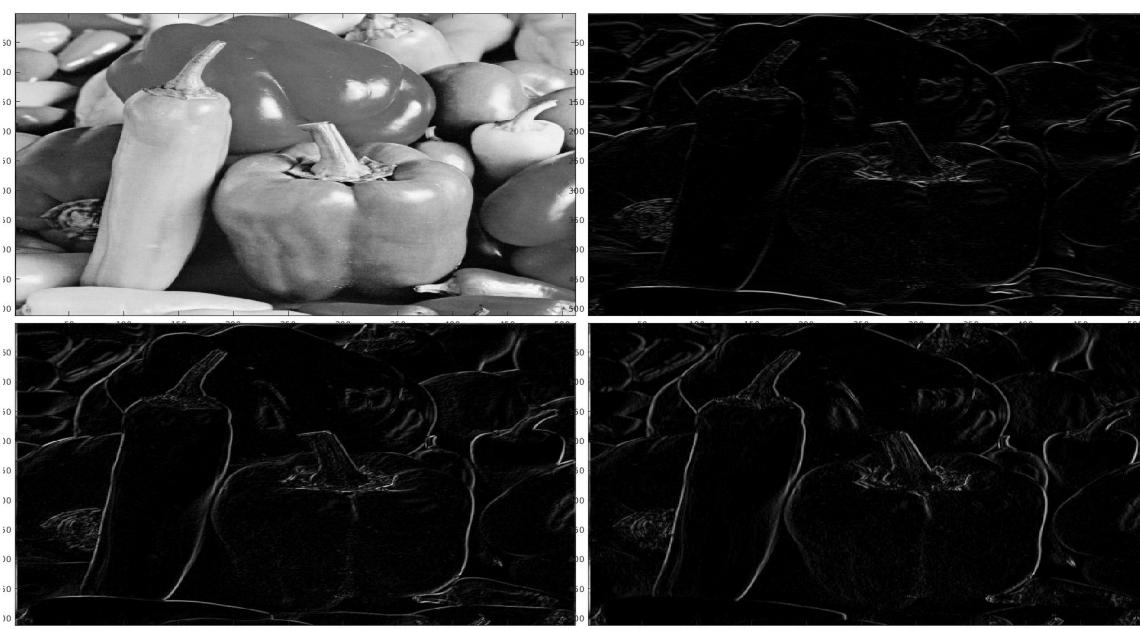
$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

90 deg:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

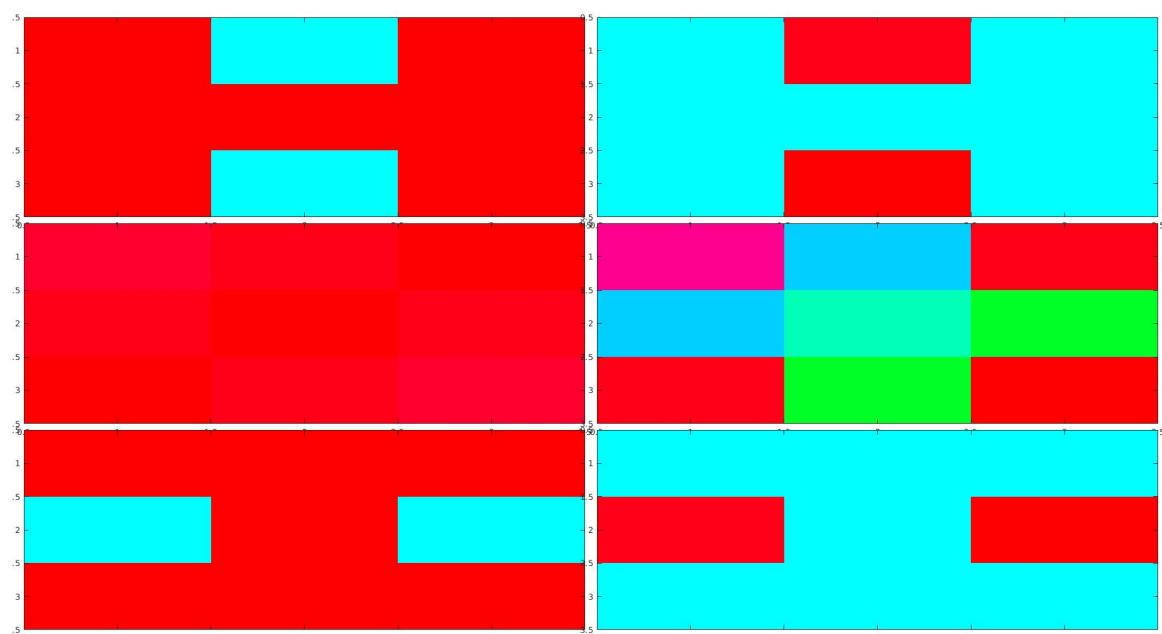
Konvolucija slike s odabranim kompas operatorima ističe rubove u odabranom smjeru.

6.1 - Zadaci - Kompas operatori za detekciju rubova



Slika 6-1: Gore lijevo je original, gore desno je slika nakon primjene maske za 0 stupnjeva, dolje lijevo je slike slika nakon primjene maske za 45 stupnjeva i dolje desno je slike slika nakon primjene maske za 90 stupnjeva

Rubovi koji nisu pod približnim kutem kompas operator su slabije istaknuti na slici. Ovi kompas operatori imaju kutnu rezoluciju od 45 stupnjeva(maska je 3x3). Kompas operatori s većom kutnom rezolucijom od 45 stupnjeva se mogu kreirati upotrebom veće dimenzije maske.



Slika 6-2: Lijevo su amplitudne karakteristike, a desno su fazne karakteristike za redom od odzgo prema dolje 0 stupnjeva, 45 stupnjeva i 90 stupnjeva

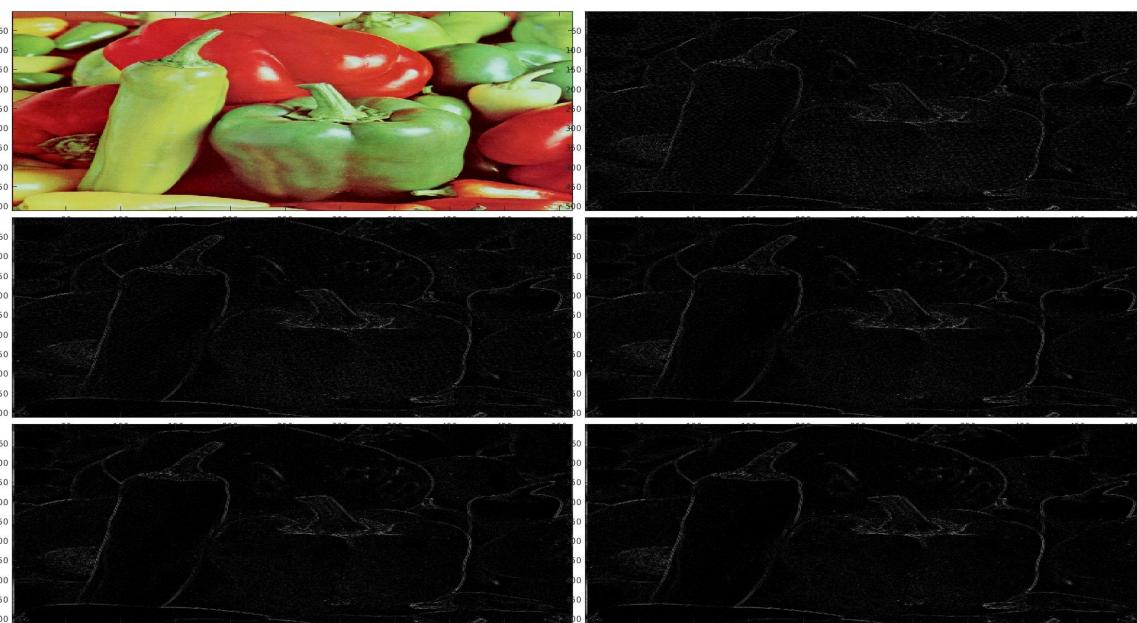
7. - Laplacov operator

Gradijenetne maske daju najbolje rezultate za oštре rubove koji odgovaraju nagloj promjeni vjerojatnosti inteziteta točaka. Kada rubovi postaju blaži bolje rezultate daju metode koje procjenjuju druge derivacije. Za to se često korisiti Laplaceov operator.

Primjer Laplaceove maske:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

7.1 - Zadaci - Laplacov operator



Slika 7-1: Gore lijevo je original, redom parametri za laplace operator su 0, 0.25, 0.5, 0.75 i 1

Kako parametar raste ostaju samo izraženiji rubovi. Kada rubovi postaju blaži (širi prijelaz) bolje rezultate daju druge derivacije. Postoji velika osjetljivost na šum (zbog druge derivacije)

8. - Sobelov i Prewittov operator

Kod gradijentnih metoda obično procjenjujemo iznos gradijenta u dva smjera, x i y. Ta dva estimirana vektora nam tada određuju smjer i iznos gradijenta u promatranoj točci. Obično nas zanima iznos gradijenta kojeg računamo kao korijen zbroja kvadarta kako je prikazano na slici ***.

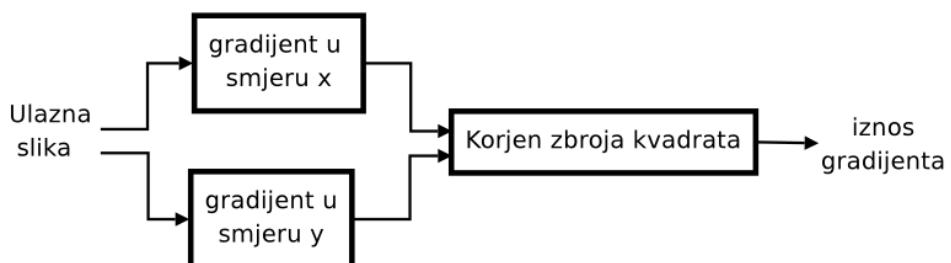
Maska za vodoravne rubove:

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

Maska za okomite rubove:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Kada znamo maske za vodoravni i okomiti smjer računamo konvoluciju slike s tim maskama, odnosno određujemo estimaciju gradijentata za x i y smjer. Radi ubrzavanja postupka često se korijen iz zbroja kvadrata aproksimira jednostavnijim izrazom, npr. zbrojem apsolutnih vrijednosti. Time se naravno unosi mala pogreška, no uz znatno ubrzanje postupka.



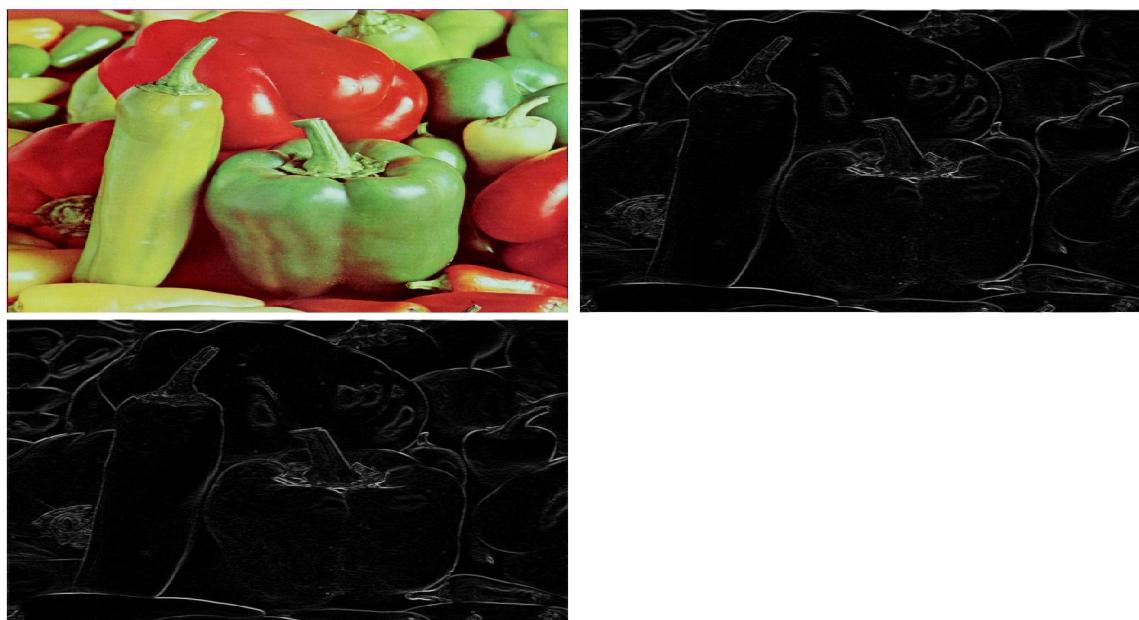
Slika 8-1: Ill

Primjetite da Sobelove i Prewittove maske imaju samo cijelobrojne koeficijente. I ostale slične maske, npr. Abdou piramidalna maska, imaju cijelobrojne koeficijente, prvenstveno zbog mogućnosti korištenja cijelobrojne aritmetike koja donosi značajno ubrzanje postupka određivanja gradijenta. Operatori za estimaciju gradijentata određeni takvim maskama su cijelobrojne aproksimacije i nisu izotropni, odnosno ne dobivamo jednak vrijednost gradijentata za horizontalne, vertikalne i dijagonalne rubove. Primjer izotropne maske je Frei-Chen maska, no ona nije izvediva u cijelobrojnoj aritmetici.

8.1 - Zadaci - Sobelov i Prewittov operator

Detekcija rubova Sobelovim i Prewittovim operatorom na ovom primjeru dobivamo gotovo identične rezultate iako je općenito Prewittov operator bolji.

Problem je nemogućnost točne detekcije ruba u prisutnosti smetnji (šuma). Rješenje je povećanje dimenzija maski da bi se postigao efekt usrednjavanja radi smanjenja utjecaja šuma. Prednosti velike maske je ta da jače usrednjava šum,a manje velike maske je što jače zamujuje sliku, te onemogućava točnu lokalizaciju ruba.



Slika 8-2: Gore lijevo je original, gore desno je sobelov gradijent, a dolej lijevo prewittov gradijent

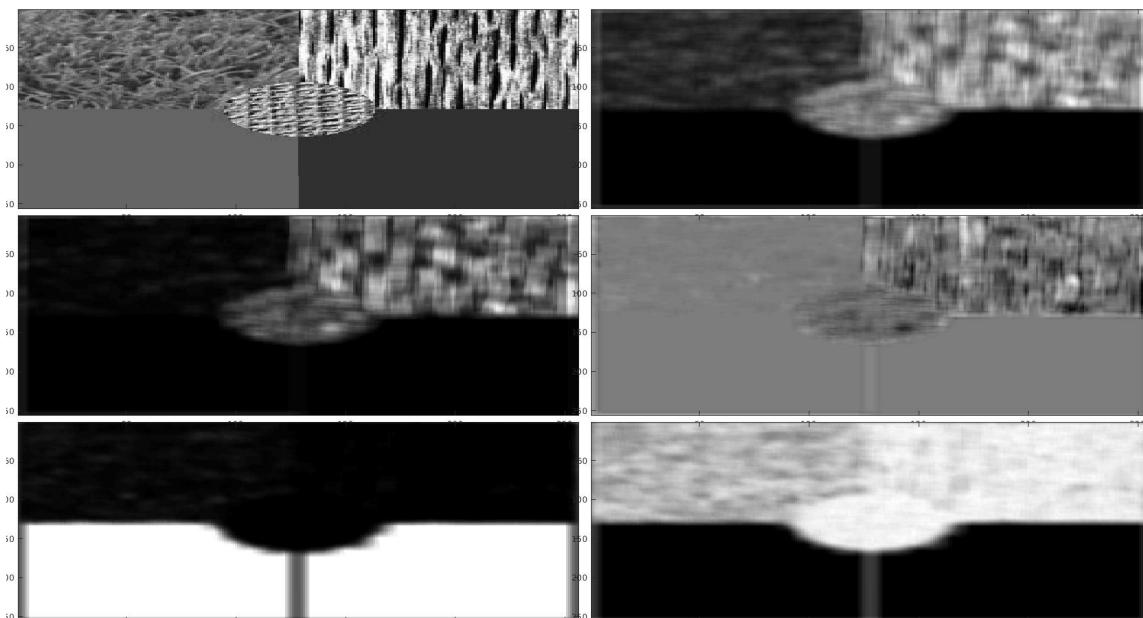
9. - Značajke teksture

Teksture se javljaju gotovo na svim slikama koje svakodnevno susrećemo. Iako imamo jasnu intuitivnu predodčbu tekture i usprkos njihovoj važnosti ne postoji općeprihvaćena formalna definicija tekture. Kao značajke tekture u ovoj vježbi korisiti će se značajke histograma drugog reda.

Ovaj put ćemo značajke računati na blokovima odabrane veličine u ulaznoj slici pomoću funkcije *nlfilter()*.

Primjetite da je za određivanje histograma drugog reda potrebno odabrati neki vektor pomaka $p = [D_x, D_y]$ koji nam određuje međusobni odnos dviju točaka koje promatramo. To nam predstavlja problem jer već i za male okoline (okolina = $[M, N]$) broj mogućih izbora postaj eprevelik. Pri odabiru veličine okoline te vektor pomaka $[D_y, D_x]$ imajte u vidu da vektor $[D_y, D_x]$ mora bit manji od okoline. Da računanje značajki ne bi potrajalo dulje vrijeem odaberite slike manjih dimenzija i manje veličine prozora.

9.1 - Zadaci - Laplacov operator

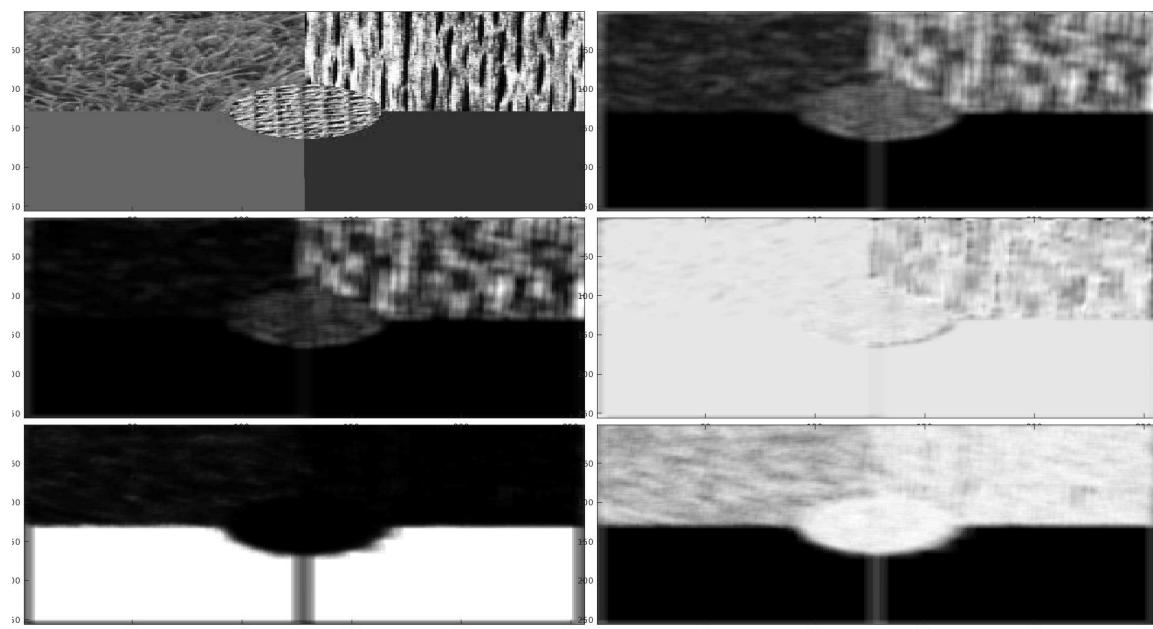


Slika 9-1: Gore lijevo je original, za pomak [2,2] i okolinu [12, 12] redom funkcije absolute, inertia, covariance, energy, entropy

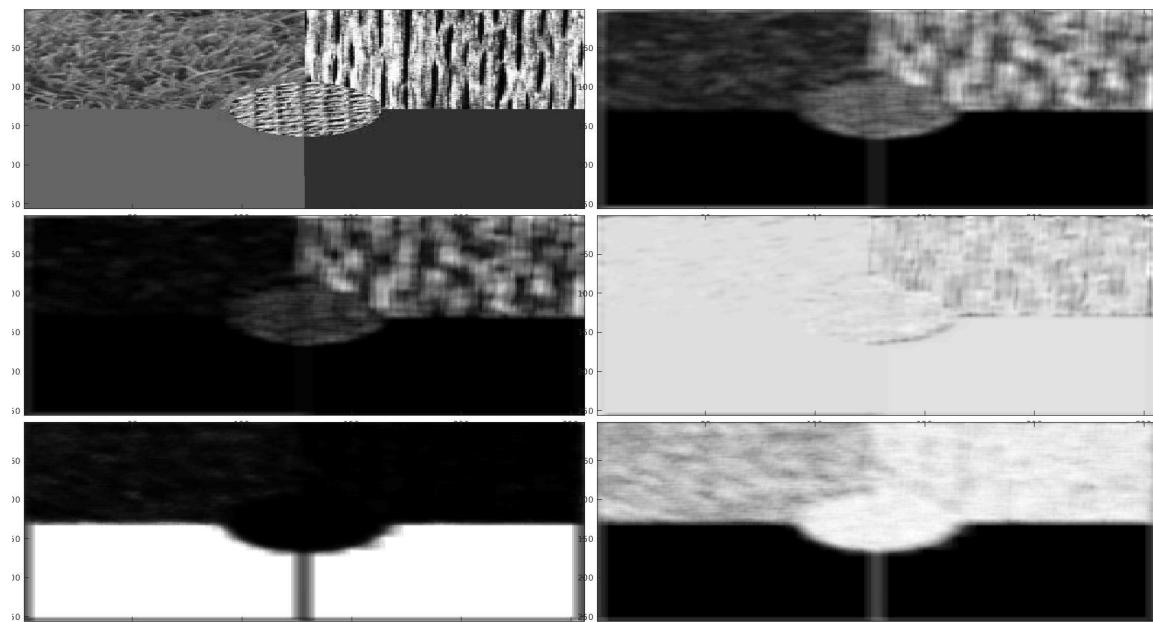
Gotvo zanemariva promjena energije i entropije s obzirom na pomak, srednje promjene pokazuju apsolutna i inercija, dok najdinamičnije promjene na pomak pokazuju kovarijanca. Što je u jednu ruku i očekivano.

Cilj značajke je da ima svojevrsno ponašanje kao hash funkcija koja mora približno iste tekture pretvortit u potpuno različite.

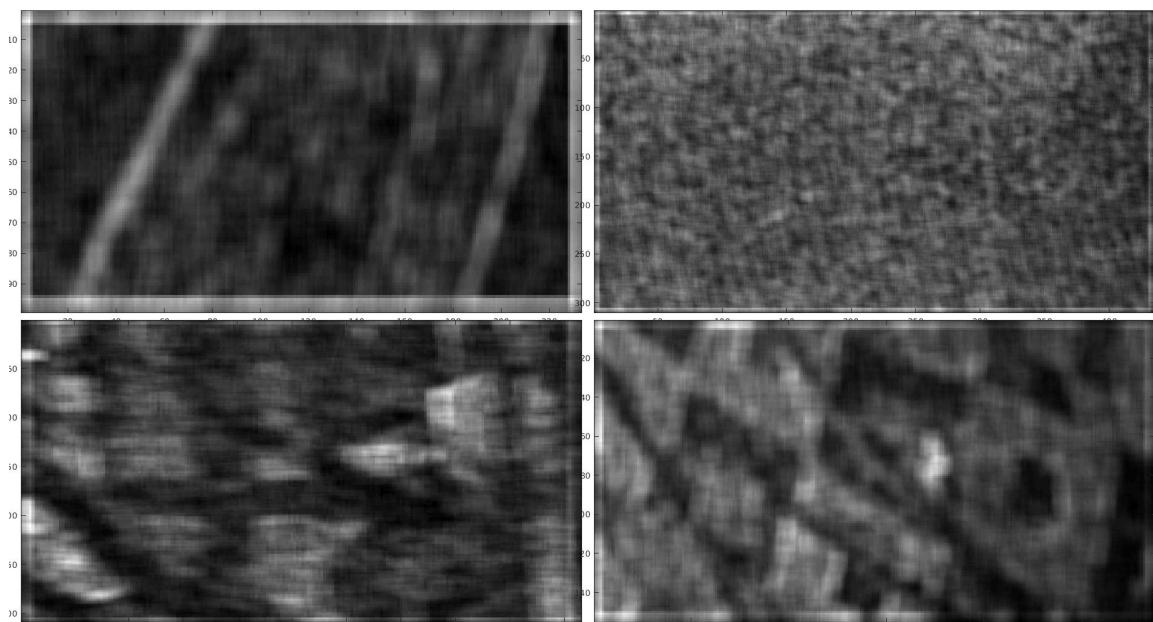
Od korištenih najbolje svojstvo prikazuje značajka kovarijance. Kod svih drugi funkcija koje ističu značajke postoji barem dva primjera koja su jako slična(odnosno teško bi ih bilo klasificirat u određene tekture).



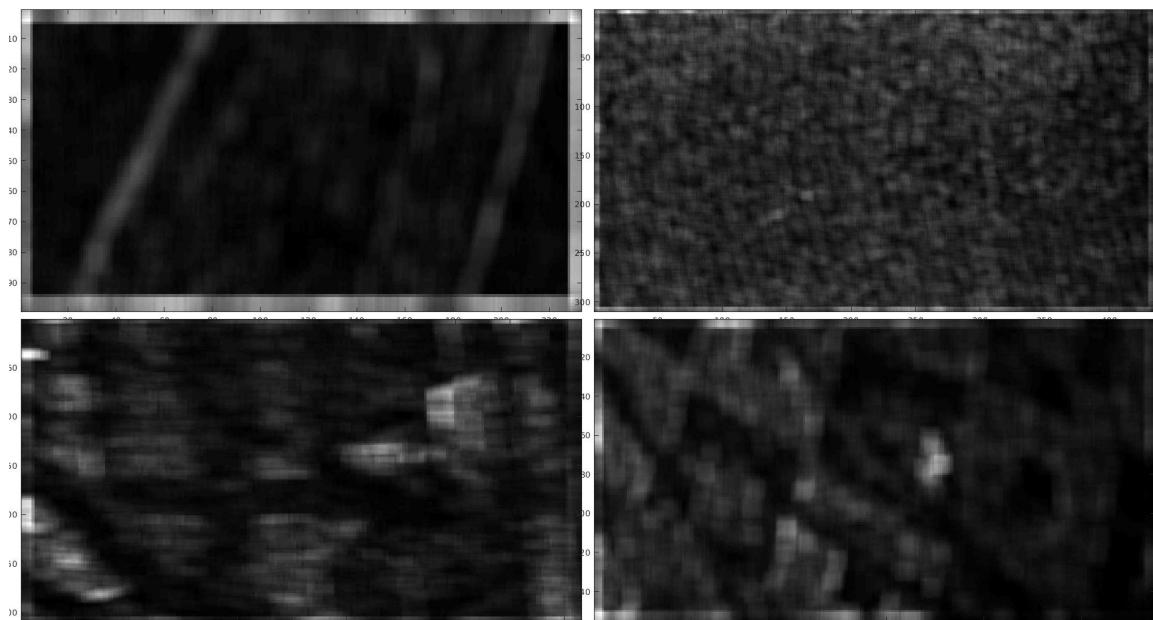
Slika 9-2: Gore lijevo je original, za pomak [4,4] i okolinu [12, 12] redom funkcije absolute, inertia, covariance, energy, entropy



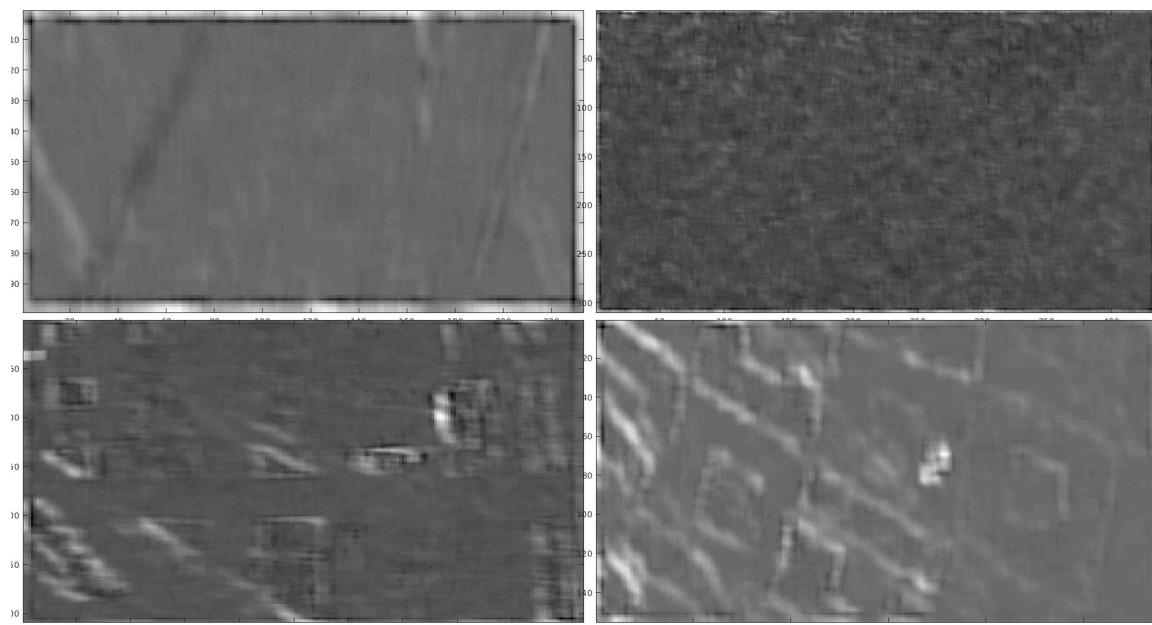
Slika 9-3: Gore lijevo je original, za pomak [3,5] i okolinu [12, 12] redom funkcije absolute, inertia, covariance, energy, entropy



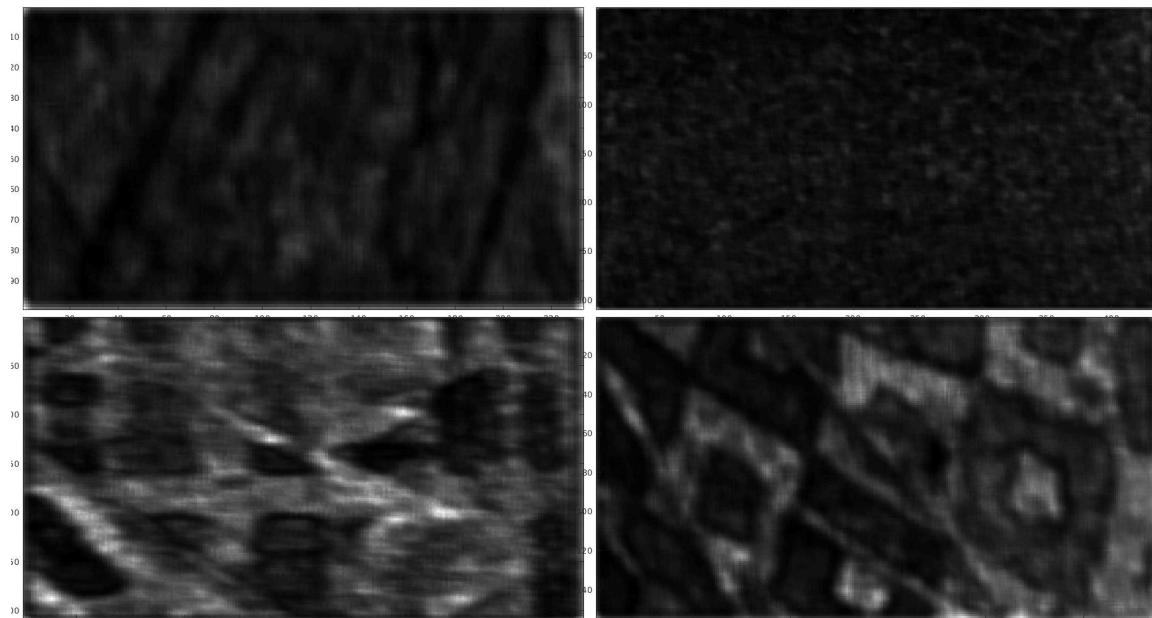
Slika 9-4: Četiri različite teksture za značajku absolute



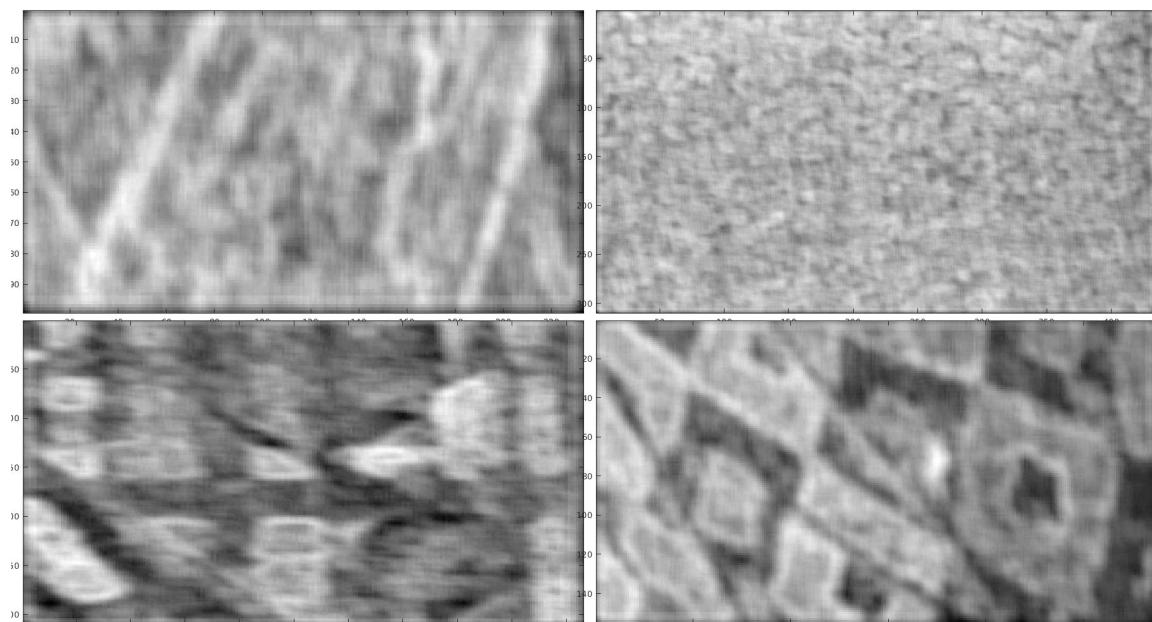
Slika 9-5: Četiri različite teksture za značajku inercije



Slika 9-6: Četiri različite teksture za značajku kovarijance



Slika 9-7: Četiri različite teksture za značajku energije



Slika 9-8: Četiri različite teksture za značajku entropije