

KOMPARATIVNA ANALIZA METODA ZA SEGMENTACIJU MONOHROMATSKE SLIKE

Milka Potrebić, *Elektrotehnički fakultet u Beogradu*

Sadržaj – U radu je dat pregled metoda za segmentaciju monohromatske slike. Zatim je ispitivan uticaj degradacije na proces segmentacije i izvršeno je poređenje u cilju nalaženja najrobusnije metode.

1. UVOD

Segmentacija predstavlja jednu od značajnih faza u analizi slike. Pri procesu segmentacije slika se deli u sastavne celine i objekte. Cilj segmentacije je da izdvoji one karakteristike slike koje su od interesa.

U radu je izvršena osnovna podela metoda za segmentaciju monohromatske slike [1]. Navedeni su tradicionalni metodi koji su utemeljeni na korišćenju Euklidske geometrije. Oni su klasifikovani u dve grupe: jedne koji su zasnovani na detekciji kontura, i druge koji se baziraju na segmentaciji pomoću regiona. Uvedeni su i novi postupci koji se koriste pri analizi slike. Jedan od takvih je i multifraktalni postupak. On omogućava klasifikaciju složenih pojava kao što je izgled morske obale, reljefa, itd. Kod ove analize se ne koristi Euklidska geometrija, već se uvodi fraktalna geometrija.

Izvršena je komparativna analiza navedenih metoda u cilju nalaženja optimalnog, najrobusnijeg metoda na uticaj faktora degradacije koji se javljaju pri realnim uslovima snimanja i prenosa slike. Snimci često imaju loš odnos signal/šum, a mogu biti pre- ili pod- eksponirani, itd. Ovi faktori utiču na smanjenje kvaliteta, a samim tim i na kvalitet segmentacije. U radu je analiziran uticaj faktora kao što je šum, promena osvetljaja i kontrasta na proces detekcije.

2. KLASIČNI METODI SEGMENTACIJE

Scena se sastoji od niza objekata koji karakterišu određena svojstva. Svaki objekat se može opisati pomoću spoljašnjih i unutrašnjih karakteristika. Spoljašnje karakteristike (konture) su bitne kada treba opisati oblik objekta. One predstavljaju lokalne diskontinuitete osvetljenosti (boje) i daju dobru indicaciju granica objekata na sceni. Unutrašnje karakteristike su bitne kad je u pitanju boja i tekstura. Tekstura predstavlja region slike u kome je skup lokalnih svojstava slike približno konstantan ili se periodično ponavlja.

Segmentacija scene se može izvršiti određivanjem granica objekata. Za određivanje granica mnogu se iskoristiti mnogobrojne metode za detekciju ivica [2]. Međutim, osnovni problem nastupa ako postoji šum u slici, neuniformna osvetljenost, i drugi efekti koji dovode do isprekidanih granica objekta. Zbog toga se pri ovakvoj segmentaciji mora primeniti i neki postupak za spajanje ivica, kako bi se formirale neprekidne granice regiona [3].

Ako se koriste obeležja izračunata na prostornom susedstvu piksela dobijaju se metode segmentacije pomoću regiona, kao što su: segmentacija pomoću rasta, pomoću razdvajanja i spajanja regiona, segmentacija pomoću praga, teksture i pomoću morfoloških operacija [4].

3. NOVI POSTUPCI SEGMENTACIJE

Pored standardnih metoda segmentacije koji su navedeni u prethodnoj glavi, razmatrani su i novi postupci segmentacije gde se primenjuju multifraktalna analiza ili celularne neuralne mreže.

Kod multifraktalne metode prvo se izračunavaju Hölder-ovi eksponenti, zatim se izračunava multifraktalni spektar i na kraju se specificiranjem odgovarajućeg dela spektra vrši segmentacija [5], [6].

Eksperimenti su pokazali da multifraktalna analiza daje dobre rezultate kao i klasična metoda [7]. Osnovna prednost ovog metoda je što dopušta jednovremenu lokalnu i globalnu analizu slike: pomoću Hölder-ovih eksponenata i multifraktalnog spektra, respektivno, čime se istovremeno može izvršiti detekcija ivica i izdvajanje regiona.

Primenjen je još jedan način segmentacije koji se bazira na korišćenju celularnih neuralnih mreža [8]. Ove mreže se odlikuju pravilnom (najčešće pravougaonom) strukturom sa lokalno povezanim elementima (ćelijama) koji mogu direktno odgovarati pikselima slike (preslikavanje "jedan-prema-jedan"). Izborom konduktansi (sinapsi) koje povezuju ćelije mreža može, u paralelnom radu, dakle, veoma brzo, da reši zadati 2D problem kao što je obrada slike. Pomoću celularnih neuralnih mreža ponovljena je većina standardnih metoda segmentacije, kao što su: segmentacija pomoću praga, segmentacija pomoću ivica, segmentacija teksture, morfološke operacije.

4. KOMPARACIJA METODA SEGMENTACIJE

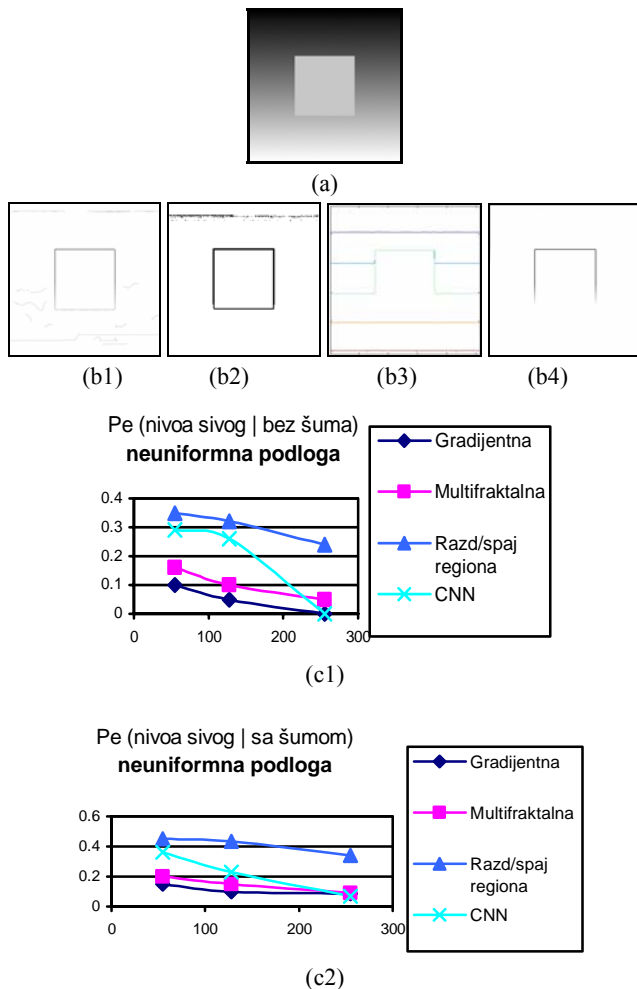
Izvršena je komparativna analiza navedenih metoda u cilju nalaženja optimalnog, najrobusnijeg metoda na uticaj faktora degradacije koji se javljaju pri realnim uslovima snimanja i prenosa slike, [1]. Snimci često imaju loš odnos signal/šum, a mogu biti pre- ili pod- eksponirani, itd. Ovi faktori utiču na smanjenje kvaliteta slike, a samim tim i na kvalitet segmentacije. U radu je analiziran uticaj faktora kao što su šum, promena osvetljaja i kontrasta na proces detekcije.

Kao krajnji rezultat segmentacije posmatrane su konture objekata, kod svih navedenih metoda. Poređenje metoda, bazirano na detekciji kontura, je vrlo kompleksan problem jer podrazumeva da kod svake od navedenih metoda, treba prvo odrediti optimalnu vrednost slobodnih parametara.

Uobičajeno se kvalitet detekcije ivica opisuje nekim objektivnim parametrom. U radu su korišćeni Pratt-ov faktor kvaliteta i verovatnoća greške detektovanih ivica. Napomenimo, međutim, da je u mnogim primenama jedina mera kvaliteta subjektivna procena posmatrača, što ovde nije razmatrano.

Radi objektivizacije poređenja metoda detekcije ivica najpre su analizirane veštački generisane slike sa tačno definisanim oblikom i parametrima ivica: visinom (intenzitetom) i strminom.

Prilikom ispitivanja robusnosti metoda analizirane su i slike sa unetim Gauss-ovim šumom. Koristili smo šum sa nultom srednjom vrednosti, a nivo zašumljenosti je menjan promenom standardne devijacije. Posmatrano je koji od metoda unosi manju grešku pri procesu detekcije.



Slika 1. Test slika korištena pri analizi i njena segmentacija: (a) Svetao kvadrat na neuniformnoj pozadini čija se intenzitet linearno menja, (b1, b2, b3, b4) Detekcija kvadrata korišćenjem gradijentne, multifraktalne metode, segmentacije pomoću razdvajanja i spajanja regiona i korišćenjem CNN-a, respektivno, (c) Verovatnoća greške i faktor kvaliteta u funkciji od promene nivoa osvetljenosti kvadrata i unetog Gauss-ovog šuma.

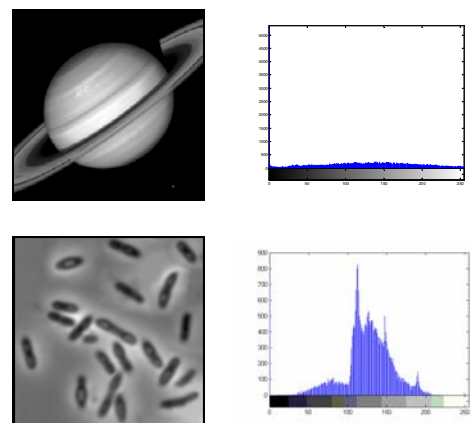
Koristili smo svetao kvadrat na uniformnoj pozadini i na pozadini koja je promenljivog intenziteta sivog. Slika sa neuniformnom površinom potencira greške koje se javljaju zbog slične osvetljenosti objekta i delova pozadine. Ovo je čest problem koji srećemo kod realnih slika, sl. 1.

Prilikom detekcije uočene su razlike između test slika sa uniformnom i neuniformnom pozadinom. Unošenjem šuma uočava se da kod slike sa neuniformnom površi dobijamo grešku detekcije ivica za oko deset procenata veću u odnosu na slučaj kada je podloga uniformna. Ovde su problem oni delovi objekata koji se neznatno razlikuju od podloge pa se često ne detektuju. Ovo prouzrokuje

isprekidane granice objekta. Uvođenje šuma u ovakvu problematiku samo će pogoršati uslove detekcije.

Analiza je zatim proširena na slike koje predstavljaju realne scene i čije ivice imaju znatno slabiji i nepoznat intenzitet. Posmatrane su slike kako sa bržim promenama intenziteta osvetljaja, tako i sa sporijim promenama, kao što su uniformne površi. Kako se kod realnih slika ne zna precizan položaj ivica, pri analizi je kao referentna uzeta ona mapa ivica koja se pokazala najboljom i u odnosu na faktor kvaliteta i u odnosu na subjektivnu procenu.

Rezultati dobijeni na realnim slikama se podudaraju sa rezultatima test slika. Tipičan predstavnik realne slike sa uniformnom podlogom je "Saturn", a sa neuniformnom je "Bakterija", sl. 2. I kod ostalih razmatranih slika se dobijaju približno isti rezultati sa manjim odstupanjima, što je posledica sadržaja same slike.



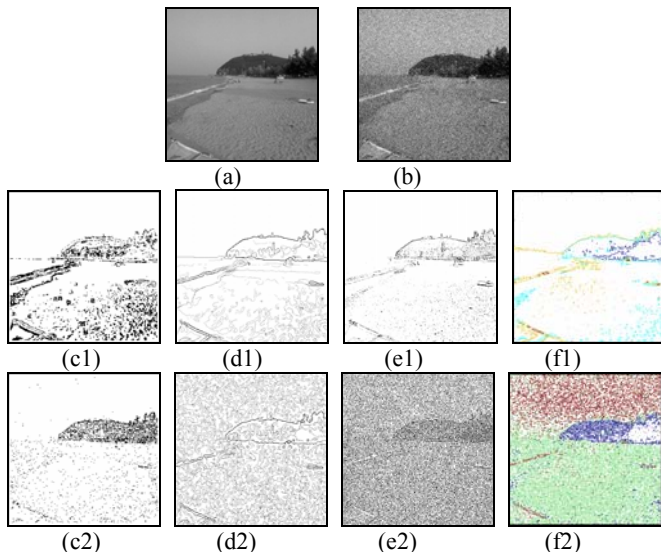
Slika 2. Realne slike korišćene pri analizi: "Saturn" i "Bakterija", kao i njihovi histogrami.

Pokazano je da se greške pri detekciji kod analiziranih realnih slika nalaze u opsegu čije su granice grešake koje se javljaju kod test slika u slučaju da je podloga uniformna i u slučaju da nije. Na osnovu oba navedena kriterijuma uočava se da gradijentni metod daje najbolje rezultate pri manjim vrednostima unetog šuma, dok povećanjem zašumljenosti slike multifraktalni metod postaje najrobusniji, što se i vizuelno uočava. Međutim, multifraktalni metod pri nižim vrednostima unetog šuma ima za neke realne slike čak i najveću grešku. Primećeno je da se povećanjem vrednosti unetog šuma oba kriterijuma kvaliteta kod multifraktalne analize znatno sporije menjaju u odnosu na ostale postupke, sl. 3. Na sl. 4 prikazan je uticaj šuma na promenu histograma i multifraktalnog spektra analizirane slike "More".

Osnovni nedostaci se uočavaju kod gradijentnog postupka koji je baziran na detekciji lokalnih diskontinuiteta osvetljaja slike tako da uticaj šuma rezultuje u detekciji lažnih objekata na sceni. Ovaj nedostatak se može delimično popraviti podešavanjem filtra za usrednjavanje koji je sastavni deo gradijentnih operatora. Usrednjavanjem se smanjuje uticaj šuma, ali za veće vrednosti parametara usrednjavanja dolazi do efekta zaobljavanja uglova i loše lokalizacije ivica. Zbog toga je pri većim vrednostima šuma nemoguće ispuniti ovaj zahtev.

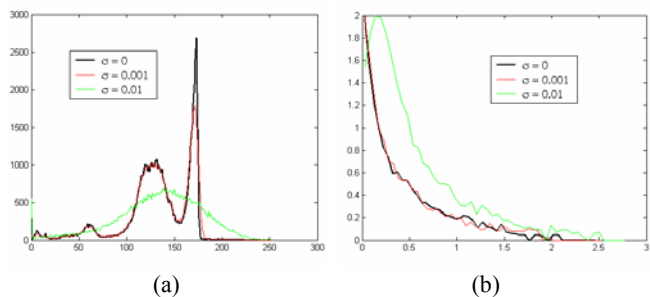
Sličan problem se javlja i kod segmentacije pomoću regiona. Kod ovog postupka se vrši klasifikacija piksela u regione prema njihovoj sličnosti u odnosu na osvetljaj, boju,

teksturu. Svi pikseli jednog regiona moraju da zadovoljavaju određeni kriterijum. Pri ovoj segmentaciji šum će promeniti lokalnu strukturu slike i prouzrokuje pojavu novih lažnih regiona. Da bi se poboljšala detekcija kada postoji šum potrebno je prilagoditi kriterijume pomoću kojih određujemo pripadnost piksela nekom od regiona posmatrane slike.



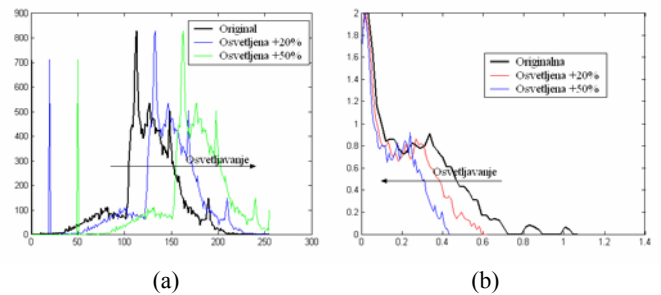
Slika 3. Uporedni prikaz različitih postupka segmentacije: (a) Originalna slika "More", (b) Zašumljena slika $\sigma = 0.01$, (c1,c2) Multifraktalni metod, (d1,d2) Gradijentni metod, (e1,e2) Segmentacije pomoću CNN-a, (f1,f2) Segmentacija pomoću granica regiona.

Postupak segmentacije pomoću celularnih neuralnih mreža se u potpunosti razlikuje od tradicionalnih metoda. Dok se kod tradicionalnih metoda optimizuju parametri prilikom procesa segmentacije, ovde se kontroliše rad mreža čiji izlaz daje željeni rezultat kada sistem uđe u stabilno stanje. Greške koje nastaju pri detekciji posledica su podešenosti mreže za slučaj optimalne detekcije kada nema šuma.

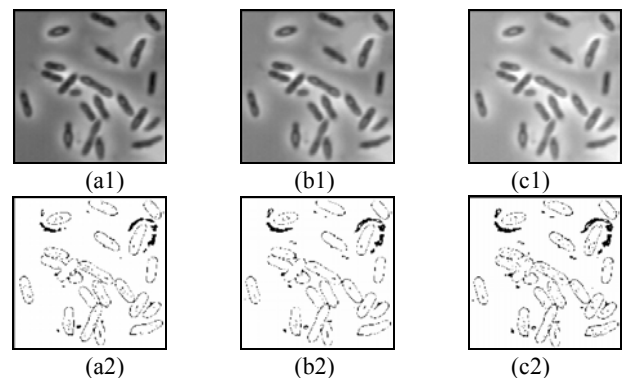


Slika 4. Uticaj šuma na promenu: (a) Histograma, (b) Multifraktalnog spektara slike "More".

Uticaj osvetljaja i kontrasta na posmatrane slike zavisi od njihove raspodele histograma. Osvetljavanje odnosno zatamnivanje slike podrazumeva uglavnom pomeranje histograma prema višim odnosno nižim nivoima sivog, sl. 5. Do greške prilikom segmentacije neće doći ako ne dođe do odsecanja dela histograma ili preslikavanja više nivoa u jedan nivo posle transformacije nad slikom, sl. 6.



Slika 5. Uticaj promene osvetljaja na: (a) Histogram, (b) Multifraktalni spektar slike "Bakterija".



Slika 6. Uticaj promene osvetljaja na multifraktalnu segmentaciju: (a) Originalna i segmentisana slika izdvajanjem opsega 0.8-1.2 multifraktalnog spektra, (b) Slika osvetljena za 20% i segmentisana slika, izdvajanjem opsega 0.8-1.2 multifraktalnog spektra, (c) Slika osvetljena za 50% i segmentisana slika, izdvajanjem opsega 0.8-1.2 multifraktalnog spektra.

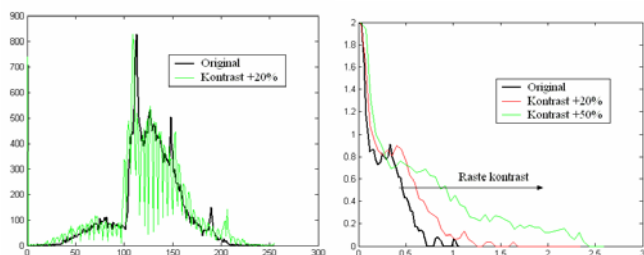
Kod promene kontrasta se vrši povećanje odnosno smanjenje rastojanja između svaka dva nivoa sivog slike, sl. 7. I ovde važi isti zaključak kao i kod osvetljaja da, ako ne izgubimo deo informacija, neće doći do promene u segmentaciji. Kod kontrasta je važno napomenuti da povećavanjem kontrasta dolazi do isticanja pojedinih detalja na slici a samim tim i do bolje detekcije, što je uočeno kod svih razmatranih metoda, sl. 8. Iz dobijenih rezultata može se uočiti da približno sve metode daju zadovoljavajuće rezultate u razmatranim granicama $\pm 10\%$ promene posmatranih uticaja.

5. ZAKLJUČAK

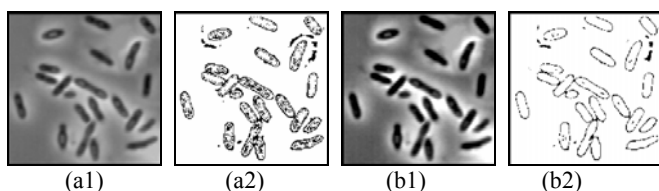
Dobijeni rezultati ukazuju na činjenicu da analiza slike korišćenjem metoda iz transformacionog domena, kao što je multifraktalna, daje bolje rezultate u odnosu na klasične postupke. Ovaj pristup je suprotan klasičnom koji je baziran na nalaženju gradijenta. Umesto usrednjavanja podataka koji predstavljaju prvu fazu pri detekciji, ovde se zadržavaju polazni podaci i izračunava karakteristika svake tačke, uzimajući u obzir njenu okolinu. Prednost ovog postupka je što nema ni gubitaka ni unošenja novih informacija usled usrednjavanja, a mana je osetljivost na šum. Ovaj problem se prevazilazi definisanjem nekoliko kapacitivnosti ili mera sadržaja regiona slike. Zatim se eksperimentalnim putem određuje koja je mera bolja u procesu detekcije.

Pokazano je da je *max* kapacitivnost bolja pri detekciji slika koje imaju dobar odnos signal/šum. Kod zašumljenih slika se pokazala kao najbolja *iso* kapacitivnost. Pored izbora

optimalne kapacitivnosti i izdvajanja određenih delova multifraktalnog spektra moguće je minimizirati i uticaj unetog šuma i očuvati kvalitet segmentacije.



Slika 7. Uticaj promene kontrasta na: (a) Histogram, (b) Multifraktalni spektar slike "Bakterija".



Slika 8. Uticaj promene kontrasta na multifraktalnu segmentaciju: (a) Originalna i segmentisana slika izdvajanjem opsega 0.8-1.2 multifraktalnog spektra, (b) Slika sa povećanim kontrastom za 50% i rezultat nakon izdvajanja opsega 0.8-1.2 multifraktalnog spektra.

Jedna od osnovnih prednosti ovog metoda je objedinjavanje dva sasvim različita pristupa procesu segmentacije. Multifraktalna metoda omogućava istovremenu analizu i lokalnih i globalnih karakteristika slike. To praktično znači, da pored detekcije ivica koja je posmatrana u navedenoj analizi, moguće je izborom odgovarajućeg dela multifraktalnog spektra izdvojiti i regione na slici.

Osnovni nedostatak multifraktalne metode je eksperimentalno određivanje optimalne kapacitivnosti, a i dela spektra koji daje željenu detekciju.

LITERATURA

- [1] M. Potrebić, "Komparativna analiza metoda za segmentaciju monohromatske slike", *magistarski rad*, ETF Beograd, Jul 2004.
- [2] A. K. Jain, *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall, N J, 1989.
- [3] Popović M., *Digitalna obrada slike*, rukopis, <http://kiklop.etf.bg.ac.yu/~web1/te5doe/Knjiga.htm1>, 1998.
- [4] R. Gonzales, R. Woods, *Digital Image Processing (Second Ed.)*, Prentice Hall, NJ, 2002.
- [5] B. Mandelbrot, *Les objets fractals: forme, hasard et dimension*, 1975.
- [6] M. Turner, J. Blackledge, P. Andrews: *Fractal Geometry in Digital Imaging*, Academic Press, 1998.
- [7] I. Reljin, B. Reljin, I. Rakočević, N. Mastorakis, "Image content described by fractal parameters", in *Recent Advances in Signal Processing and Communications*, N. Mastorakis (Ed.), World Scientific and Engineering Society Press, Danvers, MA, 1999, pp. 31-34.
- [8] Leon O. Chua, Lin Yang, "Cellular Neural Networks: Theory," *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 35, No. 10, October 1988.

Abstract – In this paper, segmentation methods of the grayscale images are classified. The segmentation methods are compared to find the most robustness method on the influence of the degradation.

COMPARATIVE ANALYSIS OF THE SEGMENTATION METHODS OF GRAYSCALE IMAGE

Milka Potrebić