

UNIVERZITET U PRIŠTINI
SA PRIVREMENIM SEDIŠTEM U KOSOVSKOJ MITROVICI

FAKULTET TEHNIČKIH NAUKA

Ratko M. Ivković

**NOVI MODEL PARCIJALNOG
FILTRIRANJA U REALIZACIJI
ALGORITAMA ZA DETEKCIJU IVICA I
SEGMENTACIJU DIGITALNE SLIKE**

Doktorska disertacija

Kosovska Mitrovica, 2019.

UNIVERSITY OF PRISTINA
TEMPORARY SETTLED IN KOSOVSKA MITROVICA

FACULTY OF TECHNICAL SCIENCES

Ratko M. Ivković

**NEW MODEL OF PARTIAL FILTERING
IN IMPLEMENTATION OF
ALGORITHMS FOR EDGE DETECTION
AND DIGITAL IMAGE SEGMENTATION**

Doctoral Dissertation

Kosovska Mitrovica, 2019.

I Autor	
Ime i prezime:	Ratko M. Ivković
Datum rođenja:	14.12.1984.
JMBG:	1412984783914
Sadašnje zaposlenje:	Asistent u nastavi Fakultet Informatičkih Tehnologija, Alfa BK Univerzitet

II Doktorska disertacija	
Naslov:	Novi model parcijalnog filtriranja u realizaciji algoritama za detekciju ivica i segmentaciju digitalne slike
Broj stranica:	166
Broj slika:	80
Broj grafikona:	72
Broj referenci:	148
Ustanova i mesto gde je rad izrađen:	Univerzitet u Prištini sa privremenim sedištem u Kosovskoj Mitrovici, Fakultet tehničkih nauka
Naučna oblast (UDK):	

III Ocena i odbrana	
Datum prijave teme:	02.04.2018. godine
Broj odluke i datum prihvatanja doktorske disertacije:	1093/3-13 09.10.2018. godine
Mentor:	prof. dr Mile Petrović , redovni profesor Univerziteta u Prištini sa privremenim sedištem u Kosovskoj Mitrovici
Predsednik komisije:	prof. dr Siniša Ilić , redovni profesor Univerziteta u Prištini sa privremenim sedištem u Kosovskoj Mitrovici
Članovi komisije:	prof. dr Petar Spalević , redovni profesor Univerziteta u Prištini sa privremenim sedištem u Kosovskoj Mitrovici
	prof. dr Saša Nikolić , redovni profesor Univerziteta u Nišu
	dr. Branimir Jakšić , docent Univerziteta u Prištini sa privremenim sedištem u Kosovskoj Mitrovici
Datum odbrane disertacije:	

ZAHVALNICA

Ova disertacija je nastala kao rezultat dugogodišnjeg naučnog i stručnog usavršavanja, kao i uspešne saradnje sa profesorima i kolegama kojima zbog toga dugujem veliku zahvalnost.

U prvom redu, najveću zahvalnost dugujem mentoru prof. dr Miletu Petroviću na nesebičnoj i neprestanoj pomoći, na preciznim smernicama u radu koje su dovele do toga da se teorijska razmatranja realizuju u praksi, kao i za veliko strpljenje, iskrene savete i slobodu u radu.

Zahvalnost dugujem profesorima Fakulteta tehničkih nauka i Alfa BK Univerziteta koji su mi pružili korisne savete pri izradi disertacije.

Takođe, želim da se zahvalim članovima komisije.

Posebnu zahvalnost dugujem svojoj porodici na neprestanoj i bezrezervnoj podršci da istrajem tokom svih godina istraživanja i rada. Ogromna ljubav mojih najbližih mi je bila dodatna motivacija za rad.

U Beogradu, 2019. godine.


Ratko Ivković

Novi model parcijalnog filtriranja u realizaciji algoritama za detekciju ivica i segmentaciju digitalne slike

Sažetak

Ova disertacija je doprinos digitalnoj analizi i obradi slike. Problematika koja je obrađena u disertaciji pokriva oblasti ocene kvaliteta, detekcije ivica, restauracije, klaster filtriranja, klasifikacije, superrezolucije, dizajna filtera i filtriranja digitalne slike. Za primenu u svim pomenutim oblastima razvijen je, a u disertaciji detaljno opisan novi metod parcijalnog filtriranja digitalne slike – metod mozaika. Takođe, predstavljen je i model detekcije ivica – hibridni metod – koji čini sastavni deo metoda mozaika. Detaljno su analizirani parametri ocene kvaliteta. Na taj način rezultati disertacije predstavljeni su na adekvatan i sa drugim radovima merljiv način. Zbog preciznosti ocene filtriranja razvijen je model za ocenu sličnosti slike po kanalima – CSI. Dobijeni rezultati u disertaciji vrednovani su numerički na osnovu relevantnih parametara za ocenu kvaliteta multimedijalnih signala kao što su: PSNR, MSE, SNR, entropije, LoD, SSIM, MSSIM, DSSIM i CSI. Zasnovan na detaljnoj analizi algoritama detekcije ivica, kao još jedan doprinos disertacije, predložen je hibridni metod detekcije ivica. Upotrebom metoda mozaika izvršena je restauracija digitalne slike različitim klaster filtriranjem. Rezultati su prikazani nad slikama snimljenim niskim stepenom osvetljenja, kao i nad defokusiranim i zamućenim slikama. Adekvatnom analizom i obradom izvršena je klasifikacija segmenata u odnosu na parametar nivoa detalja. Praktična primena urađena je na BI-RADS medicinskim slikama. Superrezolucija digitalne slike izvršena je segmentacijom i klasifikacijom segmenata u okviru metoda mozaika. Analizom statističke vrednosti okoline piksela predložen je model za procenu koncentracije *Snow & Rain* šuma i dizajnirani su filteri za *Snow & Rain* i *Salt & Papper* šum. Modeli opisani u disertaciji testirani su korišćenjem poslednjih verzija softverskih rešenja kao što su *Matlab*, *VCDemo*, *CVIPTools*, *Gimp*, *ImageQualityMeasurement*, *NeatImagePro* i *SofAS*.

Ključne reči: detekcija ivica, digitalna obrada slike, parcijalno filtriranje, segmentacija

Naučna oblast: Elektrotehničko i računarsko inženjerstvo

Uža naučna oblast: Telekomunikacije i informacioni sistemi, digitalna obrada slike

New model in realization of partial filtering algorithms for edge detection and segmentation of digital images

Abstract

This dissertation represents a contribution to digital image processing and analysis. The research issues in the dissertation are image quality estimation, edge detection, image restoration, cluster filtering, classification, super-resolution, filter design and filtering of digital image processing. For the application in all the mentioned fields, it was developed a new method of partial filtering of digital image - the mosaic method - and it was described in detail in the dissertation. Also, a model of edge detection was presented as the hybrid method, which is structural part of the mosaic method. Quality estimation parameters were analysed in details. In this way, results of the dissertation are presented in an appropriate, and with other works, measurable way. Due to its filtration assessment accuracy, there was developed model for assessment similarities of images on channels - CSI. Obtained results were numerically valuable based following on relevant parameters of signal such as: PSNR, MSE, SNR, Entropy, LoD, SSIM, MSSIM, DSSIM and CSI. Based on a detailed analysis of edge detection algorithms, a hybrid edge detection method is proposed as another contribution to the dissertation. Using a mosaic method, the restoration of the digital image was done by different cluster filtration. The results were shown on the images generated on the low level of brightness, as well as defocused and blurred images. By using an appropriate analysis and interpretation, it was done classification of segments based on the level of details as a parameter. Practical use is carried out on the BI-RADS medical images. Super resolution of the digital image was conducted by segmentation and by classifying segments in the mosaic method. Applying the statistical values of the pixels environment it was suggested the model for concentration assessment Snow & Rain noise and the filters for Snow & Rain and Salt & Pepper noise. These models, described in the dissertation, were tested by using the latest versions of softer technology such as Matlab, VC Demo, CVIPTools, Gimp, ImageQualityMeasurement, NeatImagePro i SofAS.

Keywords: edge detection, digital image processing, partial filtering, segmentation

Scientific field: Electrical and computer engineering

Scientific subfield: Telecommunications and information systems, digital image processing

Spisak skraćenica

BI-RADS - The breast imaging-reporting and data system

BMP - BitMaP

BPG - Better Portable Graphics

CCD - Charge Coupled Device

CMOS - Complementary Metal–Oxide–Semiconductor

CSI - Channel Similarity Index

DCT - Discrete Cosine Transform

EoB - Edge or Boundary

GIF - Graphics Interchange Format

HDF - Hierarchical Data Format

HSL - Hue, Saturation, Lightness

IFF - Interchange File Format

JPEG - Joint Photographic Experts Group

LoD - Level of Detail

MSE - Mean squared error

PBM - Portable Bitmap Image file

PNG - Portable Network Graphics

PSNR - Peak signal-to-noise ratio

PSF - Point Spread Function

RGB - Red, Green, Blue

RGBA - Red, Green, Blue, Alfa composite channel

SNR - Signal-to-noise ratio

SR – Super-Resolution

SSIM - Structural Similarity Index

TEM -Transmission Electron Microscopy

TIFF - Tagged Image File Format

SADRŽAJ

1. UVOD	1
1.1. Pregled trenutnog stanja u oblasti i hronološki razvoj filtera slike	2
1.2. Predmet i cilj istraživanja	3
1.3. Zadaci istraživanja	4
1.4. Polazne hipoteze	5
1.4.1. Glavna hipoteza	5
1.4.2. Pothipoteze	5
1.5. Naučne metode istraživanja	6
1.6. Organizacija disertacije	7
2. ŠUMOVI DIGITALNE SLIKE U PROSTORNOM DOMENU	10
2.1. Analiza karakteristika šumova	11
2.2. Metodologija analize	14
2.3. Poasonov šum	15
2.4. Gausov šum	16
2.5. Uniformni šum	18
2.6. Laplasov šum	19
2.7. <i>Salt & Pepper</i> šum	20
2.8. Lorencov šum	21
3. MATEMATIČKI MODELI ZA PROCENU KVALITETA DIGITALNE SLIKE	23
3.1. Metodologija analize formata slike.....	23
3.2. Entropija	24
3.3. Model strukturalne sličnosti (SSIM).....	25
3.4. Memorija	26
3.5. Nivo detalja (LoD).....	26
3.6. Direktno odn. signal/šum (SNR) i Vršni odn. signal/šum (PSNR)	27
3.7. Indeks kanalne sličnosti (CSI)	28
4. ANALIZA ALGORITAMA DETEKCIJE IVICA	30
4.1. Bitske ravni i operatori detekcije ivica	31
4.2. Metodologija analize	31
4.3. Rezultati i diskusija	33
5. METODOLOGIJA – NOVI MODEL PARCIJALNOG FILTRIRANJA: METOD MOZAIKA	39
5.1. Novi model: metod mozaika.....	39
5.1.1. Blok 1: RGB obrada.....	40
5.1.2. Blok 2: Hibridni model detekcije ivica	41
5.1.3. Blok 3: Segmentacija digitalne slike bazirana na hibridnom modelu detekcije ivica.....	43
5.1.4. Blok 4: Definisiranje posebnih uslova.....	52
5.1.5. Blok 5: Klaster filtriranje	53
5.1.6. Blok 6: Objedinjavanje segmenata i ivica inverznom metodom	54
5.1.7. Blok 7: Slika kao rezultat obrade metodom mozaika.....	54
5.2. Metod mozaika u odnosu na dizajn ostalih filtera	55
6. PRIMENA I OPTIMIZACIJA KLASTER FILTRIRANJA	62

6.1.	Rekonstrukcija slika vidljivog spektra snimljenih sa niskim stepenom osvetljenja	62
6.1.1.	Auto kontrast	64
6.1.2.	Ujednačavanje histograma	64
6.1.3.	Rekonstrukcija slika niskog stepena osvetljenja metodom mozaika	66
6.1.4.	Rezultati i diskusija.....	67
6.2.	Restauracija defokusiranih i zamućenih digitalnih slika	70
6.2.1.	Funkcija zamućenja	71
6.2.2.	Konvoluciona teorija.....	72
6.2.3.	Inverzni filter	73
6.2.4.	Metodologija restauracije.....	73
6.2.5.	Metode restauracije.....	74
6.2.6.	Metod mozaika i Tikhonova regulacija.....	76
6.2.7.	Rezultati i diskusija.....	77
7.	PRIMENA II - KALIBRACIJA PRAGA DETEKCIJE METODA MOZAIKA	79
7.1.	Primena hibridnog modela na TEM slikama nanočestica	80
7.1.1.	Metodologija obrade TEM slika nanočestica	80
7.1.2.	Rezultati i diskusija.....	81
7.2.	Indirektno merenje koncentracije čađi metodom mozaika.....	85
7.2.1.	Merenje koncentracije čađi metodom refleksije.....	85
7.2.2.	Merenje koncentracije čađi elektronskom vagon	85
7.2.3.	Metod mozaika optimizovan za merenje koncentracije čađi u markerima.....	85
8.	PRIMENA III – KLASIFIKACIJA SEGMENTATA	92
8.1.	Segmentacija i klasifikovanje BI-RADS medicinskih slika.....	93
8.1.1.	Biomarkeri slike (BI)	94
8.1.2.	Segmentacija i klasifikacija BI-RADS slika metodom mozaika	95
8.1.3.	Rezultati i diskusija.....	96
8.2.	Segmentacija i superrezolucija digitalne slike	102
8.2.1.	Metodologija algoritma.....	105
8.2.2.	Rezultati i diskusija.....	107
9.	PRIMENA IV – REDUKCIJA ŠUMA METODOM MOZAIKA	113
9.1.	Redukcija <i>Snow & Rain</i> šuma digitalne slike metodom mozaika	114
9.1.1.	Matematički model analize okoline vrednosti piksela i verovatnoća raspodele šuma.....	114
9.1.2.	Segmentacija i metodologija analize okoline piksela.....	115
9.1.3.	Rezultati numeričkog metoda	115
9.1.4.	Metodologija rada metode mozaika optimizovanog za redukciju <i>Snow & Rain</i> šuma.....	117
9.1.5.	Merenje koncentracije <i>Snow & Rain</i> šuma metodom mozaika.....	121
9.2.	Metod mozaika optimizovan za <i>Salt & Pepper</i> šum – <i>Regeneration</i> filter.....	126
9.2.1.	Metodologija testiranja <i>Regeneration</i> filtera	127
9.2.2.	Definisanje posebnih uslova obrade.....	129
9.2.3.	Rezultati i diskusija.....	130
ZAKLJUČAK		140
	Doprinosi	141

Dokaz hipoteza	144
Literatura	145
Spisak slika	153
Spisak grafikona	157
Spisak kôdova.....	161
Spisak tabela.....	162
Biografija autora.....	163
Bibliografija.....	164
Izjava o autorstvu	167
Izjava o istovetnosti štampane i elektronske verzije doktorske disertacije	168
Izjava o korišćenju.....	169

1. UVOD

Potreba čoveka da na određeni način sačuva i opiše neki događaj imala je različite forme kroz istoriju. Pored usmenog predanja koje je podložno izmeni i zavisi od naratora, pisani ili crtani zapis ostaje nepromenljiv dok se fizički ne naruši. Na samom početku i pisani oblik je zapravo bio crtani, kao što su, na primer, hijeroglifi. Kasnije, kada je fonetika uspostavila zakon jedan simbol - jedan glas, drastično se napravila razlika između pisane i crtane forme. Upravo iz tog razloga razvoj slike seže jako daleko u prošlost i može se pratiti još od crteža u pećinama. Eksperimentisanje podlogama, vrstom boje i materijalnom strukturom boje trajalo je dugi period, kada su se uspostavili pravci razvoja slikarstva, odnosno filozofija pogleda na sliku. Međutim, želja čoveka da opiše svoj doživljaj sveta oko sebe u osnovi nije promenjena.

Prve fotografije pojavile su se 1839. godine i od tada počinju da se razvijaju različiti pravci slikarstva, dok fotografije preuzimaju primat realizmu kao umetničkom pravcu. U engleskom jeziku terminologija za fotografiju je evoluirala od termina *painting*, preko *photograph*, do termina *image* koji je označavao zapis slike u analognom formatu, dok se danas koristi termin *digital image*. Digitalna obrada slike je možda jedna od najbrže razvijanih oblasti kompjuterskih nauka i njenih primena. Danas je izdvojena kao posebno naučno polje, ali je veoma zavisna od tehnoloških napredaka u poljima optike, senzora, elektronike, tehnike prikaza na monitorima i softvera koji su kohezioni faktor s programskim modulima koji danas predstavljaju jedan od centralnih stubova digitalne obrade slike. U idealnom slučaju izvlačenje korisne informacije iz slike poželjno je izvršiti uz pomoć kompjutera bez intervencije korisnika. Srž tog procesa čine algoritmi i programski moduli digitalne obrade slike, koji se po teoriji mogu podeliti u tri nivoa.

Na najnižem nivou se nalaze tehnike koje direktno utiču na vrednosti piksela po kolonama i vrstama. Dobri primeri su algoritmi koji imaju za cilj redukciju šuma, zatim detekciju ivica itd. Drugi stepen predstavljaju algoritmi koji su zasnovani na određenim

specifičnim delovima slike koji se nazivaju segmenti, ili povezivanje segmenata i ivica. Na poslednjem, trećem nivou, pa i po strukturi na najvišoj lokaciji, nalaze se algoritmi i programski moduli koji se bave semantičkim značenjima određenih segmenata ili cele slike i tumačenjem informacija koje se nalaze u njima, kao što su npr. algoritmi za detekciju i prepoznavanje objekata (lica u forenzici, predmeta u robotici i nebeskih tela kod savremenih teleskopa, što su samo neki od primera).

1.1. Pregled trenutnog stanja u oblasti i hronološki razvoj filtera slike

Trenutno dostupna literatura iz oblasti digitalne obrade slike daje uvid u izazove ove oblasti. Veliki broj drugih naučnih oblasti zahteva primenu rezultata iz digitalne obrade slika. Na samom početku, 60-ih i 70-ih godina prošlog veka, privilegiju obrade imale su samo vojska i svemirske agencije. Tih godina nastali su i prvi naučni radovi.

U početku nisu bili definisani standardi i parametri za procenu kvaliteta dobijenih rezultata, pa je uglavnom korišćena subjektivna ocena kvaliteta slike. To je jedan od glavnih razloga upotrebe identičnih slika u naučnim radovima.

Osamdesete godine prošlog veka obeležile su razvoj i komercijalizaciju algoritama, razna programska rešenja i pojavu prvih jednostavnijih filtera na osnovu pomeračkih registara u fotoaparatom.

Devedesete godine donele su softverska rešenja širokom krugu korisnika, viši stepen komercijalizacije, optimizaciju i sintezu rezultata. U tom periodu lansiran je u orbitu svemirski teleskop *Habl*, koji je obilovao različitim softverskim rešenjima za obradu slike. Ta rešenja su bila zasnovana na snimanju u različitim opsezima talasnih dužina, kao i primenom različitih algoritamskih rešenja.

Nakon 2000. godine veliki broj kompanija počeo je da se utrkuje da nametne svoj format zapisa slike. Razvijena su različita softverska rešenja koja su bila još dostupnija većem broju korisnika, a rezultati obrade digitalne slike počeli su da se primenjuju u velikom broju naučnih grana i u različitim oblastima, kao što su: geodezija, fotogrametrija, medicina, poljoprivreda, robotika, navigacija, sistemi za nadzor, analiza umetničkih dela i mnoge druge. U međuvremenu, nastao je veliki broj parametara za ocenu kvaliteta digitalne slike, što je procenu rezultata koji tretiraju ovu

oblast učinilo objektivnijom. Međutim, čak i danas veliki broj naučnih radova ili softverskih rešenja daju *ad hoc* predloge koji važe samo u određenim uslovima i za određenu namenu.

Generalni pravci istraživanja zasnivaju se na prostornoj i frekvencijskoj analizi slike. Danas, opseg naučnih radova, koji je zasnovan na analizi prostornog domena, prevazilazi opseg radova u frekvencijskom domenu.

Rezultati i istraživanja u ovoj disertaciji zasnovani su na sva tri nivoa teorijskih osnova analize digitalne slike. Krenuće se od istraživanja koja se bave osnovnim elementima slike – pikselima po kolonama i vrstama, preko segmenata i detekcije ivica, i doći će se do konkretnih predloga koji se svrstavaju u treći nivo analize. Biće razvijen novi model parcijalnog filtriranja – metod mozaika, a kroz četiri posebna poglavlja detaljno će se predstaviti primena modela pri rešavanju različitih realnih problema u oblasti digitalne obrade slike.

1.2. Predmet i cilj istraživanja

Analiza i razvoj novog modela parcijalnog filtriranja u realizaciji algoritama za detekciju ivica i segmentaciju, za poboljšanje kvaliteta digitalne slike, zasnovani su na najnovijim teorijskim saznanjima iz oblasti digitalne obrade slike i analizi naučnih radova koji su publikovani u poslednjih pet godina.

- Kroz detaljnu analizu formata zapisa ustanovljeni su nedostaci i prednosti istih pri različitim stepenima šuma i kompresije.
- Prethodna analiza, iako sveobuhvatna, pružila je osnov za dalji rad, koji je uzeo u obzir savremene metode ocene kvaliteta digitalne obrade slike, a zatim je novom unakrsnom analizom rezultata dobijen kvalitetan uvid u sve potencijale obrađenih formata.
- Preduslovi koji su se stekli na temeljima prethodnih analiza i procena, neophodni su za opis svih metoda detekcije ivica i segmentacije. Detekcija ivica, kao jedna od najosetljivijih oblasti digitalne obrade slike, zahteva poseban tretman.

- U skladu sa istraživanjima i svim utvrđenim prednostima i nedostacima, predložena su konkretna poboljšanja kroz razvoj novog modela parcijalnog filtriranja digitalne slike – metod mozaika.
- Predložena poboljšanja, pored praktične realizacije, implementirana su i prezentovana kroz naučne radove publikovane u naučnim časopisima i zbornicima radova naučnih konferencija.

1.3. Zadaci istraživanja

Postavljeni ciljevi istraživanja odredili su zadatke istraživanja, koji su tretirani kroz:

- Analizu trenutnih problema i tendencije razvoja;
- Konkretno predloge za unapređenje kako u teorijskim osnovama, tako i u oblastima gde se direktno i praktično primenjuje digitalna obrada slike.

Preduslovi za pokretanje zadataka istraživanja ogledali su se u:

- Prikupljanju i pregledu naučnih radova koji imaju visok stepen citiranosti, a publikovani su u poslednjih 10 godina;
- Pregledu svih relevantnih teorijskih i aplikativnih rešenja za digitalnu obradu slike i njihovih potencijala na svim operativnim platformama.
- Na osnovu svih pregleda i analiza razvijen je model parcijalnog filtriranja – metod mozaika i realizovani su novi algoritmi za unapređenje kvaliteta i povećanje potencijala digitalne slike.

Zadaci istraživanja definisani su:

- Po modelu prethodne analize trendova razvoja;
- Po modelu primene adekvatnih kriterijuma po kojima se mogu vrednovati dobijeni rezultati;
- Uz sagledavanje mogućnosti budućih implementacija.

Zadaci istraživanja realizovani su kroz:

- Sistematizaciju osnovnih teorema, aksioma i definicija kako iz oblasti digitalne obrade slike, tako i iz njenih srodnih oblasti;
- Dobijeni rezultati vrednovani su prema relevantnim parametrima za ocenu kvaliteta digitalne slike;
- Razvoj novog modela i algoritama za poboljšanje kvaliteta digitalne slike je usaglašen s dobijenim rezultatima i postojećim relevantnim rezultatima iz literature.

1.4. Polazne hipoteze

1.4.1. Glavna hipoteza

Problem istraživanja, postavljeni ciljevi i metodologija rada biće u funkciji dokazivanja pothipoteza, čiji kumulativni zaključci treba da budu u funkciji dokazivanja glavne hipoteze:

Na osnovu analize prostornog domena slike moguće je kreirati modele programskog kôda parcijalnog filtriranja za realizaciju algoritama detekcije ivica i segmentacije koji povećavaju potencijale obrade digitalne slike i omogućavaju praktičnu primenu istih u različitim naučnim oblastima.

1.4.2. Pothipoteze

Glavna hipoteza, kao centralna, biće dokazana kroz pothipoteze (**ph**):

- **ph. 1** – Iako se smatra da su sve boje spektra sadržane u beloj boji, razmatranjem sadržaja signala, koji se nalazi uglavnom u graničnim delovima spektra, moguće je rekonstruisati veći deo sadržaja digitalne slike i izvući korisnu informaciju.
- **ph. 2** – Primena različitih kompresionih metoda, promena osvetljenja, analiza različitih tipova filtriranja, fokusiranih/defokusiranih metoda, imaće značajan uticaj na algoritme detekcije ivica kod digitalne slike.
- **ph. 3** – Bez obzira na sličnosti i razlike između različitih oblasti digitalne slike (filteri, algoritmi za prepoznavanje i detekciju itd.) moguće je kombinovati različite softverske module s ciljem dobijanja algoritma za detekciju ivica slike,

pri čemu će akcenat biti na preciznosti algoritma koju kontroliše korisnik, selektivnom filtriranju slike itd.

- **ph. 4** – U zavisnosti od primenjenog algoritma detekcije ivica, za različite realne situacije, moguće je odrediti količinu sadržaja ivica u svakoj bitskoj ravni.
- **ph. 5** – Standardna devijacija vrednosti piksela i njegove okoline u RGB skali, kao i nivo detalja, direktno će oblikovati segmente definisane u prostornom domenu.
- **ph. 6** – Moguće je uzeti stepen promene boje na limitiranoj posmatranoj površini u digitalnoj slici kao osnovu za segmentaciju.
- **ph. 7** – Moguće je koristiti algoritam za detekciju ivica kao osnovu za segmentaciju digitalne slike.
- **ph. 8** – Iako su filteri orijentisani kao linearni ili nelinearni nad posmatranom digitalnom slikom, moguće je prilagoditi tip filtera, kao i njegove karakteristike nad različitim segmentima iste digitalne slike.
- **ph. 9** – Moguće je uzeti segmentaciju digitalne slike, definisane algoritme detekcije ivica i postupak parcijalnog filtriranja kao osnovu za povećanje rezolucije digitalne slike bez gubitaka.

1.5. Naučne metode istraživanja

Celokupno istraživanje doktorske disertacije bazirano je na osnovu metode teorijske analize i sinteze znanja s posebnim akcentom na najnovija saznanja iz oblasti obrade multimedijalnih signala i digitalne obrade slike u poslednjih deset godina. U skladu s tim, primenjene su:

- Analiza i sinteza gradiva;
- Deduktivna metoda s ciljem što kvalitetnijeg definisanja teorijske podloge za istraživanje;
- Metode poređenja, koje imaju za cilj da dobijeni rezultati budu na pravi način tretirani i uporedivi sa ostalim radovima;
- Metode simulacije, gde će svi dobijeni algoritmi ili programski kôdovi biti testirani na relevantnim uzorcima.

Svi dobijeni programski moduli podvrgnuti su testiranju i simulaciji.

1.6. Organizacija disertacije

Razmatranjem teorijskih osnova digitalne obrade slike definisani su okviri za dalja istraživanja u doktorskoj disertaciji. Pravilno definisani okviri budućih istraživanja imaju za cilj proveru pretpostavljenih pothipoteza, uzimajući u obzir relevantne rezultate. S druge strane, svi dobijeni rezultati u doktorskoj disertaciji proistekli su kao implementacija metoda mozaika, a posmatrani su kroz prizmu relevantnih teorijskih okvira digitalne obrade slike. Upravo zato, prva četiri poglavlja sadrže analizu teorijskih osnova digitalne slike relevantnih za disertaciju. Poglavlje peto, kao ključno, pruža temeljan opis predstavljenog modela – metod mozaika. Poglavlja od šestog do devetog sadrže realizaciju algoritama i njihovu praktičnu primenu u različitim realnim situacijama.

Prvo poglavlje, kao uvodno, sadrži kratak koncept za razumevanje disertacije. Pored pregleda trenutnog stanja u oblasti digitalne obrade slike, ovo poglavlje sadrži inicijativnu motivaciju za rad, zadatke istraživanja, predložene hipoteze, kao i metode istraživanja.

Drugo poglavlje sadrži opis šumova digitalne slike kroz koordinatni sistem 2D prostorne analize. Dat je uporedni prikaz svih šumova koji se javljaju kod digitalne slike. Razmotreni su svi šumovi kroz kompletan 8-bitni spektar zapisa u sva tri kanala, histogram digitalne slike i prikaz u 3D okruženju. Dobijeni rezultati pružaju veoma precizan opis prirode svih šumova u prostornom domenu, a zaključci pružaju precizne smernice za kreiranje programskih modula za filtriranje.

U **trećem poglavlju** opisani su parametri za utvrđivanje kvaliteta digitalne slike i pružena je analiza postojećih matematičkih modela za procenu kvaliteta digitalne slike. Definisana je referentna osnova, pomoću koje se može gotovo precizno odrediti da li neka slika zadovoljava određene parametre kvaliteta ili ne. Samim tim, ovo poglavlje je značajno jer daje jasnu predstavu na koji način se mogu meriti i upoređivati dobijeni rezultati u narednim poglavljima.

Četvrto poglavlje stavlja akcenat na algoritam detekcije ivica u digitalnoj slici kako kroz analizu prenosa kroz telekomunikacioni sistem, tako i pri različitim stepenima kompresije. Data je uporedna analiza različitih modela algoritama detekcije ivica slike kroz modele koji su obrađeni u trećem poglavlju. Takođe, ovo poglavlje

pruža uvid u prirodu svih obrađenih algoritama detekcije ivica kroz različite realne situacije.

Peto poglavlje, kao centralno poglavlje disertacije, predstavlja sublimaciju zaključaka iz drugog, trećeg i četvrtog poglavlja u cilju kreiranja novog modela parcijalnog filtera – metoda mozaika. Takođe, za potrebe ove metode kreiran je poseban metod detekcije ivica slike – hibridni metod, kao i segmentacija uz pomoć hibridnog metoda. Ova dva algoritma čine srž metoda mozaika, dok se definisanjem posebnih uslova direktno kontroliše klaster filtriranje.

Šesto poglavlje daje praktične primene rekonstrukcije i unapređenja kvaliteta digitalne slike u prostornom domenu. Ovo poglavlje pokazuje mogućnost implementacije postojećih programskih rešenja unutar metoda mozaika. Cilj ove implementacije je rekonstrukcija i unapređenje kvaliteta digitalnih slika snimljenih sa malim procentom osvetljenja i defokusiranih digitalnih slika. Slike dobijene kao rezultati obrade metodom mozaika numerički su poređene sa rezultatima drugih radova iz ove oblasti.

U **sedmom poglavlju** predstavljene su praktične primene detekcije ivica slike s kontrolom praga detekcije. Predstavljena je praktična primena razvijenog modela u realnim situacijama kod analize slika nanočestica i merenje koncentracije čađi u markerima. Predloženi rezultati predstavljaju značajno unapređenje na polju detekcije ivica i merenja koncentracije čađi.

Osmo poglavlje metodom mozaika obrađuje segmentaciju, klasifikaciju i superrezoluciju digitalne slike. Segmentacija i klasifikacija sa definisanjem posebnih uslova povezuju nivo detalja i gustinu masnoće dojki kroz obradu BI-RADS medicinskih slika. Definisanjem posebnih uslova sa optimizacijom vrednosti okoline posmatranog piksela u segmentu iskorišćeno je za realizaciju superrezolucije digitalne slike.

Deveto poglavlje predstavlja algoritam redukcije *Snow & Rain* i *Salt & Pepper* šuma baziran na obradi metodom mozaika. Analiziran je kvalitet postojećih filtera koji se koriste za redukciju *Salt & Pepper* šuma, kao i različiti matematički modeli koji analiziraju vrednosti piksela i verovatnoću raspodele šuma. Na osnovu metoda mozaika realizovan je novi model za redukciju do 90% *Salt & Pepper* šuma u prostornom

domenu. Pored predloženog rešenja filtera za *Snow & Rain* šum, predložen je i model merenja koncentracije šuma.

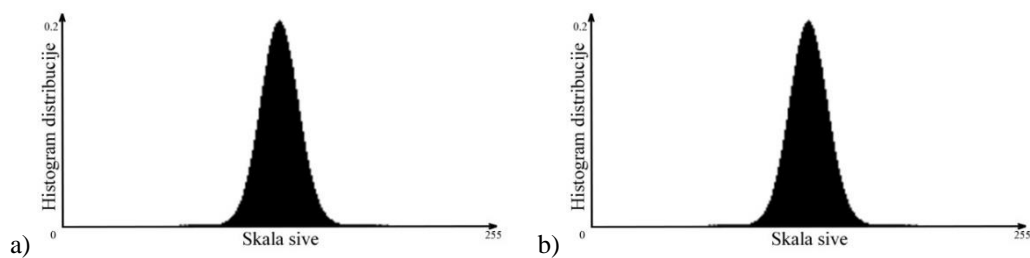
Na kraju disertacije dati su zaključci i doprinosi do kojih se došlo tokom istraživanja, kao i diskusija postavljene hipoteze sa pothipotezama. Takođe, dat je pregled korišćene literature i objavljenih radova tokom rada na disertaciji.

2. ŠUMOVI DIGITALNE SLIKE U PROSTORNOM DOMENU

Digitalni zapis slike na memoriji predstavlja format digitalne slike. Danas je u zvaničnoj upotrebi više desetina formata zapisa digitalne slike, kao što je opisano u radovima [1]–[11], iako je nezvanično u opticaju nekoliko stotina. Najveći broj formata digitalne slike koristi kompresije koje utiču na kvalitet slike, odnosno viši stepen kompresije uzrokuje niži kvalitet slike [12]–[24]. Formati koji u osnovi imaju kompresiju sadrže i šum kao sporedni efekat kompresije. Međutim, šumovi u digitalnoj slici nastaju i tokom generisanja slike pre kompresije. Određena kao signal, slika se opisuje kroz parametre definisane za digitalnu obradu signala, a u tom slučaju šumovi se definišu uz pomoć funkcije raspodele [25]. Drugim rečima, šum u slici je definisan nekom od funkcija raspodele, pa tako se razlikuju Lorencov, Laplasov, Gausov i drugi [26]. Bez obzira na brojne radove, stiče se utisak da je trebalo izvršiti i analizu šumova kroz prostorni 2D domen, u kome se piksel predstavlja kao vrednost boje u skali sive za tri različita kanala. Brojna rešenja filtera za redukovanje šuma u prostornom domenu se zasnivaju na nekoj od ideja manipulacije okoline posmatranog piksela. Kada je reč o Median filteru, kao jednom od najreprezentativnijih filtera, čije idejno rešenje potiče iz ekonomije i statistike [27], njegova realizacija zasniva se na matričnom usrednjavanju vrednosti piksela zasnovanoj na neparnim podmatricama [28]. Slično se može tvrditi i za ostale realizacije filtera za redukciju šuma u prostornom spektru, kao npr. *Blur*, *Weighted*, *Averaging* i drugi. Kroz prizmu prostorne 2D analize pružen je prikaz karakteristika šest vrsta šumova koji se najčešće pojavljuju u digitalnoj slici. Analiza „prirode“ šuma u različito definisanim situacijama pomaže sagledavanju oštećenja slike iz drugog ugla. Predlozi predstavljeni u ovom poglavlju su odlična podloga za optimizaciju algoritama i programskih rešenja koji će redukovati stepen šuma i predstavljaju referentnu tačku za ostala poglavlja. Deo rezultata ovog poglavlja prezentovani su na međunarodnoj konferenciji [29].

2.1. Analiza karakteristika šumova

Sve slike u ovoj analizi podvrgnute su istoj koncentraciji šuma od 20%, odnosno 0.2 po y-osi na Grafikonima 2.1, 2.2 i 2.3. Međutim, ako se porede Grafikoni 2.1(a) i 2.1(b) ne može se doći do ovakvog zaključka. Naime, na Grafikonu 2.1(a) se nalazi distribucija Poasonovog šuma, a na Grafikonu 2.1(b) je predstavljena Gausova raspodela šuma na digitalnoj slici. Matematički rečeno, stepeni distribucije Poasonovog i Gausovog šuma se poklapa oko 95%, pa se stiče utisak da je reč o identičnoj vrsti šuma [30].



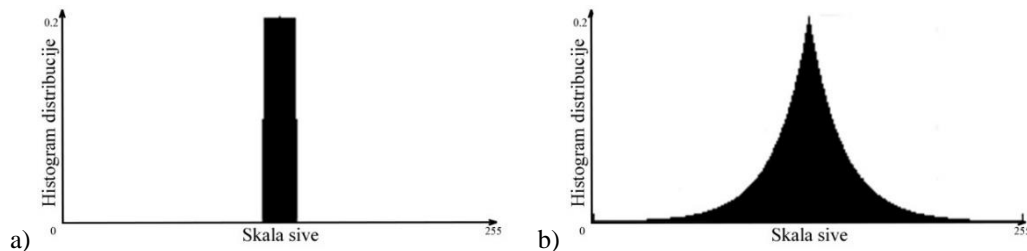
Grafikon 2.1. Histogram distribucije šuma (y-osa) u odnosu na skalu sive (x-osa): a) Poasonovog šuma, b) Gausovog šuma.



Slika 2.1. Uporedni prikaz Poasonovog (levo) i Gausovog (desno) šuma.

Međutim, Poasonov šum nastaje kao posledica uticaja kretanja fotona pri kreiranju slike. U realnim situacijama fotoni dolaze u snopovima pa je sasvim logično da svi snopovi nemaju identičnu koncentraciju fotona. Greška koja nastaje prilikom kreiranja slike je definisana razlikom u prikupljenim fotonima kroz Poasonovu raspodelu. Šum ove vrste zavisi od osetljivosti senzora i definiše grešku do 5% skale zapisa, kako je već definisano u [31] i [32]. Sa druge strane, Gausov šum može nastati u svim procesima obrade digitalne slike.

Poređenje uniformnog i Laplasovog šuma je lakše objasniti, iako se na slici vizuelno teže razlikuju, što pokazuje Slika 2.2. Bez obzira na to što je površina ispod krive na Grafikonu 2.2(a) i 2.2(b) identična, zbog širine opsega skale sive koju pokriva čini se da Laplasov šum pokazuje malo veći intenzitet. Uniformni šum se veoma retko javlja u prirodi, ali u procesu digitalizacije slike uglavnom predstavlja ravnomerno raspoređen signal greške [33], [34]. Laplasov šum se odlikuje dvostrukom eksponencijalnom distribucijom, a nastaje kao rezultat međuprocasa ili kao sporedni efekat samog procesa stvaranja digitalne slike [35].

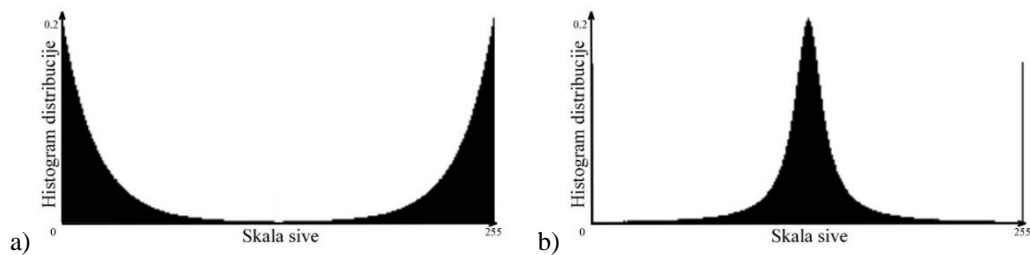


Grafikon 2.2. Histogram distribucije šuma (y-osa) u odnosu na skalu sive (x-osa): a) Uniformnog šuma, b) Laplasovog šuma.



Slika 2.2. Uporedni prikaz uniformnog (levo) i Laplasovog (desno) šuma.

Lorencov šum, kao što se vidi sa Grafikona 2.3(b), odlikuje se Koši-Lorencovom distribucijom, koju karakteriše izuzetno sporo opadanje distribucije, te se i on definiše kao *fat-tail* distribucija. Međutim, Lorencov šum obuhvata i uzan deo oko graničnih oblasti oblasti skale sive [36]. U pojedinoj literaturi, u okviru Lorencovog šuma, definisan je *Salt & Pepper* šum [37], [38]. Međutim, sa Grafikona 2.3(a), jasno se može sagledati razlika između predstavljenih šumova. *Salt & Pepper* šum opisuju dve eksponencijalne funkcije u krajevima opsega skale sive [39], [40] za razliku od veoma uzanog opsega skale sive kod Lorencovog šuma.



Grafikon 2.3. Histogram distribucije šuma (y-osa) u odnosu na skalu sive (x-osa): a) *Salt & Pepper* šuma, b) Lorencovog šuma.

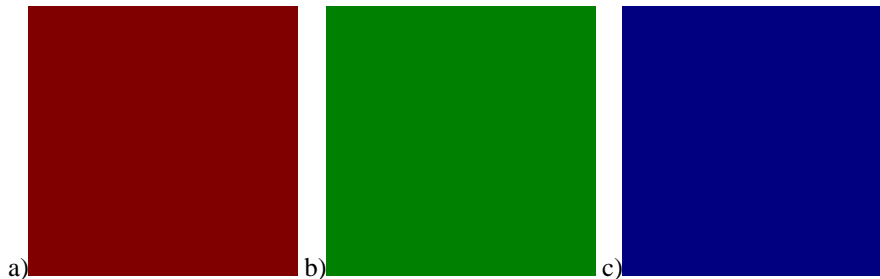


Slika 2.3. Uporedni prikaz *Salt & Pepper* (levo) i Lorencovog (desno) šuma.

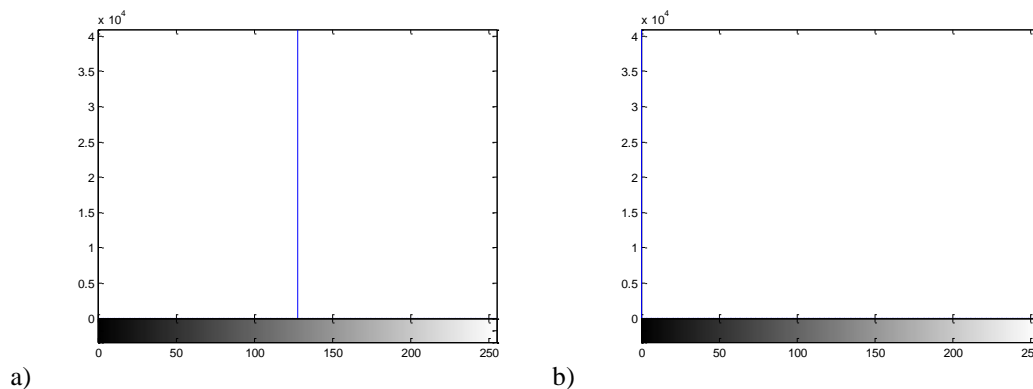
2.2. Metodologija analize

Kako je definisano u Poglavlju 2.1 i iz radova [30], [35], [39] i [40] svi navedeni šumovi koncentrišu šum u centralnom ili donjem i gornjem delu opsega vrednosti skale sive, pa je ova činjenica bila polazna tačka ovog istraživanja. Radi prezentacije prethodne tvrdnje kreirane su tri slike koje reprezentuju RGB signale. U prvoj slici vrednost svih piksela skale sive nalazi se na polovini R kanala, kao što je na Grafikonu 2.4(a), dok su vrednosti piksela u G i B kanalima jednaki nuli, kao što pokazuje Grafikon 2.4(b). Zatim, kod druge slike, ukupan spektar se nalazi na polovini skale sive G kanala, dok su vrednosti piksela u R i B kanalima jednaki nuli. Na kraju, Slika 2.4(c) pokazuje da se vrednosti svih piksela B kanala nalaze na polovini opsega skale sive, dok su vrednosti piksela za R i G kanale jednaki nuli. Na ovaj način, uzimajući vrednosti piksela na polovini opsega skale sive, može se veoma precizno izmeriti odstupanje šuma prema minimumu/maksimumu u odnosu na srednju vrednost. Uzevši u obzir da skoro svi šumovi imaju funkciju raspodele u sredini opsega skale sive, može

se precizno odrediti stepen promene šuma u zavisnosti od koncentracije. Rezultati obrade su dati u obliku stepena promene boje po kanalu za svaki šum posebno. Nivo koncentracije šuma prikazan je na x osi, dok y osa prikazuje stepen promene u odnosu na skalu sive.



Slika 2.4. Originalne test slike za analizu: a) $R=128, G=0, B=0$; b) $R=0, G=128, B=0$; c) $R=0, G=0, B=128$.

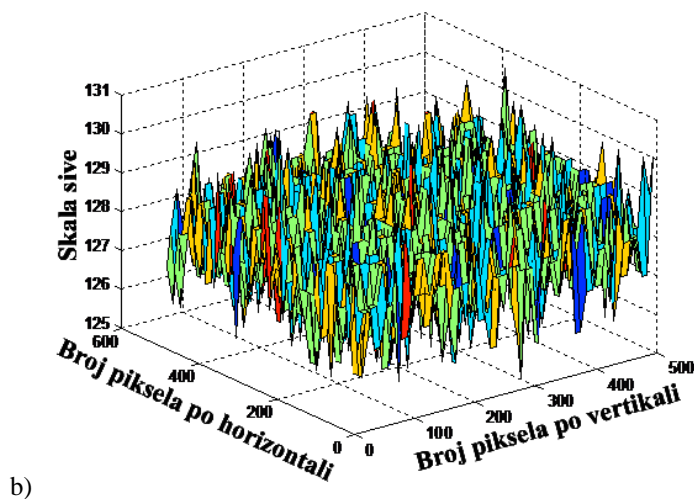
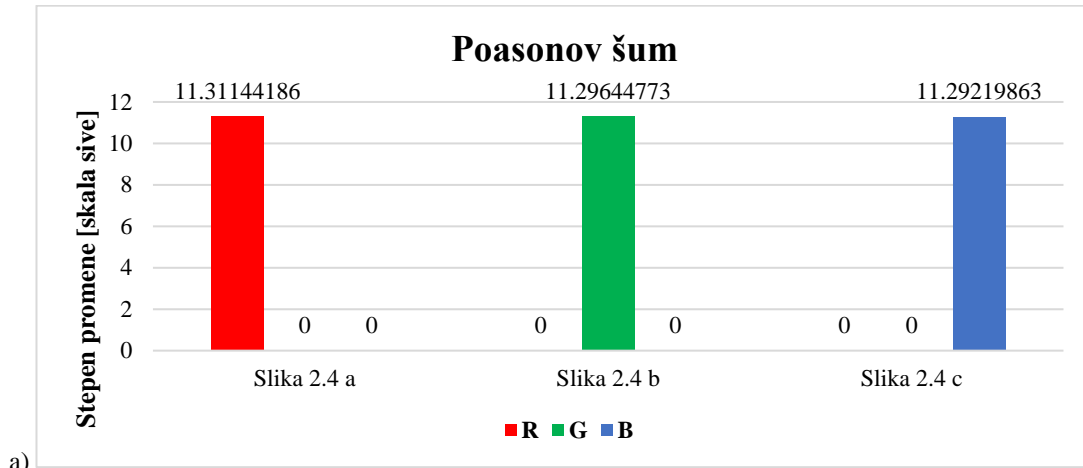


Grafikon 2.4. Histogram vrednosti piksela (y -osa) u odnosu na skalu sive (x -osa): a) Za vrednost koja je označena na sredini opsega skale sive, b) Ostala dva kanala kojima je ukupna vrednost piksela jednaka nuli.

2.3. Poasonov šum

Grafički prikaz koncentracije Poasonovog šuma posmatranog kroz prizmu 2D i 3D prostora data je na Grafikonu 2.5. Nedvosmisleno je pokazano da postojanje šuma u jednom od kanala nema uticaj na pojavu šuma u druga dva kanala. U literaturi se definiše da je koncentracija ovog šuma 5% [31], [32]. Promene u ovom merenju iznosile su nešto malo ispod 5%, odnosno oko 11 vrednosti od skale sive, što je gotovo identično teorijskim razmatranjima. Preporuka u filtriranju ove vrste šuma su filteri koji redukuju do 5% šuma, a ako postoji saznanje da se šum javlja samo u jednom od kanala, preporučljivo je primeniti filter samo nad tim kanalom. Prikaz Poasonovog šuma u 3D

prostoru na Grafikonu 2.5(b) potvrđuje tvrdnje sa Grafikona 2.5(a). Promene u odnosu na srednju vrednost (128) su nešto malo ispod 12 od skale sive, pri čemu nema drastičnih odstupanja na slici.

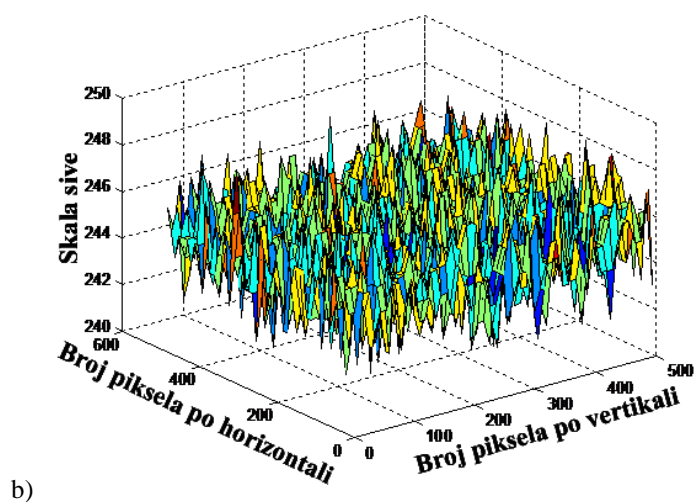
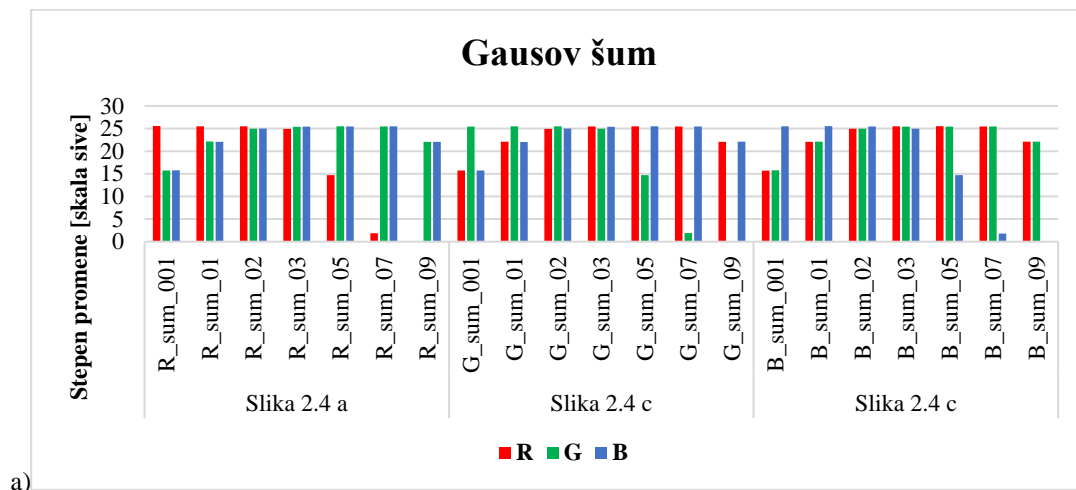


Grafikon 2.5. Vrednosti raspodele po RGB kanalima za Poasonov šum: a) 2D, b) 3D.

2.4. Gausov šum

Za razliku od Poasonovog šuma, Gausov šum je moguće posmatrati kroz povećanje koncentracije šuma, pa je zato analiza drugačija, kao što je prikazano na Grafikonu 2.6. Posmatrajući kanal sa dodatim šumom, pri povećanju koncentracije šuma do 30% (03 na grafikonu), stepen promene u odnosu na skalu sive ima gotovo konstantne vrednosti oko 25 od skale sive. Vrednosti promene za druga dva kanala linearno rastu od 15 za šum gustine 1% do 25 za šum gustine 30%. Nakon koncentracije šuma od 30% u kanalu kome je dodat šum vrednost promene skale sive se smanjuje, ali

druga dva kanala zadržavaju stepen promena od 25. U 3D modelu prikaza šuma, kompletan spektar se pomera ka gornjoj granici, pa je središnja vrednost 244, kao što se vidi na Grafikonu 2.6(b).

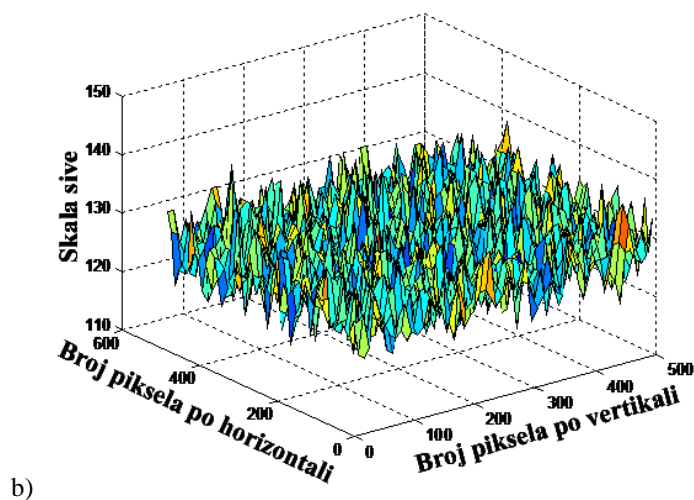
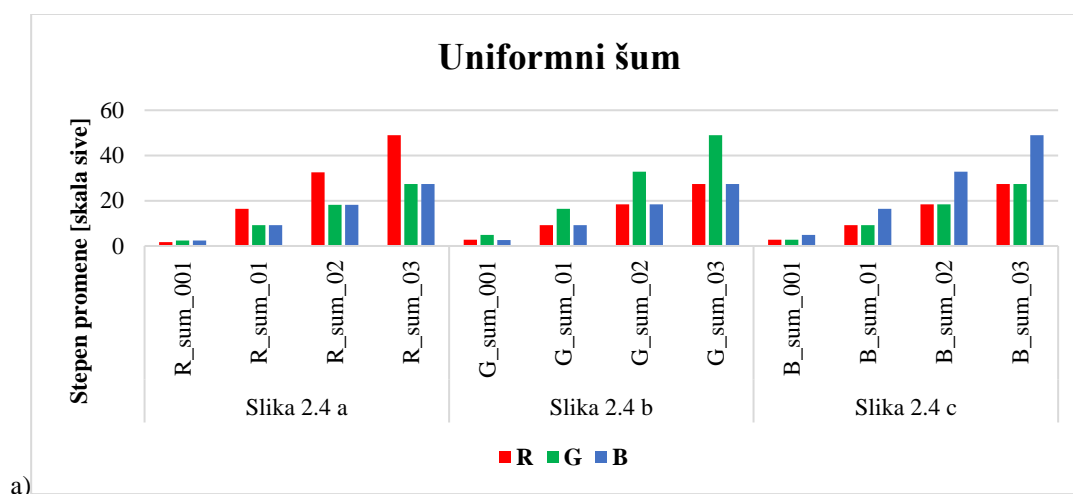


Grafikon 2.6. Stepen promene vrednosti po RGB kanalima za Gausov šum: a) 2D, b) 3D.

Pri koncentraciji šuma od 90%, najranjiviji su pikseli oko graničnih vrednosti maksimuma i minimuma, dok vrednosti piksela na sredini opsega skale sive gotovo da ne podležu Gausovom šumu. Teorijska razmatranja za Gausov šum važe do stepena distribucije šuma od 30%. Preporuka za filtriranje Gausovog šuma je filter koji redukuje do 10% šuma.

2.5. Uniformni šum

Prema teoriji raspodele, uniformni šum se definiše za širu grupu piksela oko posmatrane vrednosti [33], [34]. Na Grafikonu 2.7 prikazana je raspodela distribucije za uniformni šum. Kao što je vidljivo sa grafikona, šum postoji i na graničnim područjima maksimuma i minimuma. Povećanje stepena šuma u jednom kanalu se kod uniformnog šuma odražava i na druga dva kanala. Stepenn šuma od 30% uzrokuje stepen promene oko centralne vrednosti od ~50 od skale sive, dok su vrednosti za druga dva kanala skoro duplo manji i iznose 28 od skale sive.



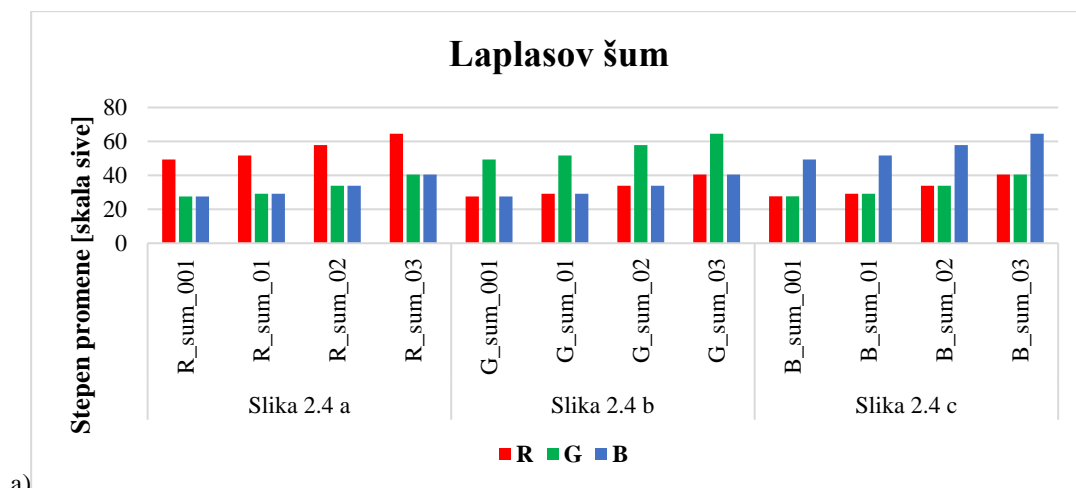
Grafikon 2.7. Stepenn promene vrednosti po RGB kanalima za uniformni šum: a) 2D, b) 3D.

Analiza 3D spektra govori da dolazi do blagog pomeranja opsega skale sive ka crnoj boji pa centralna vrednost iznosi 122 od skale sive. Preporuke za redukovanje

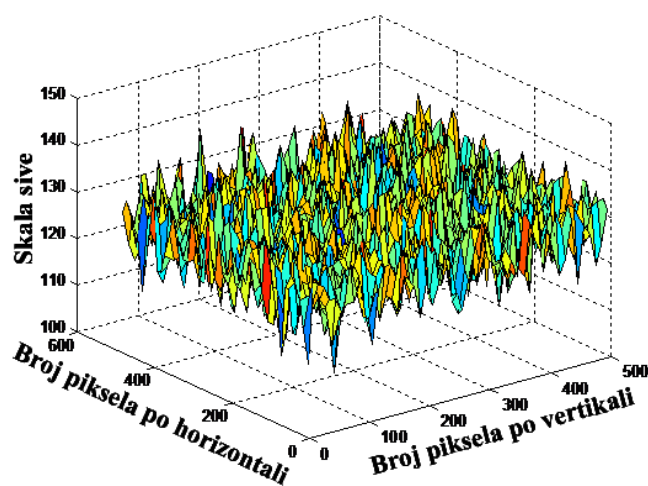
uniformnog šuma su filteri koji pružaju kvalitetne rezultate u situacijama preko 20% koncentracije šuma u slici.

2.6. Laplasov šum

Laplasov šum se po obliku raspodele šuma razlikuje od uniformnog, ali po karakteristikama u 2D domenu, kako prikazuje Grafikon 2.8 su gotovo identični. Kao što je očekivano, dominantan uticaj šuma se nalazi u sredini opsega skale sive u kanalu kome je dodat šum, međutim, nije zanemarljiv uticaj na granicama opsega. Tako, za koncentraciju šuma od 30% stepen promene za kanal dodatog šuma iznosi čak 65 skale sive, a druga dva kanala poprimaju vrednosti od 40 skale sive.



a)



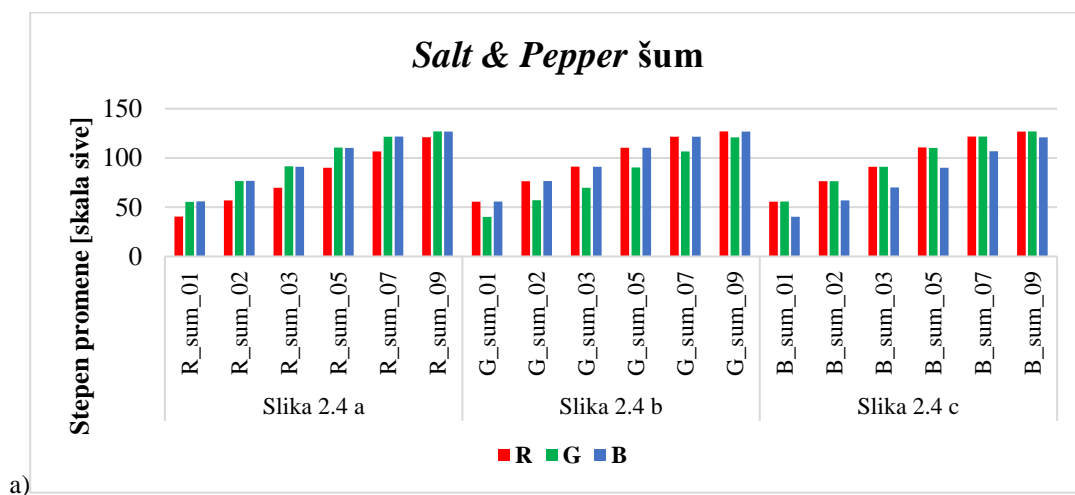
b)

Grafikon 2.8. Stepen promene vrednosti po RGB kanalima za Laplasov šum: a) 2D, b) 3D.

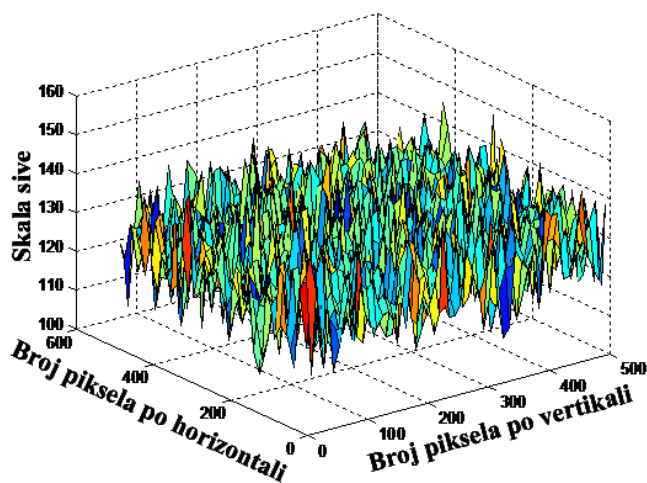
U 3D prostoru veoma slično uniformnom spektru došlo je do pomeranja kompletnog opsega ka donjoj granici, pri čemu srednja vrednost skale sive iznosi 120. Preporuka za redukovanje Laplasovog šuma su filteri koji pružaju veoma kvalitetne rezultate u redukovanju do 50% koncentracije šuma, a takođe, ako postoji saznanje da se šum nalazi samo u jednom kanalu, pri redukovanju se moraju tretirati sva tri kanala, pri čemu se za kanale bez šuma preporučuje filter za redukciju do 30% šuma.

2.7. Salt & Pepper šum

Priroda *Salt & Pepper* raspodele pri povećanju distribucije šuma se nalazi na Grafikonu 2.9. Teorija govori da su za šum najviše „ranjivi“ pikseli koji se nalaze blizu minimuma i maksimuma oblasti skale sive [39].



a)



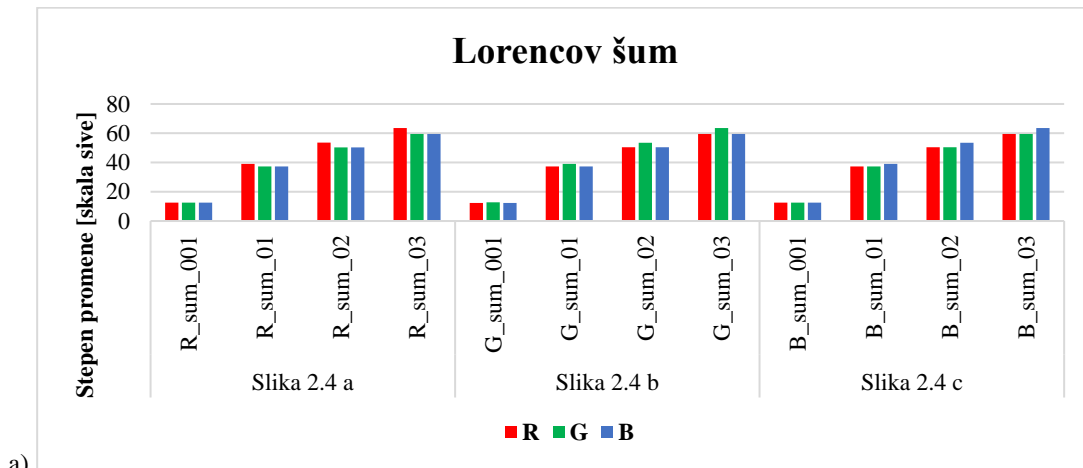
b)

Grafikon 2.9. Stepen promene vrednosti po RGB kanalima za *Salt & Pepper* šum: a) 2D, b) 3D.

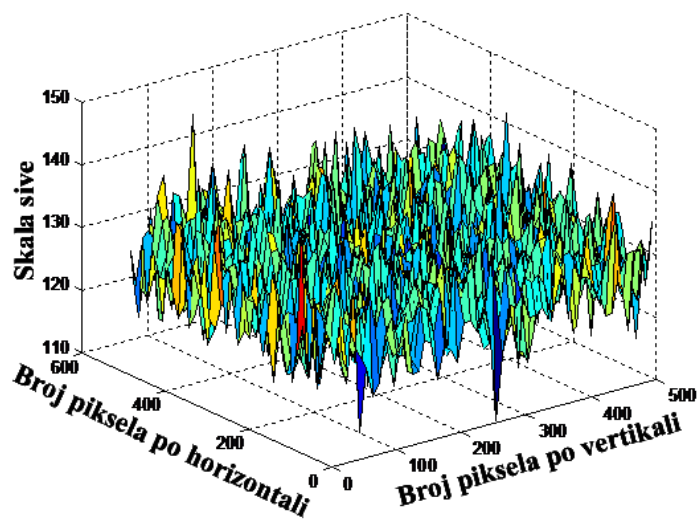
Kroz 2D analizu može se uvideti da na nižim vrednostima, odnosno do 30% distribucije šuma, pikseli sa maksimalnim i minimalnim vrednostima skale sive su više podložni šumu za razliku od piksela u kanalu koji je izložen dodatom šumu. Međutim, sa porastom koncentracije šuma na slici može se reći da gotovo kompletan spektar „tone“ u šum. Nešto slično je definisano u radu [17], kada se zbog povećanja šuma kompletan spektar pomera ka jednoj od granica opsega skale sive. Kompleksnost *Salt & Pepper* šuma se ogleda u širokom opsegu stepena promene koja iznosi i preko 90 skale sive za stepen šuma od 30%. U 3D prostoru kako se može videti sa Grafikonu 2.9(b) dolazi do blagog pomeranja spektra ka beloj boji, pri čemu za *Salt & Pepper* šum srednja vrednost iznosi 121 od skale sive. Na osnovu analize 3D domena za redukovanje *Salt & Pepper* šuma preporučljivi su veoma kvalitetni filteri koji tretiraju sva tri kanala.

2.8. Lorencov šum

Rezultati analize za šum koji se najteže može otkloniti se nalaze na Grafikonu 2.10. Pri povećanju koncentracije šuma u jednom kanalu, ostala dva kanala gotovo identično unose šum. Za koncentraciju šuma od 30% stepen promene iznosi oko 60 za sva tri kanala. Upravo na osnovu rezultata se može primetiti da bez obzira na to da li se kompletan spektar nalazi na sredini skale, pri dodavanju šuma samo jednom kanalu kao rezultat se dobija slika sa skoro identičnom količinom šuma po kanalima. Drugim rečima, Lorencov šum se definiše kao šum u kome se mogu naći svi ostali šumovi, pa je upravo to razlog zbog čega se njemu mora prići na poseban način. Samim tim, filter koji bi bio primenjen za eliminaciju Lorencovog šuma trebalo bi da ima karakteristike filtera koji se koristi pri eliminaciji ostalih tipova šuma.



a)



b)

Grafikon 2.10. Stepen promene vrednosti po RGB kanalima za Lorencov šum: a) 2D, b) 3D.

3. MATEMATIČKI MODELI ZA PROCENU KVALITETA DIGITALNE SLIKE

Za razliku od subjektivne ocene kvaliteta digitalne slike koja se zasniva na vizuelnom utisku kvaliteta i zavisi od posmatrača do posmatrača, matematički modeli pružaju jedinstvene i numerički precizne rezultate. U ovom poglavlju dati su relevantni matematički modeli za ocenu kvaliteta digitalne slike. Rezultati ovog poglavlja su vrednovani na osnovu analize različitih formata digitalne slike. Predstavljeni modeli su osnova kvalitativne ocene rezultata u narednim poglavljima. Slika korišćena u ovom poglavlju je preuzeta sa adrese:

http://www.imageprocessingplace.com/root_files_V3/image_databases.htm.

Deo rezultata prikazanih u ovom poglavlju publikovan je na međunarodnoj konferenciji [40].

3.1. Metodologija analize formata slike

Analiziran je kvalitet digitalne slike bez kompresije u TIFF (*Tagged Image File Format*) formatu zapisa prikazanog na Slici 3.1, zajedno sa slikama konvertovanim u druge formate zapisa bez transparentnih segmenata rezolucije 512x512 piksela, 96 tačaka po inču i 24-bitskom dubinom zapisa.

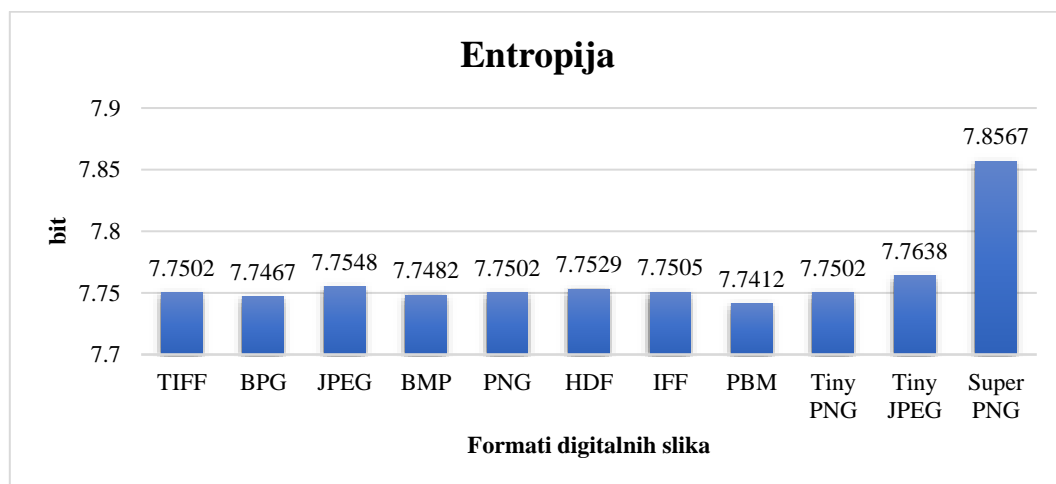


Slika 3.1. Originalna test slika u TIFF formatu zapisa.

Merenje je izvršeno pri istim stepenima kompresije i to je razlog zanemarivanja greške kompresije. Uz sve napomenute uslove treba dodati da su sve analizirane slike identične rezolucije zbog dodatne preciznosti dobijenih rezultata. Analiza u ovom poglavlju je osnova za razumevanje vrednovanja numeričkih rezultata disertacije.

3.2. Entropija

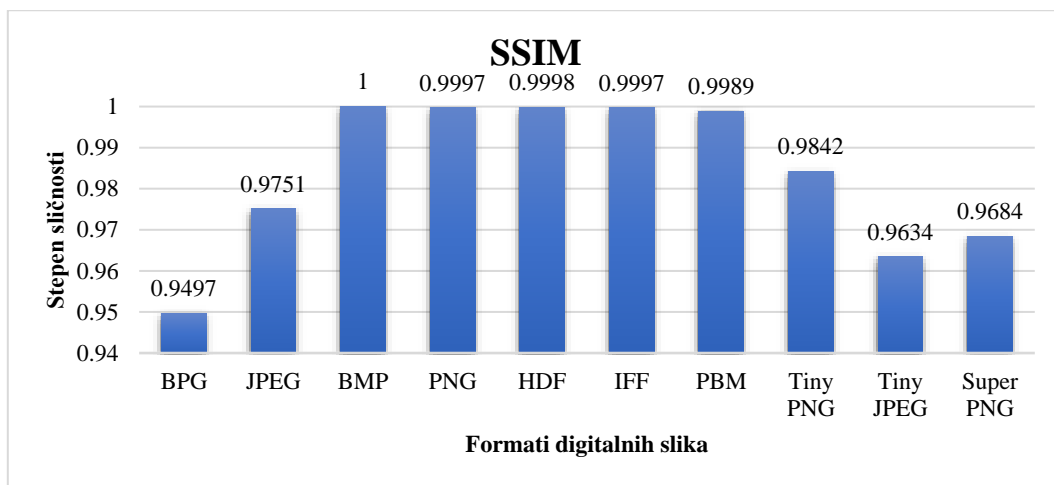
Rezultati predstavljeni na Grafikonu 3.1 prikazuju vrednosti entropije prethodno pomenute digitalne slike. Maksimalna vrednost entropije 24-bitske dubine zapisa iznosi 8 bita. Originalna slika ima vrednost 7.7502 bita, tako da se vrednost entropije originalne slike svrstava u entropiju visokog nivoa. Značajno je napomenuti da skoro svi formati zadržavaju gotovo identičnu vrednost entropije slike, pri čemu je vrednost odstupanja manja od $\pm 1,6\%$ u odnosu na vrednost entropije za originalnu sliku. Rezultati entropije za sve obrađene formate digitalne slike spadaju u grupu visokog kvaliteta jer se nalaze iznad vrednosti 7.5 bita. Pri kreiranju digitalne slike vrednost po kanalima iznosi približno 8 bita. Svaka obrada unosi redukciju vrednosti entropije pa se entropija koristi kao jedan od parametara u veštačenju za utvrđivanje originalnosti digitalne slike.



Grafikon 3.1. Vrednosti entropije za posmatrane slike različitih formata.

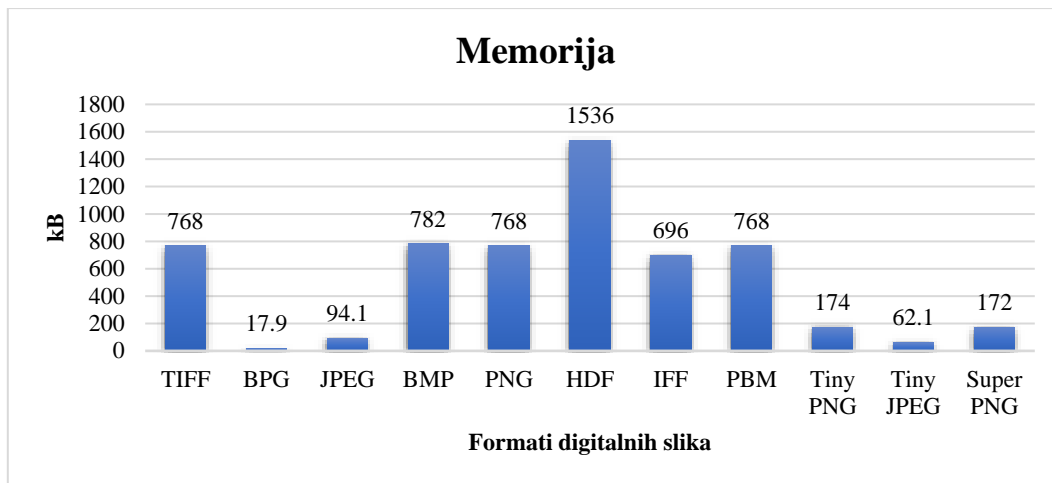
3.3. Model strukturalne sličnosti (SSIM)

Metod strukturalne sličnosti SSIM (*Structural Similarity Index*) je jedan od najverodostojnijih pokazatelja identičnosti originalne slike sa konvertovanom ili rekonstruisanom slikom. SSIM poredi osvetljenje, strukturu i kontrast između originalne i rekonstruisane slike. Grafikon 3.2 odražava vrednosti strukturalne sličnosti konvertovanih slika u poređenju sa originalom. Kako rezultati pokazuju, maksimalno odstupanje se primećuje kod BPG (*Better Portable Graphics*) formata slike i njegova vrednost je 0.9497, što je redukcija za 5.13% od maksimalne vrednosti. Međutim, ako se uzme u obzir primena visokog stepena kompresije, ovo odstupanje SSIM parametra je u potpunosti prihvatljivo. Formati JPEG (*Joint Photographic Experts Group*), Tiny JPEG, PNG (*Portable Network Graphics*), Tiny PNG i Super PNG daju vrednosti SSIM od 0.9751, 0.9634, 0.9997, 0.9842 i 0.9684 što predstavlja odstupanje od 2,5%, 3,6%, 0,1%, 1,6% i 3,2% od strukture originalne slike. Kao što je vidljivo sa Grafikona 3.2, gotovo u procentu se može utvrditi razlika u strukturi originalne i rekonstruisane slike.



Grafikon 3.2. Vrednosti SSIM za posmatrane slike različitih formata.

3.4. Memorija

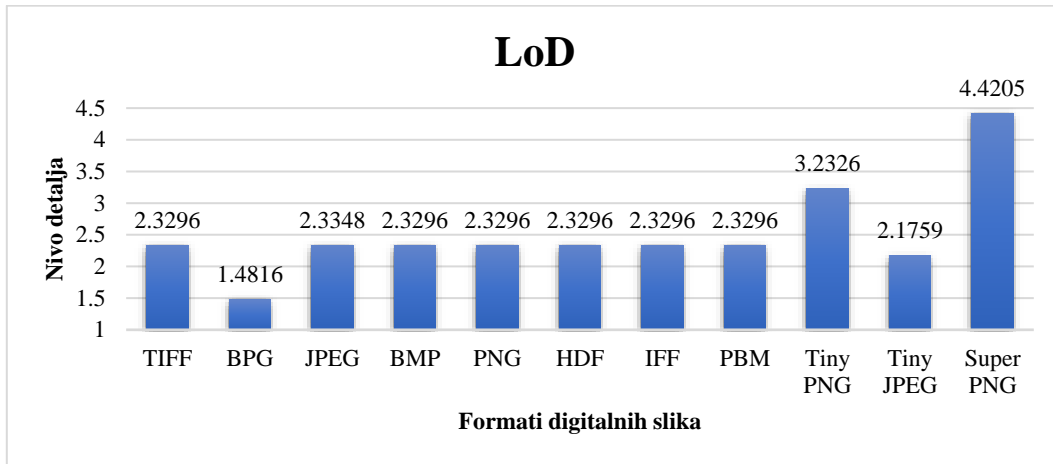


Grafikon 3.3. Vrednosti memorije za posmatrane slike različitih formata.

Memorija zapisa digitalne slike predstavlja meru optimizacije formata slike. Rezultati originalne i rekonstruisanih slika prikazani su na Grafikonu 3.3. Kao što se uočava sa Grafikona 3.3, HDF (*Hierarchical Data Format*) predstavlja memorijski „najteži“ format digitalne slike, zbog hijerarhijskog zapisa slike. Najviši stepen smanjenja memorije može se naći kod novog formata slike – BPG. Vrednost memorije za BPG iznosi 17.9 kB što znači da je ušteda 42,9 puta u odnosu na originalnu sliku čija je vrednost 768 kB.

3.5. Nivo detalja (LoD)

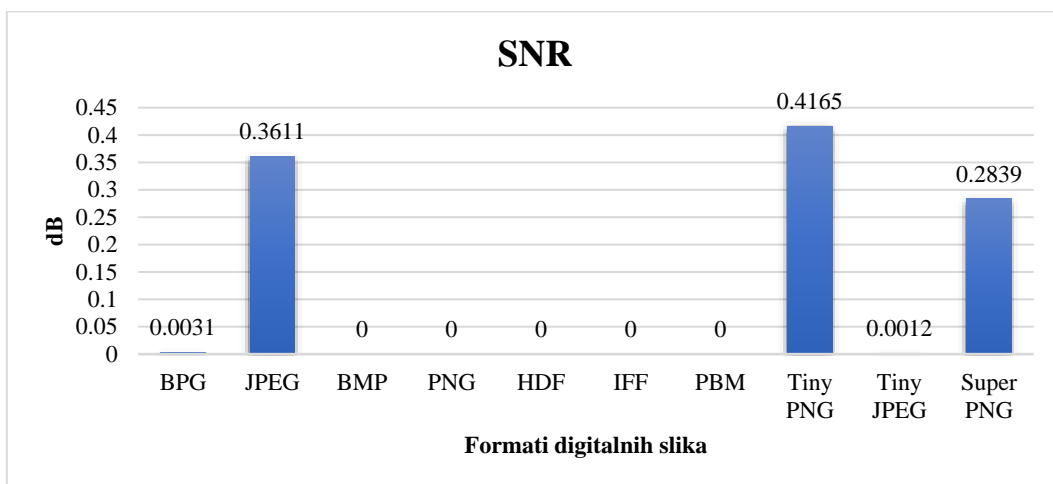
Mera nivoa detalja LoD (*Level of Detail*) pokazuje učestalost promene vrednosti piksela u skali sive. Veća promena uslovljava i viši nivo detalja i obrnuto. Kao što se može uočiti sa Grafikona 3.4, visok stepen kompresije uslovljava da formati BPG i Tiny JPEG pružaju najnižu vrednost LoD-a. Sa druge strane, formati Tiny PNG i Super PNG prikazuju viši nivo detalja od originalne slike. Ovo se objašnjava postupcima koji se primenjuju u nastajanju formata. Tiny PNG upotrebljava predikciju (množač), odnosno zamenu za Alfa kanal (transparentnost), zbog čega dolazi do greške, jer se ne može primeniti identičan koeficijent množenja za sva tri kanala po svakom pikselu, te se isti približno računa na osnovu posebnog algoritma. Super PNG kao i Tiny PNG format imaju grešku u algoritmu s obzirom na to da određene oblasti algoritam predstavlja kao transparentne i menja sa crnom bojom, pa se zbog toga generiše greška.



Grafikon 3.4. Vrednosti LoD za posmatrane slike različitih formata.

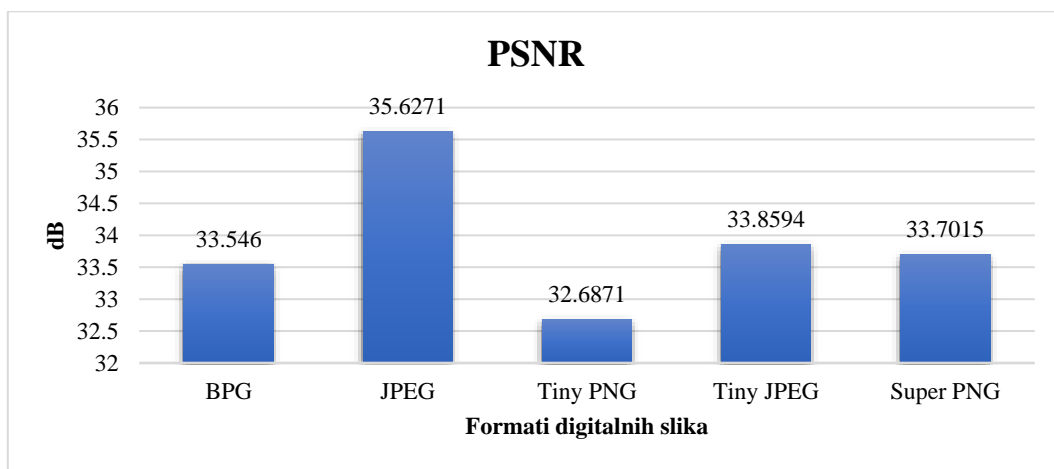
3.6. Direktan odnos signal/šum (SNR) i Vršni odnos signal/šum (PSNR)

Greške u kompresiji predstavljaju se kao šum. Upravo zbog toga analizira se direktan odnos signal/šum SNR (*Signal-to-noise ratio*). Grafikon 3.5 grafički prikazuje vrednosti SNR parametra za konvertovane digitalne slike. Sa grafikona se veoma jasno vidi da JPEG, Tiny PNG i Super PNG unose nizak stepen šuma od 0.3611, 0.4165 i 0.2839 dB nakon konverzije. Format BPG unosi neznatan šum nakon konverzije od 0.0031 dB, dok ostali formati, kako pokazuje SNR parametar, ne unose šum nakon konverzije.



Grafikon 3.5. Vrednosti SNR za posmatrane slike različitih formata.

Grafikon 3.6 prikazuje vrednosti vršnog odnosa signal/šum PSNR (Peak signal-to-noise ratio) za konvertovane formate digitalne slike. Pošto se kod formata BPG, JPEG, Tiny PNG, Tiny JPEG i Super PNG javljaju odstupanja od strukturalne sličnosti u odnosu na originale, relevantno je samo njih meriti PSNR parametrom. Prema teoriji digitalne obrade signala, kvalitetan prenos se ocenjuje kada je vrednost PSNR parametra slike koja se prenosi preko 30 dB [26]. Nedvosmisleno se može zaključiti da formati BPG, JPEG, Tiny PNG, Tiny JPEG i Super PNG, bez obzira što konverzija unosi određeni procenat šuma, zadovoljavaju teorijske uslove kvalitetnog prenosa.



Grafikon 3.6. Vrednosti PSNR za posmatrane slike različitih formata.

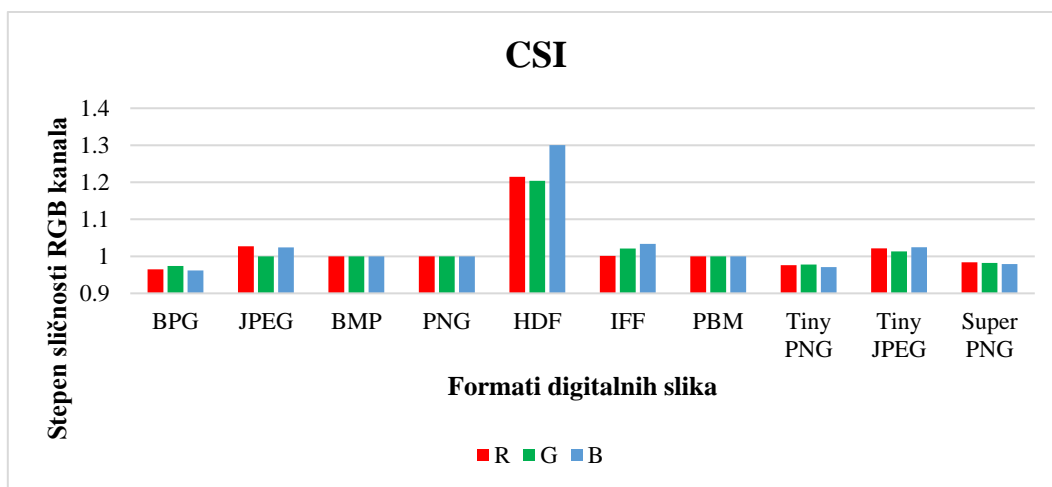
3.7. Indeks kanalne sličnosti (CSI)

Ideja Indeksa kanalne sličnosti CSI (*Channel Similarity Index*) parametra je poređenje matrica istog kanala originalne i rekonstruisane slike. Iz ovoga se zaključuje da se poređenje može vršiti samo ako nije došlo do promene rezolucije slike, odnosno ako je broj elemenata u matrici originalne i rekonstruisane slike isti po kanalu. Izlazni rezultat CSI parametra su tri nezavisne vrednosti (posebno za R, G i B kanal). Ovim putem se dobijaju nove tri matrice koje predstavljaju matrice odnosa kanala:

$$\frac{R_2(i, j)}{R_1(i, j)} = R(i, j), \quad \frac{G_2(i, j)}{G_1(i, j)} = G(i, j), \quad \frac{B_2(i, j)}{B_1(i, j)} = B(i, j) \quad (3.1)$$

Parametri i i j u izrazu (3.1) se odnose na poziciju piksela u slici. CSI parametar se sastoji od srednjih vrednosti matrica $R(i, j)$, $G(i, j)$ i $B(i, j)$, što znači da CSI parametar

poseduje tri vrednosti koje predstavljaju srednju vrednost odnosa kanala originalne i rekonstruisane slike. Izražen je kao neimenovan broj koji predstavlja koliko je signal kanala rekonstruisane slike jači ili slabiji od signala originalne slike. Ako je veličina manja od jedinice, tada je reč o slabljenju, a ako je vrednost viša od jedan, reč je o pojačanju u odnosu na originalni signal. Grafikon 3.7 daje vrednosti CSI za posmatrane slike različitih formata. Kao što se može uočiti sa grafikona, jedino formati bitskih ravni BMP i PBM, zajedno sa PNG formatom, imaju vrednosti 1 nakon konverzije, što znači da zadržavaju isti stepen sličnosti sa originalnom slikom. Ostali formati imaju neznatna odstupanja od idealne sličnosti po kanalima.



Grafikon 3.7. Vrednosti CSI za posmatrane slike različitih formata.

4. ANALIZA ALGORITAMA DETEKCIJE IVICA

Detekcija ivica je relativno mlada istraživačka oblast, a njena primena postoji u različitim praktičnim realizacijama mašinskog učenja, robotike, uređajima za noćno osmatranje, vojnoj industriji i mnogim drugim. Algoritmi u prostornom domenu pretežno se zasnivaju na 2D gradijentu sa podmatricama 2x2 ili 3x3 piksela. Za određene potrebe medicinskih slika kvalitetniji rezultati se mogu dobiti piramidalnim algoritmom detekcije ivica, što je prikazano u radu [41]. Kada je potrebna veća brzina obrade i rad sa analognim signalima, koristi se *Fuzzy* algoritam baziran na obradi slike u frekvencijskom domenu. Sobelov operator odlikuje se podmatricom 3x3 i zbirnim gradijentom za x i y pravac [42]. Na temeljima ove analize realizovani su filteri za *multi-channel* slike, kao što je *Frei-Chen* algoritam za detekciju ivica sa devet konvolucionih maski 3x3 [43], ili *Prewitt* koji je zasnovan na maski 5x5 [44]. Sa druge strane, ako je potrebna detekcija visokog stepena osetljivosti, koristi se Robertova funkcija za detekciju ivica zasnovana na 2x2 konvolucionoju matrici [45]. Slično se može kazati za Gaus-Laplasov operator detekcije ivica koji ima najmanji prag osetljivosti [46]. Slike srednjeg nivoa detalja obrađuju se unapređenom verzijom Robertove funkcije sa tri konvolucione matrice 3x3, definisane kao Robinsonov operator detekcije ivica [47]. *Kirsch* operator realizovan je za detekciju ivica u slikama visoke rezolucije [48], [49]. Međutim, algoritmi koji kao podlogu koriste rezultate Sobelove detekcije su *Saar* i *Canny* operatori detekcije ivica i tretiraju se kao algoritmi najveće kompleksnosti [50], [51]. *Canny* operator se preporučuje za detekciju kod slika sa nižom i srednjom vrednošću nivoa detalja. Svi primenjeni operatori su fiksirani, odnosno primenjuju se u određenim uslovima obrade slike. Uglavnom na osnovu lične procene i radova u kojima se opisuju specifične situacije korisnik može odrediti podobnost operatora za obradu. Drugi nedostatak svih algoritama je da ne uzimaju u obzir šumove koji nastaju u slici, a zavisno od tipa optičkog senzora oni mogu biti do 12% [31], [52]. Treći nedostatak je osvetljenje, odnosno slike koje nastaju u uslovima nižeg ili višeg stepena osvetljenja, pa je tada nivo detalja jako nizak [53], čime su i potencijali algoritama za detekciju

ivica ograničeni [54]. Rezultati ovog poglavlja koristiće kao osnova za kreiranje novog modela detekcije ivica. Deo rezultata prikazanih u ovom poglavlju publikovan je u časopisu sa *impact* faktorom [54].

4.1. Bitske ravni i operatori detekcije ivica

Svaki bit memorije digitalne slike sadrži određene informacije o slici. Različiti algoritmi detekcije ivica u različitim uslovima nad istim slikama daju različite rezultate, kako je pokazano u radovima [55]–[57]. Iako se u radovima [58] i [61] za definisanje ivica uglavnom koriste viši bitovi, u njima nedostaje opis odnosa detekcije ivica i bitskih ravni. Obrada slike je proces u kome se primenjuje odabrani algoritam nad svim bitskim ravnima (svih 8) [62]. Međutim, obrada nad bazama slika značajno komplikuje kompletan proces, jer je obrada slike samo jedan deo procesa. Velike baze slika koje se obrađuju pružaju veliki izvor informacija kako korisnih, tako i suvišnih. Specifičnosti operatora za detekciju ivica su različite i sa teorijskog stanovišta se može govoriti o prednostima i nedostacima, ali ne i o superiornosti određenog operatora nad ostalima, kako u prostornom, tako i u frekvencijskom domenu.

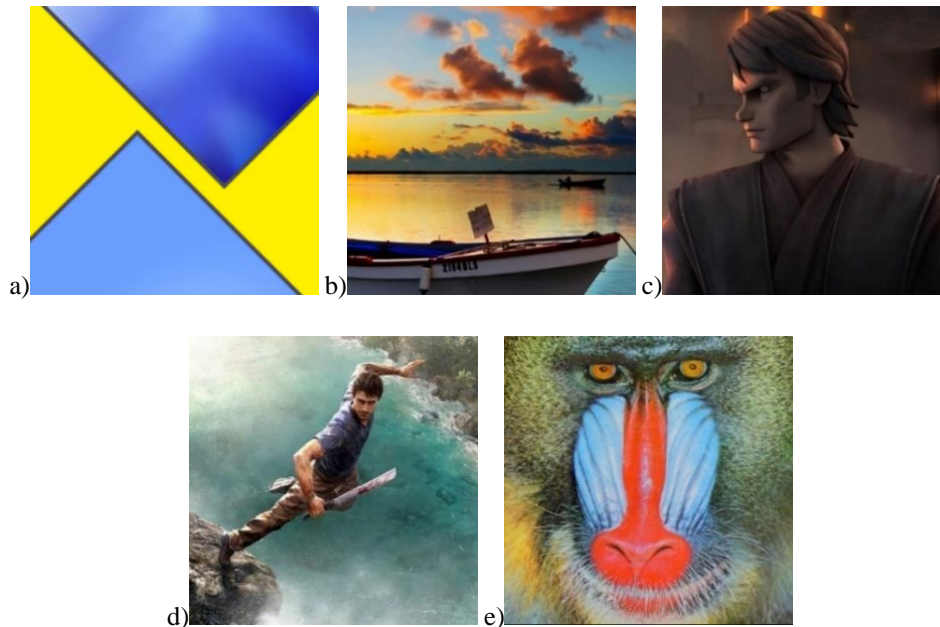
4.2. Metodologija analize

Sve slike u analizi su zapisane u 24-bitnom sistemu boja (8 bita po kanalu). Sadržaj svakog bita analiziran je kroz više parametara u cilju dobijanja jasne informacije o strukturi ivica kroz bitove. Takođe, slike za analizu u ovom poglavlju sortirane su prema kompleksnosti nivoa detalja da bi se pokazao uticaj stepena detalja i detektovanih ivica. Na Slici 4.1 deo test slika za analizu koje se smatraju karakterističnim u oblasti digitalne obrade slike. Rezultati ovog poglavlja zasnovani su na analizi više od 50 digitalnih slika, dok su u poglavlju prikazane samo karakteristične slike koje predstavljaju definisani opseg nivoa detalja. Baza slika korišćenih u ovom poglavlju preuzeta je sa adrese:

http://www.imageprocessingplace.com/root_files_V3/image_databases.htm.

LoD kao mera promene vrednosti piksela po RGB kanalima u slici na posmatranom delu predstavlja respektivan parametar za podelu slike u različite kategorije za analizu. Na osnovu ovog zaključka slike su podeljene po kriterijumu:

- ekstremno nizak nivo detalja (0–1,5),
- nizak nivo detalja (1,51–3),
- srednji nivo detalja (3,01–5),
- visok nivo detalja (5,01–7),
- ekstremno visok nivo detalja (7 i više).



Slika 4.1. Originalne test slike: a) Polygon, b) Boat, c) Star Wars, d) Far Cry, e) Monkey.

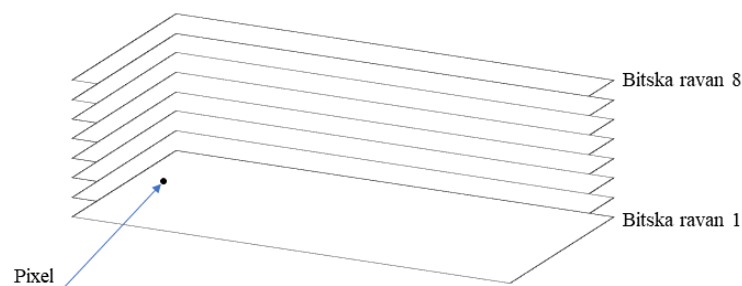
Tabela 4.1. daje uvid u nivo detalja za test slike u analizi. Cilj analize je da se izvedu zajednički zaključci kroz dve potpuno odvojene analize. Prva je analiza kompletne slike sa detektovanim ivicama. Druga analiza pružiće detaljno sagledavanje sadržaja svake bitske ravni posebno.

Tabela 4.1. Nivo detalja za slike 4.1 prema Diskretnoj kosinusnoj transformaciji.

Slika	LoD (DCT)
Polygon	0.16
Boat	1.726
Star Wars	3.0421
Far Cry	6.3703
Monkey	7.9774

Ako se pretpostavi da svaki piksel sadrži informaciju smeštenu u memoriji od 8 bita, tih 8 bitova se može razložiti u 8 različitih slojeva. Počevši od sloja 1, u kome se sadrže informacije najniže važnosti, do sloja 8 u kome se sadrže informacije najviše važnosti, respektivno. Slika 4.2 prikazuje organizaciju slike po bitskim ravnima.

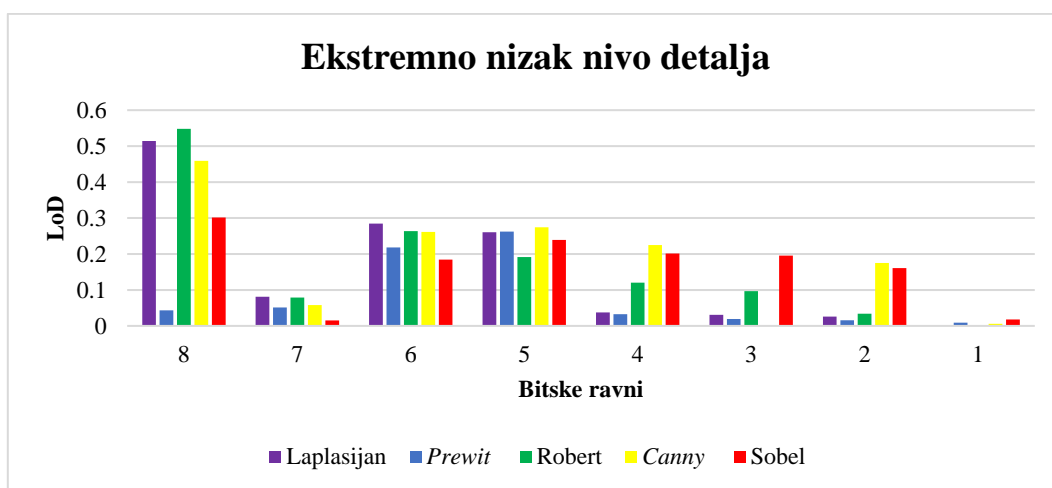
Analiza ove vrste je veoma važna jer daje preciznost sadržaja svakog bita u odnosu na ivice koje se nalaze u njemu.



Slika 4.2. Struktura bitskih ravni.

4.3. Rezultati i diskusija

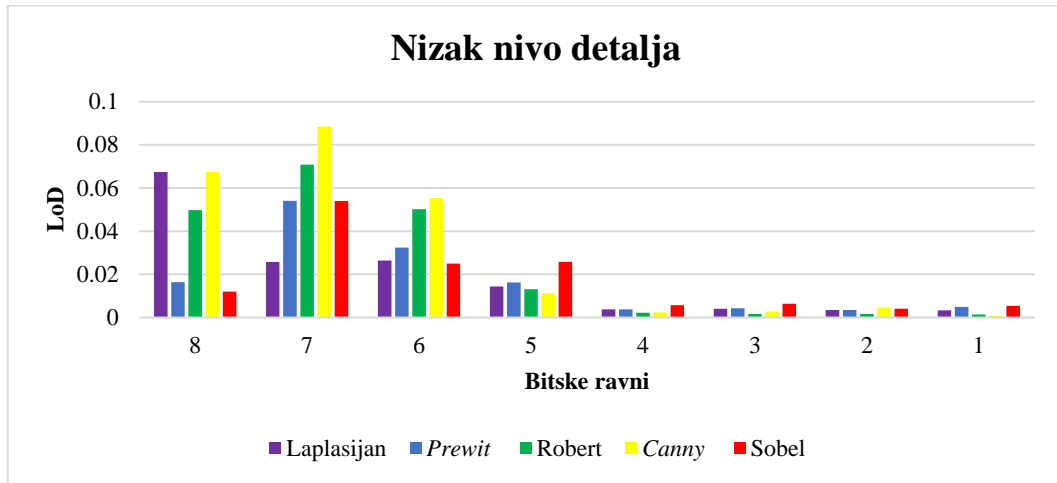
Rezultati komparativne analize algoritama detekcije ivica klasifikovani prema stepenu nivoa detalja i bitskim ravnima prikazani su na grafikonima 4.1, 4.2, 4.3, 4.4 i 4.5. Priroda različitih algoritama namenjenih detekciji ivica u slučaju ekstremno niskih nivoa detalja prikazana je na Grafikonu 4.1. Kao što je vidljivo sa grafikona, najviši nivo informacija se nalazi u osmom bitu, osim kod *Prewit* algoritma. Takođe, uočljivo je da u detekciji ivica Sobelov i *Canny* operatori uzimaju u razmatranje sve bitske ravni osim prve. Laplasov i Robertov operator sadrže vrednosti preko 0.2 LoD, što čini najveću koncentraciju informacija o ivicama u 5, 6. i 8. bitu.



Grafikon 4.1. Sadržaj ivica po bitskim ravnima za različite algoritme detekcije ivica i za ekstremno nizak nivo detalja.

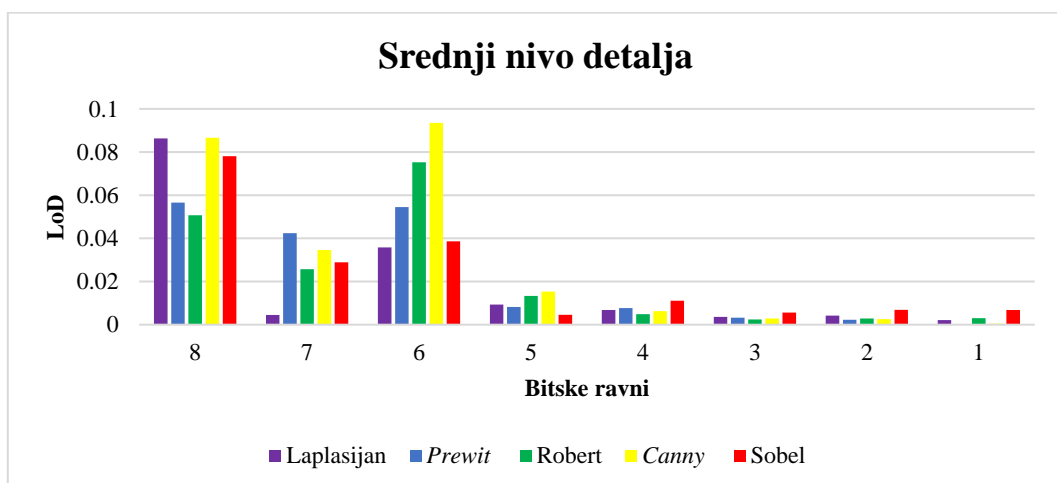
Grafikon 4.2 pruža komparativni pregled sadržaja bitskih ravni za nizak nivo detalja. Sobelov operator najveću informaciju o ivicama sadrži u petoj, šestoj i sedmoj

bitskoj ravni, odnosno to su vrednosti preko 0.2 LoD, dok se za sve ostale operatore detekcije moraju uzeti u obzir od pete do osme bitske ravni.



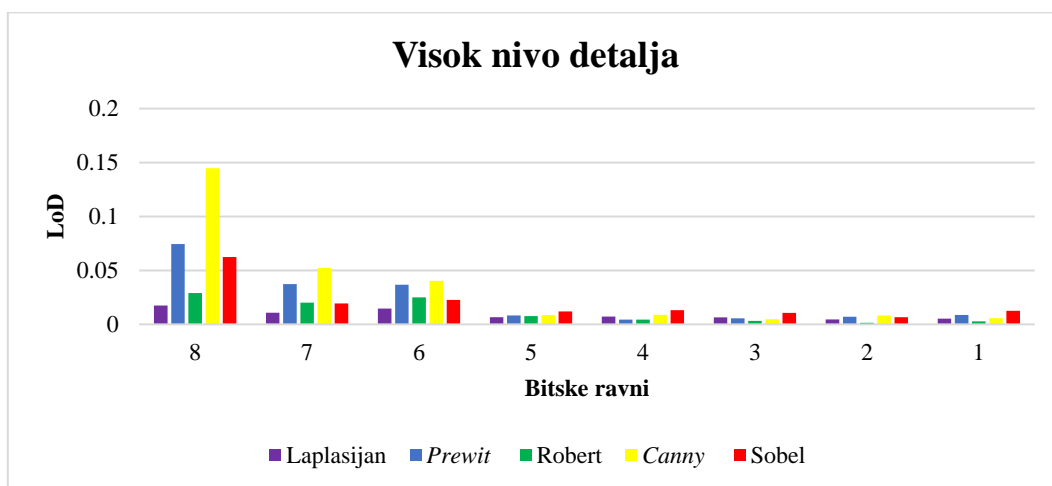
Grafikon 4.2. Sadržaj ivica po bitskim ravnima za različite algoritme detekcije ivica i za nizak nivo detalja.

Kada je u pitanju srednji nivo detalja i koncentracija sadržaja detektovanih ivica u bitskim ravnima, rezultati obrade nalaze se na Grafikonu 4.3. Posmatrani operatori u bitskim ravnima 6, 7. i 8. čuvaju najviše informacija o ivicama, što pokazuju vrednosti preko 0.02 LoD, dok se jedino Laplasijan operator može posmatrati kroz bitske ravni 6 i 8, jer je najveća koncentracija informacija o ivicama u ova dva bita jer je vrednost nivoa detalja preko 0.03. Informacije ovog tipa mogu značajno skratiti vreme obrade/poređenja kada se u procesu obrade koriste operatori detekcije ivica.



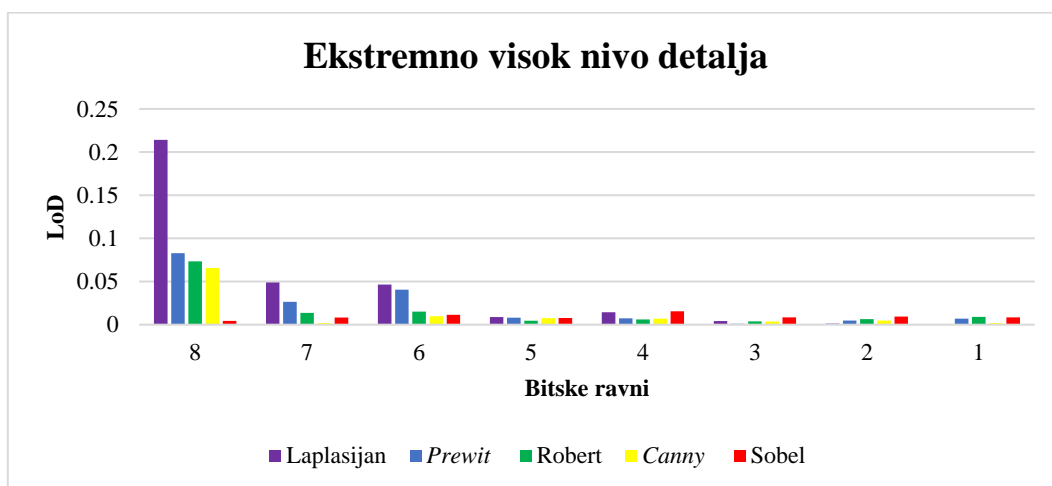
Grafikon 4.3. Sadržaj ivica po bitskim ravnima za različite algoritme detekcije ivica i za srednji nivo detalja.

Analiza slika za visok nivo detalja nalazi se na Grafikonu 4.4. Najviši stepen koncentracije sadržaja ivica za ovaj nivo detalja nalazi se u bitskim ravnima 6, 7. i 8. *Canny* operator samo u bitskoj ravni 8 ima koncentraciju sadržaja ivica od ~ 0.15 LoD, što čini sadržaj od 56% u odnosu na prvih 7 ravni. Sa druge strane, Sobelov operator, mora se tretirati kroz svih osam bitskih ravni, jer u prvih 7 bitskih ravni poseduje gotovo identičnu količinu informacija o ivicama.



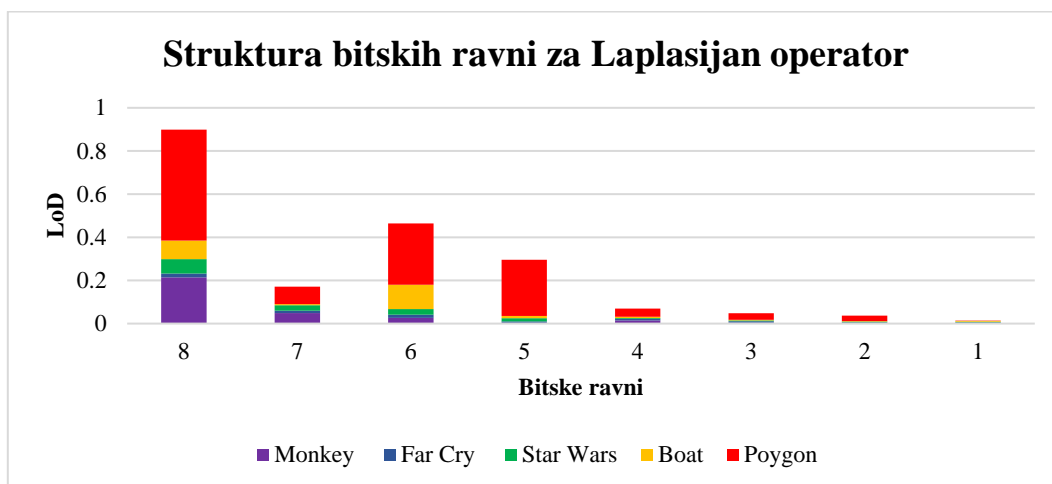
Grafikon 4.4. Sadržaj ivica po bitskim ravnima za različite algoritme detekcije ivica i za visok nivo detalja.

Za ekstremno visok nivo detalja Laplasijan, *Prewit* i Robertov operatori mogu se razmatrati kroz tri poslednja bita, međutim, za sve ostale operatore treba uzeti u obzir i ostale bitove (Grafikon 4.5).



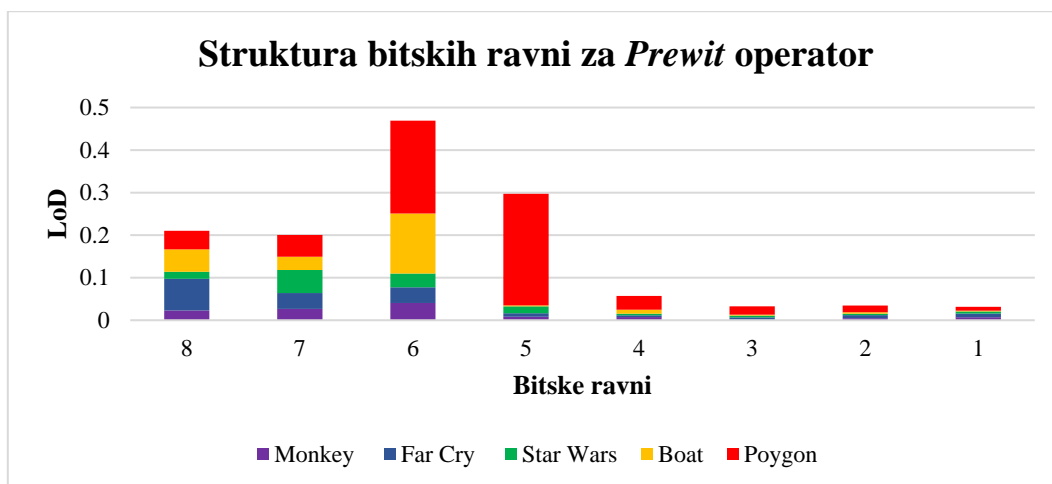
Grafikon 4.5. Sadržaj ivica po bitskim ravnima za različite algoritme detekcije ivica i za ekstremno visok nivo detalja.

Drugi deo analize uključuje analizu svakog operatora detekcije posebno kroz oblasti nivoa detalja. Takođe, ova analiza jasno pokazuje koncentraciju informacija o ivicama za svaki bit digitalne slike. Grafikon 4.6 pokazuje da se za Laplasijan operator najveća količina informacija o ivicama nalazi u bitovima 8, 6. i 5, odnosno, vrednosti od 0.9, 0.5 i 0.3 LoD. Međutim, ako se uzme u obzir i bitska ravan 7, zaključuje se da skoro sve informacije o ivicama se nalaze u poslednja četiri bita. Uz minimalnu grešku, može se preporučiti detekcija ivica kroz poslednja četiri bita za Laplasijan operator.



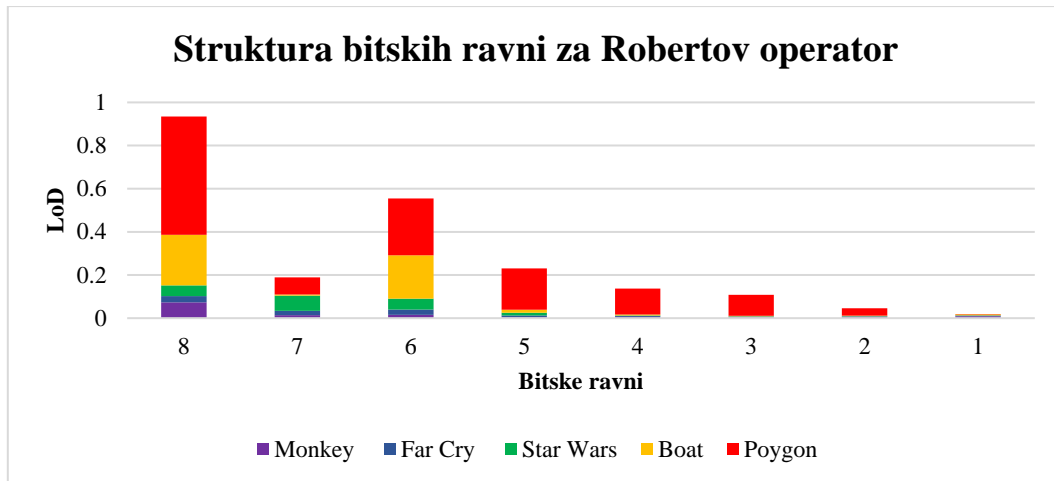
Grafikon 4.6. Struktura bitskih ravni za Laplasijan operator.

Za *Prewit* operator za detekciju ivica može se reći da sadrži veoma nisku količinu informacija o ivicama u prva 4 bita slike (Grafikon 4.7). Vrednosti u prva četiri bita su znatno ispod 0.1 LoD, što je značajno manje u odnosu na poslednja četiri bita. Procenat detekcije ivica u poslednja četiri bita praktično prepisuje zaključak analize Laplasijan operatora, osim po količini detekcije u sedmoj bitskoj ravni.



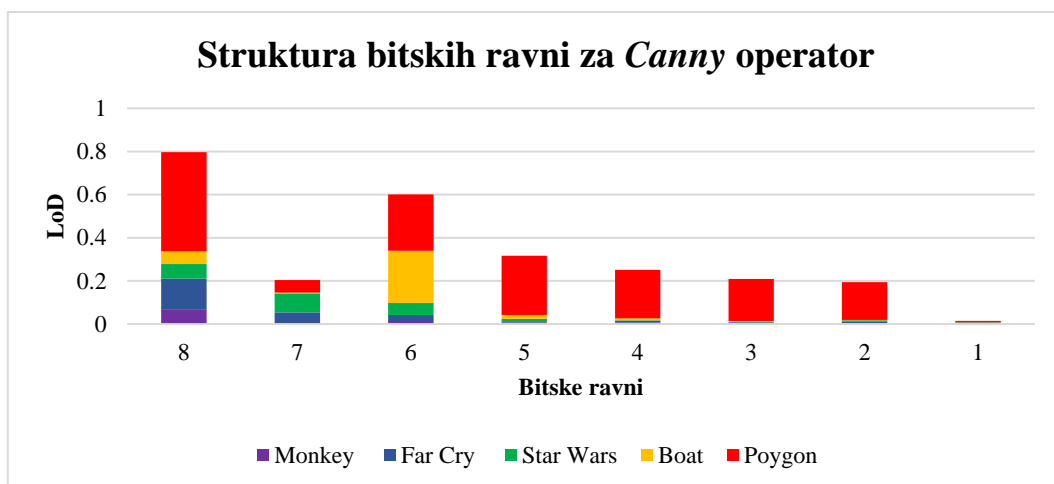
Grafikon 4.7. Struktura bitskih ravni za *Prewit* operator.

Rezultati sa Grafikona 4.8 za Robertov operator govore nešto drugačije. Kao što se može uočiti sa grafikona vrednosti od ~ 1 , ~ 0.6 za 8 i 6 bit govore da je najveća koncentracija informacija o ivicama u tim bitskim ravnima, a zatim u bitovima 5, 7 i 4 gde je vrednost LoD 0.22, 0.19 i 0.1. Robertov operator je moguće primeniti za detekciju ivica kroz bitske ravni 4, 5, 6, 7 i 8 uz minimalnu grešku.



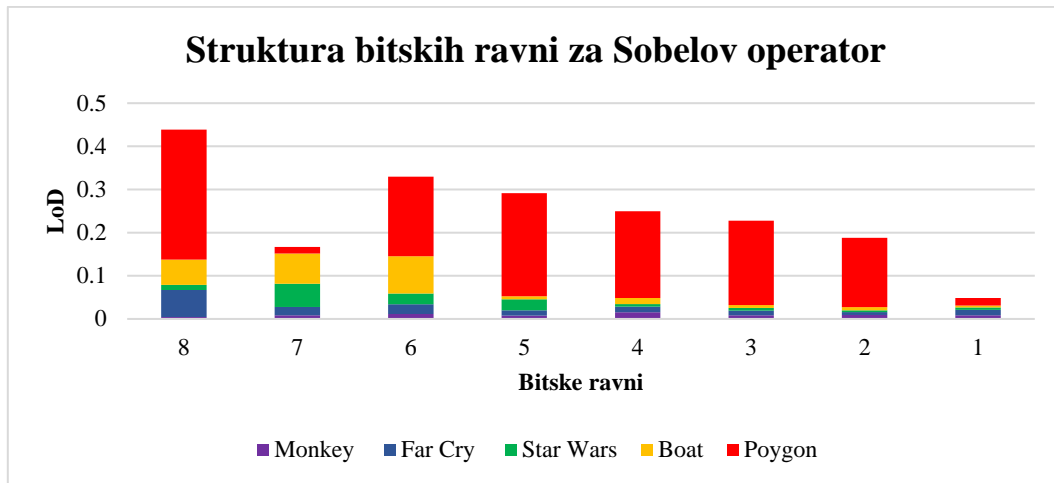
Grafikon 4.8. Struktura bitskih ravni za Robertov operator.

Na Grafikonu 4.9 prikazan je *Canny* operator kao jedan od najboljih derivata Sobelovog operatora. Detekcije ivica prikazana je po bitskim ravnima. U analizi ekstremno niskog nivoa detalja treba uzeti u obzir gotovo sve bitske ravni osim prve. Za visok nivo detalja potrebno je uzeti u razmatranje svih 8 bitskih ravni, a za nizak nivo detalja analizu je moguće izvršiti kroz sedmu i osmu bitsku ravan. Ostale vrednosti su gotovo izjednačene po bitovima pa je neophodno uzeti sve bitske ravni u obzir.



Grafikon 4.9. Struktura bitskih ravni za *Canny* operator.

Rezultati analize Sobelovim operatorom detekcije ivica, kao jednim od najviše korišćenih operatora, dati su na Grafikonu 4.10. Gledajući kroz sve karakteristike i kompletan spektar nivoa detalja, može se jasno zaključiti da gotovo svi bitovi moraju biti tretirani kako bi se dobile željene informacije.



Grafikon 4.10. Struktura bitskih ravni za Sobel operator.

U ovom slučaju se ne može praviti nijedan izuzetak, osim u slučajevima ekstremno niskog i visokog nivoa detalja. U takvim situacijama može se zanemariti prva bitska ravan za ekstremno nizak nivo detalja ili sedma bitska ravan za ekstremno visok nivo detalja. Otuda i opravdanost podele na ekstremne vrednosti nivoa detalja za analizu digitalne slike.

Ovo poglavlje pružilo je analizu različitih tipova operatora detekcije ivica digitalnih slika kroz kompletan spektar nivoa detalja klasifikovanih u određene nivoe. Rezultati su nedvosmisleno pokazali prednosti i mane operatora detekcije ivica. Zaključci prikupljeni u ovom poglavlju korišćiće se u optimizaciji sistema koji se zasnivaju na obradi velikih baza slika, što će biti predstavljeno u Poglavlju 8.

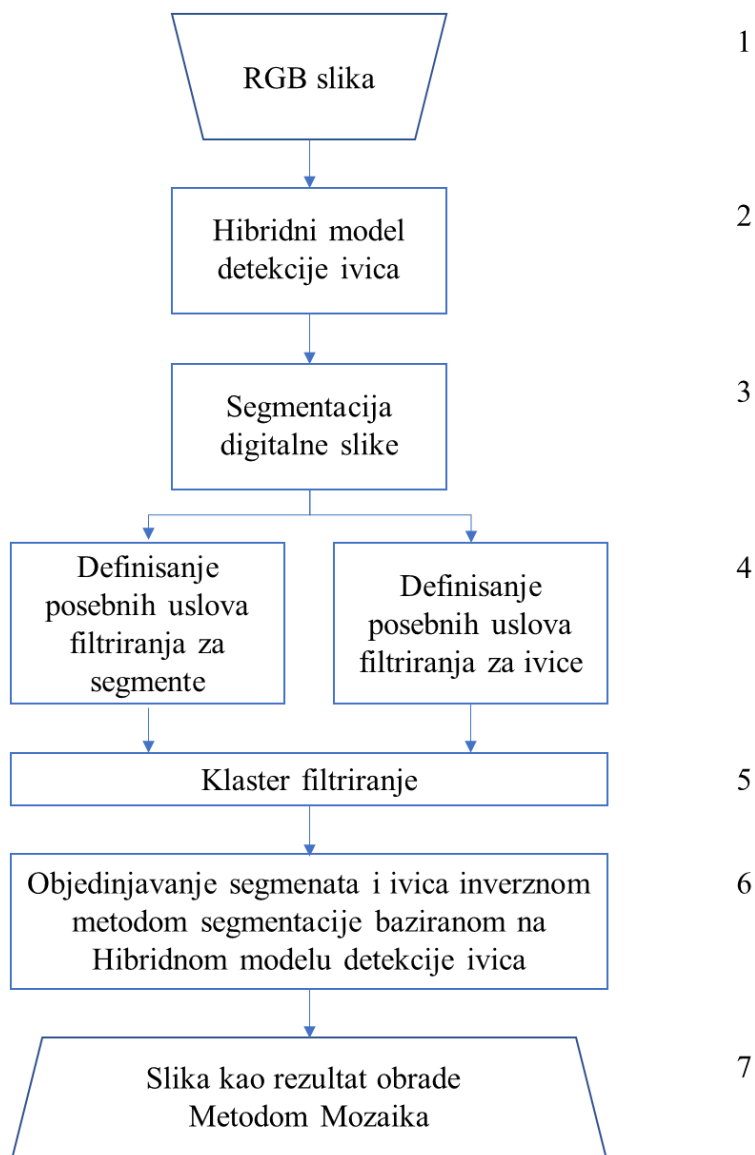
5. METODOLOGIJA – NOVI MODEL PARCIJALNOG FILTRIRANJA: METOD MOZAIKA

Digitalna obrada signala je krovni okvir za oblast digitalne obrade slike. Ovo znači da se gotovo ista rešenja dobijena za ostale signale mogu primeniti i nad slikom. Signal se tretira kao jedinstven podatak bez obzira na njegov sadržaj (slika, audio ili video) pa se na isti način i obrađuje. Međutim, razvojem tehnologije povećavala se i kompleksnost signala. Slika kao signal sadrži veću rezoluciju pa sa tim zauzima i veću memoriju, zahteva složenije algoritme kompresije i sadrži brojne *metapodatke* koji su uticali na već pomenutu kompleksnost signala. Sa druge strane, zbog softverske limitiranosti i prevelikih hardverskih zahteva, javila se potreba da se slika obrađuje u delovima.

5.1. Novi model: metod mozaika

Metod mozaika je način obrade digitalne slike optimizovan u odnosu na RGB sistem boja. Predloženi metod je baziran na nezavisnoj obradi segmenata i ivica digitalne slike. Da bi se eliminisale greške graničnih uslova, obrada se bazira na detekciji bez preklapanja. Ovaj način detekcije podrazumeva da se svi pikseli obrađuju bez ponavljanja u procesu obrade metodom mozaika. Dimenzije segmenata nisu fiksne vrednosti, nego variraju u zavisnosti od definisanih segmenata od 1x2 piksela do veličine od nekoliko stotina piksela. Ivice su definisane kroz RGB matrice posebno. U cilju povećane preciznosti detekcije ivica korisniku je ostavljeno da može posebno definisati prag detekcije, a detektovane ivice služe kao osnova za izdvajanje segmenata. Nad izdvojenim segmentima i ivicama se primenjuje klaster filtriranje sa posebno definisanim uslovima filtriranja. Nakon izvršenog filtriranja pristupa se objedinjavanju segmenata i ivica. Kompletan proces se sastoji od sedam blokova i grafički je prikazan na Slici 5.1. Svi blokovi su dizajnirani i sinhronizovani uz pomoć programskog paketa *MatLab* i C++ programskog jezika. Metod mozaika je specifičan i potpuno različit od

svih do sada opisanih filtera digitalne slike i pruža novu dimenziju obrade digitalne slike.



Slika 5.1. Algoritam metoda mozaika za obradu digitalne slike.

5.1.1. Blok 1: RGB obrada

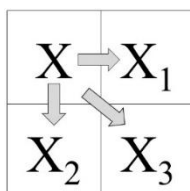
Na početku, slika koja je predmet obrade metodom mozaika razlaže se u RGB komponente. Način pripreme slike u kome se slika tretira kao tri potpuno odvojena signala povećava stepen preciznosti detekcije ivica. Popularnost RGB načina zapisa slike postavilo je ovaj sistem boja kao referentan za razmatranje, pogotovo što svi moderni displej uređaji primenjuju RGB model zapisa, što povećava optimizaciju prikaza rezultata. Kompatibilnost ove vrste daje dodatnu vrednost predloženoj metodi.

5.1.2. Blok 2: Hibridni model detekcije ivica

5.1.2.1. Metodologija rada hibridnog modela detekcije ivica

Nesavršenosti optičkog senzora i transformacija vidnog spektra u električni signal su prvi generatori šuma digitalne slike. Iako je tehnologija daleko napredovala taj proces je još nesavršen i unosi određen stepen šuma u sliku. Danas su poznate razlike između CMOS i CCD optičkih senzora, a isto tako poznate su i razlike u primeni različitih algoritama detekcije ivica u generisanju slike, kao što opisuje rad [63]. Bez obzira na tehnologiju, proces generisanja slike nije imun na šumove, tako da algoritmi sa niskim pragom detekcije ivica šumove doživljavaju kao ivice. Zato je korišćena ideja prema modelu sličnosti SSIM, da se slika pripremi za detekciju ivica primenom filtera koji redukuje šum do 5% i poseduje visok stepen poklapanja sa originalnom slikom. Rad [29] sublimira različite metode redukcije šumova iz digitalne slike, a metod *Weighted* algoritma pokazuje najbolju sinhronizaciju zadatim početnim uslovima pripreme slike za obradu.

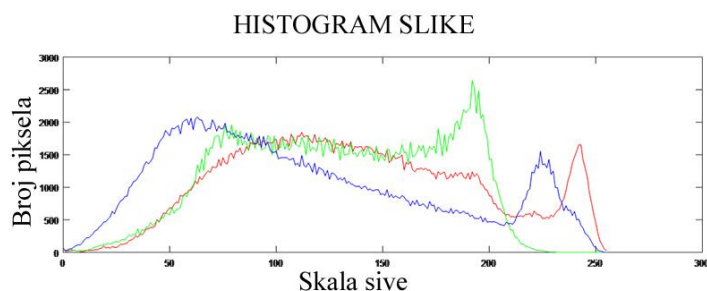
Posebna vrednost predloženog algoritma daje mogućnost da korisnik na samom početku definiše prag detekcije, gde se korisniku pruža mogućnost da manipuliše kompletnom 8-bitnom skalom. Ova mogućnost pruža širok opseg detekcije, pa korisnik, u zavisnosti od zahteva obrade, može potpuno prilagoditi detekciju zadatim uslovima. Kod hibridnog modela detekcije ivica slike, detekcija ivice izvodi se poređenjem kroz tri potpuno nezavisna procesa merenja promene vrednosti susednih piksela. Proces poređenja prikazan na Slici 5.2 govori o trostrukom poređenju u odnosu na piksel polazne detekcije X . Poređenje piksela X sa vrednostima piksela u skali sive na pozicijama X_1 , X_2 i X_3 povećava preciznost detekcije u odnosu na 2D gradijent za dodatno poređenje po dijagonali X_3 .



Slika 5.2. Sistem poređenja vrednosti piksela u odnosu na definisani prag detekcije.

Poređenje se takođe vrši i nad negativom slike i sabira sa dobijenim vrednostima. Ovaj način značajno redukuje greške koje se javljaju pri graničnim

uslovima detekcije ivica. Pored nesavršenog hardvera, različiti stepeni osvetljenja takođe imaju uticaja na indukovanje određenog šuma u slici. Da bi se umanjio uticaj osvetljenja, suplementarni algoritam redukuje vrednost histograma na celoj 8-bitnoj skali sive, kao što je dato na Grafikonu 5.1. Grafikon pokazuje da su vrednosti RGB kanala zauzele skoro čitav spektar skale sive od 0 do 255. Činjenica da se detekcija odvija na gotovo čitavom spektru je još jedna potvrda preciznosti detekcije ivica.

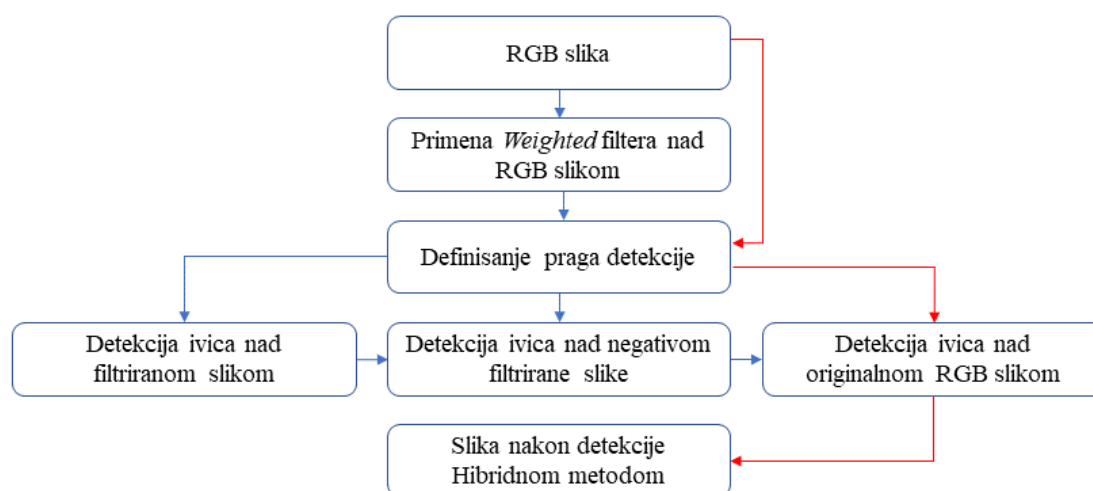


Grafikon 5.1. Histogram slike nakon primene *Weighted* filtera.

Predložene ideje generišu znatniju razliku u promeni vrednosti između susednih piksela, pa ta činjenica pruža kvalitetnu osnovu za dopunsku obradu. Kao što je definisano u radovima [64]–[66], uz primenu kumulativnog histograma, rekonstruisane su slike gde se najveći deo spektra nalazi u malom delu spektra. Ovaj pristup obrade slike je implementiran u trećem koraku obrade u hibridnom algoritmu.

5.1.2.2. Algoritam i programska realizacija hibridnog modela detekcije ivica

Blok dijagram hibridne metode detekcije ivica slike prikazan je na Slici 5.3.



Slika 5.3. Blok dijagram algoritma hibridne metode detekcije ivica.

Prvi korak primene *Weighted* algoritma je redukovanje šuma nad RGB signalima. U sledećem koraku korisnik definiše prag detekcije. Implementacija, prikazana na Slici 5.3, izvodi se kroz tri potpuno odvojena koraka, i to:

1. nad slikom obrađenom *Weighted* algoritmom,
2. nad negativom slike obrađenom *Weighted* algoritmom i
3. nad originalnom RGB slikom posle primene suplementarnog algoritma.

Nakon tri potpuno odvojena koraka obrade, rezultati se čuvaju kao tri zasebne slike. Finalni rezultat je slika zbira međurezultata tri obrade. Ako se pogleda kompletan sistem obrade u kome se u dve od tri zasebne obrade koristi filtriranje, a da pritom korisnik kontroliše prag detekcije, s pravom se ovakav model naziva hibridnom metodom za detekciju ivica digitalne slike. Unapređenje kôda *Weighted* filtera izvršena je u cilju ublažavanja efekta filtracije, jer kao najblaži oblik filtriranja dovodi do blage redukcije šuma i daje mogućnost da se ne detektuju pikovi šuma u slici koja se obrađuje. Parametar praga detekcije može zavisiti od neke vrednosti koja je rezultat obrade nekim drugim algoritmom, čime je ostavljena mogućnost sinhronizacije sa drugim programskim modulima. Ako ne postoji poseban zahtev za definisanjem praga detekcije ivica, podrazumevana vrednost praga detekcije je 5% vrednosti od vrednosti 8-bitne skale sive, odnosno vrednost $P=13$.

5.1.3. Blok 3: Segmentacija digitalne slike bazirana na hibridnom modelu detekcije ivica

Blok 3 prezentuje postupak segmentacije digitalne slike, odnosno izdvajanje objekata na slici uz pomoć hibridnog modela detekcije ivica. Nakon ovog koraka svaki segment digitalne slike predstavlja zasebnu celinu koja će tek biti podvrgnuta obradi. Pošto ivice predstavljaju najosetljiviji deo slike, potrebno je posebno odrediti korake obrade ivica. Oblasti digitalne slike koje se nalaze između detektovanih ivica hibridnom metodom predstavljaju pojedinačne segmente, dok će sve ivice činiti zasebnu sliku. Ovo znači da izdvojeni segmenti neće biti iste rezolucije kao i originalna slika, već će zauzimati onu rezoluciju koja će biti određena detektovanim ivicama. Zbog preciznosti obrade, segmenti se zapisuju u formatu digitalne slike koji dozvoljava zapis transparentnih delova slike (PNG format). Na Slici 5.4 je prikazana originalna slika, a na Slici 5.5 prikazani su segmenti originalne slike. Segmenti ne zauzimaju nijedan piksel više od onog što predstavlja izdvojenu celinu. Sa PNG zapisom digitalne slike

ne samo da se optimizuje obrada, nego metod ne obrađuje suvišne delove svakog segmenta posebno.



Slika 5.4. Originalna test slika za segmentaciju.



Slika 5.5. Segmenti Slike 5.4.

Sadržaj prikazan na Slici 5.4 podeljen je na 12 segmenata, kako je prikazano na Slici 5.5. Svaki segment je sada zasebna celina koja će tek u narednom koraku biti predmet obrade. Međutim, pored svih segmenata i detektovane ivice moraju biti zasebno tretirane, kao što je uočljivo na Slici 5.6.



Slika 5.6. Ivice detektovane Hibridnom metodom u obradi Slike 5.4.

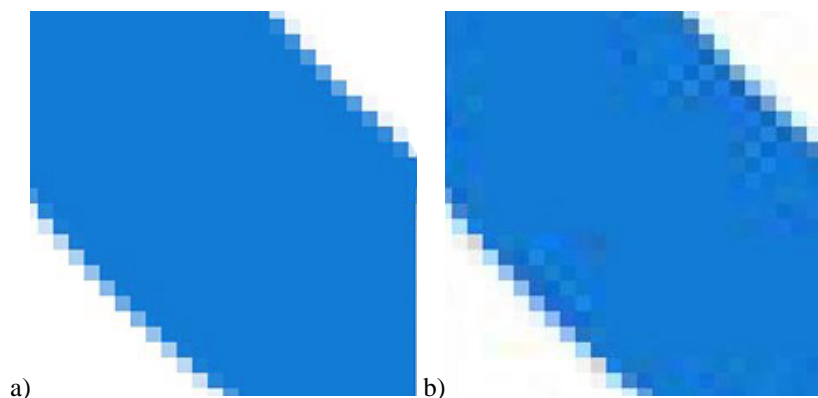
Problem segmentacije digitalne slike i grupisanja segmenata predstavlja veliki izazov za kompletnu oblast Kompjuterske vizije i Digitalne obrade slike. Međutim, ovaj problem nije nastao samo u pomenutim oblastima. Još 1938. godine Werheimer je definisao vizuelnu percepciju onoga što čovek vidi kao grupu malih segmenata vidnog polja. Na veoma sličan način se može definisati digitalna slika, kao skup segmenata koji se ne preklapaju definisanih u rezoluciji $M \times N$. Samim tim, veoma značajan akcenat je na činjenici da ne sme doći do preklapanja segmenata. Sa druge strane, postupak generisanja slike ide u suprotnom smeru. Vidljivi spektar, koji se posmatra kroz objektiv, preko senzora se konvertuje u digitalni signal tri različita kanala (R, G, B). Zbog toga se kao veliki problem javlja način odvajanja vizuelno prepoznatljivih segmenata matematičkim putem.

Segmenti se mogu izdvojiti kao regije između nekih definisanih diskontinuiteta u slici. Tehnike segmentacije bazirane na diskontinuitetu imaju u osnovi nagle promene vrednosti intenziteta slike. Ovakve metode se nazivaju *Edge or Boundary based methods*, a ivica se definiše kao skup povezanih piksela koji leže na granici između različitih regiona u kojima postoje duboki prekidi nekog parametra slike. Ti parametri se mogu definisati kao razlika u nijansi sive, različite teksture i tome slično. Detekcija ivica se uglavnom vrši nad svakim kanalom posebno, a nakon toga se primenjuje zbir ili gradijent dobijenih rezultata, zato se tehnike za detekciju klasifikuju u dve kategorije.

1. Paralelni način detekcije podrazumeva da je skup tačaka koje se nalaze na ivici nezavisan od toga da li ostale tačke leže na toj ivici ili ne. Ovakav postupak se izvodi nezavisno za sva tri kanala. Postoje razne vrste paralelnih diferencijalnih operatora, kao što su Robertov, Sobelov, *Prewit* koji se nazivaju „prava razlika operatora i operatora Laplasijan“. Glavne razlike između ovih operatora su maske na osnovu kojih se vrši detekcija.
2. Sekvencijalna detekcija ivica se zasniva na tački i čitav ishod ovakvog procesa se bazira na pravilno izabranoj polaznoj tački. Postoji određeni broj uzastopnih tehnika koje koriste sekvencijalno pretraživanje i dinamički program. Kod ovakvog načina segmentacije slike treba obratiti pažnju na odabir algoritma za detekciju ivica, jer se upravo kompletna segmentacija bazira na oblastima koje se nalaze između definisanih ivica.

Najveći broj operatora se realizuje uz pomoć diskretnog diferencijalnog operatora koji se zasniva na 2D nezavisnim gradijentima i maskama pomoću kojih se detektuje ivica. Nezavisni gradijenti se računaju posebno za x , a posebno za y osu. U matematičkom smislu, slika je razdvojena na gradijente koji se računaju na osnovu maske 3×3 .

Za potrebe zapisa segmenata kao zasebnih slika koristi se PNG format zapisa slike. PNG predstavlja format zapisa slike koji koristi kompresiju bez gubitaka (*Lossless Data Compression*). Na Slici 5.7 prikazan je uticaj kompresije sa malo gubitaka na PNG format u odnosu na najpopularniji format slike JPEG, pri istom stepenu kompresije. Može se uočiti sa slike da kvalitet zapisa u okolini ivica značajno je bolji kod PNG formata zapisa. PNG se zasniva se na 32-bitnoj dubini zapisa, koristi punu skalu sive i ono što je najvažnije za postupak segmentacije je da upotrebljava Alfa kompozitni proces – A kanal (RGBA). A kanal pruža transparentnost pikselu, pa piksel pored RGB komponente boje sadrži i transparentnost kanala može imati vrednost od 0–1 u zavisnosti od stepena transparentnosti piksela.



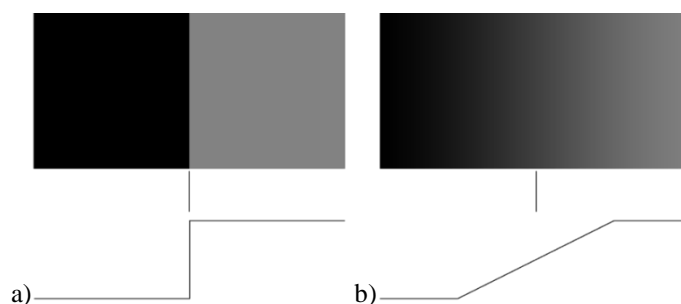
Slika 5.7. Uporedni prikaz kvaliteta ivica za: a) PNG, b) JPEG format slike sa istim stepenom kompresije.

Na Slici 5.8(a) belo-sive kockice u pozadini slike predstavljaju transparentne delove slike. Alfa kompozitni proces predstavlja kombinovanje slike sa pozadinom radi stvaranja delimične ili potpune transparentnosti slike. Naime, kod PNG formata može se veoma precizno izdvojiti objekat i nad njim vršiti obrada.



Slika 5.8. Uporedni prikaz: a) PNG, b) JPEG, formata slike sa istim stepenom kompresije.

Takođe, treba napomenuti ograničenja koja mogu nastati kod detektovanja segmenata. Prvenstveno se može javiti problem kod stepena diskontinuiteta na slici. Na osnovu diskontinuiteta se definiše ivica, pa je iz tog razloga značajna osetljivost algoritma za detekciju ivica. Grafički je to moguće prikazati kao na Slici 5.9.



Slika 5.9. Model: a) idealne detekcije ivice, b) model realne situacije u detekciji ivice.

U praksi su retki slučajevi detekcije ivica koji se definišu kao idealni (slučaj Slike 5.9(a)), već najčešće detekcija ivice zavisi na kojem delu krive je postavljen prag detekcije. Sa druge strane, veliki broj algoritama detekcije ivica u situaciji kao na Slici 5.9(b) neće detektovati ivicu jer imaju visok prag detekcije pa se blagi prelazi ne detektuju kao ivica. Na ovaj način veliki deo odgovornosti za detekciju ivica slike snosi način definisanja praga. Zato je hibridni metod u velikoj prednosti u odnosu na ostale algoritme detekcije jer pruža mogućnost korisniku da definiše prag detekcije.

5.1.3.1. Metodologija rada algoritma segmentacije

Na osnovu teorije, segmenti digitalne slike tretirani su kao oblasti između ivica slike. Međutim, pošto su te oblasti u slikama sa detekcijom ivica označene crnom bojom, neophodno je tu sliku uporediti sa originalnim slikama upravo iz razloga izdvajanja segmenata. Samim tim, porede se slike iste rezolucije pa je segmentacija

dosta pojednostavljena. Kao primeri za izdvajanje segmenata slike uzeta je slika sa jasno definisanim oblastima (Slika 5.10(a)), slika sa srednjim nivoom detalja (Slika 5.10(b)) i slika sa visokim nivoom detalja (Slika 5.10(c)).

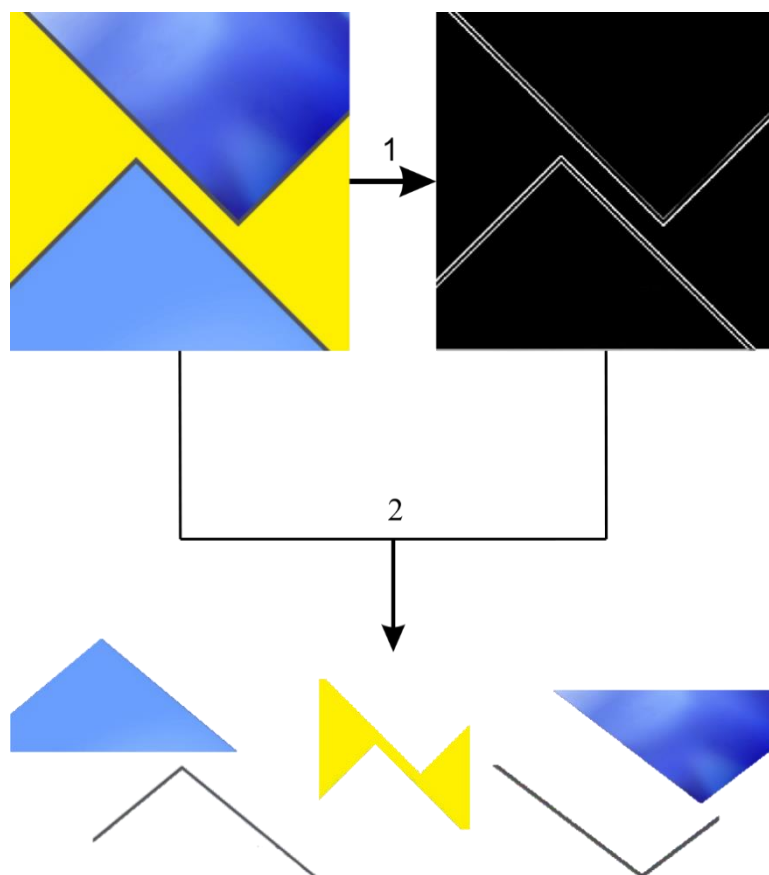


Slika 5.10. Originalne test slike: a) Poligoni, b) Lena, c) Svemir.

Na ovaj način se već detektovane ivice mogu koristiti kao granice za segmente, a segmenti će se uzimati od originalnih slika. Na Slici 5.11 je prikazana blok-šema segmentacije slike gde su brojevima 1 i 2 označeni postupci u procesu segmentacije. U postupku 1 originalna slika se podvrgava hibridnom modelu za detekciju ivica. Tako dobijena slika će poslužiti kao osnova za postupak označen na Slici 5.11 pod 2. Odnosno, za poređenje sa originalnom slikom u postupku segmentacije izdvajaće se segmenti koji imaju vrednost manju od 125. Vrednost 125 je uzeta kao polovina opsega skale sive u 8-bitnom zapisu slike. Na ovaj način se ne definiše tačno ivica, nego okolina ivice, pa je prag od 125 za ovu priliku definisan da eliminiše male pragove detekcije.

Ako je $(\max(m) \times \max(n))$ rezolucija slike, onda je m pozicija piksela po horizontali, a n pozicija piksela po vertikali. Algoritam poredi piksele originalne slike sa slikom nad kojom je izvršena detekcija ivica, po jednom elementu m ili n . U slučaju da se radi po horizontali, vrednost m za prvi ciklus je jednak 1. U slučaju da je vrednost piksela na slici sa detekcijom ivica manja od 125, tada se u novoformiranoj slici upisuje vrednost tog piksela sa originalne slike.

Promenljiva X_n predstavlja broj segmenata. U slučaju da je vrednost svih piksela na slici sa detekcijom ivica veća od 125, vrednost promenjive n se povećava za 1 i proveravaju se pikseli po vertikali. Sve do slučaja kada su vrednosti sjajnosti piksela na pozicijama m i n veće od 125 u skali sive, promenljiva X se povećava za 1 i kreira se novi segment.

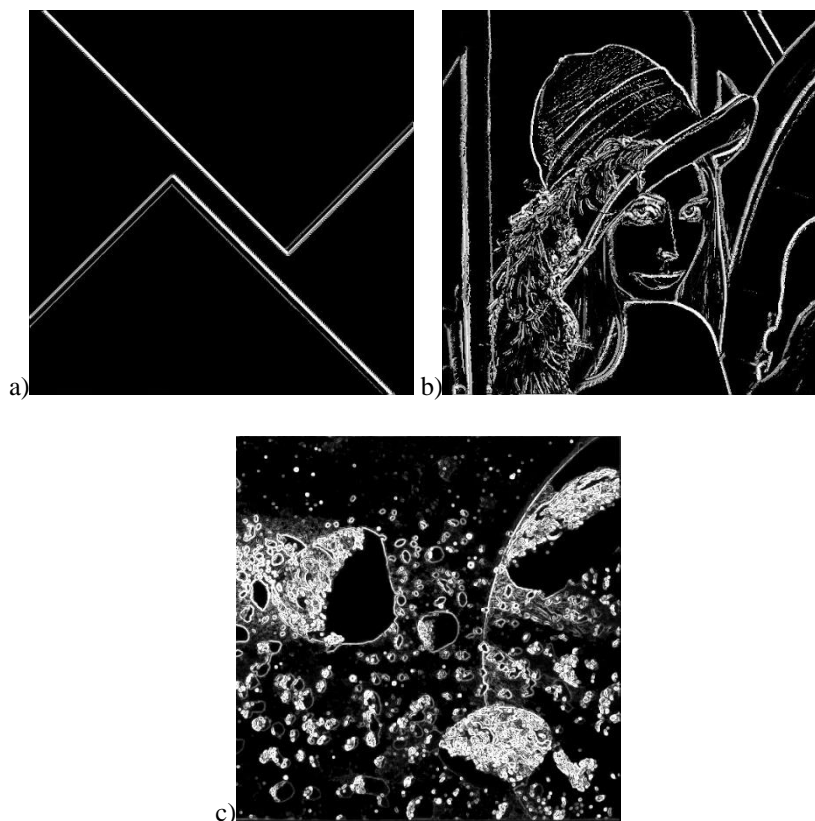


Slika 5.11. Blok-šema segmentacije na osnovu Hibridnog modela detekcije ivica.

Takođe, veoma je značajno opisati rezoluciju zapisanih segmenata i format zapisa. Iz već prethodno opisanih razloga odabran je PNG format zapisa. Prvo, zbog kvaliteta u zapisu ivica, jer se i kompletan koncept segmentacije bazira na algoritmu za detekciju ivica. Na drugom mestu zbog alfa kompozitnog procesa, odnosno transparentnih delova slike. Ove dve činjenice su veoma značajne jer kod zapisa segmenta piksel koji ima najveću poziciju po vertikali se uzima kao referenca vertikale, isto tako i za horizontalu. Ovo treba objasniti kroz činjenicu da izdvojeni segmenti nemaju kvadratnu ili pravougaonu rezoluciju, a da pikseli koji nedostaju moraju biti zapisani kroz alfa kompozitni proces. Taj zapis će upisati transparentne delove slike kao dopuna do kvadratne ili pravougaone rezolucije. Na ovaj način neki segment X_r , koji ima rezoluciju $m_r \times n_r$, sadržiće izdvojeni segment i transparentnu oblast kao dopunu do kvadratne ili pravougaone rezolucije. Na kraju algoritma treba voditi računa o načinu zapisa, naročito pri definiciji vrednosti alfa kompozitnog zapisa segmenta kod PNG formata. Alfa kompozitni zapis treba da ima vrednost 1 (maksimalna vrednost), što predstavlja potpuno transparentu karakteristiku pozadine.

5.1.3.2. Rezultati obrade

Slike za analizu su slike različitog nivoa detalja. Slika 5.12(a) je slika sa niskim nivoom detalja, Slika 5.12(b) poseduje srednji nivoa detalja i Slika 5.12(c) sadrži visok nivo detalja. Ovakve slike su upravo izabrane da bi se ustanovio način segmentacije nad delovima slike koji poseduju različite nivoe detalja. Takođe, to su slike koje imaju različit prag diskontinuiteta u slici.



Slika 5.12. Oblasti između ivica označeni brojevima: a) slika sa niskim nivoom detalja, b) slika sa srednjim nivoom detalja c) slika sa visokim nivoom detalja.

Posmatrajući ove slike kroz prizmu nivoa detalja (LoD) može se reći da Slika 5.12(b) poseduje za 64% viši stepen detalja od Slike 5.12(a), kao što je dato u Tabeli 5.1. Logično je očekivati da slike sa nižim nivoom detalja daju vidljivo preciznije definisane ivice.

Tabela 5.1. Nivo detalja za Slike 5.12(a), 5.12(b) i 5.12(c) prema diskretnoj kosinusnoj transformaciji.

	Poligoni	Lena	Svemir
LoD (DCT)	1.5065	2.3296	3.0752

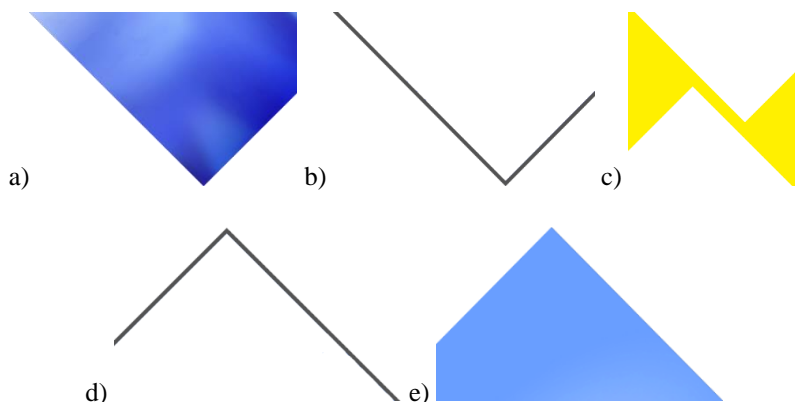
Takođe, još jedan odraz kvaliteta odabranih slika je visok stepen entropije kao mera potencijala slike. Sve analizirane slike pokazuju vrednosti entropije koji je iznad polovine za 8-bitni zapis slike. Vrednosti entropije se nalaze u Tabeli 5.2.

Tabela 5.2. Nivo entropije za Slike 5.12(a), 5.12(b) i 5.12(c).

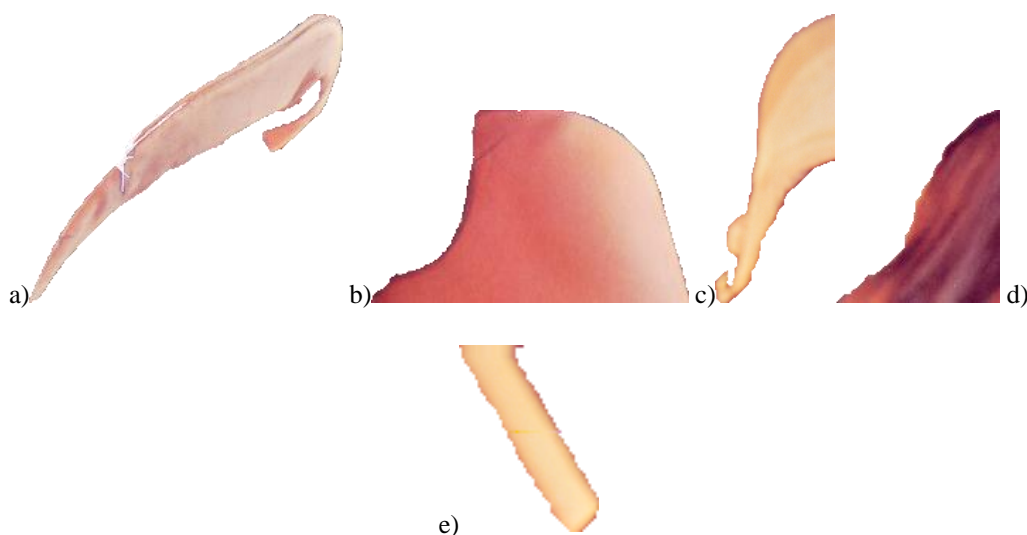
	Poligoni	Lena	Svemir
Entropy	5.4308	7.7502	7.9756

Analiza je pokazala da se bolji rezultati mogu očekivati kod slika sa jasno definisanim poligonima, za razliku od slika koje nemaju izražene poligone. Dokaz ove tvrdnje leži u činjenici da se kod slike sa jasno definisanim poligonima diskontinuitet pojavljuje naglo, dok se kod slika Lena i Svemir pojavljuje postepeno.

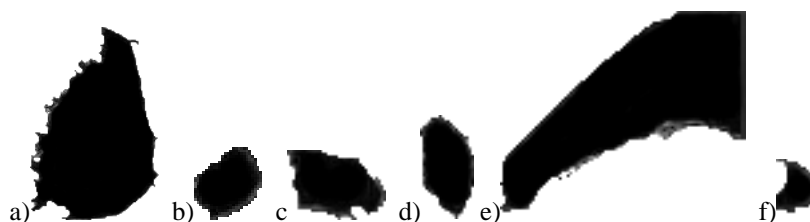
Slike 5.13, 5.14 i 5.15 prikazuju izdvojene segmente sa Slika 5.10(a), 5.10(b) i 5.10(c), respektivno. Iz već objašnjenih razloga, vizuelno bolje izdvojeni objekti se nalaze na Slici 5.10(a), a pošto ih ima svega 5 mogli su svi da se prikažu. Slika 5.10(b) obiluje sa preko 40 različito izdvojenih segmenata, dok je taj broj kod Slike 5.10(c) preko 90, ali je zbog kompaktnosti prikazano nekoliko. Predstavljeni postupak odvajanja segmenata uz pomoć hibridnog modela detekcije ivica koristi kombinaciju dve metode segmentacije. U prvom delu koristi paralelnu detekciju poredeći originalnu sliku i sliku sa hibridnim modelom detekcije ivica. U drugom delu se koristi sekvencijalna detekcija jer se bazira na izboru tačke za detekciju. Tačka se definiše kao piksel u odnosu na početak segmentacije. Završna tačka prvog segmenta nije početna tačka sledećeg, jer bi se tada narušilo pravilo da se segmenti ne preklapaju, već je prvi sledeći piksel čija je vrednost manja od 125 početna tačka sledećeg segmenta.



Slika 5.13. Segmentacija Slike 5.12(a).



Slika 5.14. Segmentacija Slike 5.12(b).



Slika 5.15. Segmentacija Slike 5.12(c).

5.1.4. Blok 4: Definisane posebne uslove

Bez obzira na to što slika predstavlja jedinstvenu celinu oivičenu rezolucijom, digitalna slika se ne može analizirati kao jedinstveni 2D prostor. Taj prostor predstavlja vernu reprezentaciju onog kadra koju je zabeležila kamera zajedno sa svim „nedostacima“ koje sadrži ta slika. Među nedostacima se definišu različite neželjene pojave koje je potrebno filtriranjem otkloniti. Šum, defokusirani delovi slike, nedovoljno naglašene ivice i mnogi drugi faktori su samo neki nedostaci zbog kojih se slika podvrgava procesu obrade. Svi nedostaci nisu ravnomerno raspoređeni unutar 2D prostora, naročito ako određeni delovi prostora sadrže nekoliko različitih nedostataka, a moguće da drugi delovi slike ne sadrže te iste nedostatke. Praktičan primer se može primetiti na Slici 5.16 na kojoj je koncentracija Lorencovog, *Salt & Pepper* i *Snow & Rain* šuma oko 43% [25], [26], [33] i [37], bez obzira na to što slika vizuelno izgleda veoma čisto i detalji su veoma jasni. Koncentracija šuma u datoj slici je takva da određeni objekti „maskiraju“ šum pa je otuda vizuelni osećaj drugačiji od rezultata obrade softverom.



Slika 5.16. Originalna test slika sa koncentracijom šuma 43%.

Iz tog razloga potrebno je zasebno tretirati različite delove iste slike, što znači da početni algoritam, na osnovu precizno definisanih pravila, mora specifično odvojiti delove slike sa sličnim karakteristikama. Takvo odvajanje delova slike sa specifičnim karakteristikama definiše se terminom segmentacija digitalne slike. Kako je već definisano u bloku 3 – segmenti predstavljaju oblasti digitalne slike između detektovanih ivica unutar te slike.

Posebni uslovi filtriranja mogu zavisiti od vrednosti nivoa detalja svakog segmenta posebno, standardne devijacije, vrednosti boje, traženog objekta u slici i mnogih drugih uslova, zavisno od specifičnosti situacije. Takođe, filtriranje nakon definisanja posebnih uslova ne mora uvek da se bazira na klaster filtriranju, već može da postoji samo jedan filter ako on u potpunosti zadovoljava uslove obrade. Prikaz praktično dobijenih rezultata u narednim poglavljima sadržaće i definiciju posebnih uslova za određene situacije, poput defokusiranih i zamućenih slika, obrade medicinskih slika, superrezolucije, merenja koncentracije čađi u markerima i dr.

5.1.5. Blok 5: Klaster filtriranje

Klaster filtriranje predstavlja do sada najkompleksnije filtriranje. Sinhronizovanim filtriranjem dvaju i više primenjenih filtera nad originalnom slikom dobija se rezultat obrade ovom vrstom filtriranja. U literaturi se često može naći da određeni set postupaka filtriranja zavisi od određenog parametra (*parametric filtering*) ili kada ne zavisi od nekog parametra [26]. Metod mozaika nudi mogućnost da se klaster

filtriranje veže za određeni parametar, kao što je urađeno u Poglavlju 8.1 ili da se definisanjem posebnih uslova izvrši primena različitih algoritama nakon segmentacije. Obe situacije su bazirane na predistraživanju koje je sprovedeno u opisu svakog sledećeg poglavlja.

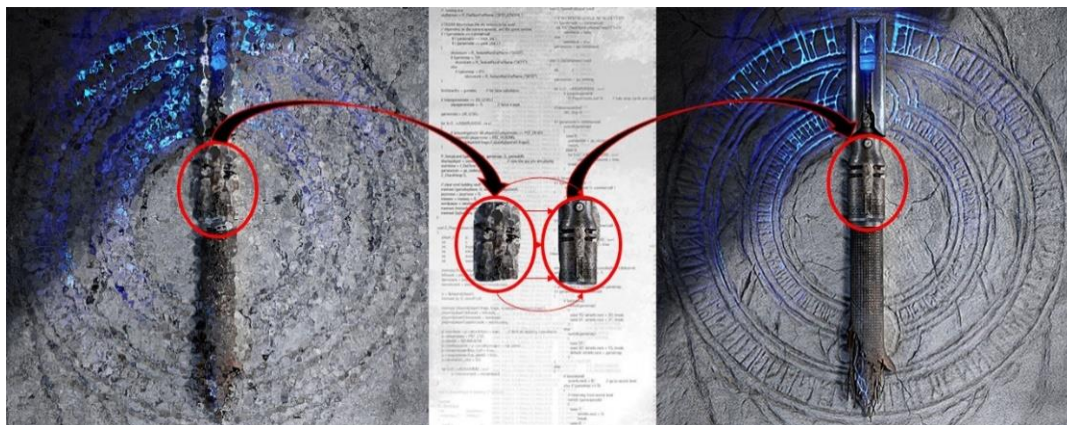
5.1.6. Blok 6: Objedinjavanje segmenata i ivica inverznom metodom

Nakon kompletnog postupka filtracije, postupak označen brojem 6 na Slici 5.1. ima za cilj da izvrši poslednju fazu metoda mozaika, odnosno objedinjavanje svih segmenata i ivica u novu sliku koja se definiše kao rezultat obrade metodom mozaika. Kompletan proces se izvodi inverzno metodi segmentacije koja je detaljno objašnjena u bloku 3. Kreira se nulta matrica istih dimenzija kao i slika koja se obrađuje. Kada se segmenti obrade, svaki od segmenata se pozicionira u nultoj matrici na istu poziciju koju je zauzima u originalnoj slici.

5.1.7. Blok 7: Slika kao rezultat obrade metodom mozaika

Kompletan postupak rada ove metode odredio je ime ovog načina parcijalne filtracije. Kao kamenčići kod mozaika, tako će se u ovoj metodi segmenti odvajati jedan po jedan, zatim obrađivati i postavljati tačno na svoju poziciju u novoj slici, kako je to simbolično prikazano na Slici 5.17.

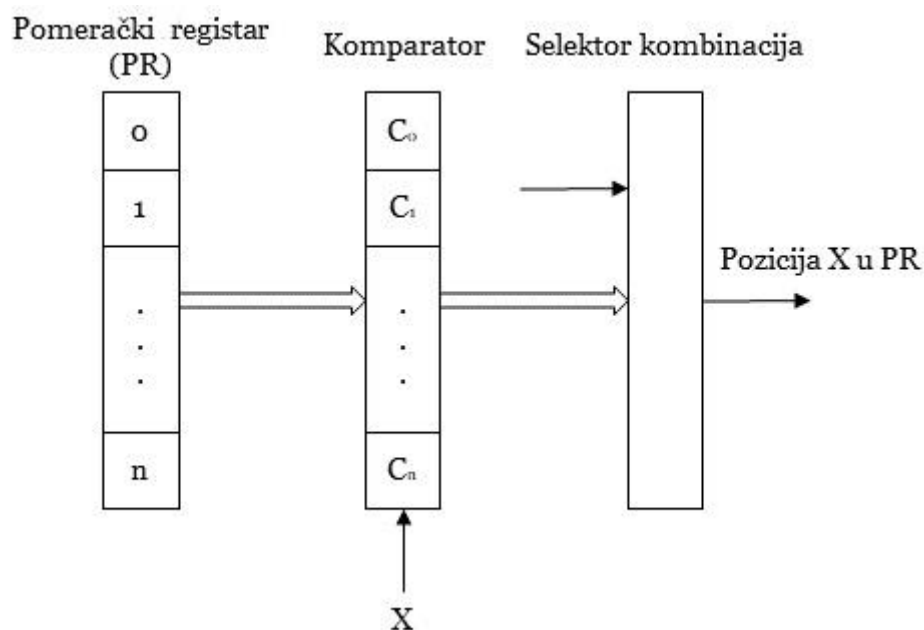
Metod mozaika posebno tretira segmente, a posebno ivice, što predstavlja novinu u odnosu na sve ostale metode. Kompletno idejno rešenje novog modela parcijalnog filtriranja je proistekao kao posledica analize digitalne slike iz prethodnih poglavlja ove doktorske disertacije. Naredna poglavlja će pokazati praktične primene i detaljno objasniti osobine ovog načina filtriranja digitalne slike za specifične situacije. Jedna od glavnih karakteristika metoda mozaika je da se pri ponovnoj obradi slike ne narušava kvalitet, već je njegov cilj da se fokusira na određen problem u slici i da pokuša da ga reši ne ugrožavajući ostale elemente slike.



Slika 5.17. Simbolični primer parcijalnog filtriranja metodom mozaika.

5.2. Metod mozaika u odnosu na dizajn ostalih filtera

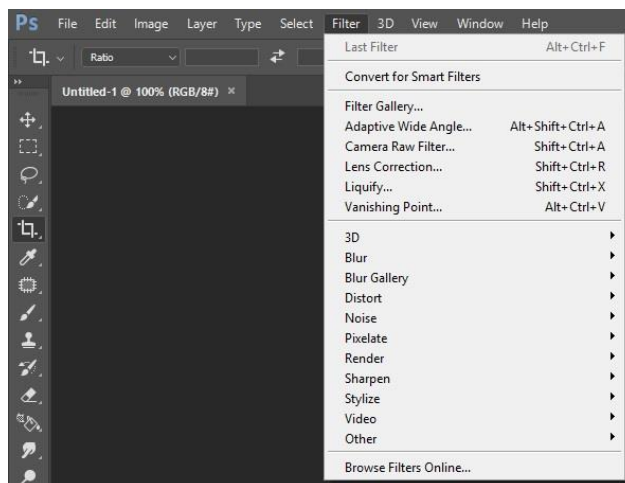
Prve praktične primene filtera digitalne slike realizovane su se kroz pomeračke (*shift*) registre i komparatore. Nekoliko takvih rešenja je primenjeno u prvim hardverskim realizacijama kod različitih filtera [67]. Šematski prikaz ove realizacije dat je na Slici 5.18. U pomerački registar se redom upisuju vrednosti piksela. Broj n unesenih vrednosti mora biti neparan (3, 5, 7, 9, itd.). U sledećem koraku oni se porede unutar komparatora, a selektor kombinacija kreira novu vrednost niza i od nje pravi novu sliku. Ovde se radi o 1D filteru, tako da algoritam najpre mora da konvertuje 2D sliku 1D, a na kraju da uradi inverzan proces pre prikaza na monitoru. Ograničenje ovog modela filtriranja je sporost, a ako algoritam ne sadrži preklapanje poređenja vrednosti piksela, izlazni signal ima definisanu grešku u odnosu na ulazni, jer ne obuhvata sve piksele.



Slika 5.18. Šematski prikaz pomeračkog registra pri realizaciji Median filtera.

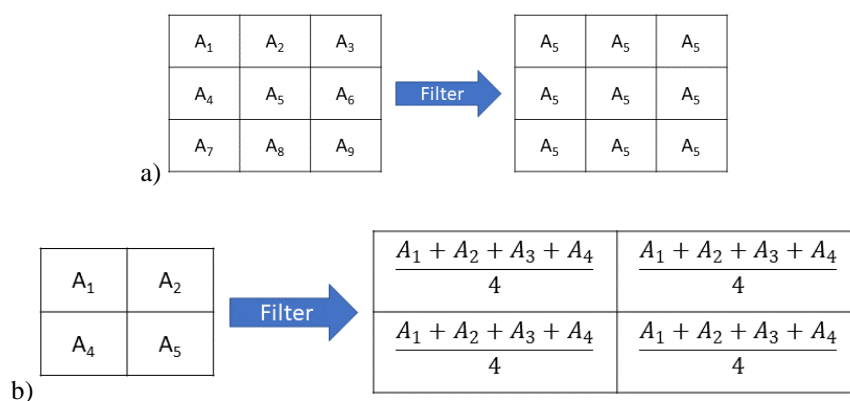
Činjenica da se može obrađivati određena podmatrica neke slike otvorila je brojne mogućnosti za nove vrste obrade. Ovim načinom su eliminisane greške koje su se mogle naći kod pomeračkih registara sa greškom u preklapanju i ivicama. Tada je minimalni uzorak za analizu bio 2x2 piksela. Razvojem ove vrste obrade slike došlo je do ekspanzije novih vrsta filtera kao što su: *Blur*, filter srednje vrednosti, *Weighted*, kao i različiti derivati Median filtera [68]–[70].

Redukcija stepena greške pri filtriranju, kao i brzina obrade, pružile su mogućnost da se brojni filteri bazirani na filtriranju podmatrica implementiraju u komercijalne programe za obradu slike. Najbolji primer je softverski paket *Adobe* i njegov alat za obradu slike *Photoshop* koji je kao posebnu opciju u meni baru uveo filtere (Slika 5.19) [71], [72]. Primer *Photoshop*-a su pratile i brojne druge aplikacije. Tako, danas čak i na mobilnim telefonima postoje jednostavna programska rešenja za obradu slike koji se baziraju na obradi slike kroz kvadratne podmatrice gde se uz veoma jednostavne komande primenjuju različiti filteri za obradu slike. Današnje verzije softvera daleko su od toga da su u opciji Filter kompletna rešenja bazirana na obradi podmatrica.



Slika 5.19. Primena posebne sekcije u meni baru *Photoshop*-a.

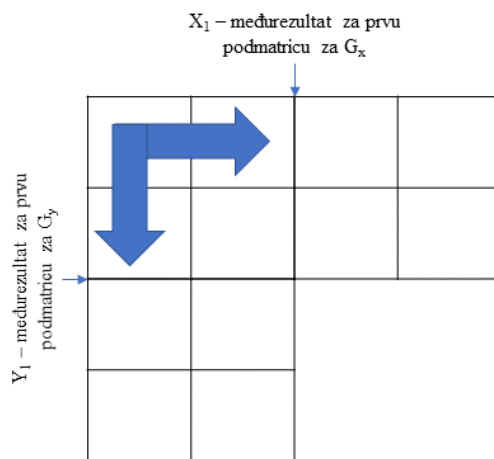
Primena iste funkcije nad svakom posebnom podmatricom predstavljala je sledeći korak u filtriranju slike u prostornom domenu, kao što je prikazano na Slici 5.20. Najbolji primeri će se naći kod raznovrsnih rešenja detekcije ivica digitalne slike. Danas, jedna od najviše eksploatisanih oblasti, detekcija ivica, može se naći u gotovo svim praktičnim primenama digitalne obrade slike. U ovoj situaciji posmatrana podmatrica je uglavnom 2x2 i rezultat obrade prve podmatrice je početni rezultat za obradu druge [28].



Slika 5.20. Šematski prikaz obrade slike pomoću podmatrica: a) Median filter, b) Filter srednje vrednosti.

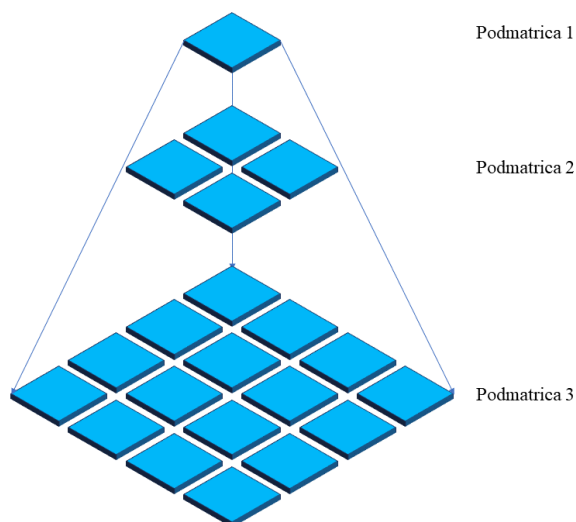
Najveći broj algoritama detekcije ivica bazira se na primeni dve potpuno nezavisne funkcije za horizontalu i vertikalnu. Gradijent kao izvod funkcije u nekom pravcu izolovaće samo one piksele koji prave promenu u odnosu na prethodni piksel, zato se obradom jedne podmatrice ne završava proces za istu, kao što je prikazano na Slici 5.21. Posebno treba napomenuti piramidalni oblik detekcije ivica kao specifičan

način detekcije. Princip rada ovog algoritma je, kao što mu i ime govori, obrada piksela po nivoima podmatrica. Prvi nivo uzima jedan piksel kao referentnu tačku i u odnosu na taj piksel će se definisati ivice u narednoj podmatrici koja je dimenzija 2x2. Rezultat obrade podmatrice 2x2 biće osnova za analizu podmatrice 4x4 i tako respektivno do potpune rezolucije slike. Piramidalni algoritam daje veoma kvalitetne rezultate, kao što je predstavljeno u radovima [73] i [74]. Međutim, ograničenja u radu nastaju kada slika nije kvadratne rezolucije.



Slika 5.21. Šematski prikaz obrade podmatrica kod detekcije ivica.

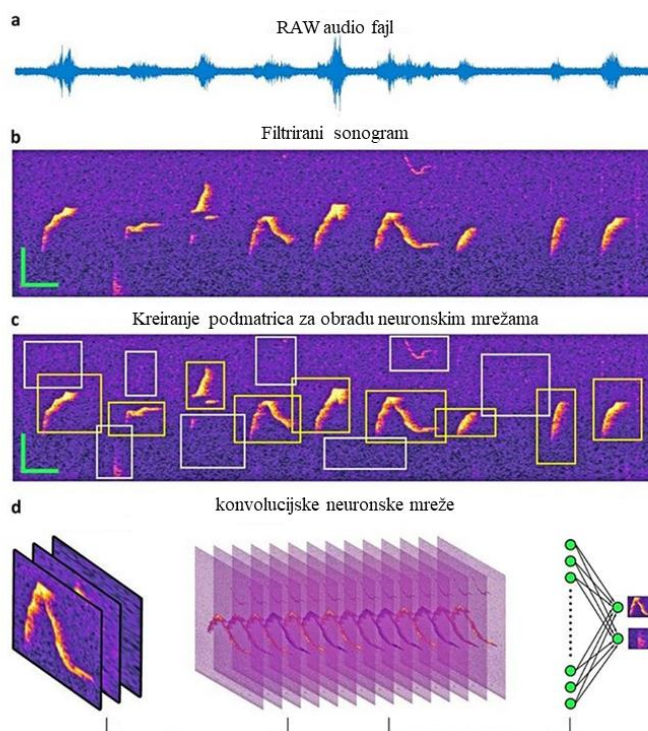
Pored prednosti u stepenu preciznosti detekcije ivica, velika mana je u kompleksnosti algoritma jer je svaki sledeći nivo kompleksniji za analizu od prethodnog. Slika 5.22. daje šematski prikaz obrade slike piramidalom metodom detekcije ivica.



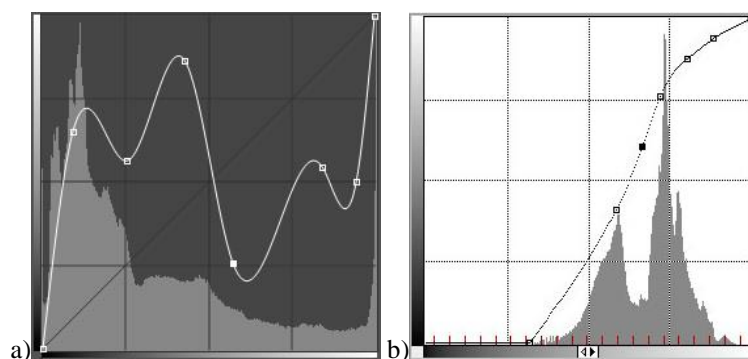
Slika 5.22. Šematski prikaz obrade podmatrica kod piramidalnog algoritma detekcije ivica.

Frekvencijska analiza i filtriranje je takođe izvorno vezano za obradu signala. Iako se ne može precizno porediti sa filtriranjem u prostornom domenu i podmatricama, filtriranje spektrograma koje se pojavilo poslednjih godina se može na neki način smatrati sličnim. Naime, konverzija audio-zapisa u sliku, a zatim obrada frekvencijske skale zapisa kroz filtriranje spektrograma daje novu dimenziju u dizajnu filtera. Poslednja verzija softverskog paketa *Matlab2019* kroz niz alata pruža mogućnost opisane obrade, baš kao što je šematski prikazano na Slici 5.23.

Nelinearno/linearno filtriranje predstavlja filtriranje digitalne slike koje je po svojoj arhitekturi potpuno drugačije od svih do sada opisanih. Naime, podmatrica ili maska prema kojoj se vrši filtriranje slike je istih dimenzija kao i originalna slika. Međutim, filtriranje se izvodi prema unapred utvrđenoj funkciji za masku. Glavni primeri ovakvog filtriranja su korekcija osvetljenja, ujednačavanje histograma, auto-contrast, gama-contrast, ili brojni filteri koji su implementirani u određene web platforme poput *Instagrama*, kao što je prikazano na Slici 5.24.



Slika 5.23. Šematski prikaz obrade zvuka uz pomoć sonograma i konvolucionih neuronskih mreža uz pomoć *Matlab2019* softverskog paketa.



Slika 5.24. Filtriranje primenom maske sa već definisanom funkcijom manipulacije skalom sive.

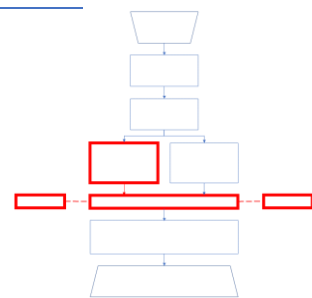
Paleta već definisanih filtera sa već pripremljenim maskama koji se baziraju na nekoj od deformacija RGB signala čine jednostavnu osnovu web platformi ili mobilnih aplikacija za obradu digitalne slike. Bez obzira na veličinu maske, činjenica da se vrednosti RGB signala menjaju po nekoj funkciji pružaju filterima ove vrste veliku brzinu rada pa zato skoro svi mobilni telefoni moderne generacije pri generisanju slike imaju mogućnost primene nekog od filtera. Neki od brojnih primera obrade su dati na Slici 5.25.



Slika 5.25. Linearni/Nelinearni filteri dostupni kroz web platformu *Instagram*.

Metodologija obrade digitalne slike metodom mozaika je potpuno različita u odnosu na dizajn ostalih filtera, pa tako:

- u odnosu na pomeračke registre razlika se ogleda u dimenziji podmatrice i maske obrade, pa samim tim nije identičan ni princip obrade posmatrane grupe piksela,
- u odnosu na filtere koji koriste jedan algoritam za obradu cele slike, razlika se nalazi unutar klaster filtriranja metoda mozaika u trećem bloku gde se može koristiti jedan ili više filtera ove vrste,
- u odnosu na filtere bazirane na obradi kvadratnih podmatrica, metod mozaika se razlikuje jer posebno pristupa obradi svakog segmenta bez okolnih piksela koji čine kvadratnu rezoluciju (ovim se eliminiše greška obrade jer se obrađuju samo zasebne celine slike sa sličnim ili istim karakteristikama),
- u odnosu na linearne/nelinearne filtere, metoda mozaika se razlikuje jer ne koristi masku za sve piksele u slici,
- u odnosu na filtere bazirane na 2D gradijentu, metod mozaika se razlikuje jer koristi obradu i po dijagonali, što povećava preciznost detekcije,
- u odnosu na dizajn ostalih filtera, razlika je u prefiltriranju i pripremi slike za obradu. Poseban indikator kvaliteta predložene metode predstavljaju različiti uslovi obrade za segmente i ivice.



6. PRIMENA I OPTIMIZACIJA KLASTER FILTRIRANJA

Klaster filtriranje predstavlja optimizovanu obradu dva ili više filtera nad jednom digitalnom slikom. Specifičnost situacije definiše optimizaciju klaster filtriranja, što će pokazati praktična primena u Poglavlju 6.1 i Poglavlju 6.2. Slike korišćene u ovom poglavlju su preuzete sa adrese:

http://www.imageprocessingplace.com/root_files_V3/image_databases.htm.

U Poglavlju 6.1 predstavljena je optimizacija klaster filtriranja za rekonstrukciju slika snimljenih sa malim procentom osvetljenja. Prednosti i mane postojećih algoritama iskorišćeni su za nalaženje optimalnog rešenja kroz klaster filtriranje metodom mozaika. Deo rezultata ovog poglavlja prezentovan je na međunarodnoj konferenciji [75].

U Poglavlju 6.2 predstavljena je optimizacija klaster filtriranja za rekonstrukciju defokusiranih i zamućenih slika. Segmentacija i definisanje posebnih uslova u potpunosti su sinhronizovani Tikhonovom regulacijom uz primenu parametra α koji je zadužen za transparentne delove slike. Deo rezultata ovog poglavlja prezentovan je na međunarodnoj konferenciji [76].

6.1. Rekonstrukcija slika vidljivog spektra snimljenih sa niskim stepenom osvetljenja

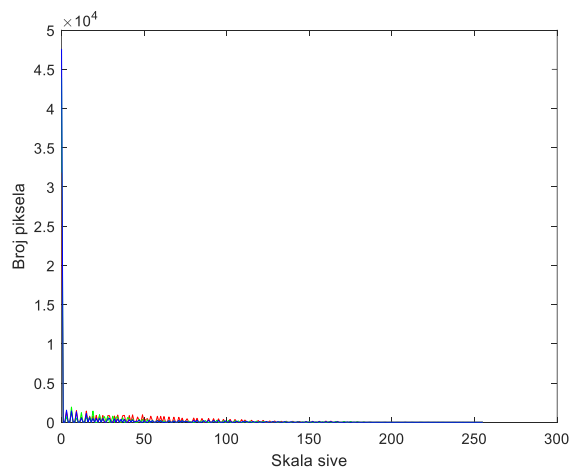
Vidljivi opseg predstavlja spektar talasnih dužina koje čovek može da registruje svojim sensorom za vid (okom). U ovom spektru talasnih dužina (380–720 nm) rade profesionalne i komercijalne kamere. Kamere koje mogu da snimaju druge opsege talasnih dužina su puno skuplje. Mogućnost da se softverskim putem sačuva potrebna informacija iz slika koje su vizuelno neupotrebljive, a snimljene komercijalnim

kamerama, puno je jeftinija varijanta od kupovine IR (*Infrared*) ili NIR (*Near-infrared*) kamera. Ovo poglavlje se fokusira na analizu slika snimljenih malim procentom osvetljenja (do 5%) i izvlačenje korisnih informacija iz njih. Vizuelni i numerički rezultati su upoređeni sa rezultatima radova [77], [78].



Slika 6.1. Originalna test slika.

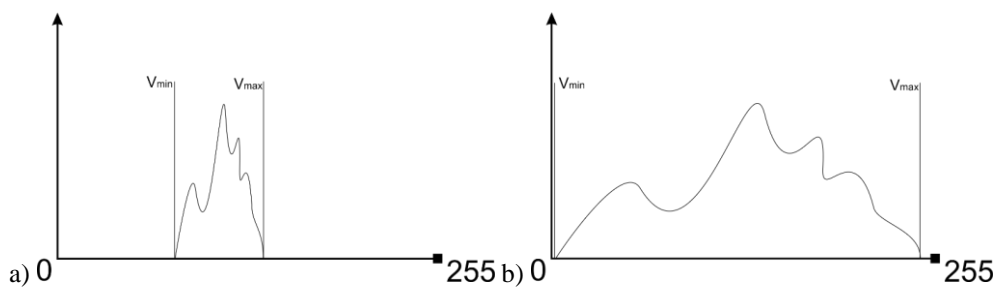
Za analizu je korišćena originalna slika u TIFF formatu, rezolucije 1024x1024, sa 96 dpi i 24 bita dubine u RGB načinu zapisa, prikazana na Slici 6.1. Histogram originalne test slike koji je predstavljen na Grafikonu 6.1 pokazuje da najveći deo spektra ne postoji za sve tri komponente, tako da je čitav spektar pomeren ka levoj granici, odnosno crnoj boji. Ova karakteristika ukazuje da je slika u ovom obliku skoro neupotrebljiva. Analiza slike je izvršena pomoću Auto kontrast algoritma, algoritma za ujednačavanje histograma i metodom mozaika.



Grafikon 6.1. Histogram RGB komponenti za test slike.

6.1.1. Auto kontrast

Funkcija Auto kontrast algoritma daje optimalan kontrast za sliku, a zatim povećava razliku između donje i gornje granice histograma. Kod ovog algoritma svaki piksel je predstavljen sa 8 bita. Minimalna vrednost je 0 i ta vrednost predstavlja crnu boju, dok je bela boja predstavljena maksimumom od 255. Optimizovan algoritam pruža mogućnosti da korisnik zada gornji i donji opseg histograma slike [65]. Grafikon 6.2 daje prikaz histograma slike pre (a) i nakon (b) upotrebe algoritma auto kontrasta. Minimalna vrednost na skali sive označena je sa V_{min} , a maksimalna vrednost u skali sive sa V_{max} .



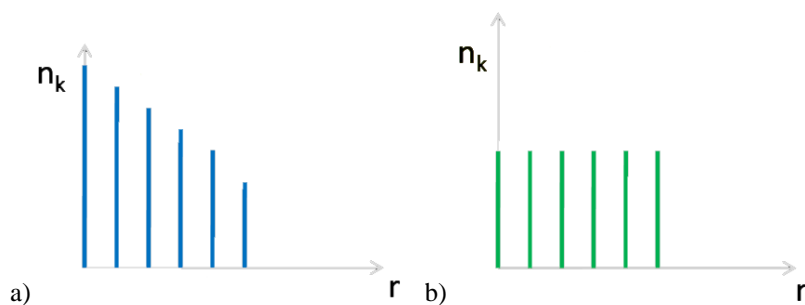
Grafikon 6.2. Histogram (odnos skale sive i broja piksela): a) pre primene auto kontrasta, b) posle primene auto kontrasta.

Sa grafikona je jasno uočljivo da se radi o istoj slici, samo je histogram „razvučen“ između definisanih granica. Osim toga, treba napomenuti da se radi o istom broju piksela. Ako je V_{min} minimalna granica histograma, a V_{max} maksimalna granica histograma, tada se funkcija auto kontrasta računa po formuli:

$$V' = 255 * \frac{V - V_{min}}{V_{max} - V_{min}} \quad (6.1)$$

6.1.2. Ujednačavanje histograma

Ujednačavanje histograma je jedna od najviše korišćenih modifikacija za izjednačavanje broja piksela po nijansi sive boje. Grafički prikaz modifikacije kumulativnog histograma u odnosu na broj piksela (n_k) predstavljen je na Grafikonu 6.3.



Grafikon 6.3. Simboličan prikaz: a) originalna test slika, b) izjednačavanje broja piksela po nijansi sive.

Može se zaključiti da u paleti 0–255 (za 8-bitni zapis slike) nakon obrade funkcijom ujednačavanja histograma svaka nijansa sive mora imati jednak broj ili približno jednak broj piksela (n_k) po skali sive (x -osa). Po učitanoj slici najpre se računa histogram slike, a onda se određuje funkcija kumulativne distribucije (fkd) za svaki ton sive po formuli:

$$fkd(x) = \sum_{j=1}^x h(j), \quad (6.2)$$

pri čemu je h vrednost sivog tona u posmatranom histogramu. Na osnovu Kôda 6.1 računa se fkd .

```

for nivo_sive = 1:1:256
    fkd(nivo_sive) = 0;
    for i = 1:1: nivo_sive
        fkd(nivo_sive)=fkd(nivo_sive)+histogram_slike(i);
    end
end

```

Kôd 6.1. Realizacija funkcije kumulativne distribucije u *Matlab*-u.

Sledeći izraz predstavlja osnovnu formulu za izračunavanje histograma:

$$ih(i) = \text{round} \left(\frac{fkd(i) - kdf_{min}}{M \times N - kdf_{min}} (L - 1) \right), \quad (6.3)$$

gde kdf_{min} predstavlja minimalnu vrednost funkcije kumulativne distribucije, $M \times N$ broj kolona i redova u slici, L je maksimalni broj nivoa sjajnosti u slici (u najčešćem slučaju je to 256), promenljiva i uzima celobrojne vrednosti u granicama od 0 do 255.

6.1.3. Rekonstrukcija slika niskog stepena osvetljenja metodom mozaika

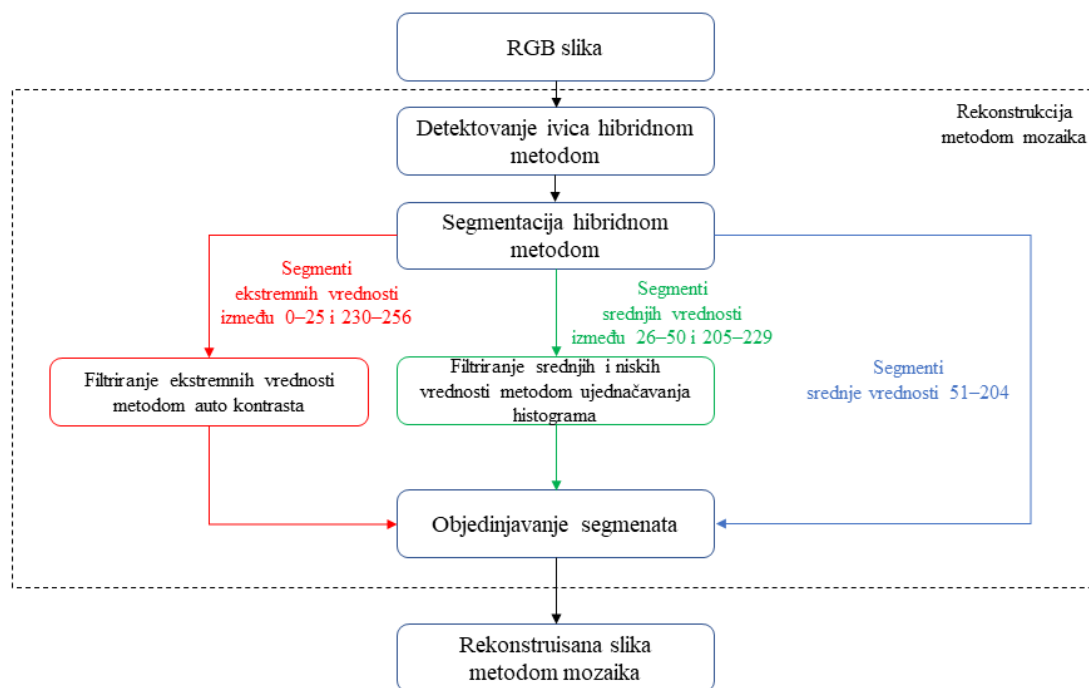
Prezentovani metod auto kontrasta i metod ujednačavanja histograma imaju svoje prednosti i nedostatke. Metod auto kontrasta se koristi nad slikama sa veoma niskim stepenom osvetljenja, što znači da će pokazivati visok stepen greške pri obradi sredine ili gornjeg dela 8-bitnog spektra. Metod ujednačavanja histograma se koristi za korekciju srednjeg ili niskog stepena osvetljenja [53], te se greška kod ovog metoda nalazi pri filtriranju ekstremnih vrednosti.

Kao što se može uočiti, ova dva metoda ne pružaju idealne rezultate. Metod mozaika prevazilazi pomenute probleme tako što će objediniti dve pomenute metode u okviru klaster filtriranja. Nakon prva dva koraka i izdvajanja segmenata kod metoda mozaika, ključ se nalazi u definisanju posebnih uslova filtriranja i klaster filtriranju segmenata, kako je to prikazano na Slici 6.2.

Naime, nakon odvajanja segmenata definisani su posebni uslovi filtriranja po sledećim kriterijumima:

- Filtriranje ekstremnih vrednosti se izvodi metodom auto kontrasta nad svim segmentima koji poseduju srednju vrednost između 0–25 i 230–256, odnosno vrednosti do 10% od 8-bitne skale sive;
- Filtriranje srednjih i niskih vrednosti se izvodi metodom ujednačavanja histograma nad svim segmentima koji poseduju srednju vrednost između 26–50 i 205–229, odnosno vrednosti od 10 do 20% od 8-bitne skale sive;
- Segmenti srednje vrednosti 51–204 neće biti obrađeni. Svi pikseli koji se nalaze van graničnih oblasti maksimuma i minimuma skale sive biće izuzeti iz obrade.

Posebni uslovi filtriranja ukazuju da isti segment ne mora imati isto filtriranje za R, G i B kanale, već filtriranje zavisi od srednje vrednosti segmenta u skali sive. Klaster filtriranje je zaduženo da izvrši filtriranje u skladu sa definisanim posebnim uslovima filtriranja. Na ovaj način se metodom mozaika izbegavaju ekstremne razlike između dva postojeća metoda. Obrada je sprovedena po istom kriterijumu za segmente i ivoce.



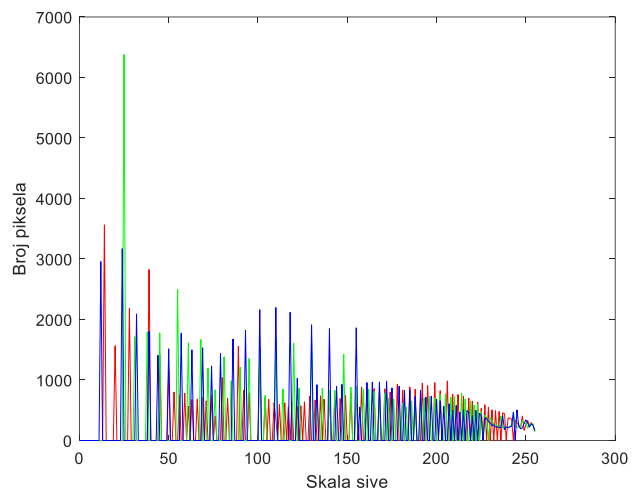
Slika 6.2. Blok dijagram primene metoda mozaika.

6.1.4. Rezultati i diskusija

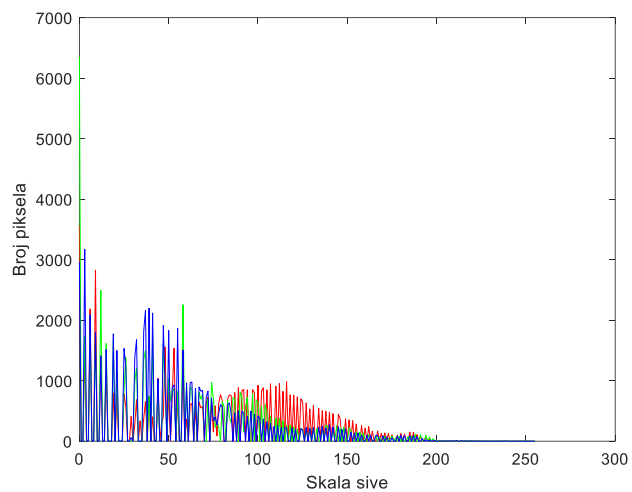
Na Slikama 6.3 i 6.4 prikazane su slike dobijene pomoću algoritama za auto kontrast, ujednačavanje histograma i primenom metode mozaika, kao i njihovi histogrami za RGB komponente, respektivno.



Slika 6.3. Primena: a) auto kontrast metoda nad test slikom, b) metoda ujednačavanja histograma nad test slikom.



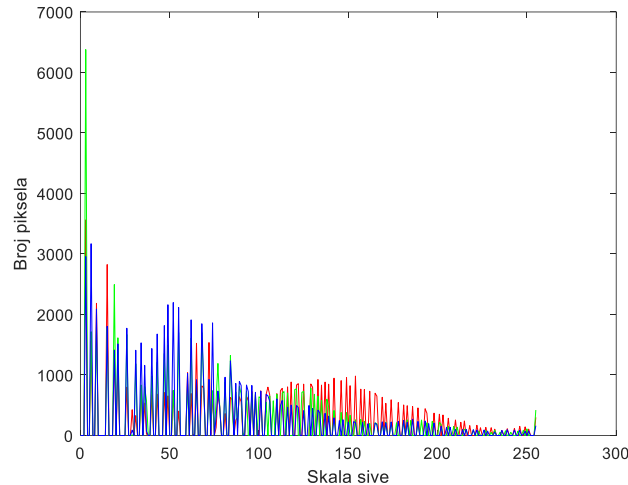
Grafikon 6.4. Histogram RGB komponenti za Sliku 6.3(a).



Grafikon 6.5. Histogram RGB komponenti za Sliku 6.3(b).

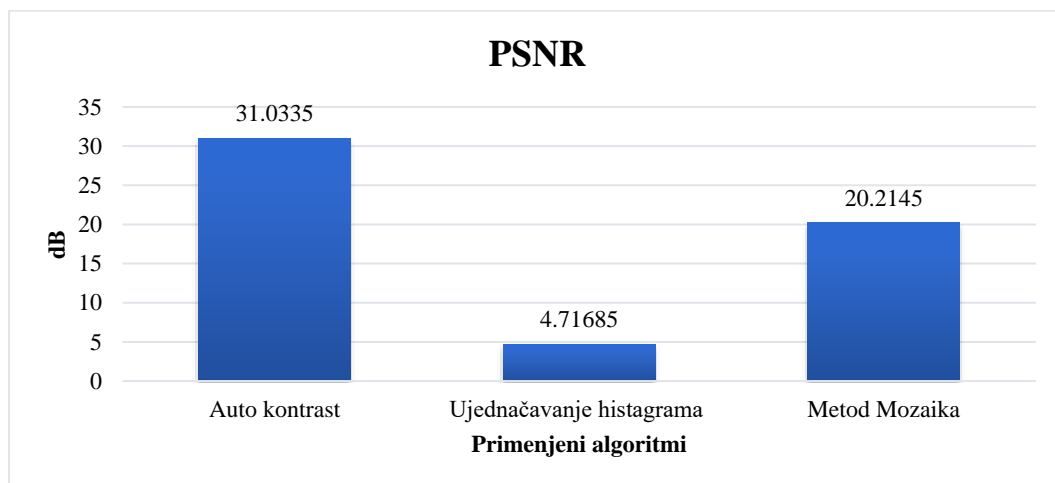


Slika 6.4. Primena metoda mozaika nad test slikom.



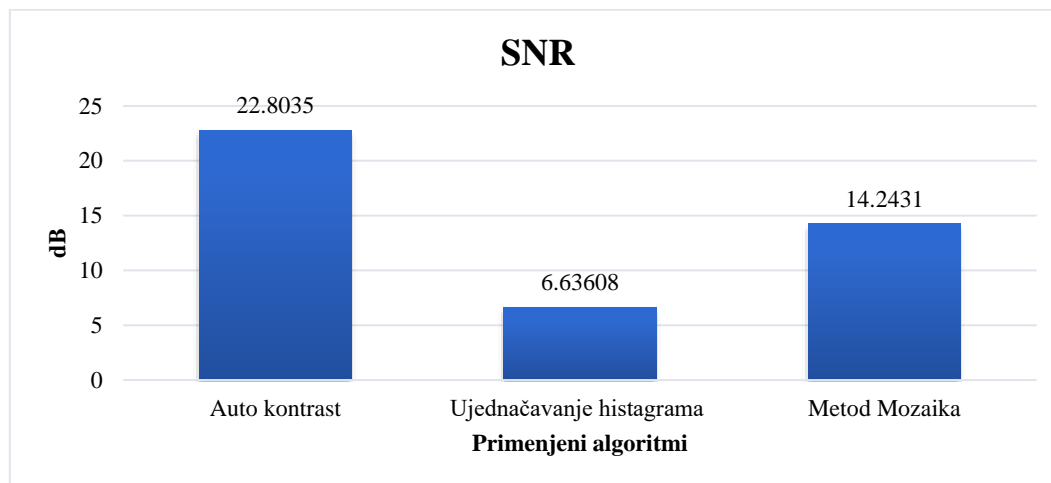
Grafikon 6.6. Histogram RGB komponenti za Sliku 6.4.

Uporedna analiza Grafikona 6.4, 6.5 i 6.6 pokazuje da se najveća gustina piksela po skali sive može uočiti kod primene metoda mozaika, jer je pokriven kompletan opseg skale sive, pri čemu drastične oscilacije između delova spektra ne postoje. Metod mozaika iskoristio je pozitivne strane metode auto kontrasta i ujednačavanja histograma i objedinio ih kroz klaster filtriranje. Rezultati analize pomoću algoritma PSNR, SNR prikazani su na Grafikonima 6.7 i 6.8. Metod mozaika po svim parametrima merenja nalazi se između dva opisana metoda. Vrednosti merenja nakon obrade metodom mozaika su u pojedinim slučajevima bliži auto kontrastu, a nekada ujednačavanju histograma, što zavisi od broja obrađenih segmenata jednom ili drugim metodom.



Grafikon 6.7. Vrednosti PSNR parametara nakon obrade Slike 6.1.

Vrednosti za auto kontrast metodu uvek će imati najveću vrednost jer obradom tretiraju ekstremne vrednosti, a ujednačavanje histograma minimalne. Metod mozaika optimizuje ova dva metoda u cilju što kvalitetnije obrade izdvojenih segmenata.



Grafikon 6.8. Vrednosti SNR parametara nakon obrade Slike 6.1.

6.2. Restauracija defokusiranih i zamućenih digitalnih slika

Kako sa teorijskog, tako i sa praktičnog stanovišta, rekonstrukcija oštećenih slika predstavlja jednu od najvažnijih i najinteresantnijih oblasti digitalne obrade slike. Rekonstrukcija digitalnih slika može da se posmatra sa više aspekata:

- rekonstrukcija slika niske rezolucije;
- rekonstrukcija starih slika i formata;
- rekonstrukcija defokusiranih slika i
- rekonstrukcija zamućenih slika.

Kada su u pitanju defokusiranje i zamućenje, one nastaju pri lošem fokusiranju tokom nastanka fotografija i u slučajevima fotografisanja usled kretanja (pomeranje posmatranog objekta ili fotoaparata). Delimična rekonstrukcija slike je moguća uz pomoć *Unsharp* filtera. Fokus rada ovog filtera su ivice slike pa je širina ivice jednaka radijusu zamućenja slike, te je ovo jedan od osnovnih razloga zašto nije moguća kompletna restauracija. To se može praktično pokazati na primeru jednodimenzionalnog slučaja, ako se posmatraju nasumično izabrani pikseli u redu (ili koloni) x_1, x_2, \dots izvorne slike. Nakon zamućenja slike vrednost svakog piksela će se povećati za vrednost sledećeg podeljenog sa 2:

$$x'_i = \frac{x_i + x_{i-1}}{2}. \quad (6.4)$$

Sada pikseli zamućene slike imaju vrednosti:

$$x_1 + x_0, x_2 + x_1, x_3 + x_2, x_4 + x_3. \quad (6.5)$$

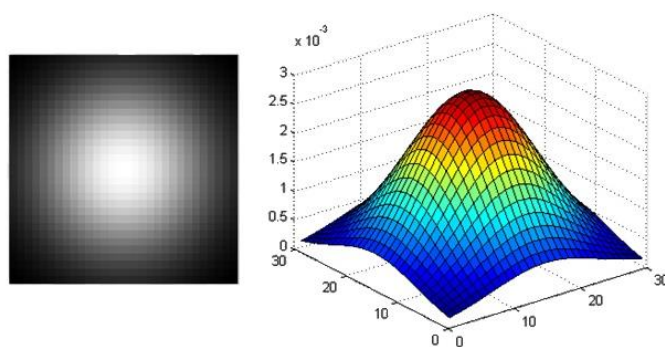
U ovom slučaju, nakon rekonstrukcije, vrednosti neparnih piksela se sabiraju sa utvrđenom početnom vrednošću piksela, a parni se oduzimaju, pa je jednačina rekonstruisane slike:

$$x_1 + x_0, x_2 - x_0, x_3 + x_0, x_4 - x_0 \dots \quad (6.6)$$

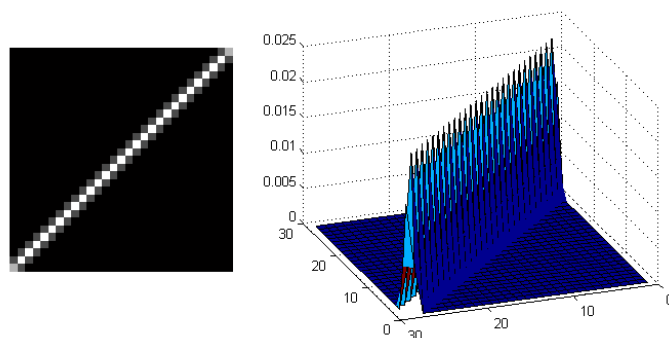
Međutim, ovaj način obrade ne uzima u obzir šumove koji se javljaju u slici, što dodatno komplikuje rekonstrukciju [79]. U opisanoj situaciji, kao u izrazu 6.6, vrednosti šumova će se gomilati u slici, tako u zavisnosti od tipa šuma krajnji rezultat može biti potpuno neprihvatljiv [80].

6.2.1. Funkcija zamućenja

Na Slici 6.5 grafički je predstavljena funkcija zamućenja. Postupak primene funkcije zamućenja na neku drugu funkciju se naziva konvoluciona funkcija. Njen grafički prikaz se nalazi na Slici 6.6. Na ovaj način neke oblasti slike konvoluiraju u zamućene oblasti.



Slika 6.5. PSF za Gausovu funkciju: `fspecial('gaussian', 30, 8)`.



Slika 6.6. PSF za *Motion blur* funkciju: `fspecial('motion', 40, 45)`.

Postupak koji je suprotan konvoluciji veoma se retko koristi i naziva se dekonvolucija. Matematički, ako je slika f sa dimenzijama $\mathbf{M} \times \mathbf{N}$ (rezolucija), a funkcija zamućenja h sa dimenzijama $\mathbf{M} \times \mathbf{N}$, tada važi:

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) = \sum_{i=-a}^a \sum_{j=-b}^b h(i, j) f(x+i, y+j), \quad (6.7)$$

gde je:

$$a = \frac{(m-1)}{2}, \quad b = \frac{(n-1)}{2}. \quad (6.8)$$

6.2.2. Konvoluciona teorija

Jedan od načina obrade digitalne slike, ako unutar slike postoje šumovi, može se realizovati uz pomoć konvolucione metode kako je prikazano jednačinom (6.9). Međutim, pošto se dobija velika suma $h(x,y)$ i $f(x,y)$ što značajno komplikuje račun, za dodatnu obradu digitalne slike koristi se Furijeova transformacija [81]. U ovom slučaju operacija konvolucije u prostornom domenu je ekvivalentna množenju u frekventnom domenu (množi se element-po-element, a ne kompletna matrica):

$$h(x, y) * f(x, y) \Leftrightarrow H(u, v) / F(u, v), \quad (6.9)$$

gde su $H(u, v)$ i $F(u, v)$ Furijeova funkcija za $h(x, y)$ i $f(x, y)$. Operacija suprotna konvoluciji je ekvivalentna deljenju u frekvencijskom domenu. Funkcija realne slike kada se doda funkcija šuma $N(u, v)$ može se zapisati u frekvencijskom domenu kao:

$$G(u, v) = H(u, v) F(u, v) + N(u, v). \quad (6.10)$$

6.2.3. Inverzni filter

Kada se jednačina (6.10) podeli sa $H(u,v)$, za originalnu sliku dobija se [82]:

$$\hat{F}(u,v) = F(u,v) + \frac{N(u,v)}{H(u,v)}. \quad (6.11)$$

6.2.4. Metodologija restauracije

Pošto je format zapisa slika za testiranje u RGB sistemu boja, obrada se izvršava posebno nad svakim kanalom. Funkcija realne slike sa alfa (transparentnim) kanalom može se predstaviti izrazom:

$$g(x,y) = \alpha(h(x,y)f(x,y) + n(x,y)), \quad (6.12)$$

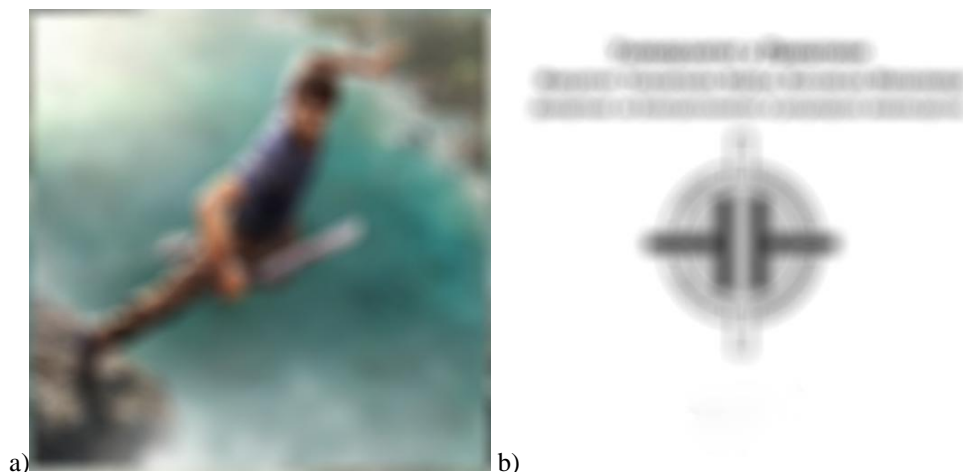
gde je:

- $f(x,y)$ – funkcija idealne slike,
- $h(x,y)$ – pretpostavljena funkcija defokusiranja/zamućenja,
- $n(x,y)$ – funkcija šuma,
- α – alfa kanal i
- $g(x,y)$ – funkcija realne slike.

Zadatak restauracije zamućenih i defokusiranih slika se sastoji u pronalaženju vrednosti funkcije $F'(x,y)$ približne vrednosti funkcije idealne slike. Praktično rečeno, u ovoj analizi simuliraće se situacije pronalaženja vrednosti funkcije idealne slike. Dve slike, defokusirana i zamućena, prikazane su na Slici 6.7.

Funkcija $H(x,y)$ daje značaj celokupnom procesu, jer od defokusirane/zamućene slike, sa vizuelno teško raspoznatljivim objektima, daje vizuelno raspoznatljivu i za dalje analize upotrebljivu sliku. Funkcija $H(x,y)$ se sabira sa funkcijom dodatog šuma $N(x,y)$ i takva slika je spremna za analizu. Slike u ovoj analizi su u TIFF formatu zapisa i na taj način je izbegnut uticaj sporednih efekata kompresije na konačan rezultat. Postupak u toku kojeg jedan piksel postaje „širi“ naziva se *blurring function* ili PSF (*Point Spread Function*).

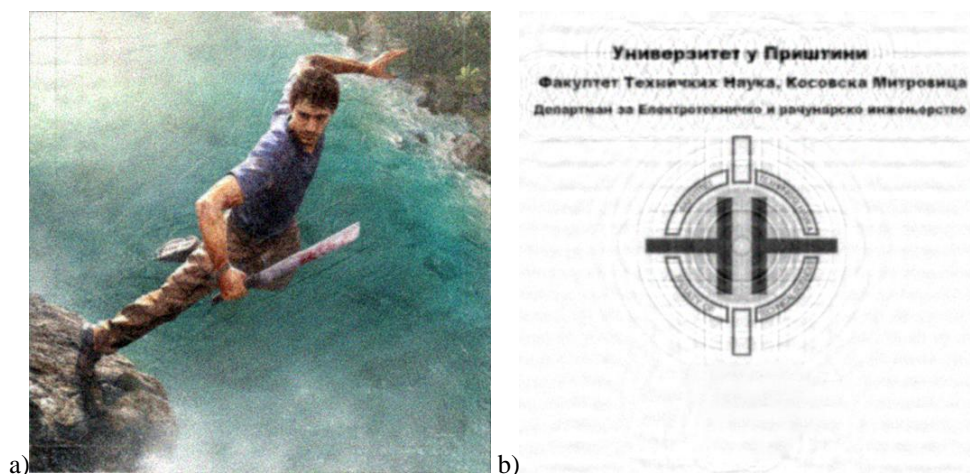
Test slike su podvrgnute rekonstrukciji i analizi svake metode posebno.



Slika 6.7. Defokusirana i zamućena slika: a) Far Cry, b) FTN logo.

6.2.5. Metode restauracije

Pristup rekonstrukciji i odabir filtera za eliminaciju šuma zavisi od formule da li je primenjeni algoritam prilagođen frekvencijskom ili prostornom domenu. Analiza je sprovedena korišćenjem filtera koji je redukovao šum iz slike. Ovo je potrebno kako se ne bi nagomilavao šum tokom dalje analize. Jedan od filtera, koji daje najbolje rezultate u ovoj oblasti, posebno za Gausov šum, je *Wiener* filter [83]. Nakon primene *Wiener*-ovog filtera dobijena je rekonstrukcija prikazana na Slici 6.8.



Slika 6.8. Rekonstrukcija *Wiener* filterom.

Metod rekonstrukcije defokusiranih slika *Constrained Least Squares Filtering* koji se u jednom delu literature naziva *Tikhonov filtration* ili *Tikhonov regularization* – Tikhonova regulacija [84], bazira se na prostornoj (matričnoj) *RGB* analizi:

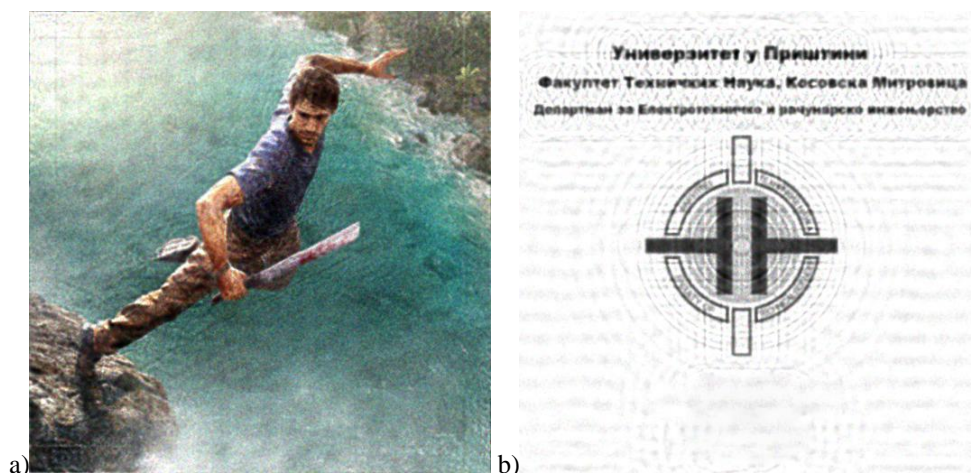
$$\hat{F}(u,v) = \left(\frac{H^*(u,v)^2}{|H(u,v)|^2 + y |P(u,v)|^2} \right) G(u,v), \quad (6.13)$$

gde je y – regulacioni parametar, a $P(u,v)$ – Furijeova funkcija za Laplasov operator pri matrici 3×3 . Matrica najnižeg reda analize, kakva je matrica 3×3 , daje najmanji stepen greške pa je to bio razlog za njeno korišćenje u analizi. Rezultati rekonstrukcije ovog algoritma su izraženi na Slici 6.9.



Slika 6.9. Rekonstrukcija Tikhonovim filterom.

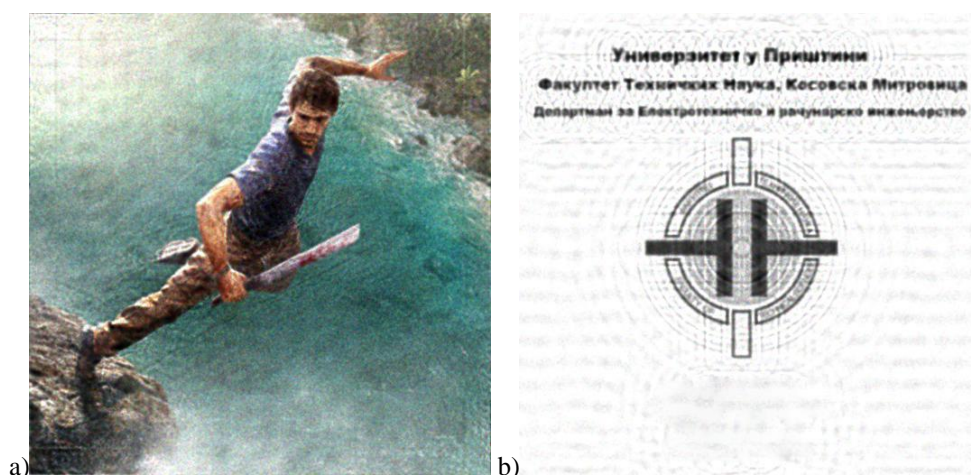
Rekonstrukcija defokusirane i zamućene slike 6.7 je izvedena uz pomoć Lusi-Ričardsonovog algoritma čiji je rezultat primene dat na Slici 6.10. Ovaj algoritam se bazira na upotrebi nelinearne funkcije u obradi slike [85]. Osnovna ideja se sastoji u korišćenju metoda maksimalne vrednosti u frekvencijskom domenu koja istovremeno eliminiše i Poasonov šum.



Slika 6.10. Rekonstrukcija Lusi-Ričardsonovim algoritmom.

Rekonstrukcija slika prikazana na Slici 6.11 izvedena je uz pomoć *Blind Deconvolution* funkcije [86]. Za razliku od svih ostalih algoritama, sada se uzima u obzir PSF [56]. Kvalitet izlazne slike zavisi od PSF funkcije i podešen je da se ponavlja dok se ne dobije željeni rezultat. Dekonvoluciona funkcija vraća obnovljenu PSF funkciju u matricnoj formi, kao što je dato izrazom:

$$|\hat{K}_\omega|^2 = \max\left(0, \frac{|Y_\omega|^2 - \eta^2}{\sigma_\omega^2}\right). \quad (6.14)$$



Slika 6.11. Rekonstrukcija *Blind deconvolution* algoritmom.

6.2.6. Metod mozaika i Tikhonova regulacija

U cilju bolje optimizacije metoda mozaika, analizirajući sve postojeće metode može se ustanoviti da je jedino Tikhonova regulacija optimizovana za rad sa podmatricama 3x3. Odnosno, po istom sistemu kako funkcioniše segmentacija metoda mozaika nastaviće se proces Tikhonove regulacije uz dodavanje posebnog uslova filtriranja, a to je parametar α . Uvođenje ovakvog parametra reguliše transparentne delove segmenata, pa je formula (6.13) modifikovana u:

$$\hat{F}(u, v) = \alpha \left(\frac{H^*(u, v)^2}{|H(u, v)|^2 + \gamma |P(u, v)|^2} \right) G(u, v). \quad (6.15)$$

Nakon segmentacije, delovi segmenta koji čine dopunu do kvadratne/pravougaone rezolucije tog segmenta su transparentni. Obrada slike se sprovodi samo nad pikselima koji sačinjavaju segment, a ne i na okolinu koja predstavlja dopunu do kvadratne/pravougaone rezolucije. Zapis segmenata je u *png*

formatu u kome parametar α može imati vrednosti 0 ili 1, odnosno direktno je vezan za alfa kompozitni kanal kod segmenata. Vrednost 0 pruža informaciju o pikselu kao transparentnom delu slike, a vrednost parametra 1 govori da postoji vrednost RGB kanala. Rezultat obrade nakon primene metoda mozaika koji je detaljno objašnjen u poglavlju 5 sa definisanim posebnim uslovom iz jednačine (6.16) prikazan je na Slici 6.12.



Slika 6.12. Rekonstrukcija metodom mozaika.

U jednačini u i v predstavljaju poziciju posmatranog piksela u slici. Svaka od jednačina posebno se primenjuje za svaki od RGB signala, pomoću Kôda 6.2.

```
I = im2double(imread('Ftn.tiff'));
[u, v, j]=size(I);
```

Kôd 6.2. Učitavanje slike i dobijanje informacije o broju kolona, vrsta i kanala.

6.2.7. Rezultati i diskusija

U Tabeli 6.1 prikazani su rezultati nivoa detalja za slike Far Cry i FTN logo. Stepen povećanja nivoa detalja ide od 3.2 puta za *Wiener* filter do 5.7 puta za metod mozaika koji ujedno daje i najbolje rezultate za LoD.

Tabela 6.1. Vrednosti nivoa detalja za posmatrane slike.

LoD (DCT)	Far Cry	FTN logo
Defokusirana/Zamućena slika	0.2673	0.146
<i>Wiener</i> filter	0.8683	0.5452
Tikhonovim filter	1.4075	1.1497

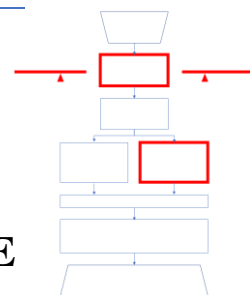
Lusi-Ričardson filter	1.1336	0.7643
<i>Blind deconvolution</i>	1.1367	0.7678
Metod Mozaika	1.5242	1.15867

U Tabeli 6.2 prikazani su rezultati entropije za obrađene slike. Kao što se može videti, rezultati svih algoritama nakon izvršene rekonstrukcije pokazuju da dobijene slike zadržavaju skoro identičan stepen entropije, te su takve slike zahvalne i mogu se dodatno podvrgnuti nekom od algoritama za poboljšanje kvaliteta slike. Iz priložene tabele, kao što se može uočiti, najviši stepen entropije poseduje metod mozaika.

Tabela 6.2. Nivo entropije za posmatrane slike.

Entropija [bit]	Far Cry	FTN logo
Defokusirana/Zamućena slika	7.5869	3.8646
<i>Wiener</i> filter	7.7518	4.4411
Tikhonovim filter	7.801	4.5834
Lusi-Ričardson filter	7.7595	4.5754
<i>Blind deconvolution</i>	7.7593	4.5732
Metod Mozaika	7.8202	4.5931

Sve posmatrane rekonstrukcije slika u proseku su povećali vrednost entropije za ~ 3.3 puta, što predstavlja jako dobru osobinu. Iz dobijenih rezultata za parametar LoD (DCT) može se zaključiti da je za rekonstrukciju slika koje nemaju zadovoljavajući vizuelni kvalitet metod mozaika najpogodniji. Povezivanjem dobijenih rezultata sa sličnim radovima, kao što su [75], [87] i kombinovanjem različitih algoritama moguće je izvući korisne informacije iz potpuno neupotrebljivih slika. Na taj način uređaji koji vrše pretvaranje svetlosnih u električne veličine (fotoaparati, kamere) dobijaju mnogo veće mogućnosti.



7. PRIMENA II - KALIBRACIJA PRAGA DETEKCIJE METODA MOZAIKA

Algoritmi detekcije ivica u različitim uslovima daju različite rezultate, što je dokazano u radovima [54]–[56]. Prema klasičnim definicijama digitalne obrade slike, koje su izložene u [58] i mnogim drugim izvorima literature koji se smatraju fundamentalnim u ovom polju, [60], [61], zaključuje se da se za definisanje ivica koriste viši bitovi. Naučna polja koja u znatnoj meri zavise od obrade velikog broja slika, kao što su fotogrametrija ili forenzika, uzimaju u obzir sve bitove jedne slike (svih 8) [62]. Nakon toga se primenjuju adekvatni algoritmi kako bi se izveli jedinstveni zaključci.

U Poglavlju 7.1 prikazana je praktična primena hibridnog modela detekcije ivica sa kalibracijom praga detekcije nad TEM slikama nanočestica. Deo rezultata ovog poglavlja publikovan je u radu [88]. Originalne slike korišćene u ovom poglavlju se nalaze u radu [88].

U Poglavlju 7.2 predložena je metoda mozaika optimizovana za indirektno merenje koncentracije čađi u markerima. Metod refleksije i metoda merenja elektronskom vagom baziraju se na potpuno različitim metodologijama merenja. Varijacije tačnosti rezultata ove dve metode iznose gotovo 3%. Metod mozaika optimizovan za merenje koncentracije čađi je brži i jeftiniji u odnosu na postojeće metode, sa stepenom tačnosti u odnosu na metod refleksije od približno 1%. Slike korišćene u ovom poglavlju originalno su kreirane za potrebe ovog istraživanja.

7.1. Primena hibridnog modela na TEM slikama nanočestica

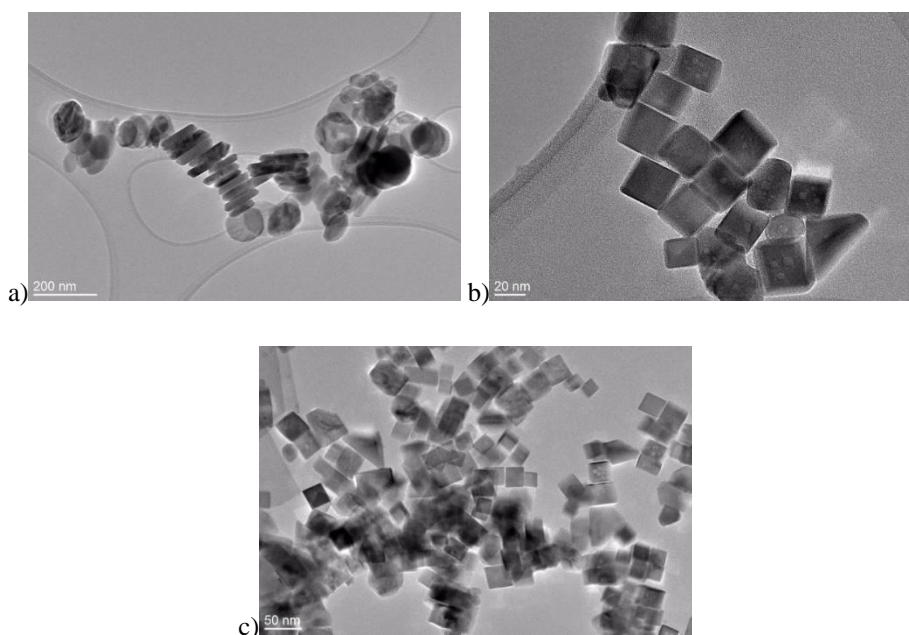
7.1.1. Metodologija obrade TEM slika nanočestica

U osnovi metoda mozaika nalazi se hibridni model detekcije ivica. Ovo poglavlje prikazuje njegovo pozicioniranje u poređenju sa ostalim operatorima detekcije ivica kroz praktičnu primenu i kalibraciju praga detekcije u odnosu na realne situacije. Slike nanočestica su najbližije teorijskom razmatranju detekcije ivica kroz poligone, kao što je pokazano u petom poglavlju.

Verifikacija rezultata obrade različitim algoritmima detekcije ivica je sprovedena nad:

- slikama prostorne rezolucije sa različitim stepenima nivoa detalja,
- test slikom amplitudske rezolucije i
- kroz parametar strukturalne razlike DSSIM.

Predmet analize su bile slike nanočestica istih karakteristika osim rezolucije i stepena uvećanja na slikama. TEM slike nanočestica su podeljene u klase nivoa detalja [89]. Originalne slike su obrađene kroz hibridni metod i devet najčešće korišćenih algoritama za detekciju ivica već opisanih u poglavlju četiri. Svi dobijeni rezultati, pored vizuelnog, imaju i numerički prikaz. Slika 7.1 prikazuje originalne TEM slike nanočestica.

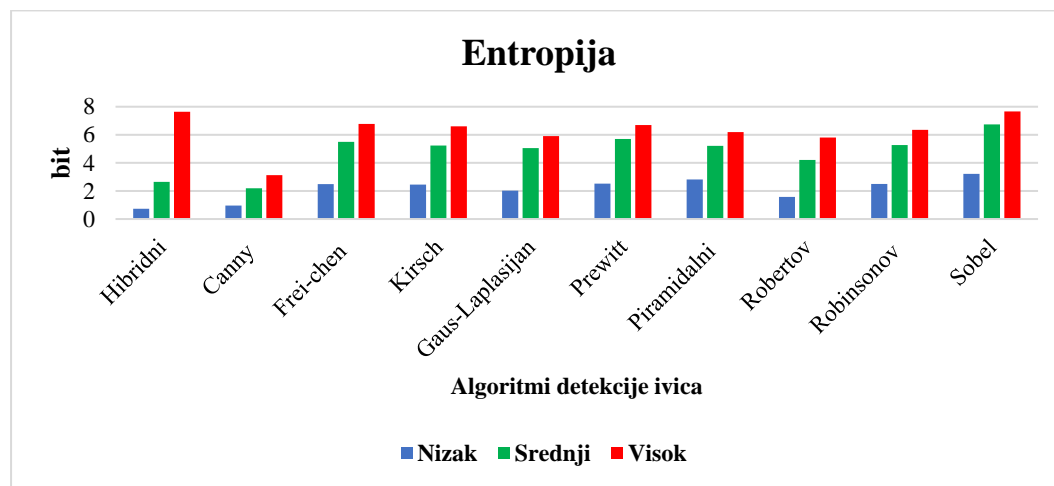


Slika 7.1. Slike TEM nanočestica za: a) nizak, b) srednji i c) visok nivo detalja.

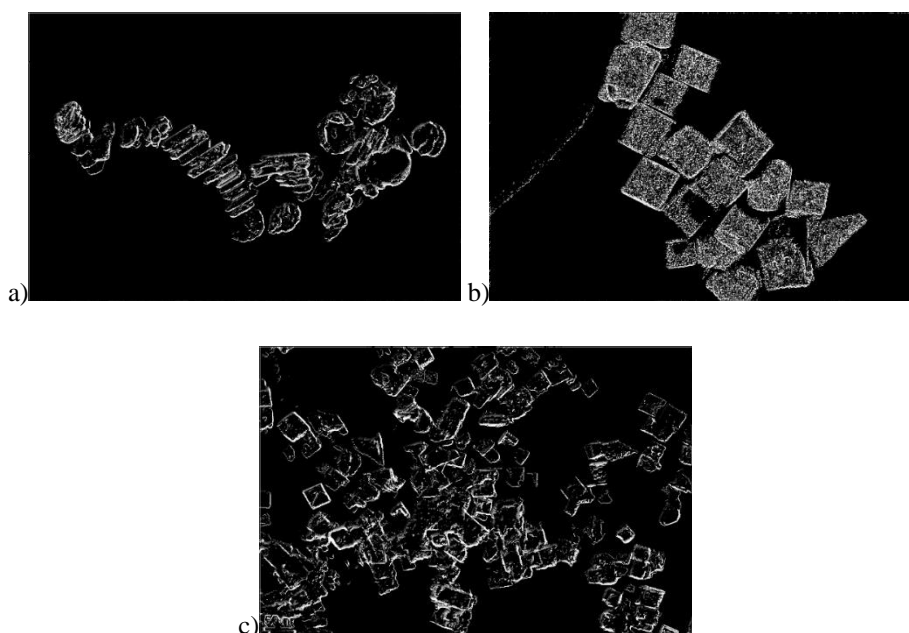
7.1.2. Rezultati i diskusija

Nakon obrade originalnih slika, numerički rezultati merenja prikazani su na grafikonima 7.1, 7.2 i 7.3. Grafikon 7.1 pruža uvid u vrednosti entropije nakon obrade algoritama detekcije ivica. Na grafikonu su plavom bojom označeni rezultati dobijeni obradom slike niskih nivoa detalja, zelenom – slike srednjeg nivoa detalja, a crvenom – slike visokog nivoa detalja. Slike sa niskim nivoom detalja detektuju svega od 5-7% ivica u odnosu na ukupan broj piksela u slici [56], [90]. Zato kod obrade slika sa niskim i srednjim nivoom detalja nije poželjan visok stepen entropije.

Sa druge strane, za visok nivo detalja poželjan je visok stepen entropije, jer su česte promene. Uzimajući u obzir sve rečeno do sada, hibridni model detekcije ivica optimizovan je za nizak, srednji i visok nivo detalja. Niži i srednji nivo detalja je optimizovan pragom detekcije od 6% skale, što iznosi 14 u skali sive. Za ekstremno visok nivo detalja prag detekcije hibridnog modela je postavljen na 12 skale sive. Velika fleksibilnost hibridnog modela pruža mogućnost da se u zavisnosti od potreba korisnika definiše prag detekcije. Fleksibilnost može zavisiti i od nivoa detalja i kanala za istu sliku.

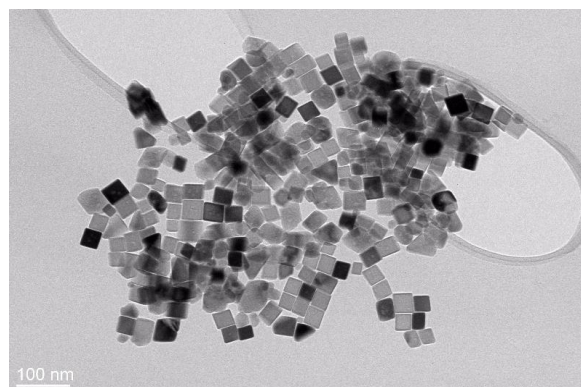


Grafikon 7.1. Vrednosti parametra entropije nakon obrade sa operatorima detekcije ivica pri različitim stepenima nivoa detalja.



Slika 7.2. Slike TEM nanočestica nakon obrade hibridnom metodom za: a) nizak, b) srednji i c) visok nivo detalja.

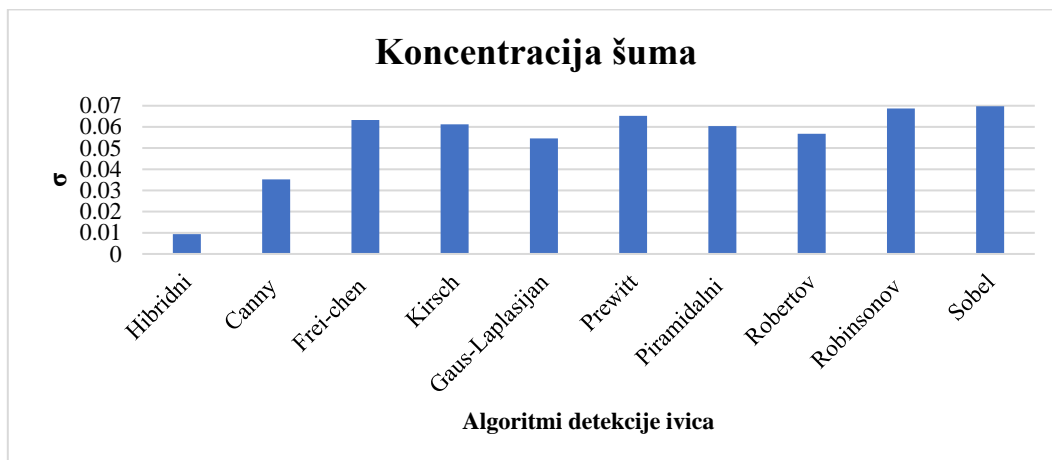
Slika 7.3. prikazuje sliku amplitudskog 16-bitnog zapisa za testiranje kroz algoritme detekcije ivica. Ovaj način zapisa je potpuno drugačiji od RGB, RGBA ili HSB načina zapisa slike.



Slika 7.3. Slika nanočestica zapisana amplitudskom rezolucijom.

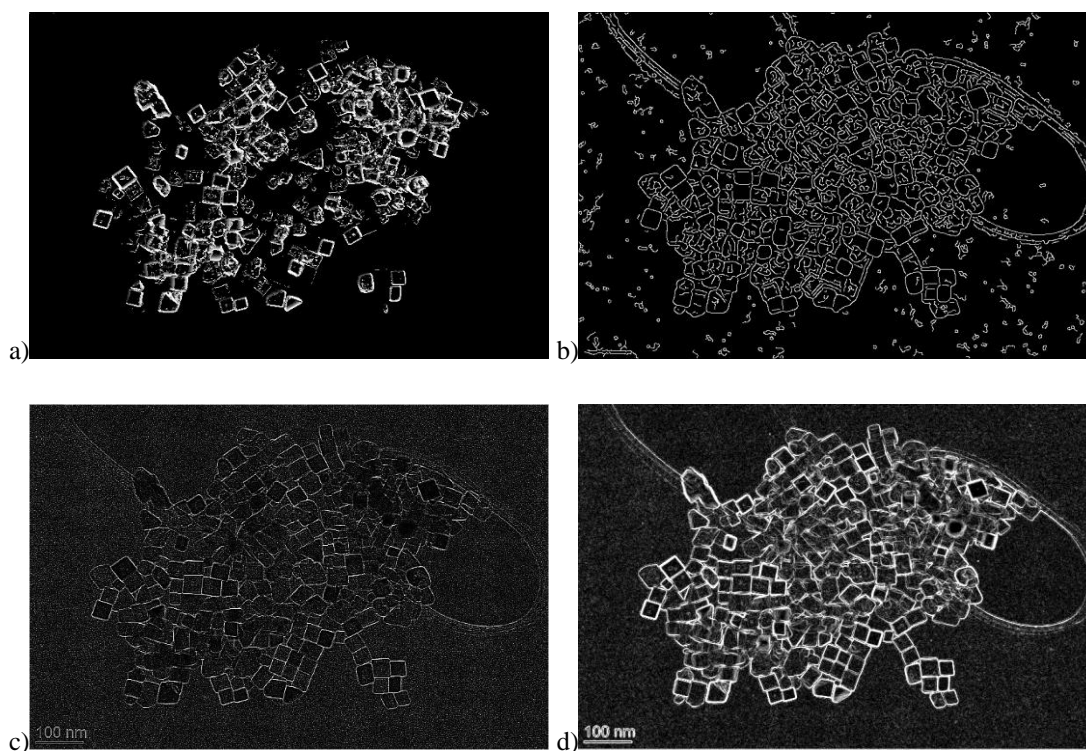
Procena koncentracije šuma u prostornom domenu na osnovu Bajsenove mape [91] za posmatrane algoritme detekcije ivica prikazana je na Grafikonu 7.2. Sa priloženog grafikona se može nedvosmisleno utvrditi da koncentracija gustine šuma u slici (σ) iznosi oko 0.01 za hibridni model detekcije ivica. Sledeći algoritam koji sadrži najniži stepen šuma je *Canny* sa 0.037 σ , dok svi ostali algoritmi imaju vrednosti preko 0.05 σ . Rezultati Grafikona 7.2 ukazuju da primena algoritma filtriranja u procesu

detekcije ivica, kao kod hibridnog modela, od 3 do 5 puta smanjuje koncentraciju šuma nakon detekcije ivica.



Grafikon 7.2. Vrednost koncentracije šuma σ nakon obrade TEM slika nanočestica zapisanih u amplitudskoj rezoluciji.

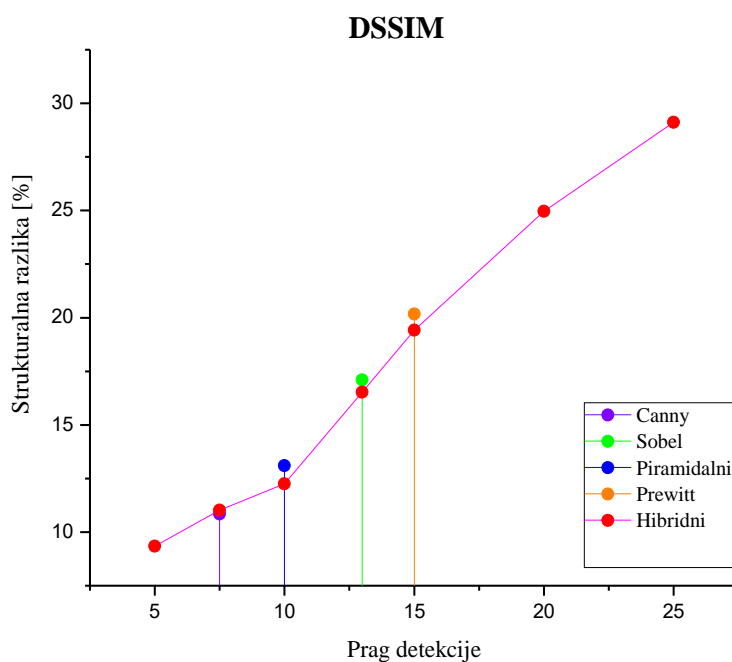
Slike nastale nakon obrade algoritmima detekcije ivica prikazane su na Slici 7.4. Ono što razlikuje hibridni metod detekcije od ostalih metoda je upotreba filtera unutar algoritma detekcije koji redukuje do 5% šuma, kako je opisano u poglavlju 5 (blok 2).



Slika 7.4. Slike dobijene nakon obrade: a) hibridnom metodom, b) *Canny* operatorom, c) Gaus-Laplasijanovim operatorom, i d) Sobelovim operatorom.

S pravom se može reći da je hibridni metod detekcije ivica metod koji je najviše otporan na pojavu šumova u slici, kako je pokazao Grafikon 7.2. Kada su u pitanju snimci TEM slika nanočestica, kao što se može uočiti sa Slike 7.4, najmanji stepen šuma se može naći kod slike obrađene hibridnim modelom detekcije ivica.

Razlika strukturalne sličnosti (DSSIM) je poslednji parametar u oceni kvaliteta hibridnog modela. Ako se računa razlika signala originalne i obrađene slike kroz parametar DSSIM [54] moguće je dobiti numeričke vrednosti strukturalne razlike, kako je prikazano na Grafikonu 7.3. Priloženi grafikon prikazuje kako se sa povećanjem praga detekcije povećava razlika u odnosu na originalnu sliku, odnosno povećanjem praga direktno se smanjuje opseg detektovanih ivica. DSSIM nije moguće primeniti u ovom obliku za ostale algoritme detekcije ivica osim za hibridni metod, jer ostali metodi nemaju mogućnost definisanja praga detekcije.



Grafikon 7.3. DSSIM za povećanje stepena praga detekcije.

Sa pragom detekcije od 7 kod hibridnog metoda, DSSIM pokazuje gotovo identične rezultate kao *Canny* operator. Kada je prag vrednosti 10, hibridni model se gotovo identično ponaša kao piramidalni model. Rezultati približno Sobelovom operatoru će se dobiti ako je prag detekcije 13, a sa pragom detekcije 15 hibridni metod se približno ponaša kao *Prewitt* operator. Takođe, sa grafikona se može uočiti gotovo

linearan odnos praga detekcije u odnosu na DSSIM parametar. Ovim je potvrđena fleksibilnost hibridnog modela u odnosu na sve druge modele detekcije ivica. Međutim, dodatnu vrednost hibridnog modela daje postupak filtracije koji ovaj model ima u sebi jer je redukcija do 5% šuma dala jako kvalitetne rezultate za TEM slike nanočestica hematita, što i potvrđuje Slika 7.4.

7.2. Indirektno merenje koncentracije čađi metodom mozaika

7.2.1. Merenje koncentracije čađi metodom refleksije

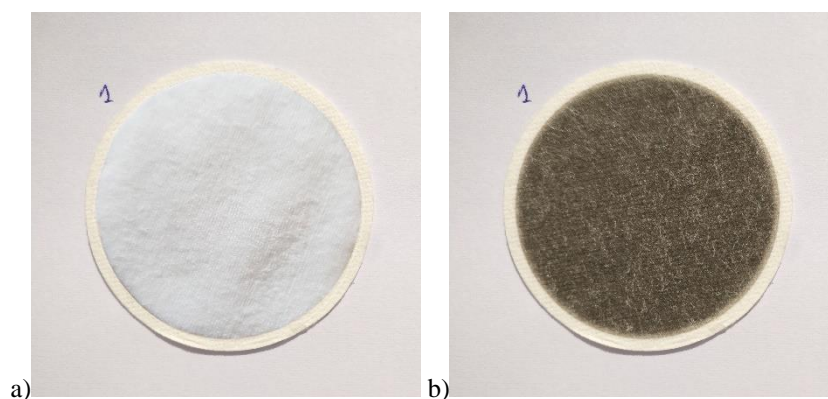
Merenje koncentracije čađi metodom refleksije zasniva se na merenju koncentracije upadnog i reflektovanog zračenja u odnosu na površinu markera. Proces merenja se vrši u veoma kontrolisanim uslovima, poređenjem markera sa merne stanice sa markerom koji nije bio izložen merenju čađi. Ova metoda se smatra referentnom za merenje koncentracije čađi.

7.2.2. Merenje koncentracije čađi elektronskom vagom

Merenje elektronskom vagom zasniva se na merenju razlike u težini između uzorka markera pre postavljanja na mernu stanicu i nakon postavljanja. Pred svaki proces merenja markeri se izmere i tako i označe. Nakon završenog merenja ponovo se vrši merenje elektronskom vagom. Razlika između težine markera pre početka i nakon završenog merenja predstavlja koncentraciju čađi izraženu najčešće u mikrogramima.

7.2.3. Metod mozaika optimizovan za merenje koncentracije čađi u markerima

Rezultati merenjem metoda mozaika su poređeni sa metodom refleksije i merenjem elektronskom vagom. Vrednosti nakon obrade markera metodom mozaika izražene su u skali sive (0–255). Na ovaj način će se indirektno povezati rezultati obrade metodom mozaika sa vrednostima koncentracije čađi. Markerima za merenje čađi pre početka merenja i nakon završenog merenja prikazani su na Slici 7.5.



Slika 7.5. Marker za merenje koncentracije čađi: a) pre merenja, b) nakon merenja.

7.2.3.1. Metodologija rada metoda mozaika za merenje čađi u markerima

Nakon uzimanja markera sa merne lokacije, marker je podvrgnut merenjima metodom refleksije, metodom elektronske vage i metodom mozaika. Metod mozaika optimizovan za merenje koncentracije čađi realizovan je kroz sledeće postupke:

1. Proces segmentacije hibridnom metodom, u kome je odvojen marker od ostatka slike;
2. Definisane posebne uslove, kojim su eliminisane greške koje nastaju kao posledice nesavršenosti vlakana kod markera;
3. Merenje koncentracije boje u markeru i predstavljanje brojne vrednosti kroz skalu sive.

Kako je već objašnjeno u Poglavlju 7.1 sa slikama nanočestica, tako i u ovom slučaju, prva optimizacija metoda mozaika je izvedena u cilju kvalitetnije segmentacije markera čađi. Marker je postavljen na podlogu koja daje veliki kontrast (bela boja) u odnosu na boju nakon merenja, da bi bila preciznija segmentacija. Nakon izvršenog snimanja, algoritam je odvojio segmente slike sa tolerancijom 50 [92]. Prikaz odvojenih segmenata nakon prvog koraka može se videti na Slici 7.6.



Slika 7.6. Slike markera nakon primene metode mozaika.

Drugi korak predstavlja eliminaciju greške koja nastaje usled nesavršenosti vlakana kod markera. Ovo je neophodno da bi se ujednačila boja markera, zato što površina markera nije sasvim homogena. Naime, određeni delovi markera tokom merenja nisu primili čestice čađi pa je zato poželjno eliminisati što veći procenat tih elemenata markera. Za taj slučaj se koristi hibridni metod detekcije ivica sa pragom detekcije 7, baš iz razloga opisanih u Poglavlju 7.1, da se definišu sve oblasti koje neće ulaziti u analizu. Slika 7.7 prikazuje elemente markera koji nisu podvrgnuti analizi. Zbog kvalitetnijeg prikaza Slika 7.7 je prikazana u negativu.

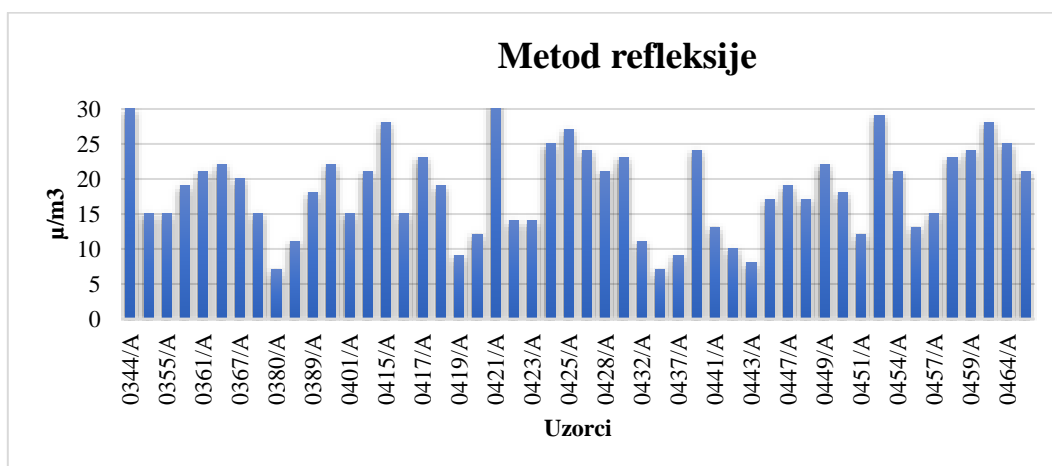


Slika 7.7. Negativ slike markera sa korekcijom nečistoća.

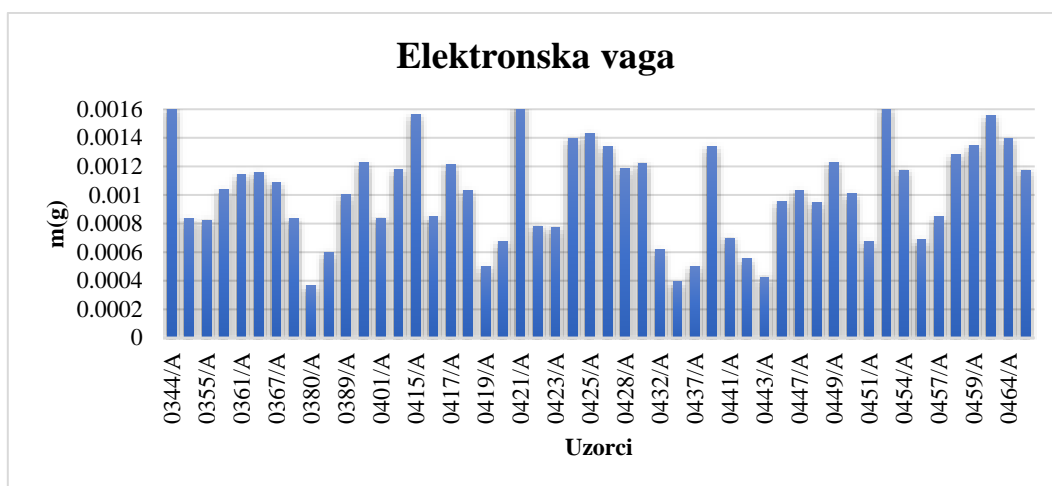
Ostali pikseli na ovako definisanom segmentu markera su podvrgnuti merenju koncentracije boje, odnosa između metoda kao i standardne devijacije od srednje vrednosti [92]–[94]. Koncentracija boje prezentovane se kao vrednost na skali sive od 0 do 255. Odnos između metoda određuje usaglašenost rezultata za posmatrane markere, a standardna devijacija pokazuje grešku u procentima između srednjih vrednosti posmatranih metoda.

7.2.3.2. Rezultati i diskusija

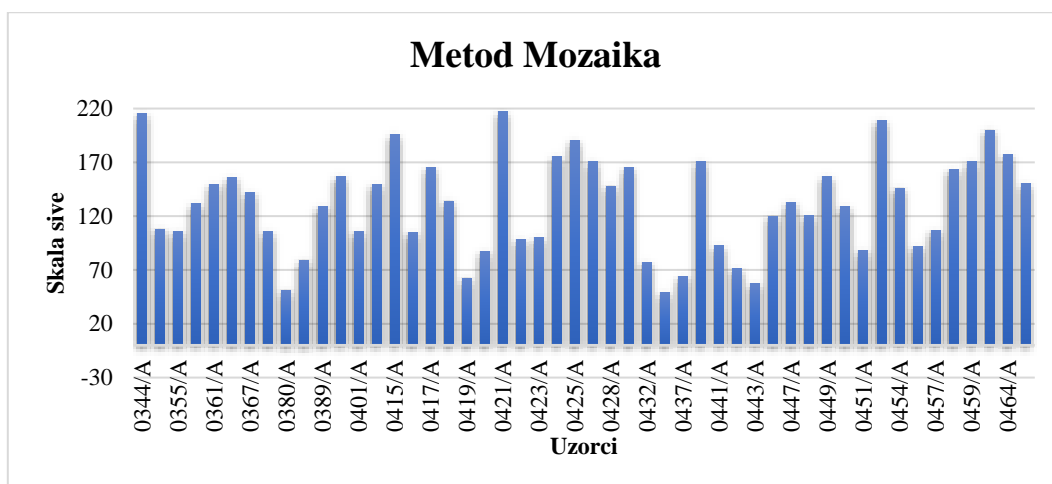
Rezultati merenja metodom refleksije, merenja elektronskom vagom i merenja čađi indirektnom metodom uz pomoć metode mozaika prikazane su na grafikonima 7.4, 7.5 i 7.6, respektivno. Vrednosti merenih uzoraka (markera) se nalaze na x-osi, dok su na y-osi predstavljene vrednosti uzoraka u odnosu na posmatranu metodu. Rezultati sa grafikona 7.4, 7.5 i 7.6 potvrđuju da vrednosti izmerenih uzoraka međusobno korespondiraju, te se može uočiti da uzorci 0344/A, 0415/A, 0421/A i 0454/A na sva tri grafikona pokazuju maksimalne vrednosti, a uzorci 0380/A, 0419/A, 0437/A i 0443/A na sva tri grafikona pokazuju najniže vrednosti. Ovi rezultati su indikatori da je potrebno direktno porediti vrednosti po dve metode da bi se utvrdila sličnost i korelacija između njih.



Grafikon 7.4. Rezultati merenja koncentracije čađi metodom refleksije.

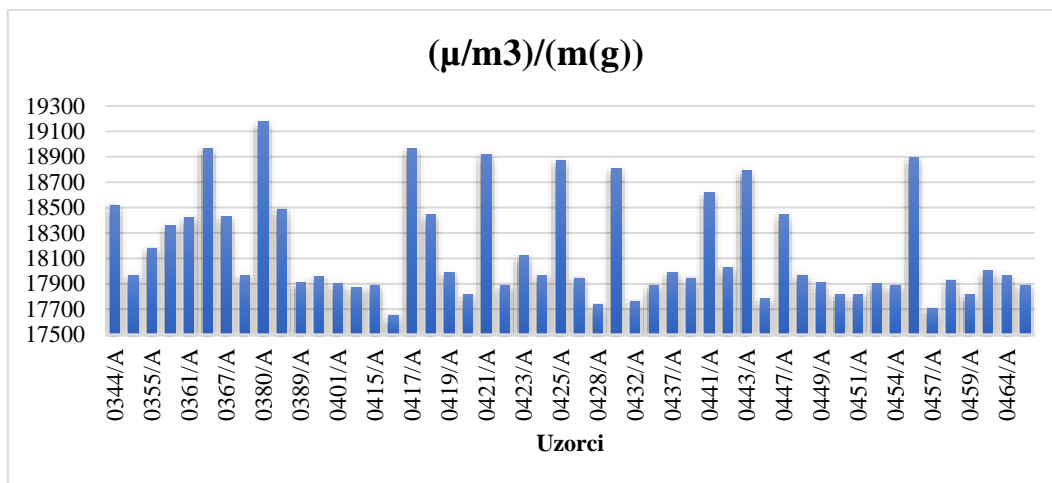


Grafikon 7.5. Rezultati merenja koncentracije čađi elektronskom vagom.

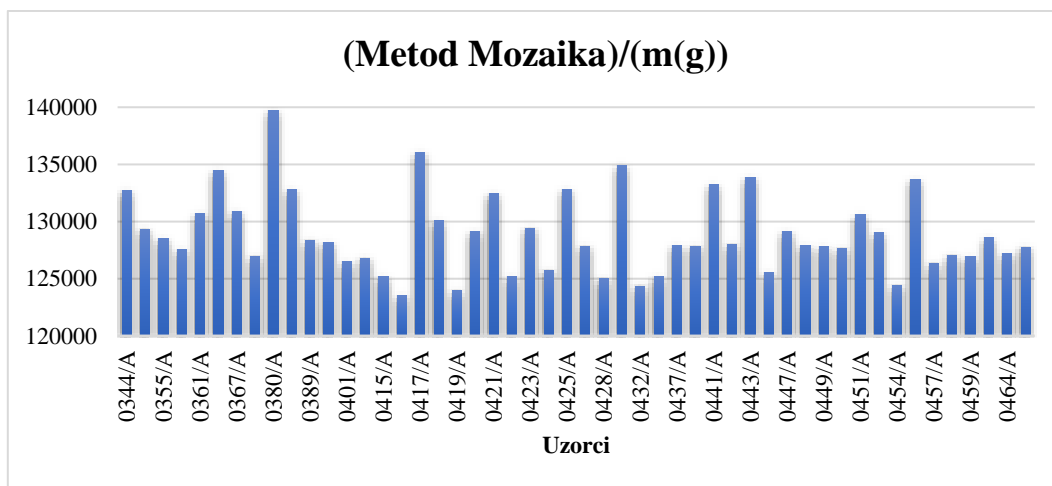


Grafikon 7.6. Rezultati merenja koncentracije čađi metodom mozaika.

Sledeći korak definiše odnos između rezultata merenja dve metode kako je prikazano na grafikonima 7.7, 7.8 i 7.9.

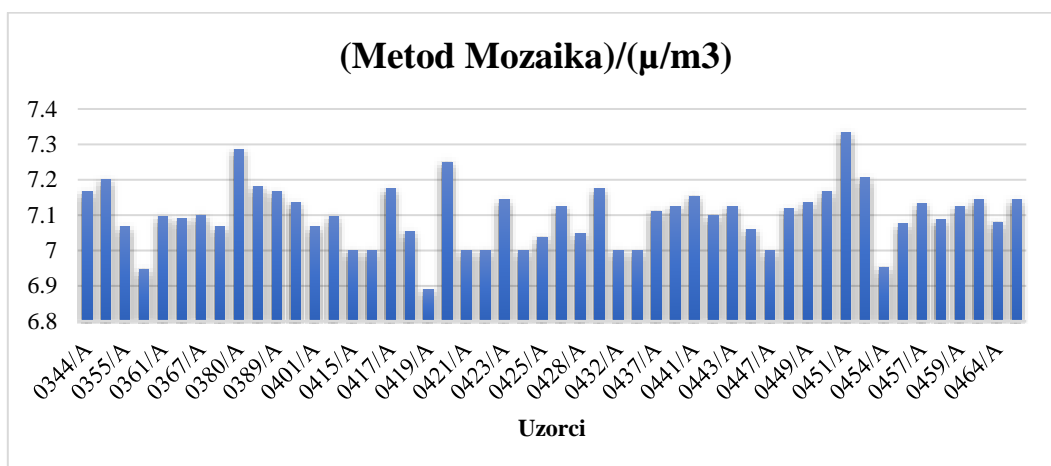


Grafikon 7.7. Odnos metoda refleksije i metoda merenjem elektronskom vagom.



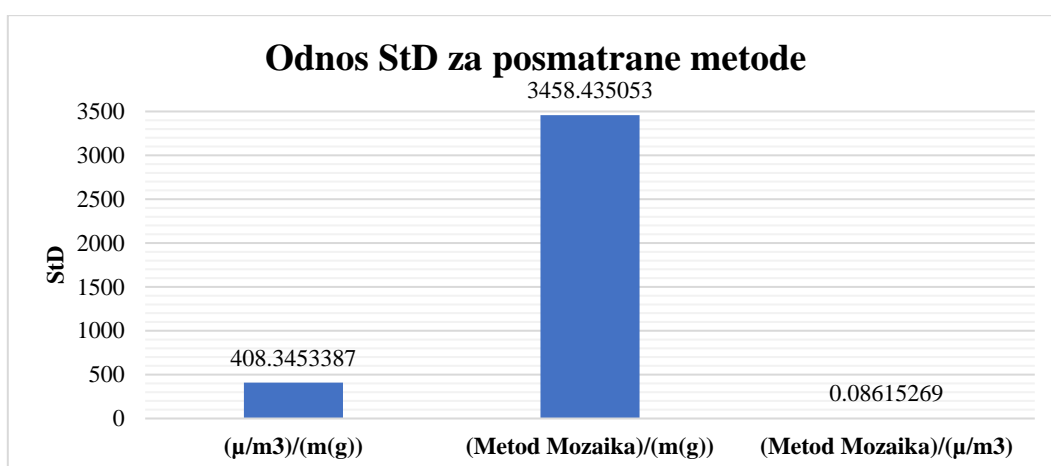
Grafikon 7.8. Odnos metoda indirektnog merenja metodom mozaika i merenjem elektronskom vagom.

Kao što je pokazao Grafikon 7.9 najjasnija korelacija se može definisati između merenja metodom mozaika i metoda refleksije. Promene koje se mogu uočiti sa Grafikona 7.9 iznose od 6.89 do 7.34, pa se indirektno merenje čađi metodom mozaika može direktno povezati sa metodom refleksije. Iz tog razloga se naredno poređenje između metoda sprovodi kroz standardnu devijaciju odnosa između dve metode.



Grafikon 7.9. Odnos metoda indirektnog merenja Metodom Mozaika i Metode refleksije.

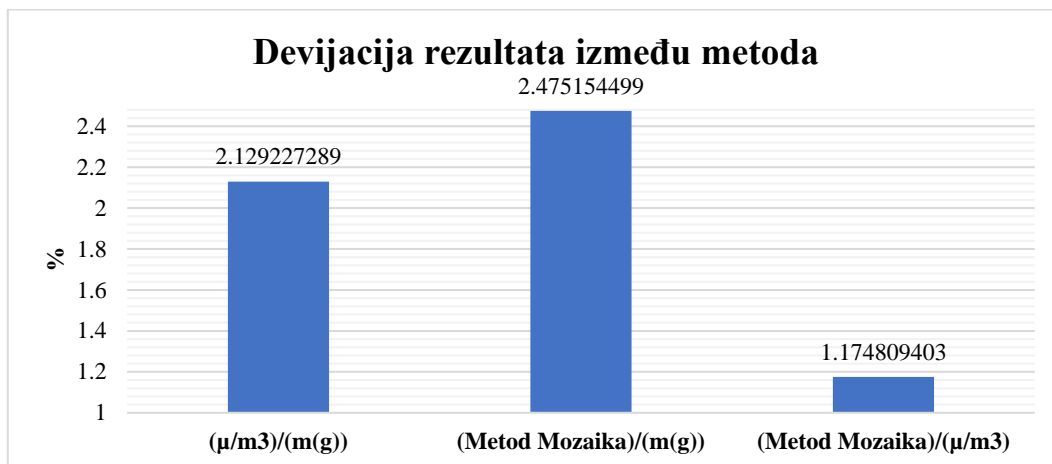
Grafikon 7.10 sadrži vrednosti standardne devijacije između posmatranih metoda. Grafikon pokazuje da se najbolja korelacija između metoda može uočiti kod odnosa merenja metodom mozaika i metode refleksije uz vrednost standardne devijacije od 0.08615269.



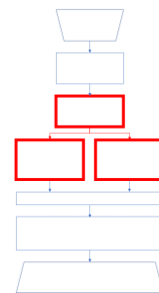
Grafikon 7.10. Odnos standardne devijacije između posmatranih metoda.

Finalno poređenje metoda pruža maksimalno odstupanje u procentima između posmatranih metoda, kao što je prikazano na Grafikonu 7.11. Prikazani rezultati na Grafikonu 7.11 nedvosmisleno pokazuju najbolju relaciju između metoda indirektnog merenja koncentracije čađi metodom mozaika i metodom refleksije. Maksimalno odstupanje izmereno između ove dve metode iznosi 1.174%, dok je između metode refleksije i metode elektronske vage taj odnos skoro dva puta veći i iznosi 2.129%. Ovo je praktično verifikacija predložene metode merenja čađi indirektno preko metoda refleksije.

Metod refleksije predstavlja etalon za indirektno merenje čađi metodom mozaika sa multiplikatorom od ~7 i tolerancijom od 1.17%.



Grafikon 7.11. Vrednosti standardne devijacije između metoda.



8. PRIMENA III – KLASIFIKACIJA SEGMENTATA

Segmentacija predstavlja odvajanje određenih delova slike zasnovanih na specifičnim kriterijumima. Zbog velike primene segmentacije u drugim oblastima, kao što su medicinske slike, robotika, različiti uređaji i senzori za noćno snimanje, programski moduli za detekciju i prepoznavanje lica ili objekata i dr, poslednjih godina ova oblast je jedna od najviše eksploatisanih oblasti digitalne obrade slike [95]–[97]. Od brojnih rešenja koja u zavisnosti od oblasti primene pružaju različite rezultate, rešenja bazirana na analizi prostornog domena dominiraju nad rešenjima analize frekvencijskog spektra [98].

Odvojeni segmenti predstavljaju zasebne slike nezavisne jedne od drugih. Međutim, ako se segmenti razvrstaju prema određenim grupama sličnih ili istih karakteristika, govori se o klasifikaciji segmenata.

Poglavlje 8.1 upravo obrađuje klasifikaciju segmenata prema određenim parametrima. Medicinske slike klasifikovane prema biomarkerima slike (*Biomarkers Imaging* – BI) bile su idealan izazov za obradu i primenu metode mozaika. Segmenti su klasifikovani prema gustini masnoće dojki, a rezultati povezani sa parametrom nivoa detalja kod digitalne slike. Deo rezultata ovog je spreman za publikovanje u radu [99]. Slike korišćene u ovom poglavlju originalno se nalaze u radu [99].

Poglavlje 8.2 obrađuje klasifikaciju segmenata u cilju realizacije superrezolucije digitalne slike - SR. Stepem promena kod izdvojenih segmenata po kanalu je upotrebljen kao osnova klasifikacije i kreiranja slike proširene tri puta po horizontali i vertikalni. Deo rezultata ovog poglavlja je publikovan na međunarodnoj konferenciji [100]. Preko 50 slika analiziranih u ovom poglavlju, čine standardnu bazu slika za analizu i preuzete su sa adrese:

http://www.imageprocessingplace.com/root_files_V3/image_databases.htm.

8.1. Segmentacija i klasifikovanje BI-RADS medicinskih slika

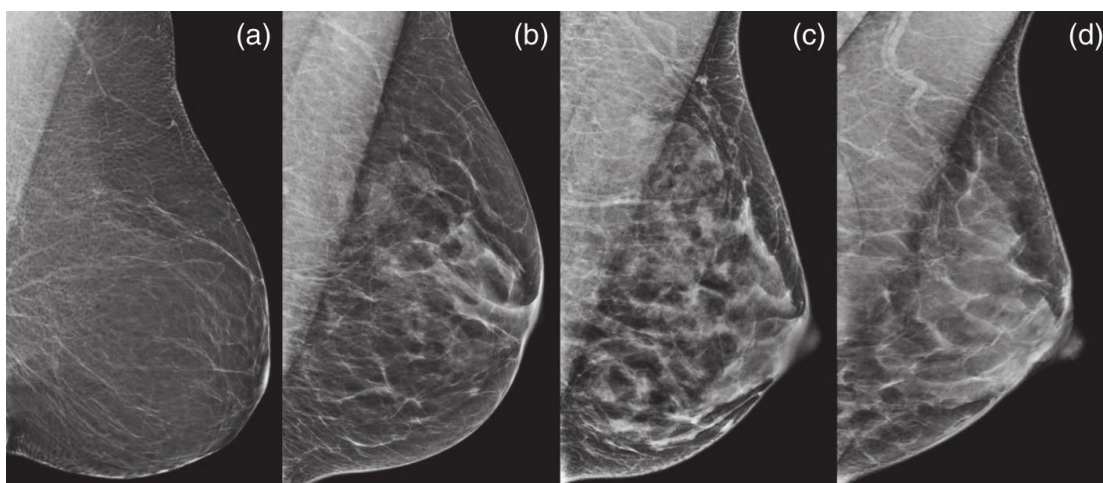
Veoma bitnu oblast digitalne obrade slika predstavlja detekcija granice objekta za automatsku segmentaciju slika. Obrada medicinskih slika podrazumeva da se moraju definisati biološki parametri u odnosu na koje će se izdvojiti segmenti u slici. Treba uzeti u obzir da su parametri definisani u odnosu na kvantitativnu analizu slika koju su sprovedli lekari [101]. Jedan od glavnih metoda detekcije ivica zasniva se na modelu aktivnih kontura (*Active Contour Model*) ili segmentacije zmije (*Snakes segmentation*) [102]. Iako su se pojavile neke implementacije ove metode ona ima nekoliko problema. Prvo, veoma je teško definisati početni piksel u inicijalizaciji „zmije“. Drugo, metoda zavisi od kvaliteta slike pa slike slabe rezolucije, slabog kontrasta ili povećanog stepena šuma imaju problema sa detekcijom ivica. Treći problem je u sinhronizaciji metode u određenim delovima slike i preklapanja struktura. Upravo navedeni problemi vode ka greškama u detekciji ivica. Tako, na primer, ugao iz kojeg se generiše slika može da predstavlja veliki problem, jer različiti položaji kreiranja slike mogu da dovedu do greške u detekciji ivica slike, a samim tim i segmentaciji slike. Biološki kontrast takođe može da prouzrokuje grešku u detektovanju korisnih informacija. Na kraju, metoda je sama po sebi komplikovana zbog potrebe za definicijom nekoliko parametara pre iteracije.

Stoga bi bilo korisno razviti neparametarski aktivni konturni metod, ali do danas je realizovano samo nekoliko ovih pristupa [103]–[105]. U radu [103], neparametarski model pretvara problem traženja parametara u problem procene gustine. Nedostaci ovog pristupa uključuju izbor veličine jezgra i rizik da se ne otkriju granične konkavnosti. Upravo problem procene gustine može se povezati sa BI i iskoristiti nešto što već postoji kao biomarker, a to je kategorija gustine grudnog koša.

Predložen je novi model segmentacije medicinskih slika metodom mozaika i BI neparametarskom metodom. Njegove prednosti se odražavaju u eliminaciji greške nastale usled pojave šuma u medicinskim slikama, u čemu hibridni model ima zavidne rezultate. Još jedna pogodnost leži u mogućnosti da korisnik definiše prag detekcije pa se, u zavisnosti od zahtevane situacije, prag detekcije može korigovati. Ovakav algoritam detekcije ivica kao baza daje preciznost u definisanju korisnih informacija. Isto tako, definisane su oblasti nivoa detalja u zavisnosti od stepena gustine kod grudi. Brzina generisanja slika je identična kao kod ostalih metoda.

8.1.1. Biomarkeri slike (BI)

Promene na digitalnoj slici koje ukazuju na biološke procese ili odgovore na medicinske intervencije nazivaju se BI. U zavisnosti od definisanih stanja bioloških procesa BI će adekvatno reagovati na njih. Upravo zbog ovoga BI može služiti kao alat za kliničko odlučivanje. Informacioni sistem slika dojki za izveštavanje – *The breast imaging-reporting and data system* (BI-RADS) koristi kvalitativne analize i tumačenja lekara nad BI. Koristeći 2D mamografe, lekari klasifikuju grudi prema kategorijama gustine grudnog koša: (a) potpuno masne, (b) raštrkane oblasti fibroglandularne gustine, (c) heterogeno guste i (d) ekstremno guste. Posebno je potrebno naglasiti da je ova metoda zasnovana na proceni lekara u 2D merama i u određenim situacijama može biti netačna ako se radi u 3D sistemu [106]–[108]. Svi rezultati su podvrgnuti 2D metodi i merenju unutar 2D prostornog domena.

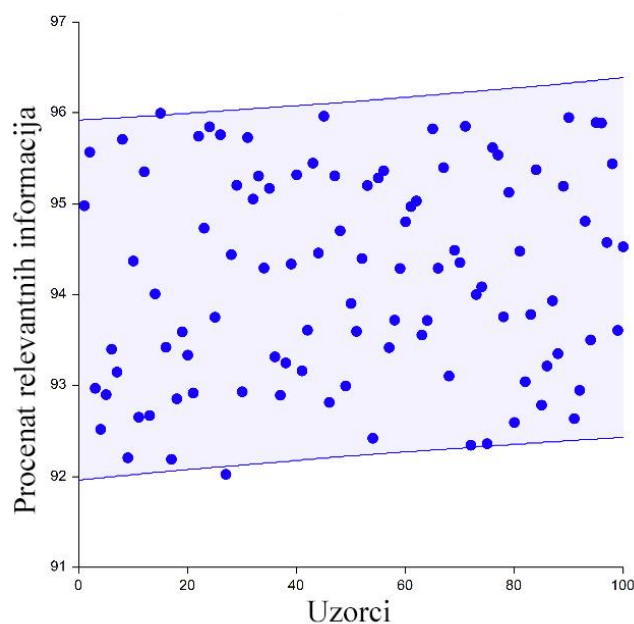


Slika 8.1. BI-RADS medicinske slike klasifikovane prema gustini: a) potpuno masne, b) raštrkane oblasti fibroglandularne gustine, c) heterogeno guste, i d) ekstremno guste.

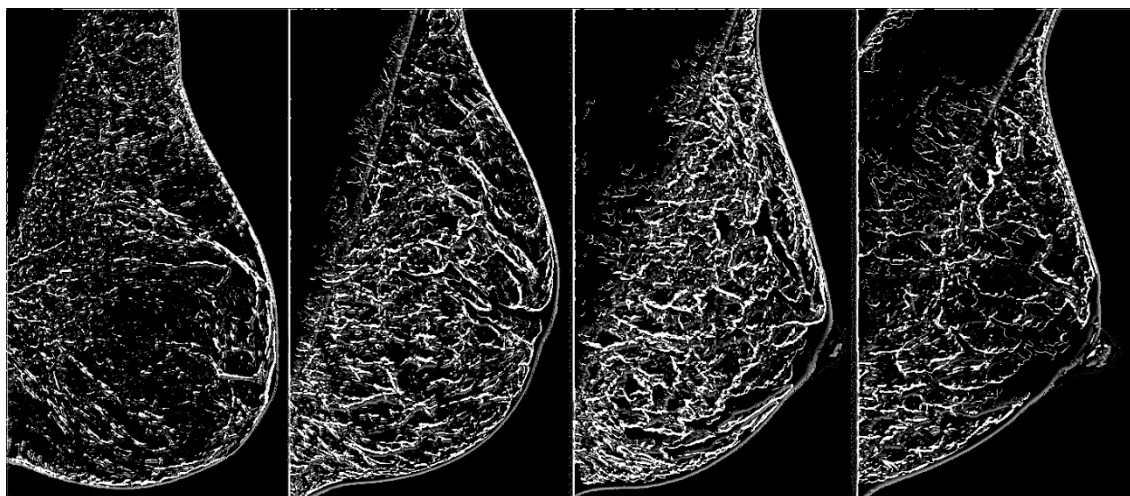
BI-RADS medicinske slike klasifikovane prema gustini su prikazane na Slici 8.1. Kao osnovu verodostojnosti podataka treba napomenuti da su slike nastale u istim uslovima i slikane istom kamerom, tako da konačni rezultati mogu biti merljivi. Metod detekcije ivica hibridnim operatorom se pokazao kao idealan na polju detekcije/prepoznavanja i utvrđivanja izobličenja kod nanočestica, pa je kao takav eksperimentalno primenjen i na medicinskim slikama u ovom poglavlju.

8.1.2. Segmentacija i klasifikacija BI-RADS slika metodom mozaika

Po istoj metodologiji ocene korisnih informacija u elementima slike, kako je to tretirano u radovima [109]–[114], obrađene su slike hibridnom metodom detekcije ivica. Rezultati su pokazali da je stepen korisnih informacija nakon obrade hibridnom metodom preko 93%. Stepen korisnih informacija se u osnovi bazira na koncentraciji promena na nekom delu slike. Rezultati obrade su prikazani na Slici 8.2, a stepen korisnih informacija prikazan na Grafikonu 8.1.

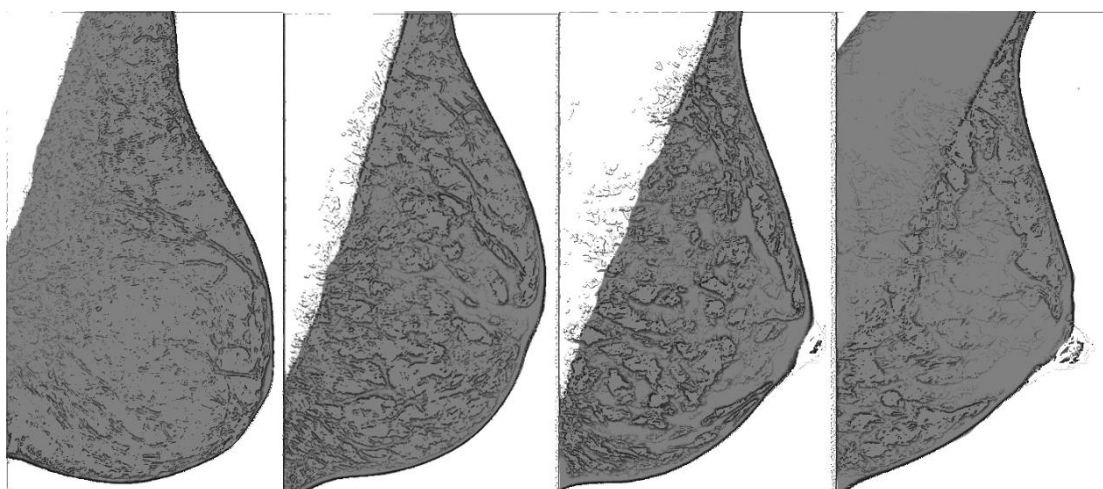


Grafikon 8.1. Stepen korisnih informacija u posmatranim uzorcima nakon primene hibridnog metoda detekcije ivica.



Slika 8.2. Rezultat obrade hibridnom metodom.

Kada je utvrđen kvalitet slika nakon primene hibridne detekcije ivica, primenjuje se algoritam segmentacije. Rezultati obrade nakon segmentacije dati su na Slici 8.3. Prikaz obrade nakon segmentacije daje vidljivo naglašene segmente četiri prikazane klase gustine masnoće dojki. U sledećem koraku se može meriti nivo detalja slike za svaku gustinu posebno. Dobijene vrednosti nivoa detalja biće povezane sa već definisanim klasama gustine. Kvantitativni rezultati analize biće tretirani na osnovu baze medicinskih slika. Dobijene vrednosti za uzorke grupisaće se unutar određene oblasti sa preciznošću od 95%, odnosno vrednosti svih uzoraka nalaziće se unutar te oblasti, po metodologiji kao u [109]–[114].

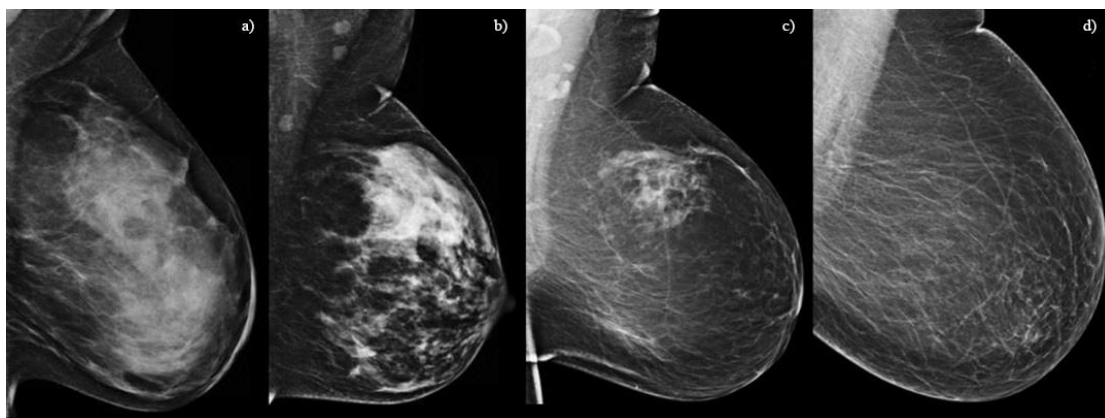


Slika 8.3. Segmentacija originalnih BI-RADS slika.

8.1.3. Rezultati i diskusija

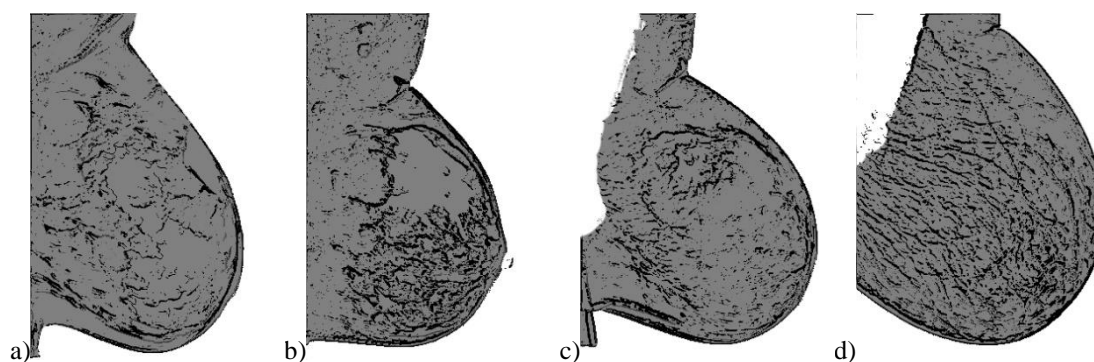
Povezivanje BI-RADS slika sa koncentracijom nivoa detalja u slikama urađeno je na oko 100 medicinskih slika. Rezultati su pokazali da se stepen gustine BI-RADS slika može vezati sa parametrom nivoa detalja kod digitalnih slika. Slika 8.4, kao još jedna karakteristična slika, daje uvid u četiri definisana tipa grudi, klasifikovana po gustini.

Radiomics predstavlja postupak generisanja baze medicinskih slika koje se mogu pretraživati i koje se mogu koristiti za analizu kvantitativnih podataka [114]. Ovi potencijali analize medicinskih slika daju potpuno novu dimenziju obrade slika i pružaju osnovu za modeliranje. Pomoću ove baze moguće je unakrsno pretraživati, kombinovati ili porediti različite elemente sa različitih slika i na taj način dobiti jedinstvene zaključke, posebno kada se radi o bazi podataka za jednog pacijenta [115].



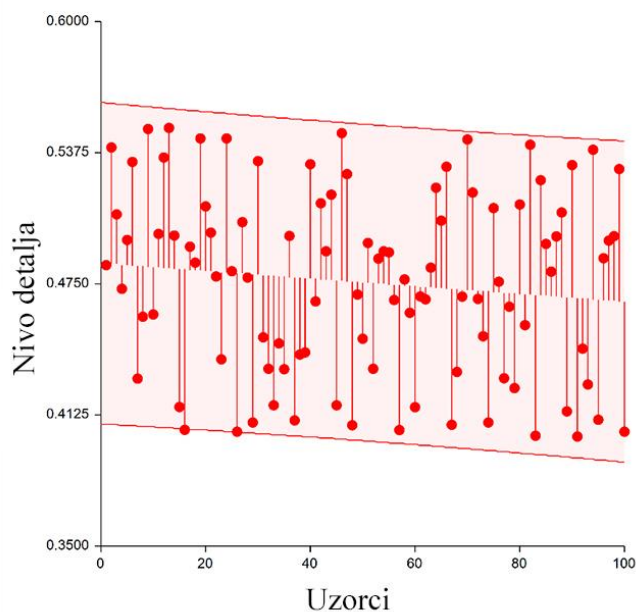
Slika 8.4. BI-RADS medicinske slike klasifikovane prema gustini: a) potpuno masne, b) raštrkane oblasti fibroglandularne gustine, c) heterogeno guste, i d) ekstremno guste.

Ponovljenom procedurom obrade Slike 8.1, 8.2 i 8.3 došlo se do Slike 8.5.



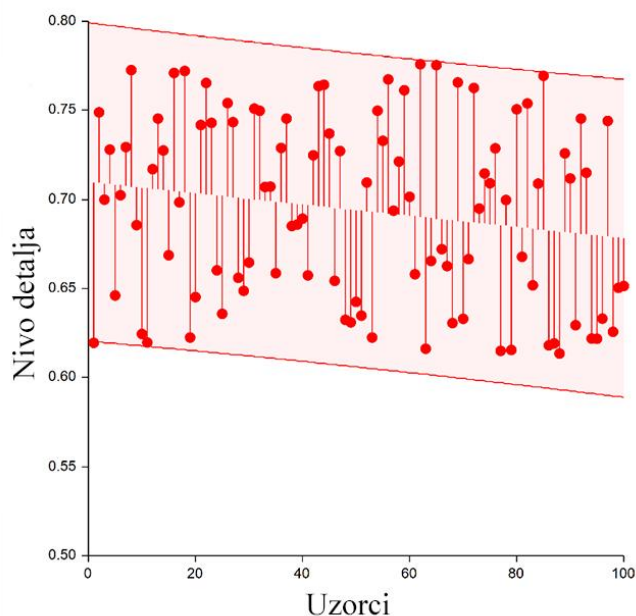
Slika 8.5. Obrada Slike 8.4 hibridnom metodom detekcije ivica i segmentacije.

Vrednosti nivoa detalja posmatranih uzoraka za klasu potpuno masne gustine dojki prikazani su na Grafikonu 8.2. Vrednosti za klasu potpuno masne gustine dojki variraju od 0.4125 do 0.5375 LoD, što daje vrednost standardne devijacije za ovu oblast od 9%, te predstavlja jako nizak prag nivoa detalja. Visoka koncentracija masnoće se može tretirati kao nizak nivo diskontinuiteta na slikama pa otuda činjenica da postoji jako nizak nivo detalja. Na posmatranim segmentima nije bilo ekstremnih odstupanja od uočene oblasti pa se može reći, sa velikom sigurnošću, da se za potpuno masnu gustinu gotovo uvek može tretirati ispod 0,55 vrednosti nivoa detalja za DCT.

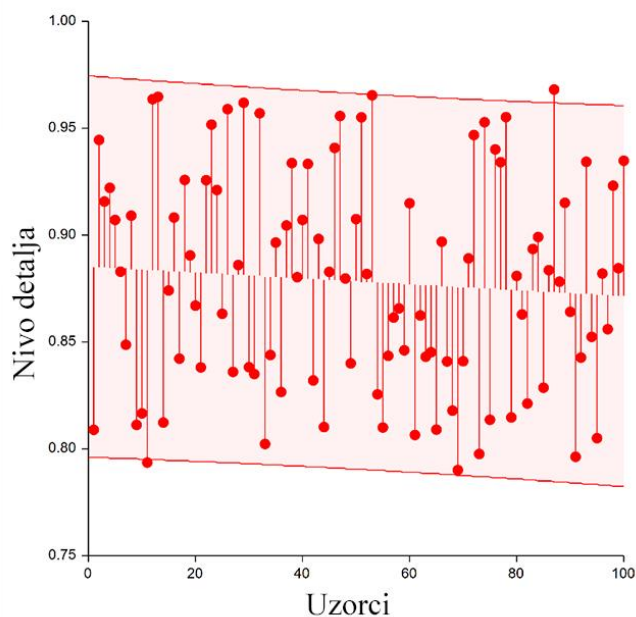


Grafikon 8.2. Nivo detalja za klasu potpuno masne gustine dojki.

Za raštrkane oblasti fibroglandularne gustine nivo detalja iznosi od 0,62 do 0,77, a za heterogeno guste nivo detalja iznosi od 0,79 do 0,97. Iako veoma jasno podeljene, ove oblasti su veoma blizu jedna drugoj. Pošto nema drastičnih odstupanja vrednosti bilo kog uzorka, mogu se tretirati dve pomenute oblasti kao referentne.

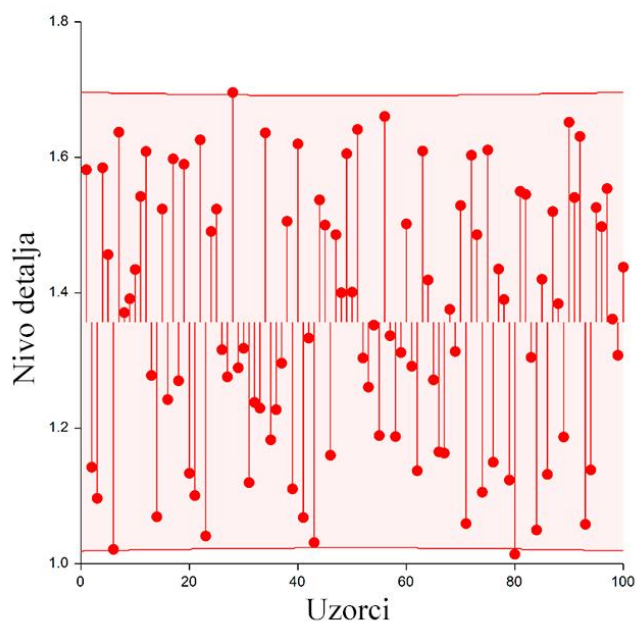


Grafikon 8.3. Nivo detalja za raštrkane oblasti fibroglandularne gustine.



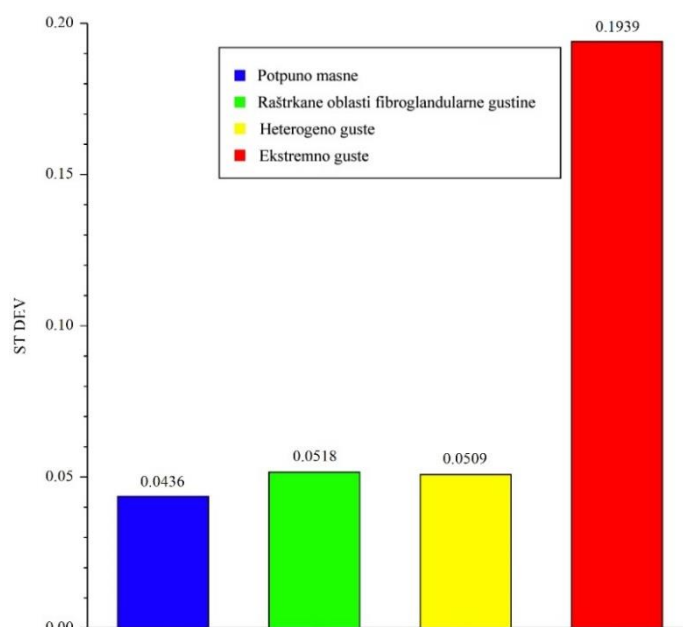
Grafikon 8.4. Nivo detalja za heterogenu gustinu.

Najveći opseg nivoa detalja može se naći kod ekstremne gustine od 1,02 do 1,71. Samim tim, i najveće odstupanje od srednje vrednosti posmatrane oblasti, ali bez ekstremnih odstupanja da bi moglo narušiti verodostojnost ove oblasti. Veoma bitna karakteristika u oceni promene nekog parametra u određenom opsegu predstavlja standardna devijacija.



Grafikon 8.5. Nivo detalja za ekstremnu gustinu.

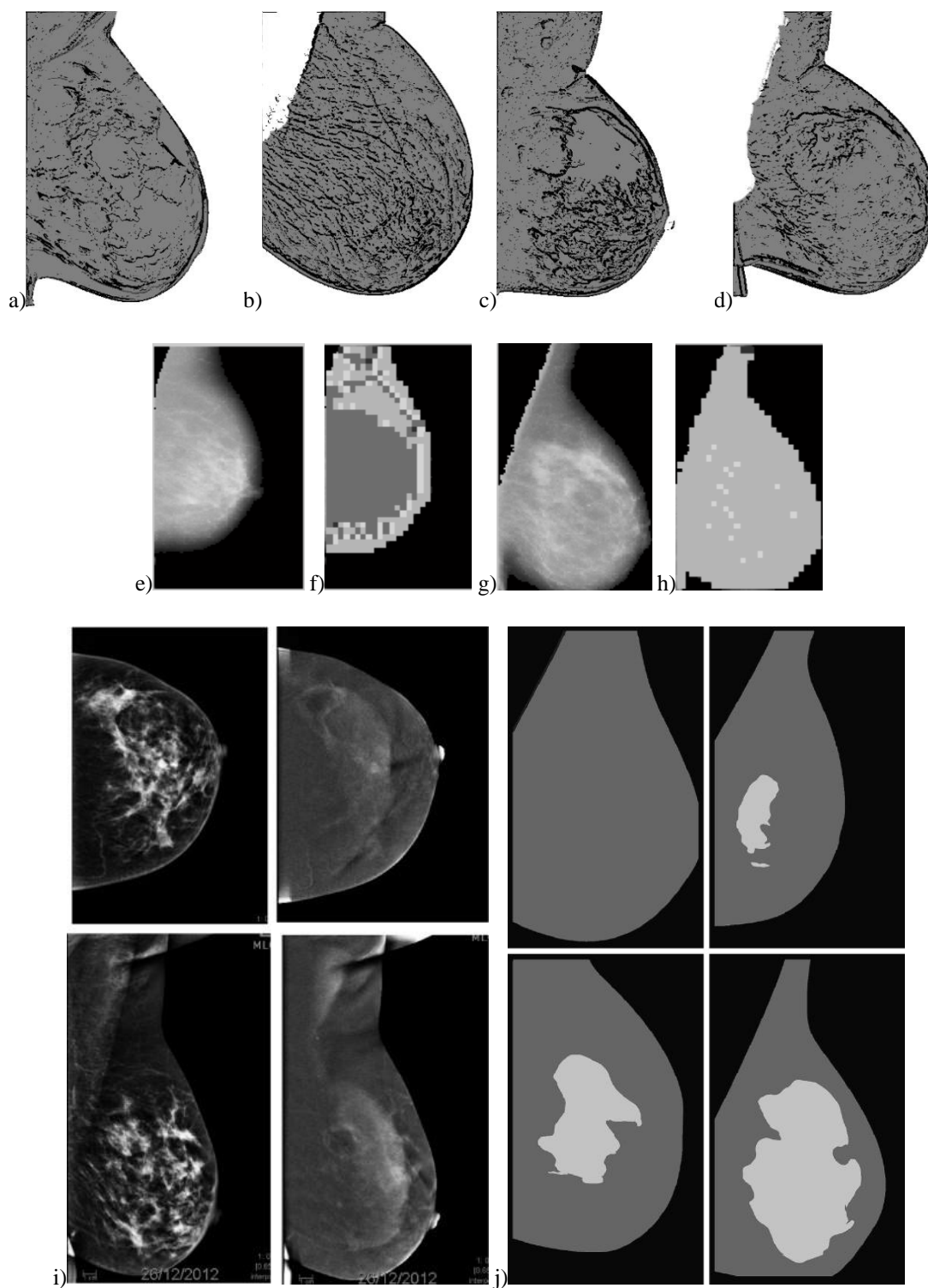
Vrednosti standardne devijacije za različite tipove gustine nalaze se na Grafikonu 8.6. Najveći nivo standardne devijacije od 0,1939 se nalazi kod ekstremne gustine, što iznosi oko 15% od prosečne vrednosti posmatrane oblasti. Nivo standardne devijacije za posmatrane tipove gustine za potpuno masne, raštrkane oblasti fibroglandularne gustine i heterogeno guste kreću se od 0,0436 do 0,0518, što iznosi oko 5% od prosečne vrednosti posmatrane okoline. Samim tim se može reći da sa procentom od 5% se nalaze na granici statističke greške, pa se definisane oblasti nivoa detalja u odnosu na gustinu masnoće dojki mogu uzeti sa veoma visokim stepenom tačnosti. Buduća istraživanja i primena predloženog metoda u obradi medicinskih slika mogu se naći kod multiskalnog modeliranja rastućih kancera i modeliranju kancera uz pomoć računara [116]–[119].



Grafikon 8.6. Nivo standardne devijacije za posmatrane tipove gustine.

Opisana metoda segmentacije u ovom poglavlju podvrgnuta je poređenju sa ostalim metodama segmentacije koje su opisane u radovima [116]–[118]. Pored iskazanih prednosti kroz teorijski okvir digitalne obrade slike i potvrđenim matematičkim alatima, Slika 8.6 pruža vizuelnu komparativnu analizu rezultata nekoliko metoda. Metode segmentacije se razlikuju, što je jasno vidljivo sa slike. Predložena segmentacija medicinskih slika daje najširi spektar detektovanih elemenata na slici, što potvrđuje najveći nivo detalja koji je detektovan kod slika koje su se poredile. Takođe, jedino se metod mozaika može relevantno povezati sa oblastima

nivoa detalja prema gustini. Ostale metode zavise od parametara za detekciju segmentacije pa kao neparametarska metoda ne pružaju adekvatne rezultate za povezivanje sa nivoom detalja.



Slika 8.6. Vizuelni prikaz uporedne segmentacije: a), b), c) i d) metodom mozaika, e), f), g), h), i) i j) opisane u radovima [116]–[118].

Ograničenja u svim metodama se mogu naći u maloj brzini kreiranja ovih slika i visokoj ceni, što i dalje utiče na nepraktičnost primene ovih metoda, ali to je odlika svih upotrebljivih metoda. Takođe, treba uzeti u obzir sporost u kreiranju medicinskih slika ove vrste. Mala promena položaja pacijenta može dovesti do greške u generisanju slike, što se može odraziti na pogrešnu dijagnostiku, a pogrešna dijagnostika na pogrešan tretman pacijenta i bolesti. Tako da se sve upotrebljive metode moraju za sada eksperimentalno tretirati i upoređivati sa situacijama u praksi kako bi se povezale sa definisanim modelima.

Istraživanje je jasno pokazalo da se uz pomoć metode mozaika stepen masnoće u grudima može direktno povezati sa nivoom detalja kod medicinskih digitalnih slika. Najviši stepen masnoće će imati veoma nizak nivo detalja pa se može reći da je parametar nivoa detalja kod digitalnih slika obrnuto srazmeran gustini za sva četiri tipa. Iako za sada, zbog pomenutih razloga, nije moguće vezivanje segmenata digitalne slike sa modelima kancera dojke, rezultati su eksperimentalno pokazali da se svaka klasa gustine može relevantno povezati sa konkretnom oblašću nivoa detalja.

8.2. Segmentacija i superrezolucija digitalne slike

Rezolucija slike opisuje detalje sadržane u slici, odnosno što je viša rezolucija, tada se sa više detalja može opisati sadržaj slike. Ipak, rezolucija je ograničena sistemom snimanja, kao što su senzori za generisanje signala slike CCD, CMOS ili njihove modifikacije optikom ili elektronikom. Arhitektura senzora, optike i elektronike za snimanje slike visoke rezolucije je izuzetno skupa, pa upravo nije praktična za većinu aplikacija i primena koje nisu komercijalne. Sa druge strane, moguće je koristiti različite algoritme unapređenja kvaliteta digitalne slike s ciljem dobijanja željenih rezultata. Ovi algoritmi predstavljaju drugi način rešavanja problema koji bi, možda, na puno skuplji način bio rešen kroz hardver. Sve tehnike ili kombinacije nekoliko postojećih [120], [121] koje za cilj imaju povećanje rezolucije, nazivaju se superrezolucija (SR) [122], [123]. Ova naučna oblast digitalne obrade slike je aktuelna skoro od kako je nastala sama oblast obrade slike, a primenu nalazimo u mnogim oblastima.

- Daljinsko očitavanje – daljinski i bezbedno očitavanje slika određenog područja, naročito zumiranih određenih delova posmatranog prostora koji su opasni za čoveka.
- Slike i video-snimci kamera za nadzor – kamere ovog tipa pokrivaju velika područja. U ovoj situaciji nemoguće je imati visok stepen rezolucije na celokupnoj površini koju pokriva kamera.
- Medicinske slike – slike snimane različitim tehnikama i metodama često imaju potrebu za nekim od SR algoritama.
- Konverzija video-formata – aplikacije koje u osnovi imaju konverziju rezolucije često koriste SR algoritme.

Cilj superrezolucije je kreiranje slike visoke rezolucije iz jedne ili više ulaznih slika niže rezolucije. Postoje dve metode za superrezoluciju:

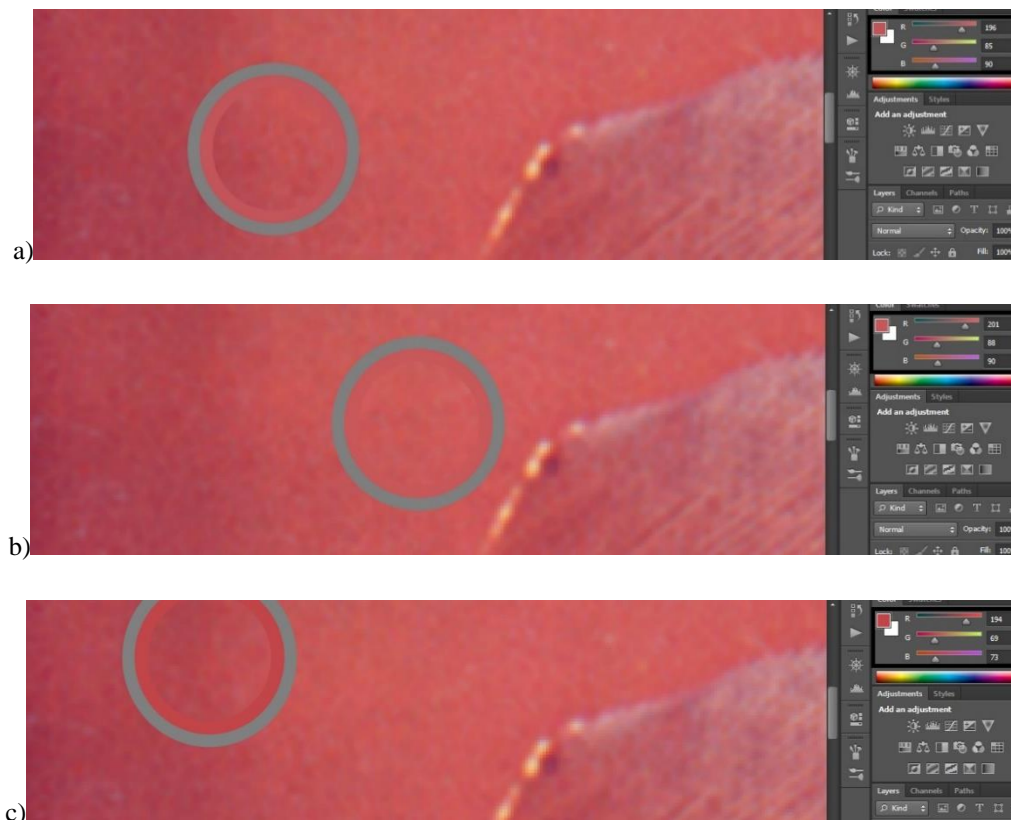
1. klasična superrezolucija iz više slika – u upotrebi kod modernih telefona i
2. superrezolucija na osnovu jedne slike.

Klasični model kreiranja superrezolucije podrazumeva [124]–[126] niz slika jednog prostora iste scene. Svaka od tih kreiranih slika poseduje niz ograničenja na nepoznate vrednosti koje treba rekonstruisati u slici visoke rezolucije. Različite tehnike grupisanja subpiksela u cilju kreiranja šire slike čine osnov za metod klasične SR. Sa druge strane, SR na osnovu jedne slike kako su pokazali naučni radovi su ograničeni na mala povećanja rezolucije [127], [128].

Kao što se može uočiti iz radova [129]–[136], postoje razne ideje za realizaciju SR algoritma. Ideja za algoritam u ovom poglavlju proističe iz pokušaja da se napravi inverzan postupak filterima za redukovanje šuma.

Ako se posmatra neki deo slike koji ima približno iste nijanse boje, može se uočiti da vrednosti boja vizuelno ne odstupaju puno jedna od druge, što i pokazuje Slika 8.7(a), 8.7(b) i 8.7(c). Vrednosti kanala se mogu videti u gornjem desnom uglu slike, a krug pokazuje posmatranu oblast na slici. Iako su vizuelno nijanse boja veoma slične za sva tri kanala, odstupanje u okviru istog segmenta može iznositi i do 23% od ukupne vrednosti skale sive (0–255). Na osnovu Slike 8.7(a), 8.7(b) i 8.7(c) jasno se može zaključiti da RGB vrednosti piksela po istom kanalu odstupaju jedna od druge. Tako, na primer, vrednost selektovanog piksela u RGB skali sive za Sliku 8.7(b) iznosi (201,88,90), a za Sliku 8.7(c) iznosi (194,69,73). U selektovanoj oblasti na prikazane

tri slike ne radi se o detaljima, zato ne možemo relevantno govoriti o parametru nivoa detalja za posmatranu oblast. Zato će glavno uporište za algoritam predložen u ovom poglavlju biti stepen promene okoline posmatranog piksela.



Slika 8.7. Tri selektovane oblasti unutar jednog segmenta.

Definisani pristup generisanju SR slike podrazumeva višestruke slike niske rezolucije koje sadrže informaciju o istoj sceni, pa je originalni zadatak SR algoritma predstavljen kao inverzni problem generisanja nove slike visoke rezolucije spajanjem slika niske rezolucije. Upravo u ovoj činjenici se razlikuje predloženi algoritam u odnosu na većinu postojećih. Originalna test slika će koristiti samo jednu sliku za analizu i na osnovu nje će se kreirati nova slika optimalno uvećana.

Najpre je potrebno izmeriti stepen standardne devijacije i nivoa detalja slike. Slike koje su korišćene u ovom istraživanju razvrstane su u grupe sa različitim nivoom detalja i tako analizirane. Nije relevantno meriti stepen standardne devijacije nad kompletnom slikom jer u taj prosek se računa greška kompresije, detekcija ivica, različite teksture i šumovi koji često nemaju identičan stepen gustine nad kompletnom slikom itd. Iz takve analize rezultati nisu valjani pa će ova dva parametra da se porede na osnovu definisane iste teksture u jednoj slici. Sa druge strane, ne mogu se porediti

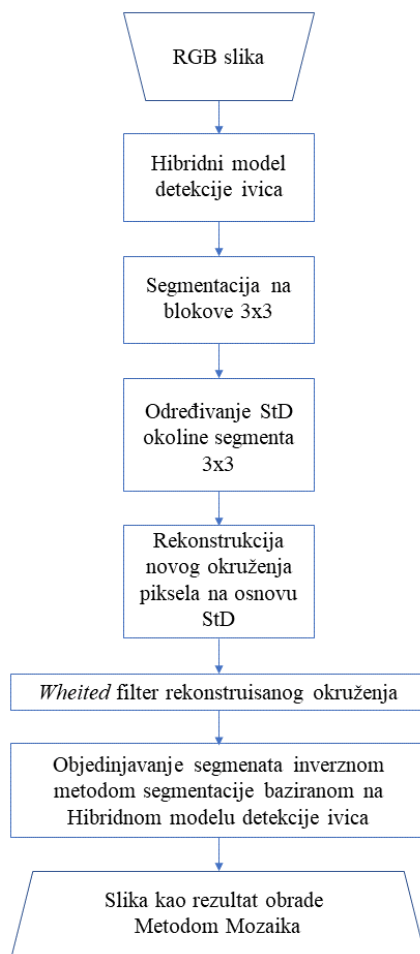
oblasti gde su pretežno crvena i plava boja – jer je u tom slučaju velika standardna devijacija, već je potrebno analizirati standardnu devijaciju samo u oblastima koje su približno iste nijanse boje. Samim tim, kompletna analiza se sprovodi posebno za segmente kroz RGB kanale i u ovom slučaju treba tražiti srednju devijaciju segmenta. Tek tada je relevantno uporediti dobijene rezultate sa nivoom detalja nad posmatranim segmentom.

Kao što je definisano u radu [137] najveći stepen StD odgovara najvećem stepenu nivoa detalja, odnosno da je stepen promena prepoznat kao viši stepen nivoa detalja. Ovu činjenicu je potrebno uvažiti i iskoristiti u predloženom postupku u ovom poglavlju.

Ovde može nastati problem kako odvojiti oblasti slične nijanse boje. Ova činjenica mora da važi za svaki kanal posebno. Pošto ivica predstavlja deo slike gde dolazi do nagle promene nekog od parametara slike (u ovom slučaju nijanse boje), sve što je ograničeno nekom ivicom spada u jedan deo slike gde su pikseli približno iste ili slične nijanse boje. Na ovaj način posebno će se tretirati različiti delovi slike, kao što su ivice, jer će one pripadati istim oblastima.

8.2.1. Metodologija algoritma

Kada se učita RGB slika, prvo se detektuje nivo detalja, a zatim određuje nivo standardne devijacije koji će se koristiti za određeni segment. Rekonstrukcija se izvodi obrnuto filterima za usrednjavanje vrednosti, kako je prikazano na Slici 8.8. Ako brojevi $Y_1, Y_2 \dots Y_9$ predstavljaju vrednosti piksela, kao što je izraženo u Tabeli 8.1, rekonstrukcija, odnosno srž SR predloženog algoritma će se obaviti na sledeći način. U okolini piksela Y_1 će se formirati pikseli koji će odstupati od vrednosti Y_1 za \mp vrednost standardne devijacije. Samim tim, čitav ovaj postupak će raditi obrnut postupak filterima koji koriste sistem usrednjavanja vrednosti nad podmatricom 3×3 . Ako se ustanovi da je standardna devijacija neke okoline X , koristi se generator slučajnih brojeva koji u okolini Y dodaje vrednosti $\mp x$ i okružuje ga sa 8 novih vrednosti.



Slika 8.8. Algoritam superrezolucije digitalne slike metodom mozaika.

Tabela 8.1. Pozicije piksela posmatranog segmenta u originalnoj slici.

Y1	Y2	Y3
Y4	Y5	Y6
Y7	Y8	Y9

Kako je prikazano u Tabeli 8.2 ukoliko StD ima vrednost 5, algoritam treba da nasumično kreira devet brojeva koji poseduju vrednost ∓ 5 u odnosu na vrednost posmatranog piksela za određeni kanal. Tako, na primer, ako je vrednost piksela Y1 za R kanal 100, brojevi koji će se nasumično generisati biće u opsegu od 95 do 105. Ovo generisanje brojeva ne znači da će okolina piksela Y1 imati pravilnu raspodelu piksela od 95 do 105, ali će sigurno biti u opsegu standardne devijacije vrednosti svog okruženja od Y2 do Y9. U cilju smanjenja drastičnih razlika i grubih prelaza kod ivica slike, nad novoformiranom podmatricom, kao u Tabeli 8.2, koristiće se oblik filtriranja kao kod hibridnog modela – *Whited* filter [70], [138]. Ovim postupkom se 1 piksel

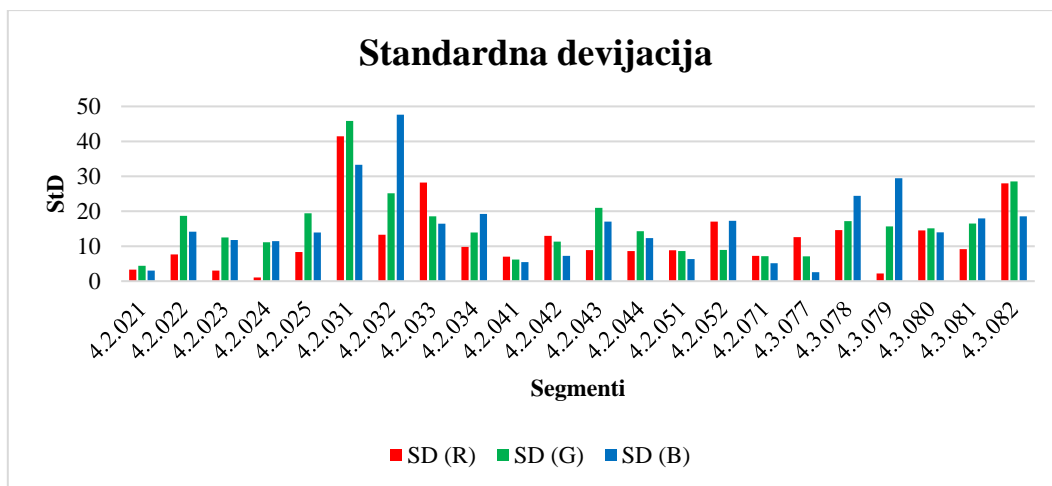
zamenjuje matricom 3x3 pa se slika uvećava 3 puta po horizontali i 3 puta po vertikali. Odabir matrice 3x3 je najpogodniji za uvećanje, jer je svaki piksel originalne slike okružen tačno jednim pikselom rekonstruisane. Za rekonstrukciju 5x5, 7x7 ili 9x9 piksela analiza nije sprovedena jer bi greška rekonstrukcije bila velika.

Tabela 8.2. Vrednosti i pozicije piksela posmatranog segmenta u rekonstruisanoj slici.

StD(-x,x)+Y1	StD(-x,x)+Y1	StD(-x,x)+Y1
StD(-x,x)+Y1	Y1	StD(-x,x)+Y1
StD(-x,x)+Y1	StD(-x,x)+Y1	StD(-x,x)+Y1

8.2.2. Rezultati i diskusija

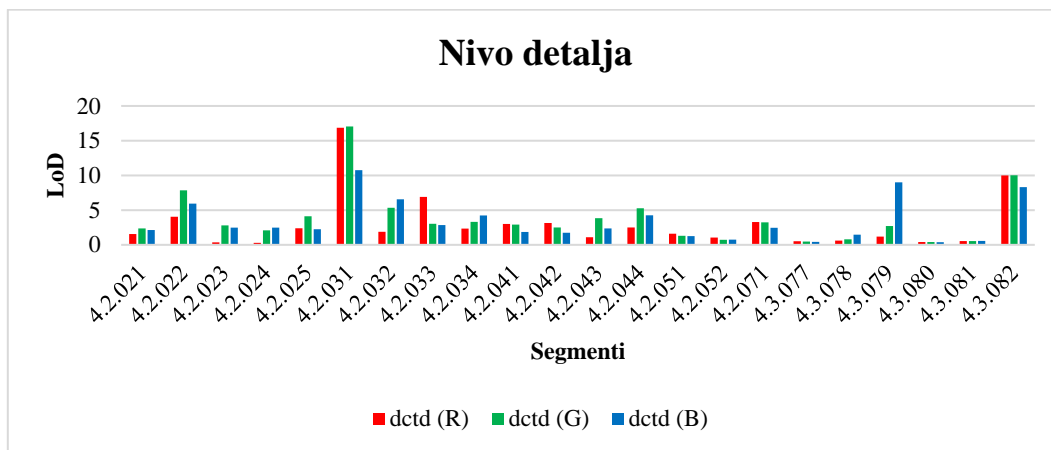
Kompletan algoritam je primenjen na nekoliko desetina digitalnih slika. Rezultati StD za izdvojene segmente prikazani su na Grafikonu 8.7. Iako se ne tretira kao parametar za ocenu kvaliteta digitalne slike, standardna devijacija će pružiti uvid promene vrednosti okoline posmatranog piksela u segmentu. Ova vrednost se ne sme posmatrati kao jedinstvena za neki segment, već kroz tri potpuno odvojene vrednosti za RGB kanale.



Grafikon 8.7. Vrednosti standardne devijacije za posmatrane segmente.

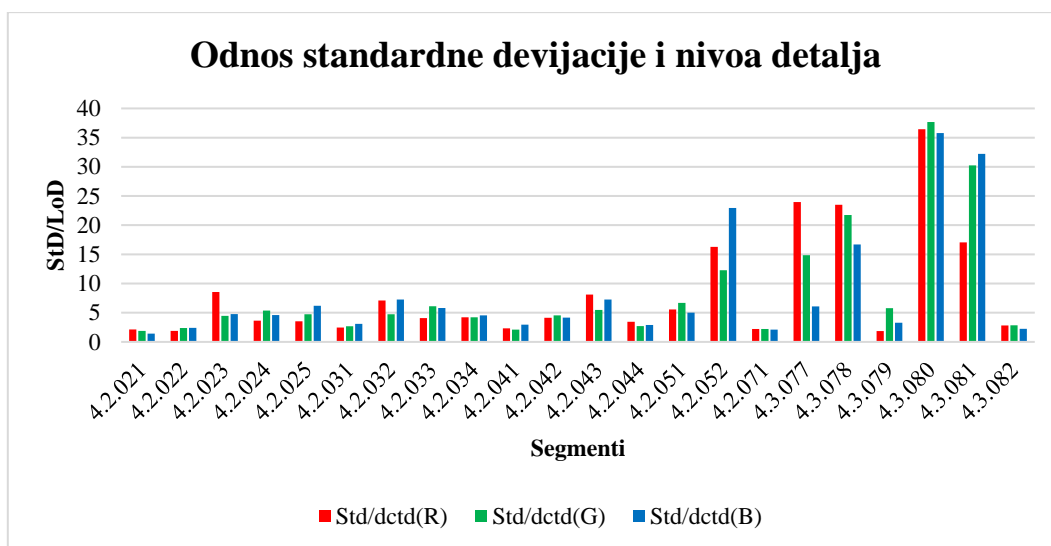
U prilog ovoj tvrdnji govore rezultati segmenata 4.2.032 i 4.3.079, gde se promena drastično razlikuje po RGB kanalima, odnosno vrednosti ovog parametra nisu na približno istom nivou. Ovakve rezultate neophodno je uporediti sa parametrom koji ocenjuje nivo detalja kao jednu od ocena kvaliteta digitalne slike. Kako je već pokazano u radu [137], parametar nivoa detalja, iako nije u korelaciji sa standardnom devijacijom,

pratiće oscilacije vrednosti, osim ako slika nije izložena nekom od šumova. Samim tim, posmatrajući Grafikon 8.8 i poređenjem svih segmenata kroz parametre StD i LoD može se doći do jedinstvenog zaključka koji segmenti mogu biti predmet obrade.



Grafikon 8.8. Vrednosti nivoa detalja za diskretnu kosinusnu transformaciju za posmatrane segmente.

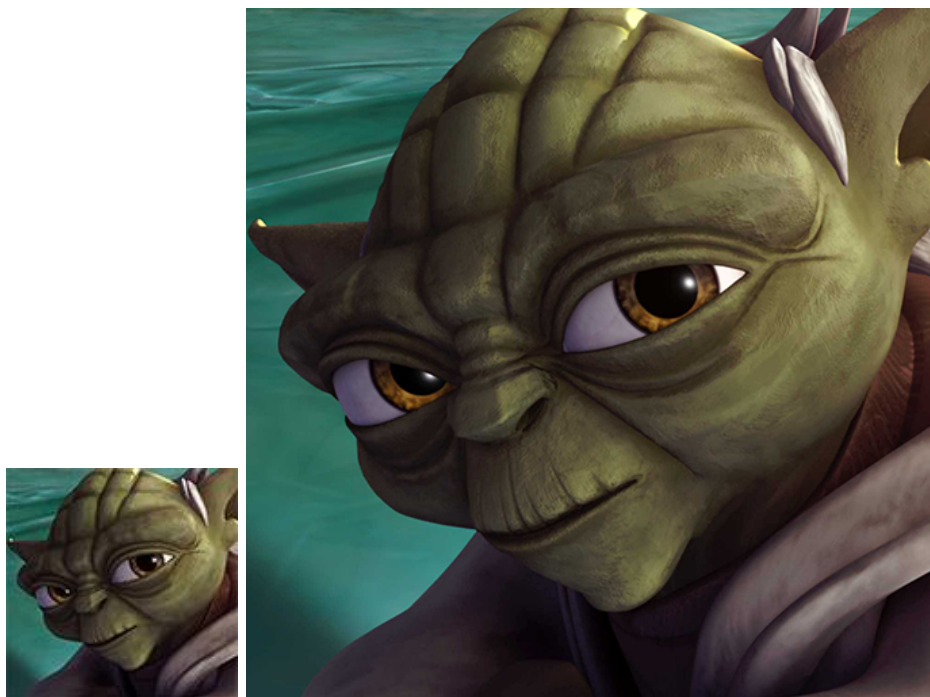
Međutim, individualne oscilacije po kanalima, posmatrajući oba parametra, potvrđuju pravilo iz radova [92], [138]. Pošto su vrednosti jednog i drugog parametra neimenovani brojevi, može se tražiti odnos ova dva parametra u cilju relevantnosti izdvojenih segmenata, kao što prikazuje Grafikon 8.9.



Grafikon 8.9. Odnos vrednosti standardne devijacije i nivoa detalja.

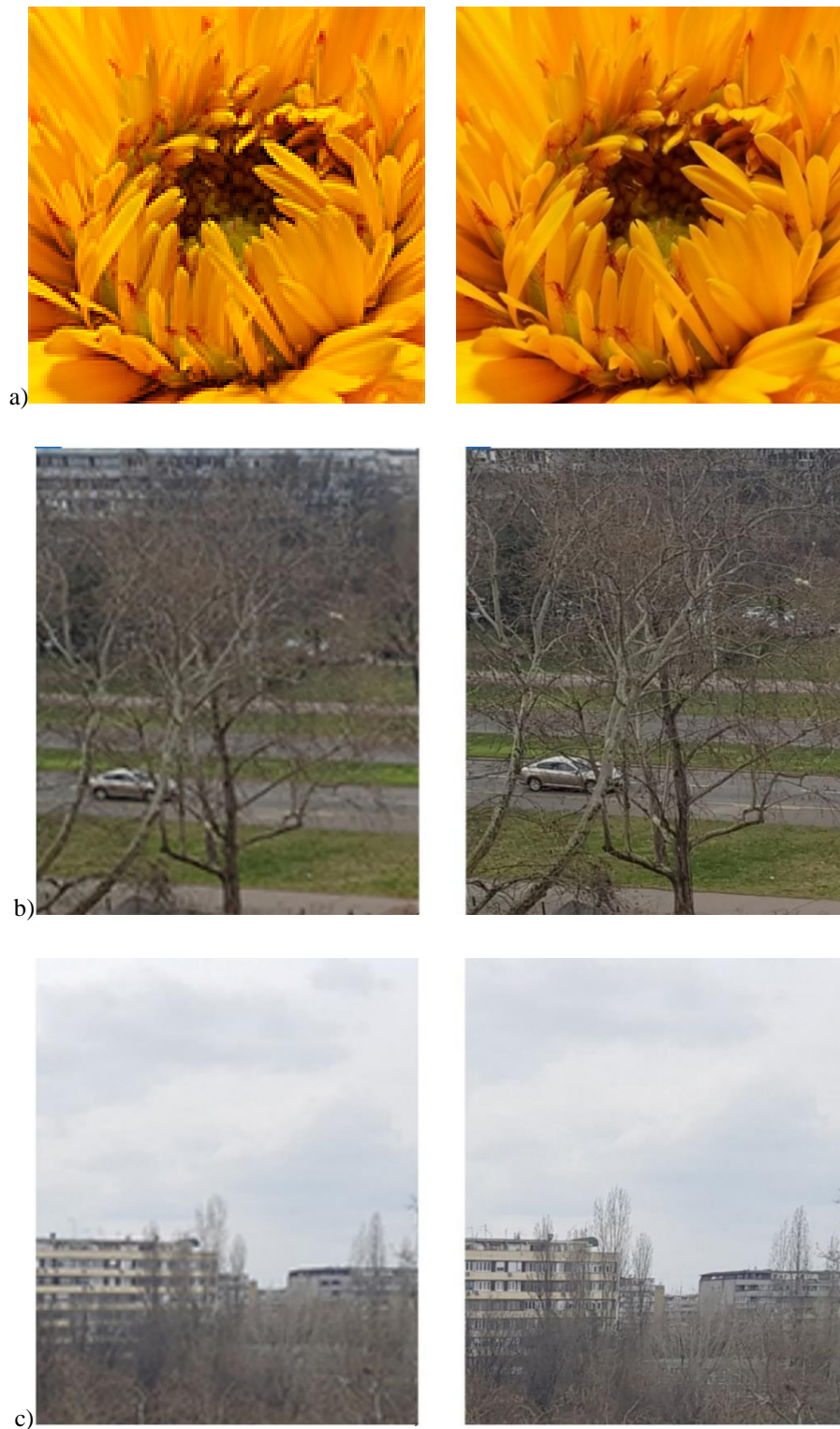
Bez obzira na to što kod jednog i drugog parametra postoje u pojedinim slučajevima drastične promene u vrednostima po kanalima za posmatrani segment, odnos ova dva parametra (za jedan segment) bi trebalo da pokazuje približno slične vrednosti ukoliko je nivo šuma na jako niskom nivou [139]. Drastične razlike se mogu

uočiti kod segmenata 4.3.077 i 4.3.081, što jasno ukazuje na postojanje šumova u ovim segmentima. Na osnovu iznesenog, eksperimentalna analiza mora uključiti i osetljivost na šumove koji iznose do 11%. Viši stepeni šuma nisu uzimani u razmatranje, jer slika u tim situacijama nije relevantna za ovu vrstu analize. Pošto predloženi algoritam zajedno sa posmatranim segmentima povećava i šum, ne može se smatrati relevantnim za rekonstrukciju takvih slika. Kada je reč o slikama sa višim stepenom šuma od 15%, a istovremeno nižom rezolucijom, preporučuje se da se koristi neka od metoda koja iz više slika jedne scene kreira SR te slike. Slika 8.9 daje vizuelni prikaz rada algoritma rekonstrukcije i proširenja rezolucije slike metodom mozaika i to tri puta. Odnosno, stepen uvećanja rezolucije je tri puta po horizontali i tri puta po vertikali. Osim vizuelnog efekta koji ostavljaju originalna slika i slika obrađena predloženim algoritmom, uporedni kvalitet možemo meriti stepenom nivoa detalja za ove dve slike.



Slika 8.9. Rekonstrukcija i proširenje rezolucije slike metodom mozaika.

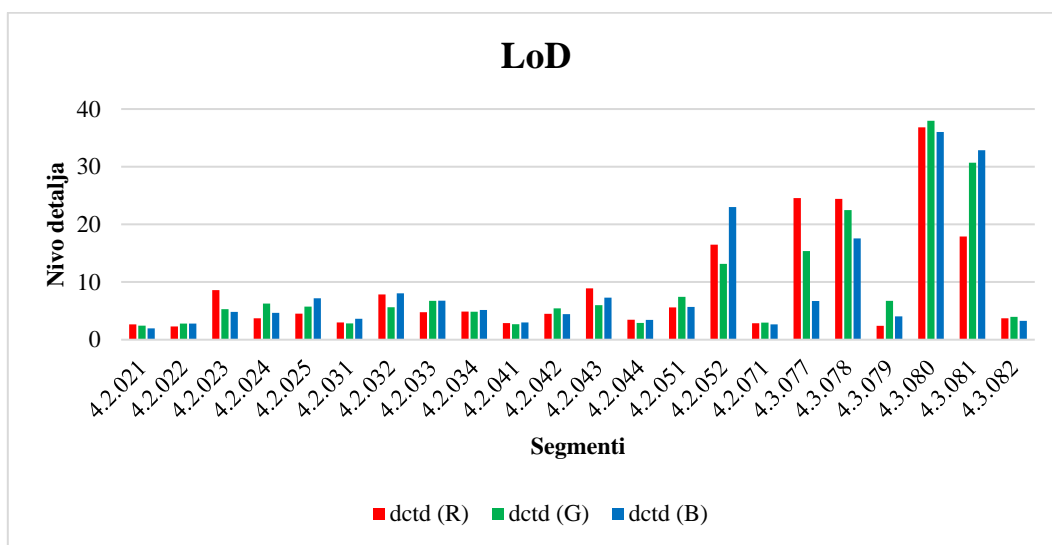
Poređenjem rezultata sa Grafikonu 8.7 može se uočiti značajan porast nivoa detalja. Naravno da već originalne test slike zbog ograničenja u nižoj rezoluciji imaju manji stepen detalja pa je to ograničavajući uslov za rekonstrukciju svih pojedinosti na novoformiranoj slici. Slika 8.10 daje uvid u kvalitet između originalne Slike 8.10(a) i slike rekonstruisane predloženim algoritmom 8.10(b) i 8.10(c) pri prikazu u istoj rezoluciji. Ako se radi i originalnoj test slici od 512x512 broj obrađenih segmenata je 29127, a taj broj segmenata generisaće u rekonstruisanoj slici 262144 segmenta.



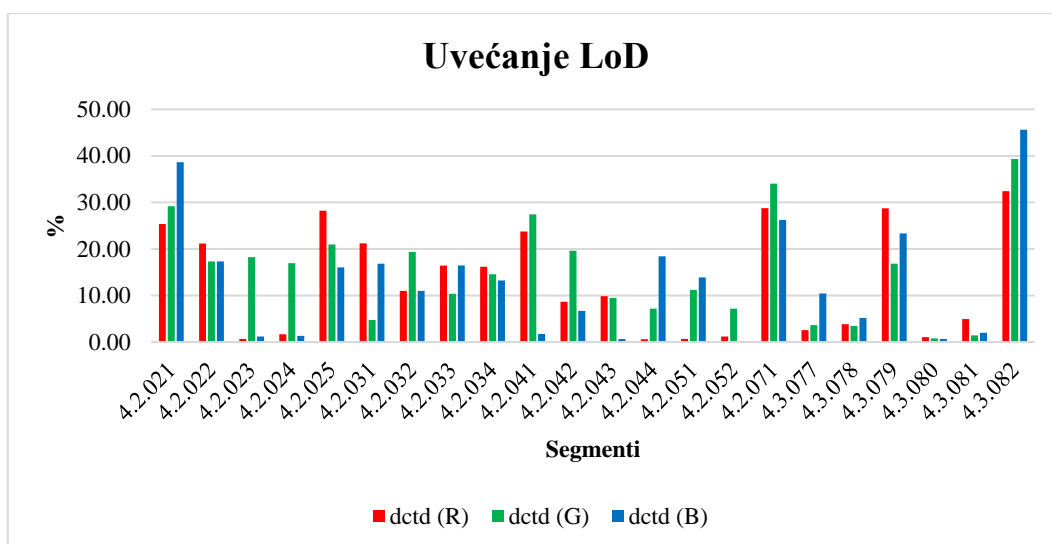
Slika 8.10. Rekonstrukcija i proširenje rezolucije slike metodom mozaika pri istoj rezoluciji.

Grafikon 8.11 pokazuje da je procenat uvećanja LoD-a čak i do 46%, za segment 4.3.082. Međutim, kada se porede rezultati sa Grafikonom 8.10, očigledno je procenat povećanja najveći za slike koje imaju nizak nivo detalja. Ova konstatacija se može izdvojiti kao pozitivna strana predloženog algoritma, jer slike sa malim stepenom

nivoa detalja čine vizuelno prihvatljivijim. Jedan od primera prikazan je na Slici 8.9. Ovakav primer potvrđuje pozitivnu prirodu rada sa segmentima i njihovu rekonstrukciju u cilju dobijanja SR. Različiti segmenti Slike 8.10(b) i 8.10(c) imaju razliku StD-a i do 137, što praktično predstavlja pola spektra nijanse sive (0–255). Iz tog razloga se segmentima mora različito pristupati. Ovako velika razlika se može naći kod prikaza stabla drveća, stambenih objekata i sl, u poređenju sa slikom neba ili travnatim površinama ako se nalaze dovoljno daleko od objektiva kamere. Praktičan prikaz ovih primera se nalazi na Slikama 8.10(b) i 8.10(c).



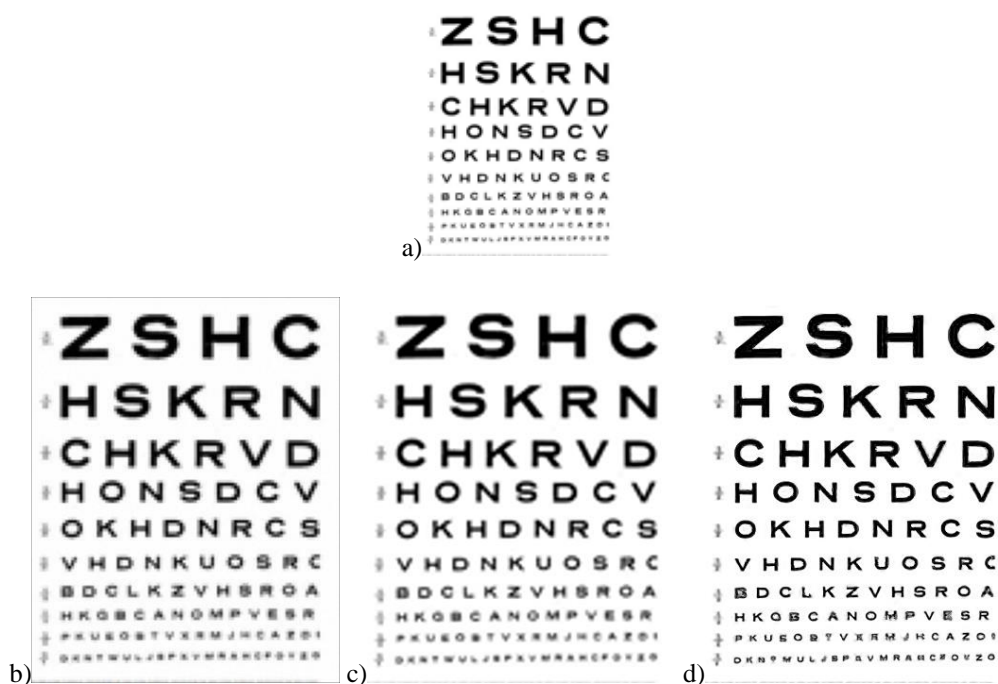
Grafikon 8.10. Nivo detalja rekonstruisanih digitalnih slika.



Grafikon 8.11. Procenat povećanja nivoa detalja nakon rekonstrukcije.

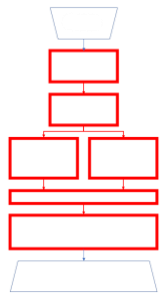
Rad sa slikama koje sadrže tekst je takođe veoma interesantno polje obrade digitalne slike. Ono što karakteriše slike ovog tipa su nizak nivo detalja, jasni prelazi

između oblasti i jasan kontrast između objekata (slova) i okoline (Slika 8.11(a)). Iz ovog opisa proizlazi da su ovakve slike najlakše za rekonstrukciju nekim od SR algoritama. Međutim, na maloj rezoluciji dolazi do gubitka detalja i prelazi između oblasti nisu baš najjasniji, a sa druge strane kontrast se gubi. Upravo u ovom delu predloženi SR algoritam pokazuje visok stepen kvaliteta pri rekonstrukciji. Primenom metode mozaika uzima se u obzir okruženje od 9 piksela, određuje se StD po kanalu, pa tek na osnovu toga kreira nova 3x3 matrica sa 8 novih vrednosti, što dovodi do „čuvanja“ izvorne informacije. Rezultati poređenja sa ostalim metodama su prikazani na Slici 8.11(b), 8.11(c) i 8.11(d). Kao što se može primetiti, Slika 8.11(d) pruža vizuelno najbolje rezultate. Ovde treba napomenuti da Slika 8.11(d) ima najnižu vrednost stepena detalja, ali zapravo u ovoj situaciji je to najpoželjniji rezultat jer ukazuje na preciznije prelaze između „objekata“ i okoline. Blagi prelazi između „objekata“ i okoline smanjuju nivo detalja.



Slika 8.11. Rekonstrukcija i poređenje različitih metoda SR algoritama.

Kompletan postupak je izveden iz komprimovanog principa osetljivosti posmatrane okoline segmenta neke slike. Rezultati ovog poglavlja pokazali su kvalitet metode mozaika i pozicionirali ga bolje u odnosu na ostale algoritme za oblast SR. Takođe, metod je pokazao dobre rezultate nad obradom slika niske rezolucije koje sadrže tekst. Eksperimentalni rezultati pokazali su da je efikasnost ovog algoritma najoptimalnija do tri puta za širenje slike po horizontali i vertikalni.



9. PRIMENA IV – REDUKCIJA ŠUMA METODOM MOZAIKA

Iako se definiše kao osnovni element multimedije, digitalna slika posmatrana kroz prizmu digitalne obrade signala ne razlikuje se od ostalih karakteristika definisanih za signale. Bilo da je reč o procesu kreiranja signala, prenosa ili obrade, svaki proces unosi izvesnu količinu šuma. Pored već definisanih i teorijski obrađenih šumova digitalne slike u prostornom domenu, postoje situacije koje generišu nove tipove šumova. Rezultati ovog poglavlja zasnovani su na analizi više od 100 digitalnih slika. Baza slika korišćenih u ovom poglavlju preuzeta je sa adrese:

http://www.imageprocessingplace.com/root_files_V3/image_databases.htm.

Poglavlje 9.1 opisuje za sada malo obrađen tip šuma – *Snow & Rain*. Upotrebom matematičkog modela analize okoline vrednosti piksela i verovatnoća raspodele šuma opisan je, a sa drugim raspodelama upoređen *Snow & Rain* šum. Takođe, u ovom poglavlju je predstavljen metod merenja koncentracije i redukcije ove vrste šuma metodom mozaika. Deo rezultata ovog poglavlja publikovan je na međunarodnoj konferenciji [55], [29].

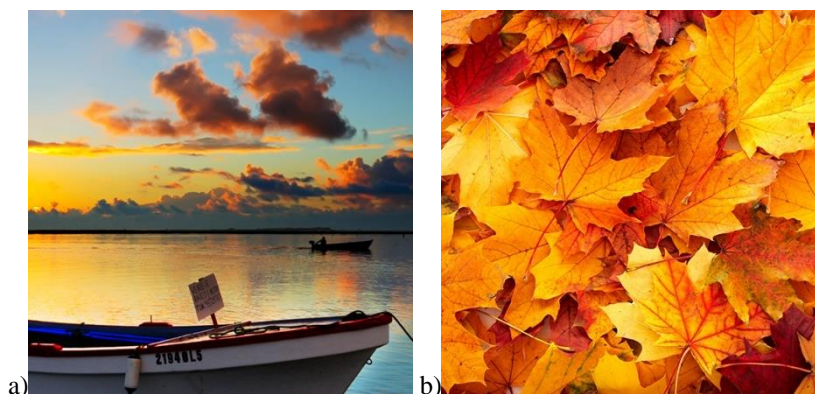
U Poglavlju 9.2 prikazano je rešenje za redukciju *Salt & Pepper* šuma uz pomoć metode mozaika. Zbog načina rada koji podrazumeva rekonstrukciju slike na osnovu piksela koji ne sadrže šum, ova verzija metoda mozaika optimizovana za *Salt & Pepper* šum naziva se *Regeneration* filter.

9.1. Redukcija *Snow & Rain* šuma digitalne slike metodom mozaika

9.1.1. Matematički model analize okoline vrednosti piksela i verovatnoća raspodele šuma

Digitalna slika nema homogenost unutar RGB kanala, već promena može da varira zavisno od dela slike. Ovo se najbolje opisuje parametrom LoD. Postupak utvrđivanja LoD-a kod slika se deli na tri oblasti: nizak nivo detalja, srednji nivo detalja i visok nivo detalja. Zbog toga se, u zavisnosti od specifičnosti situacije, slika opisuje sa većim brojem parametara kako bi se na osnovu više dostupnih informacija dobio jedinstven zaključak obrade.

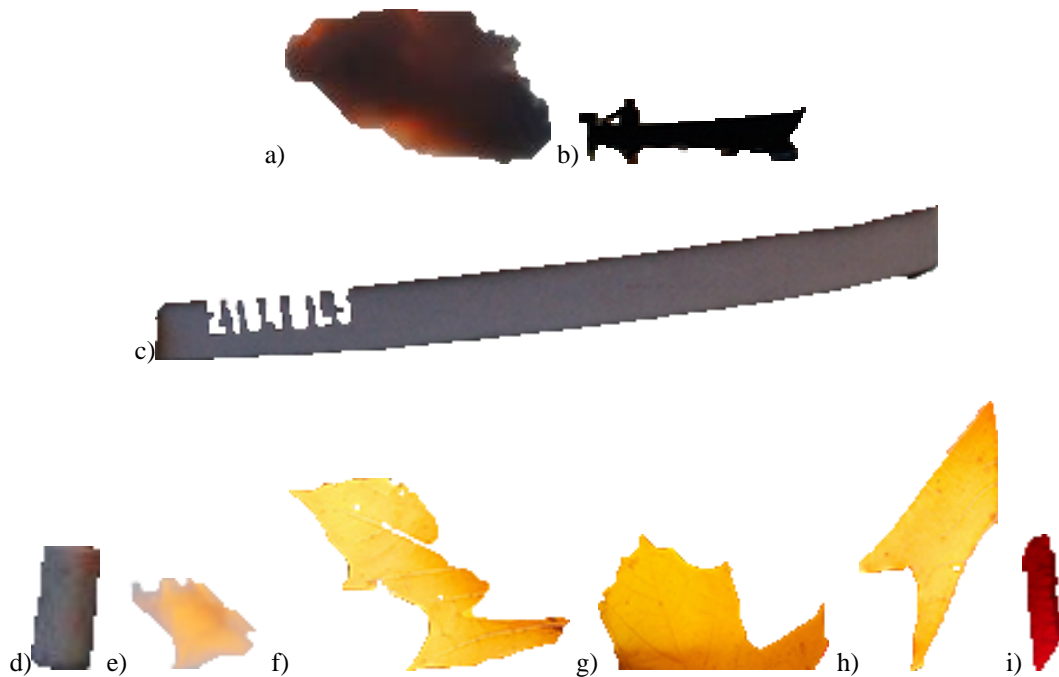
Ako se posmatraju određeni materijali, bilo da su oni prirodni ili veštački, kao što su metal, tekstil, plastika, koža, pesak, zid, staklo, guma i sl, u velikom broju slučajeva ne mogu se izdvojiti jasno definisane ivice, jer je stepen promene vrednosti bilo kog posmatranog parametra niži od stepena detekcije ivice. Takvi materijali se prepoznaju po njihovoj strukturi koja se u najvećem delu stručne literature prepoznaje pod pojmom tekstura [20]. Uzimajući u obzir različite definicije tekstura unutar segmenata [140]–[142], definisan je prag detekcije 5 kod hibridnog modela detekcije ivica i cilju što preciznije detekcije. Na Slici 9.1 nalaze se dve originalne test slike iz kojih su izdvojeni segmenti za analizu uz pomoć metode mozaika.



Slika 9.1. Originalne test slike.

9.1.2. Segmentacija i metodologija analize okoline piksela

Primenom metode mozaika nad originalnim test slikama izdvojeni su segmenti koji su prikazani za Slici 9.2. Segmenti su različitih rezolucija, ali poseduju identične osobine kao i originalne slike.



Slika 9.2. Segmenti slike korišćeni u analizi.

Uz pomoć paketa *Matlab* je određena vrednost nivoa detalja za DCT. Promenjiva *StD* predstavlja posmatrani segment, a vrednost standardne devijacije za posmatrani segment i RGB kanale se računa po Kôdu 9.1.

```
StD=imread('folder/slika.tiff');
[m,n,k]=size(StD);
StDr=std2(StD(:,:,1));
StDg=std2(StD(:,:,2));
StDb=std2(StD(:,:,3));
```

Kôd 9.1. Određivanje parametra standardne devijacije za segmente slika.

Pošto vrednosti posmatranih piksela unutar segmenata variraju po kanalu, potrebno je posebno pristupiti analizi svakog od kanala. Zbog postojanja transparentnih delova unutar segmenta koristi se modifikovan račun LoD.

9.1.3. Rezultati numeričkog metoda

Nepostojanje bilo kakve detektovane oblasti unutar segmenta bili su uslov za definisanje i odvajanje segmenata. U ovu svrhu je hibridni model detekcije

sinhronizovan sa najnižim pragom osetljivosti 5, kao što je objašnjeno u poglavljima pet i sedam. Sa ovako definisanim pragom detekcije postignuta je homogenost unutar segmenta. Dobijene numeričke vrednosti za DCT i SD prikazane su u Tabeli 9.1, a definisane vrednosti po kanalu unutar segmenata na Slici 9.3. Vrednosti za posmatrane segmente su podeljene po kanalima. Najmanju vrednost će imati plava boja, srednju crvena, a najveće vrednosti su označene ljubičastom bojom. Ovom podelom je lakše pratiti promene vrednosti po signalu za standardnu devijaciju i nivo detalja. U Tabeli 9.1 bojama su označene vrednosti prema Slici 9.3.



Slika 9.3. Definisane vrednosti po kanalu unutar segmenta.

Kao što se može uočiti iz Tabele 9.1, vrednosti standardne devijacije u potpunosti prate vrednosti nivoa detalja za posmatrani segment. Ukoliko posmatrani segment za StD za R kanal ima najveću vrednost, onda je najveća vrednost i LoD za R kanal. Isto se dešava za srednju i najmanju vrednost. Ovo važi i za ostala dva kanala. Svi izdvojeni segmenti su zapisani u PNG formatu slike zbog kvaliteta zapisa u odnosu na ivice kako je to već objašnjeno u poglavlju pet.

Tabela 9.1. Vrednosti standardne devijacije i nivoa detalja za posmatrane segmente.

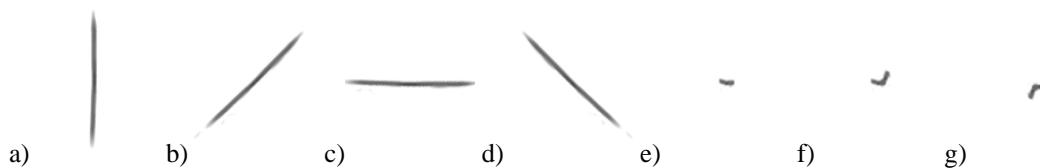
Segmenti	StD			LoD (DCT)		
	R	G	B	R	G	B
1	3.3913	4.1215	5.3713	1.509	2.3775	3.4644
2	2.0092	4.4874	5.8205	1.015	1.9805	3.4446
3	2.6171	4.8066	5.3025	1.2494	2.2171	3.7483
4	1.7097	3.0526	7.8134	0.6718	0.8817	2.5449
5	4.0419	4.1324	2.2068	3.1014	3.7047	1.7847
6	1.8292	1.249	1.3528	0.855	0.7108	0.854
7	7.5798	4.6801	3.6611	3.3463	3.2685	2.0247
8	8.2297	7.8244	6.1435	6.4547	4.6277	3.427
9	1.2749	3.8481	3.1977	0.5024	2.2394	2.234
10	6.8335	4.0097	4.2159	1.8703	1.5216	1.8233
11	3.805	2.924	5.5168	2.5263	1.8103	2.6366
12	8.0963	8.3961	6.1597	5.3596	5.778	4.1943
13	1.2285	2.3371	3.3282	0.255	0.3434	0.3756
14	0.7773	0.5637	0.7341	0.4015	0.2993	0.3145
15	6.0053	4.2402	4.763	3.7153	2.539	2.6659

Rezultati su pokazali da se male oblasti slike, definisane kao segmenti, ako unutar njih ne postoje linije detekcije ivica, ponašaju tako da vrednosti StD-a i vrednosti LoD-a u potpunosti prate jedan drugi po kanalima.

9.1.4. Metodologija rada metode mozaika optimizovanog za redukciju *Snow & Rain* šuma

Veoma dobra osnova za obradu podataka i prikaz rezultata može se naći u definisanju posebnih uslova za segmente metode mozaika. Posebni uslovi filtriranja optimizovani su za prepoznavanje *Snow & Rain* šuma. Cilj ovog prepoznavanja je da snagu klaster filtriranja usmeri samo nad elementima šuma. Za detektovanje elemenata *Snow & Rain* šuma izabrana je robusna multimodna metoda (RMM).

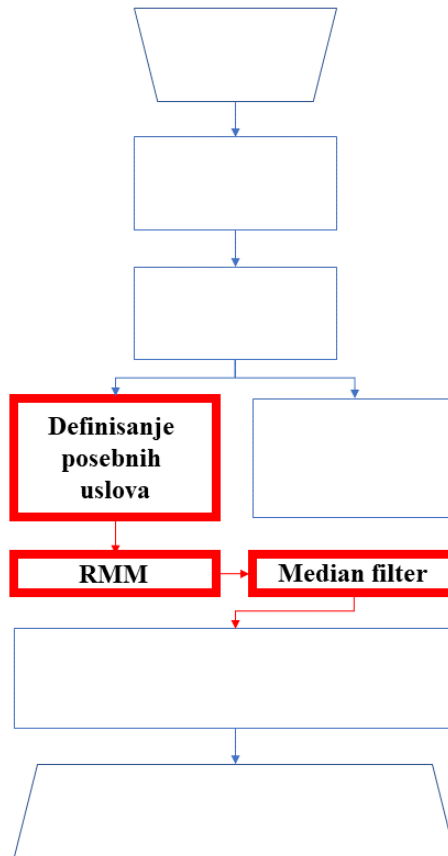
RMM za detekciju i prepoznavanje lica iz forenzike odabrana je zbog mogućnosti modifikacije, kao što je prikazano u radu [62]. Ova modifikovana verzija umesto kriterijuma za prepoznavanje lica koristiće elemente za detekciju koji su prikazani na Slici 9.4.



Slika 9.4. Elementi za detekciju.

Kada RMM detektuje elemente za detekciju na segmentu originalne slike, tada oni postaju predmet filtriranja klaster filtera metode mozaika zajedno sa bližom okolinom. Zbog mogućnosti usrednjavanja vrednosti okoline piksela, izabrani su Median filter i Filter srednje vrednosti (FSV) i dati njihovi uporedni rezultati. S obzirom na to da Median filter radi sa neparnim vrednostima podmatrica zbog prikazivanja najmanje greške u radu, pretpostavljene vrednosti okoline elemenata za detekciju su 3 piksela.

Blok-šema obrade metodom mozaika sa klaster filtriranjem RMM i Median filtera prikazana je na Slici 9.5. U drugom slučaju umesto Median filtera korišćen je FSV. U cilju kvalitetnijeg poređenja, izlazni rezultati su predstavljeni posebno kroz Median filter, FSV, metod mozaika sa klaster filtriranjem RMM i Median filtera i metod mozaika sa klaster filtriranjem RMM i FSV.



Slika 9.5. Blok-šema obrade.

Parametar SNR, kada je u pitanju digitalna slika, direktno se veže za ocenu koncentracije šuma, jer meri sumu apsolutnih vrednosti razlika između vrednosti piksela po kanalima [33]. Međutim, ovaj parametar se koristi za ocenu koliko obrada slike unosi šuma. Upravo iz pomenutog razloga ovaj parametar će se ocenjivati u inverznom smeru, odnosno koliko je smanjen nivo „šuma“ nakon obrade.

Analizirajući numeričke rezultate iz Tabele 9.2 nedvosmisleno se može utvrditi da su vrednosti entropije obrađenih slika zanemarljivo niže od originalnih, što govori da slike poseduju potencijal za eventualne dodatne obrade. Iako neznatno, u ovoj situaciji je potvrđeno da slike sa najvećim stepenom osvetljenja nakon obrade gube određeni stepen entropije.



Slika 9.6. Primena filtera srednje vrednosti.

Tabela 9.2. Vrednosti entropija obrađenih slika.

Entropija [bit]	Obrađene slike		
	<i>Slika 1</i>	<i>Slika 2</i>	<i>Slika 3</i>
FSV	7.5519243868	6.99161506224	7.6850299211
Median filter	7.5082709899	6.92097987035	7.6296431793
Metod Mozaika + FSV	7.5585118996	6.99459868863	7.6870607584
Metod Mozaika + Median	7.6225612962	7.01149403639	7.6928074342



Slika 9.7. Primena Median filtera.



Slika 9.8. Primena metode mozaika sa RMM i FSV.

Negativni predznak vrednosti SNR iz Tabele 9.3 odnosi se na pomeranje histograma RGB spektra ka beloj boji, a pozitivna vrednost ka crnoj boji. Na osnovu ovoga može se dodatno meriti „priroda“ šuma na osnovu stepena osvetljenja.

Tabela 9.3. Vrednosti SNR obrađenih slika.

SNR [dB]	Obrađene slike		
	<i>Slika 1</i>	<i>Slika 2</i>	<i>Slika 3</i>
FSV	0.0410427188	-0.0070738471	-0.018227675
Median filter	0.0953577406	-0.0116922656	-0.023191450
Metod Mozaika + FSV	0.0408306969	-0.0008631447	-0.018227675
Metod Mozaika + Median	0.0940025298	-0.0011810269	-0.023191450

Rezultati rekonstrukcije modelom strukturalne sličnosti između slika (SSIM), prikazani su na Tabeli 9.4. Pošto analiza u ovom poglavlju podrazumeva da su obrađene slike identičnih rezolucija kao i originalne, uzevši u obzir da nivo osvetljenja nije bio predmet obrade, samim tim SSIM parametar će meriti stepen izmene strukture. Drugim rečima, dobiće se ocena efikasnosti obrade.

Naime, pošto po teoriji potpunu sličnost između dve slike SSIM pokazuje kao vrednost 1, a pošto su slike koje se porede istih rezolucija i stepeni osvetljenja, poređenje se zasniva na strukturi, tako da je u ovoj situaciji poželjna niža vrednost SSIM.

Tabela 9.4. Vrednosti SSIM obrađenih slika.

SSIM	Obrađene slike		
	<i>Slika 1</i>	<i>Slika 2</i>	<i>Slika 3</i>
FSV	0.6939945486	0.95703518207	0.8833340273
Median filter	0.4473046474	0.81613967931	0.5591761556
Metod Mozaika + FSV	0.6961799824	0.96355902244	0.8846010149
Metod Mozaika + Median	0.4155853266	0.80595457203	0.5063602589

Pored svih numeričkih podataka, na ovom stepenu razvoja digitalne obrade slike i raspoloživih mogućnosti obrade slike, vizuelni doživljaj u pojedinim situacijama predstavlja relevantniju ocenu kvaliteta od matematičkog modela, pogotovo kada su u pitanju slike visoke rezolucije. Ipak, u primerima prikazanim u ovom poglavlju i pod definisanim uslovima, najbolje rezultate pokazuje metod mozaika sa primenom modifikovane robusne multimodne metode i Median filtera.

**Slika 9.9.** Primena metode mozaika sa Median filterom.

9.1.5. Merenje koncentracije Snow & Rain šuma metodom mozaika

Merenje se vrši metodom razlike dva signala (originalne i obrađene slike), a zatim se računa broj piksela nad kojima se vršila obrada. Rezultati su provereni i testirani kvantitativnom metodom na preko 100 slika sa različitom koncentracijom šuma. Slike u ovoj analizi zapisane su u TIFF formatu slike, da bi se eliminisao uticaj kompresije na kvalitet slike, a samim tim i na rezultate. Takođe, u poglavlju se pored kvantitativne metode koristi i kvalitativna, na taj način što je svaka slika posmatrana

kroz relevantne parametre za ocenu kvaliteta digitalne slike. Slika koja će predstavljati pokazni primer obrade i detekcije prirode *Rain* šuma prikazana je na Slici 9.10.



Slika 9.10. Originalna slika sa *Rain* tipom šuma.

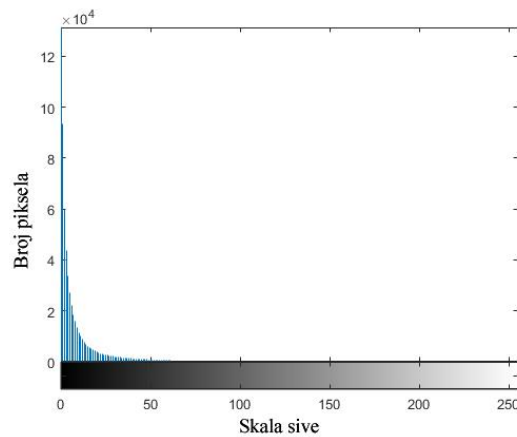
Nakon primene metode mozaika optimizovanog za redukciju *Snow & Rain* šuma dobijen je rezultat prikazan na Slici 9.11.



Slika 9.11. Originalna slika obrađena metodom mozaika.

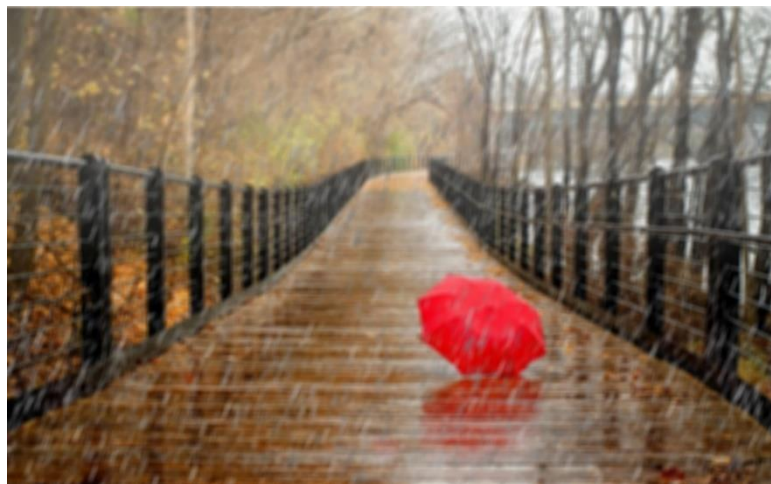
Cilj obrade je da se u segmentima slike ne gubi oštrina, odnosno da najveći deo ivica ostane istog ili veoma sličnog kvaliteta. Šum koji postoji u originalnoj slici definisan je kao razlika između originalne i obrađene slike. Upotrebom metode mozaika obrađen je samo šum sa bližom okolinom. Zbog ove činjenice razlika signala originalne i obrađene slike predstavlja šum. Tip i prirodu šuma moguće je objasniti nakon dobijenog histograma razlike ove dve slike. Treba uzeti u obzir i grešku u detekciji i filtriranju koja može iznositi od 3 do 4,5% [40], [53]. Histogram razlike predstavljen je

na Grafikonu 9.1 i predstavlja distribuciju *Rain* šuma skale sive u odnosu na broj piksela.



Grafikon 9.1. Histogram razlike originalne slike i obrađene slike za *Rain* šum.

Sa Grafikona 9.1 i Grafikona 2.3(a) može se nedvosmisleno utvrditi da *Rain* šum ima elemente *Salt & Pepper* šuma u donjem delu spektra. Slika 9.10 u sebi sadrži 62,5% šuma, odnosno metodom mozaika obuhvaćen je obradom taj procenat piksela sa bližom okolinom, što znači da je skoro 2/3 slike obuhvaćeno obradom Median filtera sa podmatricom 3x3. Slika 9.12 daje prikaz obrade kompletne slike Median filterom. Filter je obradio kompletnu sliku i na taj način se redukovao veliki deo ivica. Pored vizuelnog dokaza da je parcijalno filtriranje bolje, ponovnim interacijama metoda mozaika ne narušava se kvalitet slike.



Slika 9.12. Originalna slika nakon primene Median filtera na celoj površini.

Zbog obimnosti slika koje su upotrebljene u analizi, izabrane su reprezentativne za *Snow & Rain* šum da bi se na adekvatan i sublimiran način prikazali rezultati ovog poglavlja. Karakteristična slika koja reprezentuje *Snow* šum data je na Slici 9.13.



Slika 9.13. Originalna slika sa *Snow* tipom šuma.

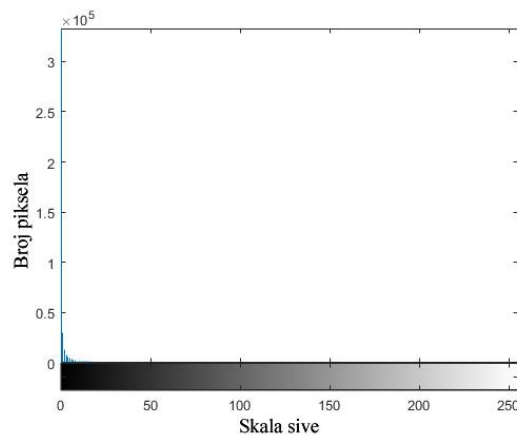
Nakon ponovljenog postupka, kao u prethodnoj situaciji, odnosno primenom metoda mozaika sa klaster filtriranjem (RMM + Median filter) samo nad određenim segmentima slike, rezultati se mogu videti na Slici 9.14.



Slika 9.14. Originalna slika sa *Snow* tipom šuma nakon obrade metodom mozaika.

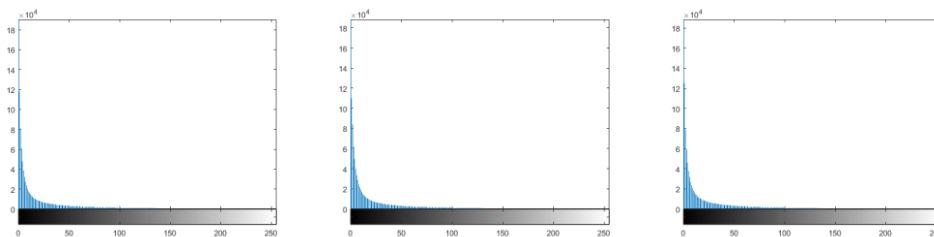
Kao u prethodnom slučaju, najveći deo ivica originalne slike nakon obrade je sačuvan i snaga klaster filtriranja metoda mozaika se koristila samo nad elementima za koje je algoritam ustanovio da predstavljaju šum. Potrebno je napomenuti da, kao u prethodnoj situaciji, greška procene iznosi 3–4,5%, zbog preciznosti klaster filtriranja u ovom slučaju. Step en šuma koji se nalazi na Slici 9.13 iznosi 21,2% , što znači da je

praktično 1/5 slike obrađena klaster filtriranjem metoda mozaika. Bez obzira na ovako niži procenat šuma za razliku od Slike 9.10, ovde je veoma bitno napomenuti da je priroda šuma veoma slična okruženju u kome se nalazi. Snežna idila u pozadini je iste ili slične boje kao i pahulje koje bi trebalo da se obrade metodom mozaika. U ovoj situaciji optimizacija metoda mozaika dolazi do izražaja jer će detekcija elemenata koji su definisani u algoritmu predati klaster filtriranju samo one delove koji će biti obrađeni.



Grafikon 9.2. Histogram razlike originalne slike i obrađene slike za *Snow* šum.

Primeri histograma razlike za testirane slike prikazani su na grafikonima 9.2 i 9.3. Kao što se može utvrditi sa grafikona, svi rezultati histograma daju potpuno isti oblik i podržavaju razmatranja sa početka poglavlja. Ako se vizuelno uporede rezultati sa grafikona 2.3(a) i 2.3(b) sa grafikonima 9.2 i 9.3, može se zaključiti da priroda *Snow* šuma ima elemente dva osnovna tipa šuma. *Snow* šum ne sadrži u sebi celokupnu prirodu *Salt & Pepper* i Lorencovog šuma, već samo njihove elemente. Po intenzitetu donje granice spektra, *Snow* šum ima potpunu prirodu Lorencovog šuma, a po spektru u kome se pojavljuje ima prirodu leve poluperiode *Salt & Pepper* šuma. Zapravo se može definisati da je *Snow* šum – *Salt* šum sa Lorencovim intenzitetom u donjem delu spektra.

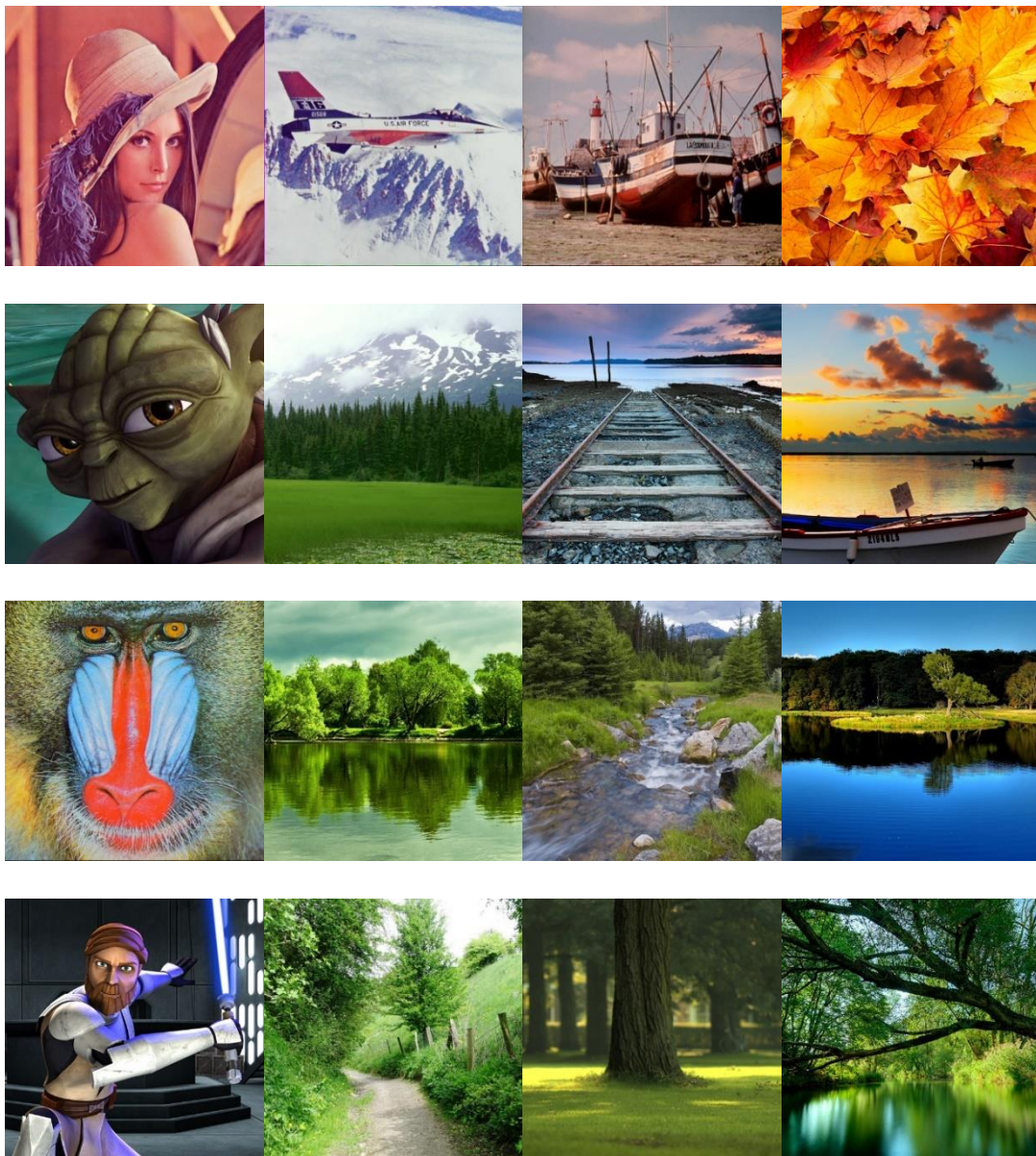


Grafikon 9.3. Histogram razlike originalne slike i obrađene slike za ostale slike u procesu analize.

9.2. Metod mozaika optimizovan za *Salt & Pepper* šum – *Regeneration filter*

Filter optimizovan za *Salt & Pepper* šum je u potpunosti baziran na rezultatima prethodnog poglavlja. Akcenat analize u ovom poglavlju je piksel i njegovo okruženje. Analiza ovog tipa je zahtevnija u odnosu na ostale, ali pruža značajno bolje rezultate, jer je svaki piksel predmet posebne obrade. Slika 9.15 prikazuje deo uzorka koji je podvrgnut procesu obrade, dok je cela baza test slika preuzeta sa adrese:

http://www.imageprocessingplace.com/root_files_V3/image_databases.htm.



Slika 9.15. Originalni uzorci digitalnih slika.

Regeneration filter kao jedan od rezultata metode mozaika, prezentuje ga u punom svetlu i pokazuje sve prednosti predložene metode. Upravo svojom mogućnošću da se prilagodi potrebama obrade digitalne slike, metod mozaika pruža veoma dobre rezultate u gotovo svim oblastima, tako i u ovoj situaciji pri redukovanju *Salt & Pepper* šuma.

U definisanju posebnih uslova, kako je to naznačeno na blok Slici 5.1, u ovom slučaju se na samom početku neće koristiti hibridni metod detekcije ivica. Kada je u pitanju redukovanje šuma, neadekvatno je prvo detektovati ivice jer bi šum takođe bio detektovan kao ivica, ako se pretpostavi da slika već sadrži visok stepen šuma. Zato prvi korak počinje od segmentacije i definicije podmatrica za analizu.

Potrebni preduslovi za razumevanje ove vrste šuma su objašnjeni u Poglavlju 2 i Poglavlju 2.6, gde su navedene osobenosti ove vrste šuma. Posebno su značajne 2D i 3D analize šuma da bi se posebno obratila pažnja u kojim oblastima se pojavljuje *Salt & Pepper* šum. U skladu sa analizama koje su već sprovedene u prethodnim poglavljima definišće se posebni uslovi u okviru metoda mozaika.

9.2.1. Metodologija testiranja *Regeneration* filtera

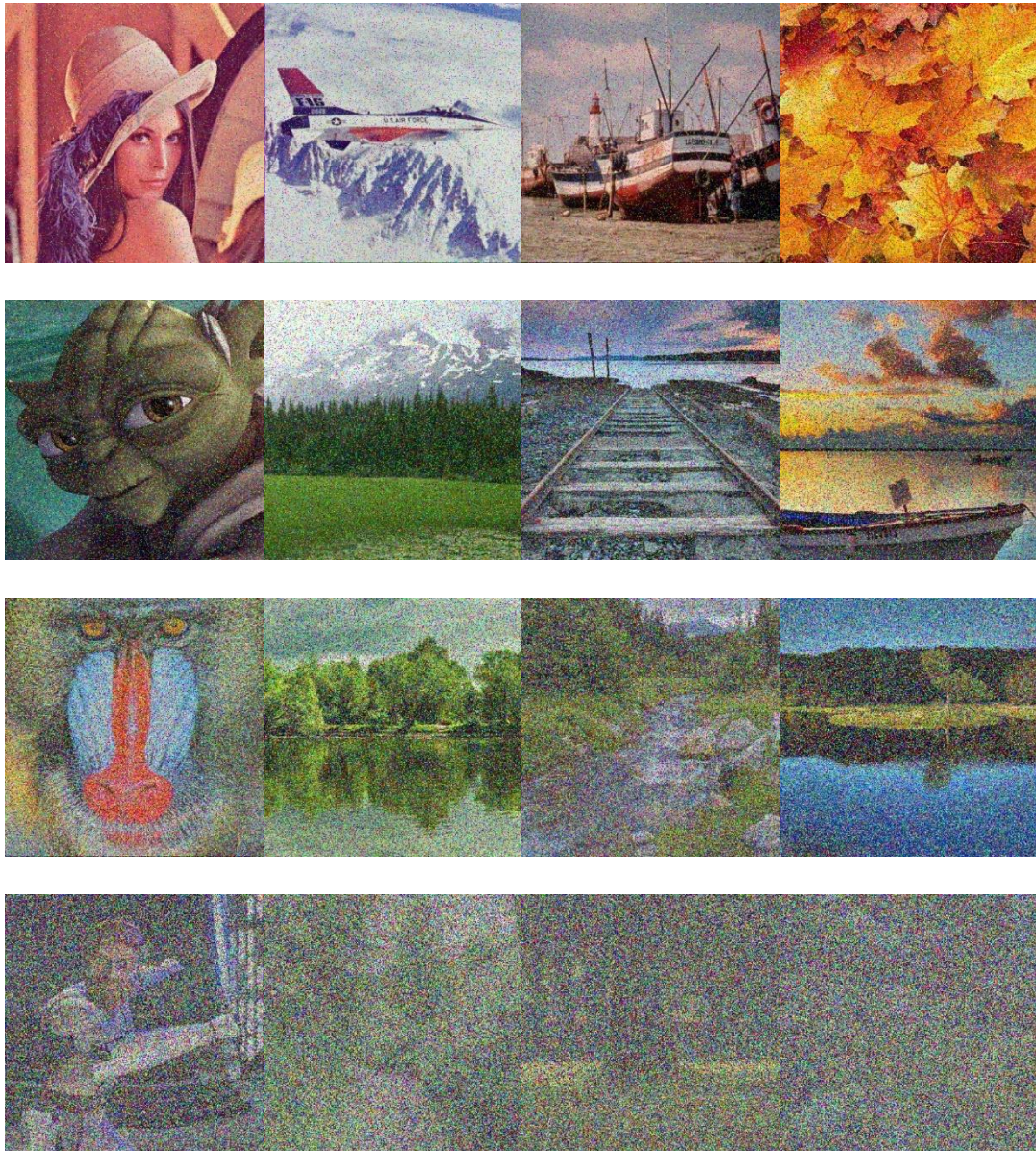
Uzorci za analizu predloženim filterom bazirali su se na slikama:

- različitih rezolucija (upotrebom obrade podmatrica sa ponavljanjem daje se dodatna preciznost filtera. Bez obzira na kvadratnu podmatricu, kvalitet obrade ne zavisi od rezolucije. Rezolucije za testiranje su obuhvatile opseg od 262144 P do 48 MP.);
- različitih bitskih dubina (test ovog tipa obezbedio je potvrdu da filter daje veoma dobre rezultate kako sa 24-bitskim tako i sa 32-bitskim zapisom);
- različitih formata, da bi se utvrdio kvalitet, bez obzira na vrstu kompresije;
- generisanim za kompjutersku animaciju – da bi se utvrdio kvalitet slika kreiranim u posebnim uslovima;
- generisanim CCD i CMOS sensorima – realnim slikama sa fotoaparata/mobilnih telefona, da bi se pokazao kvalitet filtera u različitim realnim situacijama u kojima nastaju slike i
- karakterističnim slikama u oblasti digitalne obrade slike, da bi rezultati bili merljivi sa ostalim filterima dizajniranim za ovu vrstu šuma.

Uzorci originalnih slika različitih rezolucija podvrgnuti su funkciji dodavanja *Salt & Pepper* šuma uz pomoć već dobro poznate funkcije u *Matlab* softverskom paketu. Naredbom prikazanom Kôdom 9.2 osnovnoj slici *I* dodaje se *Salt & Pepper* šum slici *R* od 1%. Zatim je postupak ponovljen nad uzorkom i to sa 2%, 3%, 4%, 5%, 7.5%, 10%, 30%, 40%, 50%, 70%, 80% i 90% dodavanja koncentracije *Salt & Pepper* šuma. Slika 9.16 prikazuje uzorke sa dodatim šumom od 1% do 90%, respektivno.

```
I= imread('uzorak1.tiff');  
R = imnoise(I, 'salt & pepper', 0.01);
```

Kôd 9.2. Dodavanje *Salt & Pepper* šuma u softverskom paketu *Matlab*.



Slika 9.16. Uzorci digitalnih slika sa dodatim *Salt & Pepper* šumom.

Regeneration filter je primenjen nad svim slikama sa dodatim šumom. Rezultat obrade filterom je slika koja je poređena sa originalnom slikom bez šuma u cilju utvrđivanja kvaliteta predloženog filtera.

9.2.2. Definisane posebne uslove obrade

Baš onako kako je definisano u blok dijagramu metoda mozaika (Slika 5.1) segmenti za obradu u ovom slučaju biće podmatrice 3×3 . Kao što je objašnjeno u radovima [143]–[145] koji se bave dizajnom filtera, kada je u pitanju ova vrsta problematike najbolje je raditi sa kvadratnim podmatricama. Vektorska analiza, gde se obrađuje red po red piksela digitalne slike, praktično eliminiše vezu okolnih kolona sa onima koji se obrađuju, što kod slika može javiti grube prelaze, pa dovodi i do greške kod detekcije ivica. Matrica obrade 3×3 je optimum na kom se zasniva više od 90% filtera za redukciju šuma [146]. Ako se, na primer, radi sa podmatricama 2×2 i ako se pretpostavi da se radi rekonstrukcija samo na osnovu jednog „ispravnog“ piksela, moguće je rekonstruisati sliku maksimalno do 75% oštećenja. Sa druge strane, ako se radi o obradi matrice 3×3 , a pokušava se rekonstruisati slika sa minimumom jednog „ispravnog“ piksela, govori se o potencijalnoj rekonstrukciji od približno 90%. Još jedna prednost ovog modela je središnji piksel, sa pozicijom pet u tom nizu od devet piksela. Median i svi derivati ovog filtera zasnivaju svoj rad na obradi u odnosu na vrednost središnjeg piksela. Ostale matrice veličina 4×4 ili 5×5 daju veći stepen greške, pa se zato ne koriste često. Tako se za matricu obrade 4×4 obrađuje 16 piksela u istom trenutku, ili se kod matrice 5×5 u istom trenutku obrađuje 25 piksela. Ovakvi načini obrade se koriste kod ekstremno velikih koncentracija šuma, dok kod malih koncentracija daju veći stepen greške.

Još jedna jako bitna stavka u ovom delu je preklapanje podmatrica u obradi. Ako se koristi matrica 3×3 , proces podrazumeva obradu 9 piksela. Obradom bez preklapanja 18 piksela bi se obradilo kroz dve nezavisne iteracije 3×3 , dok će se u slučaju sa preklapanjima 18 piksela obraditi kroz četiri nezavisne iteracije. Dupliran je broj nezavisnih operacija u obradi jedne slike. Ova činjenica jako bitno utiče na povećanje kompleksnosti ovog algoritma.

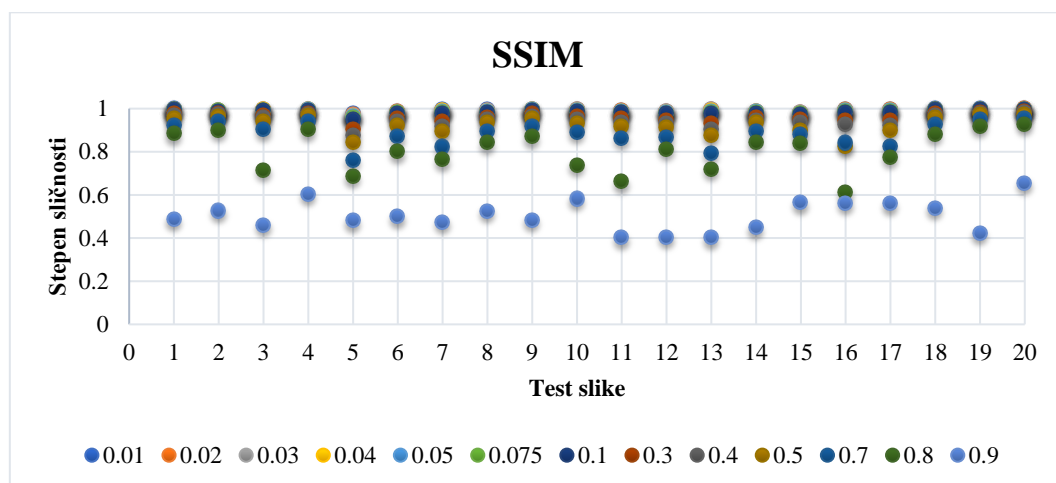
Sledeći korak u obradi je sinhronizacija međurezultata obrade podmatrica. Često se desi da postoje ekstremno velike razlike između vrednosti piksela nakon obrade podmatrica. Zato se za regulisanje prelaza koristi splajn interpolacija, zbog

niskog stepena greške, jer se primenjuju niži stepeni polinoma. „Fini prelazi“ između piksela treba da služe za zamenu piksela koji su „oštećeni“ šumom. Tek se u sledećem koraku nad takvom slikom koristi hibridni model detekcije ivica s ciljem da se ivice dodatno naglase. Taj postupak se izvodi sabiranjem rezultata detekcije sa slikom. Nakon pomenutog postupka, kroz niz parametara za procenu kvaliteta digitalne slike, opisani su dobijeni rezultati.

9.2.3. Rezultati i diskusija

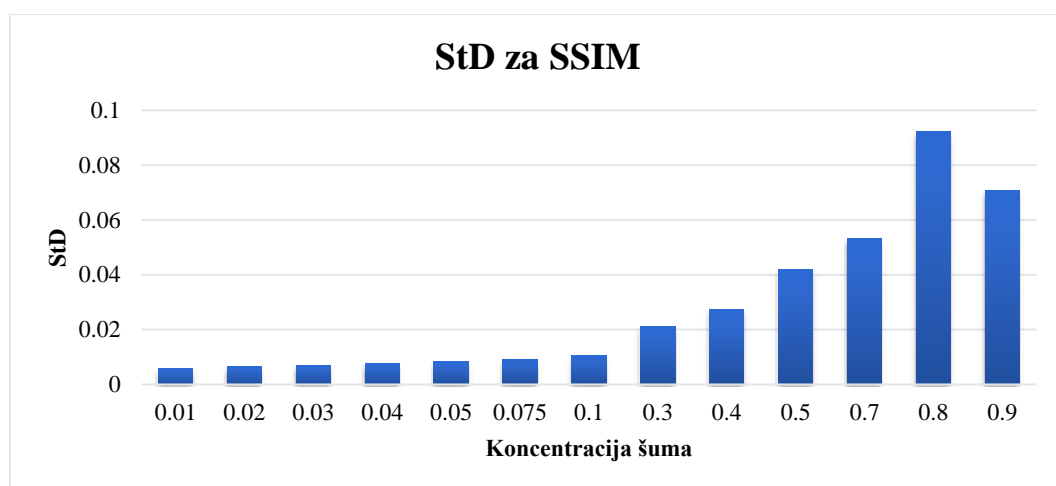
Analiza rezultata je sprovedena kroz analizu svakog parametra posebno, pri čemu će se filter oceniti prema kvalitetu u odnosu na obrađene slike. Sa druge strane, svaki parametar je tretiran i kroz standardnu devijaciju slika sa istim stepenom oštećenja. StD parametar pružiće ocenu o stabilnosti filtera posmatrajući njegov rad kroz različite uslove.

Ocena strukturalne sličnosti originalne i rekonstruisane slike data je na Grafikonu 9.4. Po horizontali su predstavljeni uzorci, a po vertikali stepen sličnosti prema SSIM-u. Različitim bojama na grafikonu su označene različite koncentracije šuma, od 1% (0.01 na grafikonu) do 90% (0.9 na grafikonu). Kao što se može uočiti sa grafikona, stepen sličnosti rekonstruisanih slika do procenta šuma 70% (0.7 na x-osi grafikona) je preko 80% (0.8 na y-osi grafikona) sličnosti prema SSIM. Za koncentraciju šuma do 50%, procenat rekonstrukcije i sličnosti sa originalnom slikom je preko 90%. Ovo je prvi dokaz visokog kvaliteta predloženog filtera.



Grafikon 9.4. Vrednosti SSIM-a pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Grafikon 9.5 daje prosečnu vrednost standardne devijacije po određenom stepenu šuma (x-osa) u odnosu na prosečan stepen sličnosti prema SSIM (y-osa). Rast stepena šuma uzrokuje rast standardne devijacije za obrađene slike. Međutim, do stepena koncentracije šuma do 10% (0.1 na grafikonu) praktično je nivo standardne devijacije nepromenljiv. U ovim situacijama predloženi filter daje najbolje rezultate u svim posmatranim uslovima, pa je prosečno odstupanje do nivoa 10% šuma, 1% razlike u odnosu na originalne slike. Od 30% oštećenja do 70% oštećenja to odstupanje iznosi do 5,2% u odnosu na originalne slike. Ovakav odnos stepena šuma i sličnosti rekonstruisane sa originalnom slikom nedvosmisleno ukazuje na visok stepen stabilnosti predloženog filtera u svim uslovima. Kada je u pitanju oštećenje od 80%, stepen promene standardne devijacije iznosi 9,1% (na y-osi između 0.08 i 0.1) i ovde se nalazi najveće odstupanje predloženog filtera. Ovaj stepen šuma pri obradi podmatrice od 9 piksela sadrži maksimalno 1–3 piksela koji nisu zahvaćeni *Salt & Pepper* šumom.

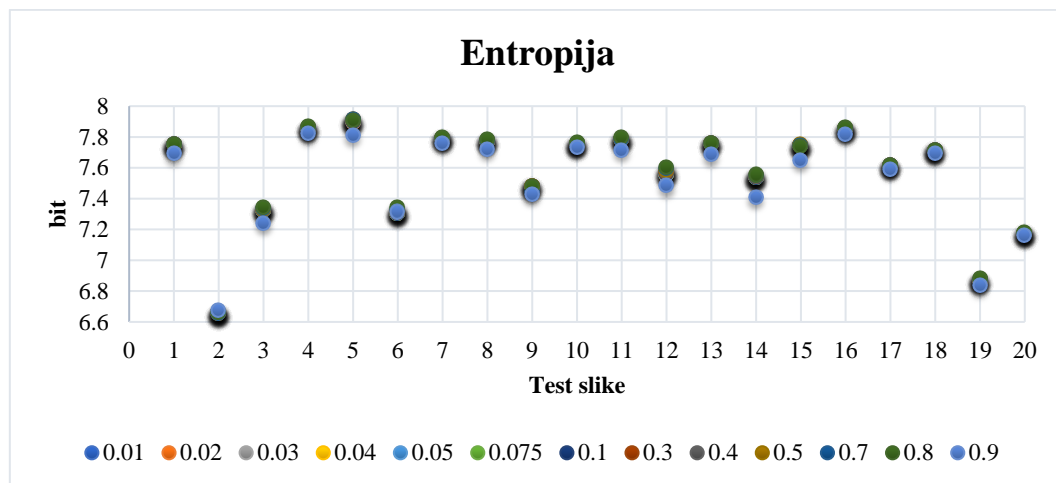


Grafikon 9.5. Vrednosti StD-a pri povećanju koncentracije šuma za SSIM za obrađene slike.

Teorijski gledano, u idealnoj raspodeli pri koncentraciji od 90% šuma, svaka podmatrica bi sadržala bar jedan piksel koji ne sadrži šum, pa bi se na osnovu njega vršila rekonstrukcija. Međutim, u praksi se gotovo nikada neće desiti ovakva situacija, zato se obrada bazira na matricama sa preklapanjem. Tokom ove analize, distribucija šuma bila je tog intenziteta da je pri oštećenju od 80%, opseg podmatrica koje su sadržale bar jedan piksel koji ne sadrži šum varirala od 54 do 67% kod uzoraka. Stepenn oštećenja od 90% pruža rekonstrukciju prema SSIM-u od 40 do 65%, pa je stepenn standardne devijacije za ovaj stepenn šuma 5,03%. Stepenn šuma je toliko visok da analiza

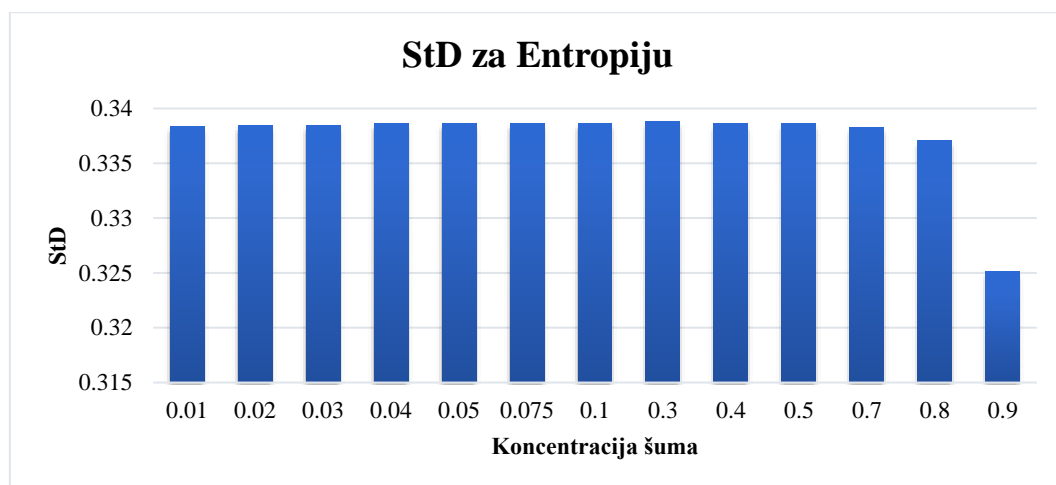
mora da sadrži još jedno ponavljanje celog procesa, tek tada standardna devijacija ima vrednosti od 13,07%.

Sve originalne slike pre bilo kakve obrade imaju stepen entropije od 8 ili približno 8 bita. Grafikon 9.6 prikazuje vrednosti entropije nakon obrade slika sa dodatim *Salt & Pepper* šumom. Viši stepen entropije odgovara većem „potencijalu“ slike za kasniju obradu. Sve slike koje su bile podvrgnute analizi imaju stepen entropije preko 6.6 bita, što se u teoriji smatra jako visokom vrednošću.



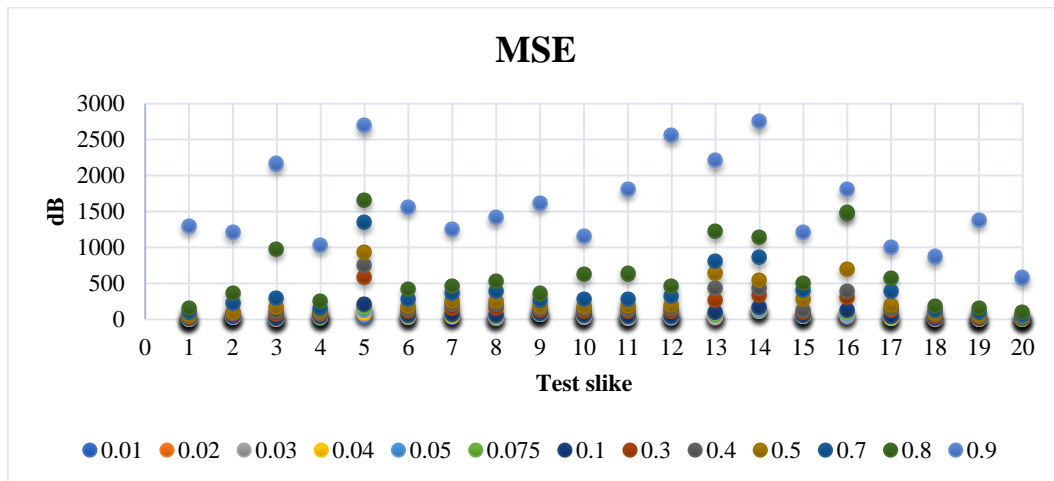
Grafikon 9.6. Vrednosti entropije pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Još jedna potvrda stabilnosti priloženog filtera nalazi se na Grafikonu 9.7. Promene nivoa entropije za kompletnu analizu kojom je podvrgnut *Regeneration* filter su veoma niske, praktično zanemarljive do 80% oštećenja slike *Salt & Pepper* šumom.



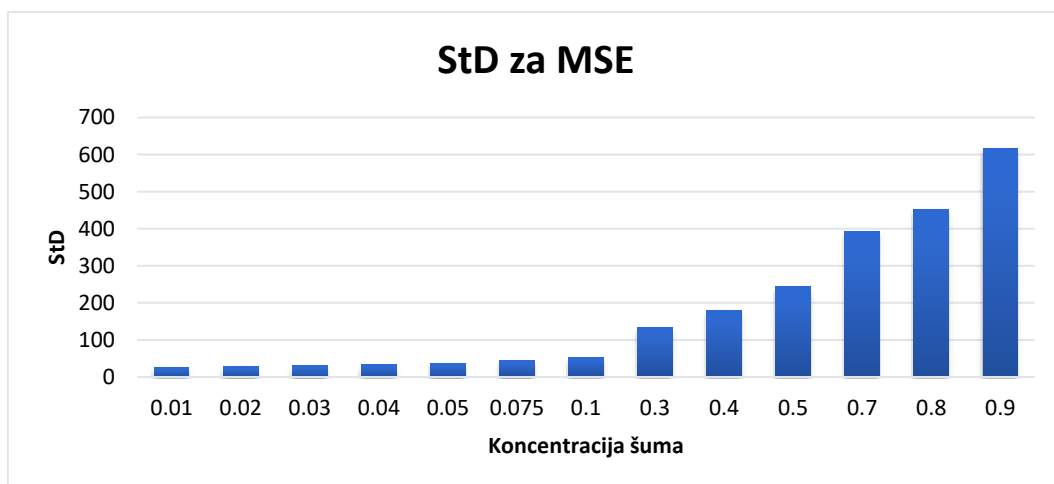
Grafikon 9.7. Vrednosti StD-a pri povećanju koncentracije šuma za entropiju za obrađene slike.

Srednjekvadratna greška pruža odnos koliko je slika nakon obrade generisala šuma. Pošto se analizira filter koji redukuje šum, na skali su prihvatljive vrednosti koje teže nuli. Grafikon 9.8 pokazuje da za najveći procenat obrađenih slika vrednosti MSE se nalaze ispod 1000 dB, što je za slike visoke rezolucije, koje su bile objekat obrade, gotovo zanemarljiva informacija. Ispod 500 dB MSE se nalazi gotovo 87% obrađenih slika, što potvrđuje tvrdnju merenja metodom strukturalne sličnosti.



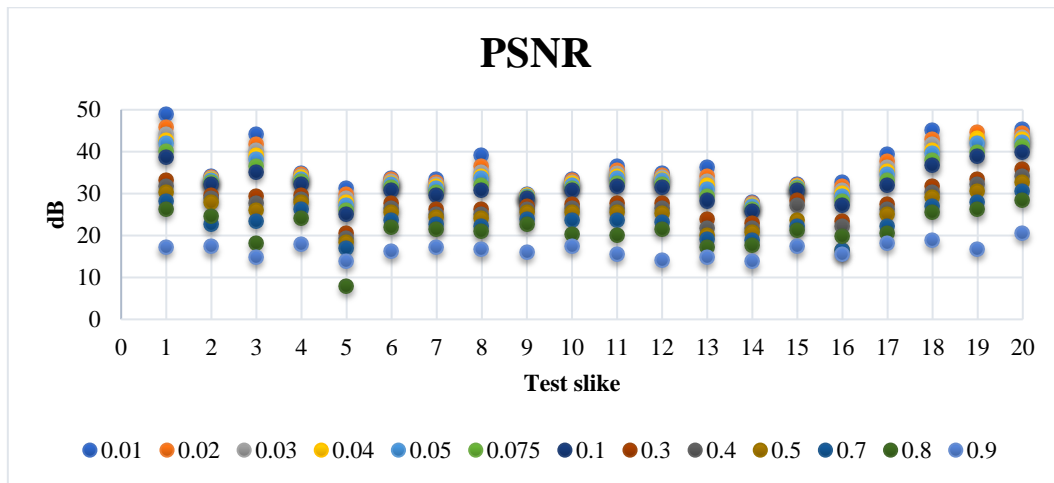
Grafikon 9.8. Vrednosti MSE pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Za merenje StD za MSE isti zaključak se može uzeti kao i za StD za SSIM, kao što se vidi sa Grafikona 9.9. Gotovo je zanemarljivo odstupanje do stepena šuma od 30%. Vrednosti StD za MSE od 40 do 90% koncentracije šuma su ispod nivoa statističke greške za ovaj parametar. Takođe, kao u prethodnim situacijama analize za StD, *Regeneration* filter pokazuje izuzetnu stabilnost u radu.



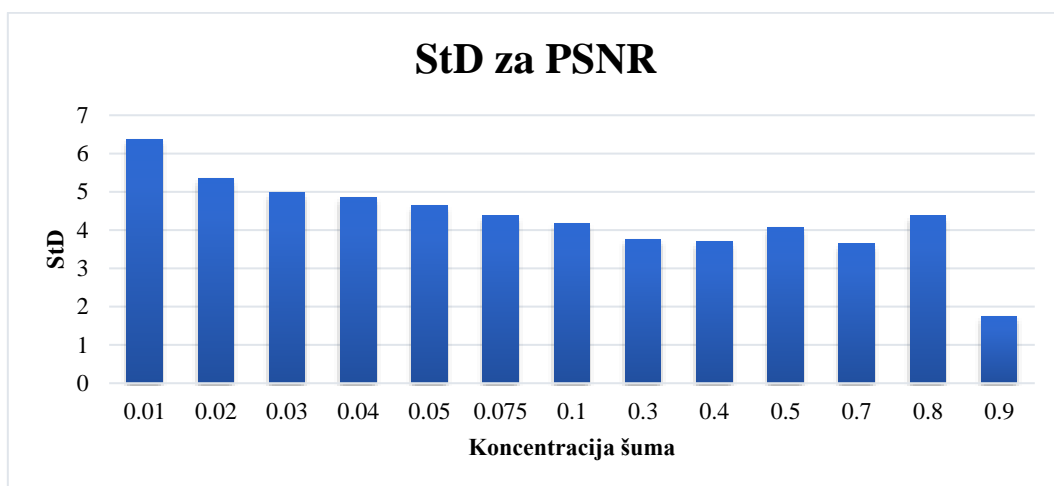
Grafikon 9.9. Vrednosti StD-a pri povećanju koncentracije šuma za MSE za obrađene slike.

Vršni odnos signal – šum nije apsolutni merodavni parametar za ocenu kvaliteta, ali kada je u pitanju opisivanje novog filtera, daje kompletnu sliku. U teorijskim razmatranjima koja se mogu pročitati u radovima [147], [148], poželjan odnos između originalne i obrađene slike iznosi između 20–50 dB. Kao što se može uočiti iz priloženog Grafikona 9.10, približno 87% obrađenih slika ispunjava teorijske uslove visokog kvaliteta.



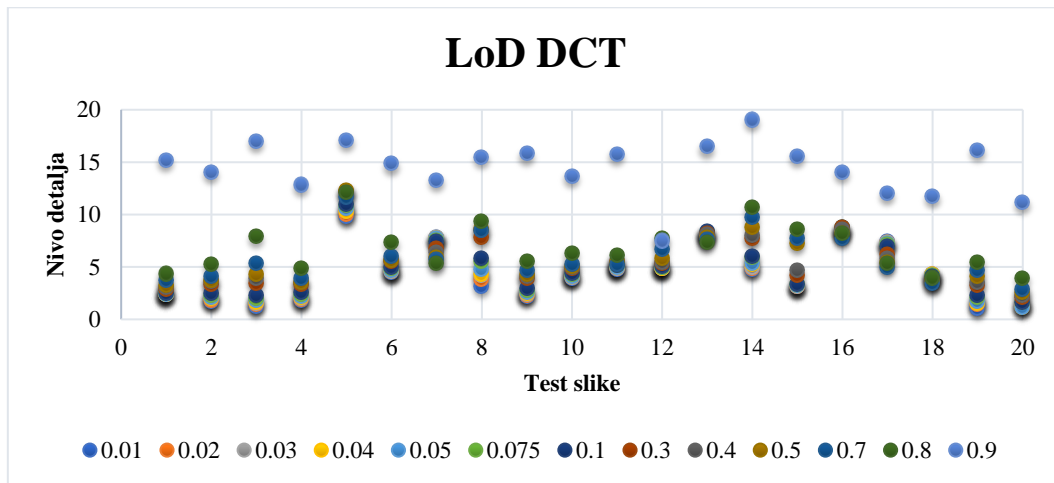
Grafikon 9.10. Vrednosti PSNR-a pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Uzimajući u obzir da ne postoji početna vrednost za PSNR, rezultati promene StD-a za PSNR ne prelaze 6.2, što se može uočiti na Grafikonu 9.11. Sa druge strane, veoma niska oscilacija StD koja iznose od 1.8 do 6.2, takođe, idu u prilog stabilnosti *Regeneration* filtera.



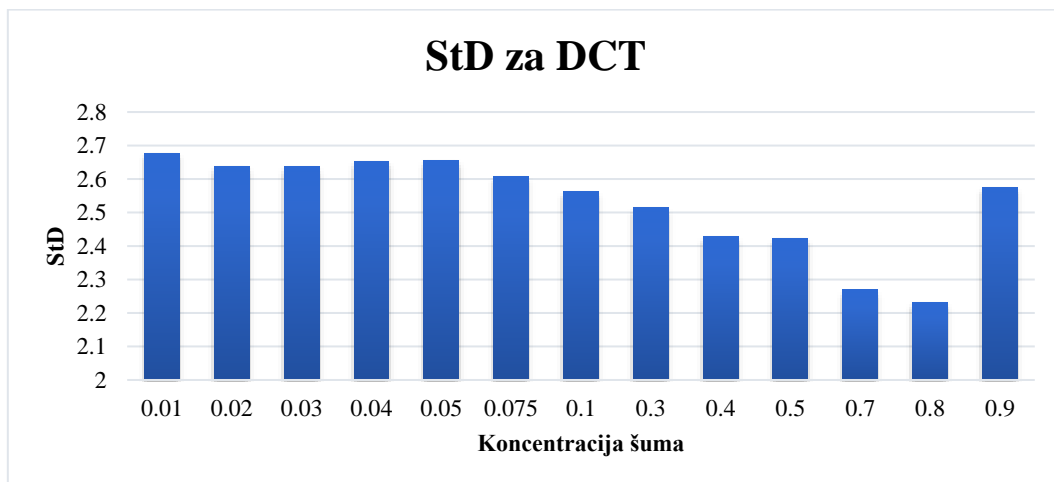
Grafikon 9.11. Vrednosti StD-a PSNR-a pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Nivo detalja prema DCT, kako je prikazano na Grafikonu 9.12, pokazuje da se sa povećanjem šuma na slici povećava i nivo detalja na njoj. Iako se povećanje nivoa detalja tretira kao pozitivan efekat (slika je jasnija, ivice su jasnije itd), ovde se to ne može uzeti kao pozitivna strana, jer rast koncentracije šuma na slici uzrokuje porast detalja. Zato gotovo svi uzorci slika pri koncentraciji šuma 30% i više ulaze u kategoriju slika sa ekstremno visokim nivoom detalja.



Grafikon 9.12. Vrednosti LoD-a pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Promene StD za DCT date su na Grafikonu 9.13. Na grafikonu se uočava da su svi analizirani uzorci od ekstremno visokih nivoa vrednosti redukovani na srednji ili nizak nivo detalja, što se poklapa sa originalnim slikama.



Grafikon 9.13. Vrednosti StD-a pri povećanju koncentracije šuma za DCT za obrađene slike.

Poređenje CSI parametra je poređenje po sličnosti svakog kanala posebno, originalnog uzorka sa njegovim parom u rekonstruisanoj slici. Tako će se R kanal

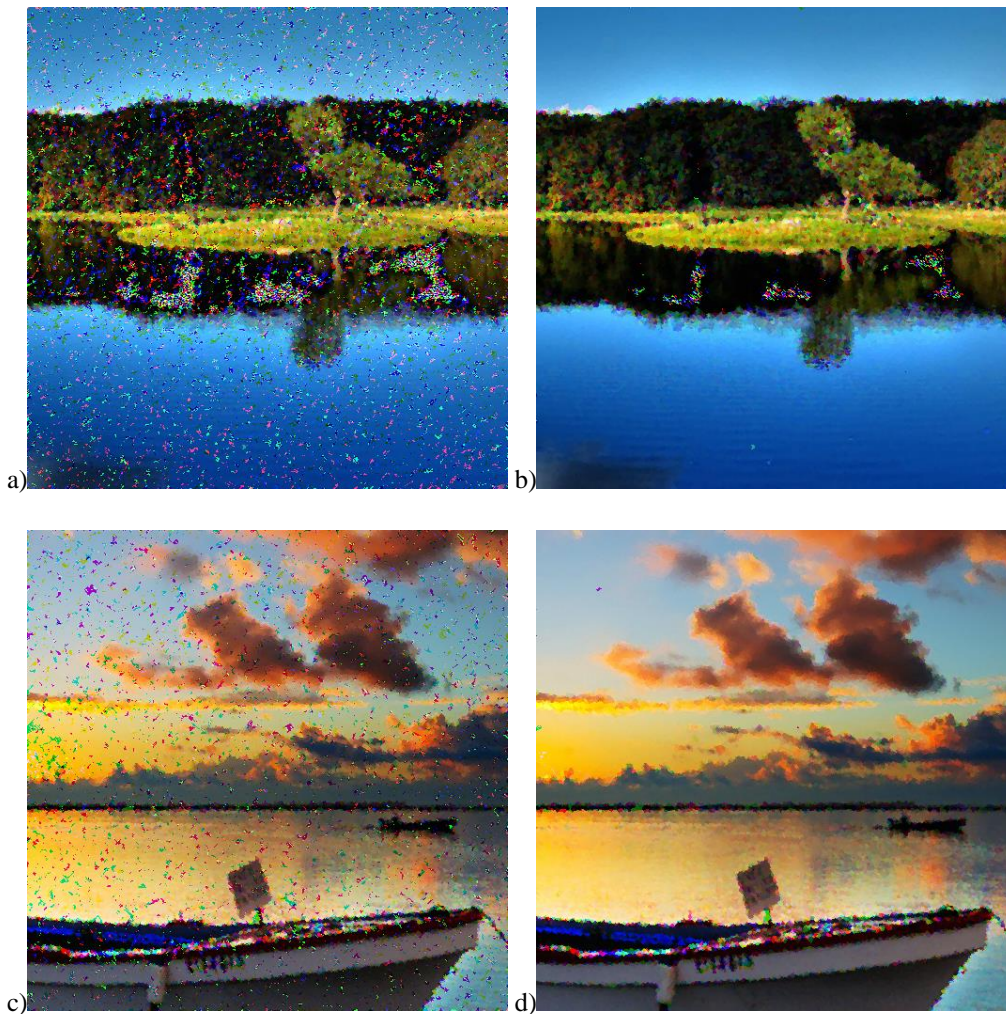
uzorka neke slike porediti sa R kanalom rekonstruisane slike, respektivno za G i B kanale. Na Slici 9.17 dat je uporedni prikaz slika sa dodatim *Salt & Pepper* šumom i njihovih rekonstrukcija *Regeneration* filterom.



Slika 9.17. Slike sa dodatim *Salt & Pepper* šumom i rezultat redukcije *Regeneration* filterom za: a) 10% šuma, b) 40% šuma i c) 90% sa prvom interakcijom.

Kao što se može uočiti sa Slika 9.17(a) i 9.17(b), gotovo idealni vizuelni rezultati se postižu *Regeneration* filterom do redukcije 40% šuma. Slika 9.17(c) prikazuje stepen dodatog šuma od 90% i rekonstrukciju metodom mozaika. Rezultat rekonstrukcije na 90% šuma govori da je neophodno izvršiti još jednu iteraciju nad tako dobijenom slikom.

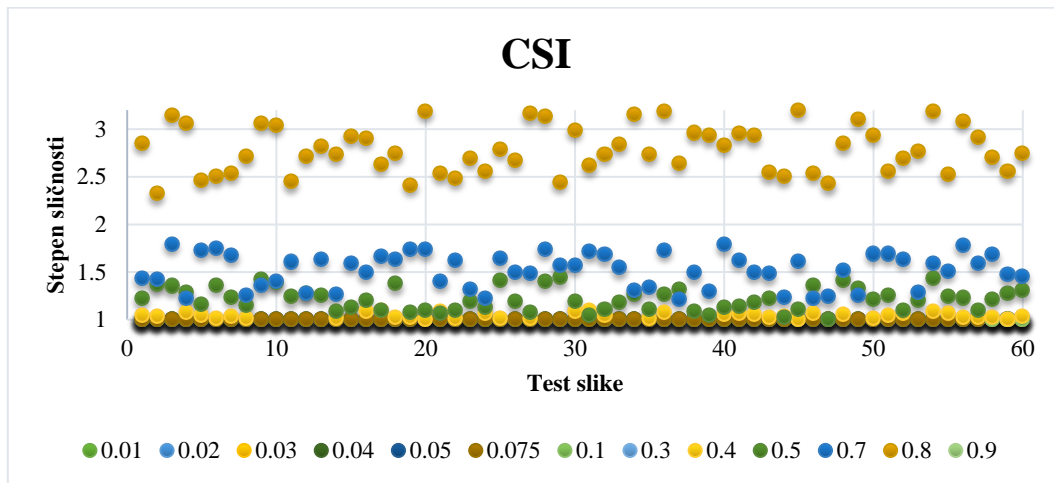
Redukcija *Salt & Pepper* šuma pri koncentraciji šuma od 90% nakon prve i druge iteracije prikazane su na Slici 9.18.



Slika 9.18. Slike sa dodatim *Salt & Pepper* šumom i rezultat redukcije *Regeneration* filterom za 90% koncentracije šuma za: a) i c) sa prvom obradom i b) i d) sa drugom iteracijom.

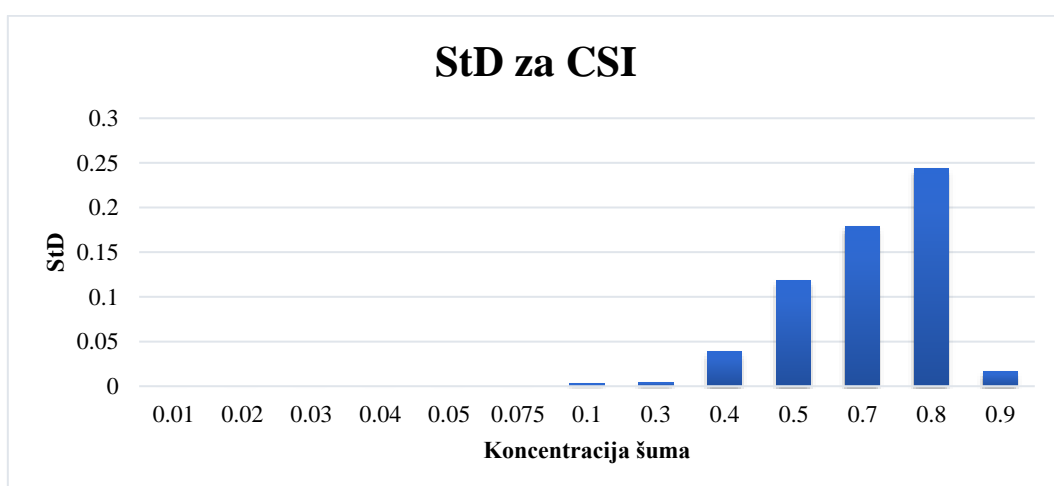
Upravo zato se na Grafikonu 9.14 nalazi 120 poređenja grupisanih prema stepenu šuma. Idealna situacija je kada original i rekonstruisana slika imaju vrednost 1 jer to ukazuje na potpunu sličnost ove dve slike po strukturi kanala. Vrednosti iznad 1, u ovom slučaju, govore o određenom stepenu šuma koji se nalazi u slici nakon rekonstrukcije. Rezultati merenja CSI faktorom ukazuju da se neznatno povećanje

iznad 1 može uočiti kod rekonstruisanih slika iznad 40% dodatog šuma. Ovo navodi na zaključak da je uspešnost *Regeneration* filtera do 40% dodatog šuma gotovo stoprocentna.



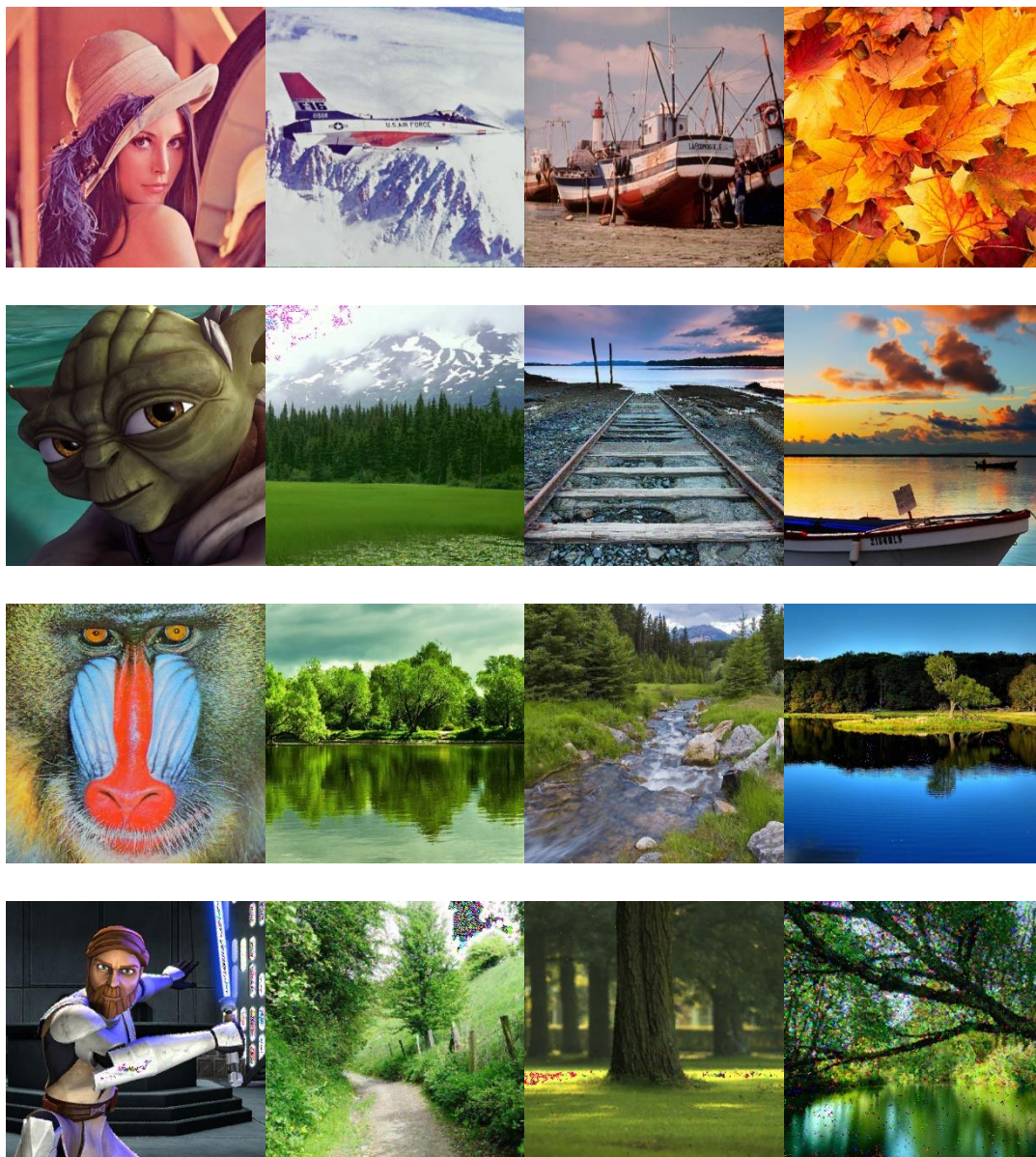
Grafikon 9.14. Vrednosti CSI pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Promene CSI parametra prikazane na Grafikonu 9.15 još jednom potvrđuju stabilnost u radu pri svim uslovima do stepena šuma 40%. Kao i u prethodnoj analizi kod SSIM parametra, tako i kod standardne devijacije za CSI parametar, sa rastom šuma raste i nivo standardne devijacije. Sličan zaključak se može izvesti kao i za StD za SSIM pri koncentraciji šuma od 90%. Stepen šuma je toliko visok da je neophodna još jedna iteracija *Regeneration* filterom da bi se dodatno uklonio deo šuma. Nakon još jedne iteracije vrednost standardne devijacije iznosi 0.29.



Grafikon 9.15. Vrednosti StD-a pri povećanju koncentracije šuma za DCT za obrađene slike.

Rezultati obrade *Regeneration* filterom nad test uzorcima prikazani su na Slici 9.19.



Slika 9.19. Rezultati obrade *Regeneration* filterom nad test uzorcima sa Slike 9.16.

ZAKLJUČAK

U disertaciji je predstavljen novi model parcijalnog filtriranja digitalne slike – metod mozaika. Predloženo idejno rešenje obrade slike u potpunosti je optimizovano u odnosu na RGB sistem boja. Postupak rada metoda mozaika zasniva se na nezavisnoj obradi segmenata i ivica digitalne slike. U cilju povećane preciznosti detekcije ivica korisniku je ostavljena mogućnost definisanja praga detekcije, a detektovane ivice su osnova za izdvajanje segmenata. Nad izdvojenim segmentima i ivicama, uz pomoć posebno definisanih uslova, koristi se klaster filtriranje. Mogućnost da se u okviru klaster filtriranja koriste filteri različite namene pokazala je veoma dobru optimizaciju metoda mozaika sa ostalim rešenjima obrade slike. Opcija da korisnik definiše prag detekcije kod hibridnog modela, uz postojanje *Weighted* filtera za redukciju šuma, pruža mogućnost široke primene, a hibridni metod dokazan kao metod detekcije ivica koji je najotporniji na šumove. Bitna karakteristika metode mozaika je da se ponovnom interacijama nad obrađenom slikom ne narušava postignuti kvalitet, već se, definisanjem posebnih uslova, snaga parcijalnog filtera usmerava samo na definisani problem u digitalnoj slici. Zasnovan na hibridnom modelu detekcije ivica, metod mozaika je pružio zavidne rezultate u oblastima restauracije, merenja, klasifikacije, superrezolucije, dizajna filtera i filtriranju digitalne slike. Kvalitet i primena metode mozaika je poređena sa rezultatima javno dostupnih metoda i rezultata iz naučnih radova. Težinu relevantnosti svih dobijenih rezultata u doktorskoj disertaciji predstavlja njihovo opisivanje kroz adekvatne parametre za procenu kvaliteta digitalne slike, kao i praktična realizacija gotovo svih predloženih doprinosa. Pokazana je potpuna fleksibilnost predložene metode u odnosu na različite savremene probleme u sferi digitalne obrade slike. Mogućnost da se metod mozaika prilagodi potrebama korisnika ostavlja brojne mogućnosti za buduća istraživanja u celokupnoj oblasti digitalne obrade slike.

Doprinosi

U okviru doktorske disertacije ostvareni su doprinosi koji predstavljaju unapređenje postojećeg znanja u oblasti digitalne multimedije i digitalne obrade slike kroz razvijeni novi model parcijalnog filtriranja – metod mozaika, s posebnim osvrtom na:

Doprinos 1: *Izvršena je analiza različitih algoritama detekcije ivica i segmentacije u raznim realnim situacijama.*

Analiza je izvršena standardnom merom preciznosti i opoziva, čime su istaknute sve prednosti i mane javno dostupnih metoda detekcije ivica i segmentacije digitalne slike. Kroz analize, razmatranja i diskusije u Poglavlju 4 utvrđen je čitav spektar potencijala, koji je iskorišćen kao osnova za skoro sve ostale doprinose.

Doprinos 2: *Analizirani su šumovi digitalne slike u prostornom domenu kako u 2D, tako i u 3D prostoru.*

Rezultati su pokazali da u zavisnosti od tipa šuma i specifično definisanih uslova testiranja, šumovi poseduju različite karakteristike kako u 2D, tako u 3D prostoru. Analiza iz Poglavlja 2 je teorijsko-fundamentalna i upotrebljena je kao polazna tačka na osnovu koje je realizovan filter za redukciju *Salt & Pepper* šuma.

Doprinos 3: *Realizovan je nov model za detekciju ivica digitalne slike (hibridni model) uz upotrebu modifikovanog Weighted filtera, negativna i definisanja praga detekcije od strane korisnika.*

Realizovan je hibridni model detekcije ivica koji u odnosu na najveći broj ostalih algoritama nije baziran na 2D gradijentu za x i y pravac. Njegova glavna karakteristika je mogućnost da korisnik definiše prag detekcije ivica, što ga čini jedinstvenim u odnosu na sve ostale poznate modele detekcije ivica.

Doprinos 4: *Pokazano je da hibridni model detekcije ivica sa kontrolom praga detekcije može poslužiti za realizaciju algoritma za segmentaciju digitalne slike.*

Postupak segmentacije realizovan je kroz dva procesa:

- I. paralelnom detekcijom sa hibridnom metodom i

- II. sekvencijalnom detekcijom u kojoj je piksel centralni element kod definisanja određenog segmenta.

Izdvojeni segmenti su zapisani u *png* formatu slike sa transparentnim delovima.

Doprinos 5: *Realizovan je novi model parcijalnog filtriranja digitalne slike – metod mozaika, koji je zasnovan na hibridnom metodu detekcije ivica i segmentaciji digitalne slike uz definisanje posebnih uslova obrade slike i klaster filtriranja.*

Realizovan je jedinstven model obrade digitalne slike koji je u potpunosti prilagodljiv različitim potrebama korisnika. Po pokretanju algoritma korisnik definiše prag detekcije ivica hibridnom metodom. Zatim se, na osnovu tako definisanih ivica, odvajaju segmenti kao zasebne slike. Nakon segmentacije, korisnik postavlja posebne uslove pod kojim će se izvršiti dalje filtriranje. Definicija posebnih uslova je jedan od centralnih delova ovog algoritma jer korisnik nakon ovog koraka usmerava dalji rad predložene metode kroz klaster filtriranje. Koraci su međusobno potpuno nezavisni, što pruža mogućnost bolje sinhronizacije sa drugim programskim modulima i rešenjima obrade slike. Ovako postavljen sistem koraka pruža široku primenu u različitim oblastima.

Doprinos 6: *Metodom mozaika izvršena je rekonstrukcija zamućenih, defokusiranih i slika snimljenih s malim procentom osvetljenja.*

Dobijeni rezultati pokazali su da nije potrebna skupa i specijalizovana oprema za snimanje pri uslovima smanjenog ili povećanog osvetljenja.

Doprinos 7: *Dokazano je da se efekti snega i kiše na digitalnim slikama mogu tretirati kao (Snow & Rain) šum i da se nad njima može primeniti model parcijalnog filtriranja – metod mozaika u cilju redukcije šuma i merenja koncentracije šuma.*

Kroz već poznate zaključke o osobinama osnovnih šumova, predloženo je rešenje za merenje koncentracije i redukovanje *Snow & Rain* šuma. Rezultati su pokazali da metod mozaika snagu filtriranja usmerava samo na one delove slike koji sadrže *Snow & Rain* šum.

Doprinos 8: *Pokazano je da se metod mozaika kalibracijom praga detekcije i definisanjem posebnih uslova može koristiti u procesu kvantifikovanja nanočestica i merenju koncentracije čađi.*

Analizom je utvrđeno da optimum praga za detekciju ivica kod TEM slika nanočestica hematita (α -Fe₂O₃) iznosi 5% (13) od 8-bitne skale sive kod RGB kanala. Kvantitativnom analizom utvrđeno je da je preciznost detekcije ± 3 piksela, što ovakvu metodu svrstava u metodu visoke tačnosti.

Merenje koncentracije čađi kod markera urađeno je preko mere koncentracije boje sa eliminacijom nepoželjnih delova slike. Rezultati ove analize poređeni su sa dve poznate metode (metod refleksije i metod merenja elektronskom vagom) i pokazali su da se predložena metoda može uzeti sa visokim stepenom tačnosti. Pošto se radi o indirektnom merenju, predložena metoda se vezuje za rezultate metode refleksije uz odstupanje od ~1%.

Doprinos 9: *Definisani su posebni uslovi za segmente u klasifikaciji BI-RADS medicinskih slika i kreiranju superrezolucije digitalne slike.*

Opsežne kvantitativne i kvalitativne analize rezultata povezali su biomarker gustine masti u grudima sa parametrom ocene nivoa detalja. Rezultatima je pokazano da četiri klase gustine grudi je moguće numerički povezati sa oblastima nivoa detalja.

Kreiranje superrezolucije metodom mozaika urađeno je uz pomoć statističke manipulacije vrednosti okoline posmatranog piksela. Pored segmentacije, svaki piksel je deo jednačine na osnovu koje je rekonstruisano njegovo „novo“ okruženje. Uz minimalne gubitke u „oštrini“ slike, rezolucija je povećana devet puta (tri puta po horizontali i tri puta po vertikalni).

Doprinos 10: *Realizovan je filter (Regeneration filter) koji selektivno obrađuje segmente slike u cilju bolje redukcije visokog stepena koncentracije Salt & Pepper šuma.*

Rezultati su pokazali da pomoću *Regeneration* filtra, kod visokog stepena koncentracije *Salt & Pepper* šuma, odnosno kod oštećenih slika do 40% dobijaju se gotovo idealno rekonstruisane slike, za oštećene slike do 70% dobijaju se visoko kvalitetne rekonstruisane slike, a za slike preko 75% oštećenja potrebne su 2–3 iteracije. Predloženi filter, nakon nekoliko iteracija, ne obrađuje one oblasti slike za koje je procenio da nisu oštećene šumom, pa jednom ostvareni „kvalitet“ ne narušava ponovljenim obradama iste slike.

Dokaz hipoteza

Na osnovu Doprinososa 5, a posebno rezultata proisteklih iz doprinosa 6, 7, 8 i 9 **nedvosmisleno je potvrđena glavna hipoteza.**

Na osnovu analiza Poglavlja 2, 9.1 i 9.3, na kojima se zasnivaju rezultati u Poglavljima 9.2 i 9.4 **potvrđena je pohipoteza ph.1.**

Na osnovu analiza u Poglavljima 6.1.1, 6.1.2, 6.2.1, 6.2.2, 6.2.3, 6.2.4, 6.2.5 i 6.2.6 i dokaza u Poglavljima 6.1.3, 6.1.4, 6.2.7 i 6.2.8 **dokazana je pohipoteza ph. 2.**

Na osnovu rezultata Poglavlja 5 i opisa hibridnog metoda detekcije ivica (blok 2) kao integralnog dela metoda mozaika **potvrđena je pohipoteza ph. 3.**

Na osnovu analize i rezultata Poglavlja 4.2, 4.3 i 8.1 **potvrđena je pohipoteza ph. 4.**

Na osnovu rezultata Poglavlja 5 i opisa segmentacije digitalne slike baziranih na hibridnom modelu detekcije ivica (blok 3) **potvrđene su pohipoteze ph. 5, ph. 6 i ph. 7.**

Na osnovu analize i rezultata Poglavlja 6.1, 6.2, 7.2 i 9.2 **dokazana je pohipoteza ph. 8.**

Na osnovu analize i rezultata Poglavlja 8.2 **dokazana je pohipoteza ph. 9.**

Literatura

- [1] D. J. Jackson, S. J. Hannah. Comparative analysis of image compression techniques. pp. 513-517. ISSN : 0094-2898. Twenty-Fifth Southeastern Symposium on System Theory. Proceedings SSST '93. DOI: 10.1109/SSST.1993.522833, 7-9 Mar 1993.
- [2] P. D. Amer, S. Iren, G. E. Sezen, P. T. Conrad, M. Taube, Armando Caro. Network-Conscious GIF Image Transmission Over the Internet. Computer and Information Sciences Department. DE 19716 USA. University of Delaware. Newark, 1999.
- [3] F. Harris, D. Wright. The JPEG Algorithm for Image Compression: A Software Implementation and some Test Results. ISSN: 1058-6393. Conference Record Twenty-Fourth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. DOI: 10.1109/ACSSC.1990.523462, 1991.
- [4] T.-H. Lan, A. H. Tewflk, P.-C. Hu. JPEG transcompressor and Internet applications. ISSN: 1520-6130. IEEE Workshop on Signal Processing Systems. SiPS 99. pp. 400-409. DOI: 10.1109/SIPS.1999.822345, 1999.
- [5] C. J. Scott. Vector animation: Web-based software training on demand, ISSN: 1095-323X. IEEE Aerospace Conference Proceedings. pp. 473-479. Vol. 2. DOI: 10.1109/AERO.2000.878256, 2000.
- [6] W. Wei. Flash Media Server and Its Application in the Simulator of VHF Marine Radio Station, ISBN: 978-1-4244-4994-1. International Conference on Information Engineering and Computer Science, pp. 1-4, DOI: 10.1109/ICIECS.2009.5363153, 19-20 Dec. 2009.
- [7] Information technology - Computer graphics and image processing - Portable Network Graphics (PNG): Functional specification. ISO/IEC 15948:2004. TC/SC: ISO/IEC JTC 1/SC 24. ICS: 35.140.
- [8] Adobe to acquire Macromedia, [Internet izvor]. Pristup [04. Dec. 2018.]: <https://www.adobe.com/aboutadobe/invrelations/adobeandmacromedia.html>.
- [9] M. Gelbmann. The PNG image file format is now more popular than GIF, [Internet izvor]. Pristup [04. Dec. 2018.]: http://w3techs.com/blog/entry/the_png_image_file_format_is_now_more_popular_than_gif.
- [10] JPEG changed our world, [Internet izvor]. Pristup [14. Dec. 2014.]: <http://actu.epfl.ch/news/jpeg-changed-our-world/>
- [11] M. W. Marcellin, M. J. Gormish, A. Bilgin. An overview of JPEG-2000, ISSN: 1068-0314. Data Compression Conference, pp. 523-541, DOI: 10.1109/DCC.2000.838192, 2000.
- [12] R. Maini, S. Mehra. A Review on JPEG2000 Image Compression, ISSN: 0975 – 8887. International Journal of Computer Applications, vol. 11. no. 9, pp. 43-47, 2010.
- [13] B. Bross, W.-J. Han, G. J. Sullivan, J.-R. Ohm, T. Wiegand. High Efficiency Video Coding (HEVC) Text Specification Draft 9, Document JCTVC-K1003. ITU-T/ISO/IEC Joint Collaborative Team on Video Coding (JCT-VC), 2012.
- [14] K. Mostafa, Ko. S-B. Wahid. An efficient YCgCo-based image compression algorithm for capsule endoscopy, ISBN: 978-1-61284-907-2. 14th International Conference on Computer and Information Technology (ICCIT). DOI: 10.1109/ICCITechn.2011.6164787, pp. 219-222, 22-24 Dec. 2011.
- [15] M. Rodriguez. A graphic arts perspective on RGB-to-CMYK conversion, ISBN: 0-8186-7310-9. International Conference on Image Processing. DOI: 10.1109/ICIP.1995.537479, vol. 2, pp. 319-322, 1995.

-
- [16] TSR Watermark Image Software image metadata support documentation, [Internet izvor]. Pristup [26. Dec. 2018.]: <https://www.watermark-image.com/metadata.aspx>.
- [17] Super PNG image support documentation, [Internet izvor]. Pristup [24. Dec. 2018.]: <http://compresspng.com/>.
- [18] Tiny PNG image support documentation. [Internet izvor]. Pristup [24. Dec. 2018.]: <https://tinypng.com/>.
- [19] Tiny JPEG image support documentation. [Internet izvor]. Pristup [24. Dec. 2018.]: <https://tinyjpg.com/>.
- [20] P. Brodatz. (1966). Textures: A Photographic Album for Artists and Designers. Dover Publ. Toronto.
- [21] K.-P. Lee, P. L. Spence. view_HDF: visualization and analysis tool for hierarchical data format files. pp. 744-750. vol. 2, 29-31 Oct. 2002. OCEANS '02 MTS/IEEE. DOI: 10.1109/OCEANS.2002.1192063. ISBN: 0-7803-7534-3
- [22] HDF Group. [Internet izvor]. Pristup [21. Dec. 2017.]: <http://www.hdfgroup.org/>.
- [23] Amiga file format. [Internet izvor]. Pristup [19. Dec. 2017.]: <http://lelevy.free.fr/amiga/formats.html>.
- [24] PBM. [Internet izvor]. Pristup [19. Avg. 2018.]: <http://netpbm.sourceforge.net/doc/pbm.html>.
- [25] L. Jong-Sen. Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local Statistics, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. IEEE Computer Society, vol. 2, no. 2, pp. 165-168, 1980.
- [26] E. R. Dougherty. Random Processes for Image and Signal Processing, Chapter 1 - Probability Theory, Wiley-IEEE Press, Denver, USA, 1998.
- [27] R. Ivkovic, I. Milosevic, M. Petrovic, B. Gvozdic. Timeline of Median filter, International Scientific Conference of IT and Business-Related Research, Synthesis 2015 - Advanced engineering systems. Belgrade, Serbia, pp. 268-273. 2015.
- [28] P. M. Narendra. A Separable Median Filter for Image Noise Smoothing, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (TPAMI), pp. 20-29, 1981.
- [29] R. Ivković, I. Milošević, B. Jakšić, P. Spalević, M. Milošević. Definisane karakteristika Snow & Rain šuma digitalne slike metodom parcijalnog filtriranja, Univerzitet Singidunum, Beograd, pp. 242-247, 2018.
- [30] F. Alessandro, T. Mejd, K. Vladimir, E. Karen. Practical Poissonian-Gaussian noise modeling and fitting for singleimage raw-data, IEEE Transactions on Image Processing, pp. 1737-1754, 2008.
- [31] T. Le, R. Chartrand, T. J. Asaki. A variational approach to reconstructing images corrupted by Poisson noise, Journal of Mathematical Imaging and Vision, vol. 27, no. 3, pp. 257-263, 2007.
- [32] F. Luisier, T. Blu, M. Unser. Image Denoising in Mixed Poisson-Gaussian Noise, IEEE transactions on image processing, vol. 20, no. 3, pp. 696-708, 2011.
- [33] J. Portilla, V. Strela, M. J. Wainwright, E. P. Simoncelli. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain, IEEE Trans. Image Process., vol. 12, no. 11, pp. 1338-1351, 2003.
- [34] C. Keh-Shih, T. Hong-Long, C. Sharon, W. Jay, C. Tzong-Jer. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation, Computerized Medical Imaging and Graphics, vol. 30, no. 1, pp. 9-15, 2006.
- [35] L. J. van Vliet, I. T. Young. A nonlinear laplace operator as edge detector in noisy images, Computer Vision, Graphics, and Image Processing, vol. 45, no. 2, pp. 167-195, (1989).
- [36] E. Budevski W. Obretenov W. Bostanov, G. Staikov J. Doneit, K. Jüttner, W. J. Lorenz. Noise analysis in metal deposition - expectations and limits, Electrochimica Acta, vol. 34, no. 8, pp. 1023-1029, 1989.
- [37] V. R. Vijaykumar, P.T. Vanathi, P. Kanagasabapathy, D. Ebenezer. High Density Impulse Noise Removal Using Robust Estimation Based Filter, IAENG - International Journal of Computer Science, vol. 35, no.3, 2008.
- [38] Z. Wang, D. Zhang. Progressive switching median filter for the removal of impulse noise from highly corrupted images, IEEE Transactions on Circuits and Systems II, vol. 46, pp. 78-80, 1999.
-

-
- [39] R. C. Gonzalez, R. E. Woods. Digital Image Processing, 2nd ed. Upper Saddle River, Prentice-Hall, New York, USA, 2001.
- [40] R. Ivković, I. Milošević, T. Petrović, S. Bijelović, N. Ivković. Analiza kvaliteta različitih formata digitalne slike, Međunarodna naučna konferencija Univerziteta Singidunum, SINTEZA 2015, Univerzitet Singidunum, Srbija, pp. 171 – 175, 15. - 16. Apr, 2015.
- [41] R. Ivkovic, M. Petrovic, B. Gara, M. Milosevic. Dental Image Analysis with Different Edge Detection Operators, Journal of Communications Technology and Electronics, Pleiades Publishing, Inc., vol. 59, no. 11, Oct. 2014, pp. 1289–1297.
- [42] K. S. Kushwaha, R. Srivastava. A framework for moving object segmentation using dynamic background modelling and shadow suppression in complex wavelet domain, The Imaging Science Journal, vol. 64, no. 5, pp. 267-278, 2016.
- [43] H. Tran, L. J. Latecki. Edge Detection, Computer Graphics and Image Processing, CIS, vol. 1, pp. 581 – 601, 2002.
- [44] J. Canny. A computational Approach to Edge detection, Pattern Analysis and Machine, IEEE Computer Society, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, 2009.
- [45] P. P. Acharjya, R. Das, D. Ghoshal. A study on image edge detection using the gradients, International Journal of Scientific and Research Publications, vol. 1, pp. 2-12, 2012.
- [46] W. P. Y. Shanlin. Gray Image's Edge Detection Based on Gauss-Laplace, Computer Engineering and Applications, Institute of Computer Network System, pp. 2-26, 2003.
- [47] W. Y. Lee, Y. W. Kim, S. Y. Kim, J. Y. Lim, D. H. Lim. Edge detection based on morphological amoebas, The Imaging Science Journal, vol. 60, no. 3, pp. 172-183, 2012.
- [48] R. A. Kirsch. Experiments in processing lifemotion with a digital computer, Proceedings of the eastern joint computer conference, USA, pp. 221-229, 1957.
- [49] R. A. Kirsch. Computer determination of the constituent structure of biological images, Computers and Biomedical Research, USA, vol. 4, pp. 315-328, 1971.
- [50] S. Vijayarani, M. Vinupriya. Performance analysis of canny and sobel edge detection algorithms in Image Mining, Int. J. Innovative Res. Comp. Commun. Eng., vol. 1, pp. 1-8, 2013.
- [51] L. Zhang, D. Zhang, X. Mou. FSIM: A Feature Similarity Index for Image Quality Assessment, IEEE Transactions on Image Processing, vol. 20, no. 8, pp. 2378-2386, 2011.
- [52] Y. Zhang, Y. Zhu, E. Nichols, Q. Wang, S. Zhang, C. Smith, S. Howard. A poisson-gaussian denoising dataset with real fluorescence microscopy images. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 11710-11718, 2019.
- [53] R. Ivkovic, B. Jaksic, P. Spalevic, L. Lazic, M. Petrovic. Experimental Images Analysis with Linear Change Positive and Negative Degree of Brightness, WSEAS International Conference on Image Processing and Pattern Recognition (IPPR '13), pp. 116-120, 2013.
- [54] R. Ivković, M. Petrović, B. Gara, M. Milošević. Dental image analysis with different edge detection operators, Journal of Communications Technology and Electronics, Vol. 59, 11, pp. 1289 - 1297, 2014.
- [55] R. Ivkovic, I. Milosevic, B. Gara, M. Pavlovic D. Miljkovic. Analysis of Digital Image Segments Through the Standard Deviation and Level of Detail, INFOTEH 2015, Jahorina, Bosna i Hercegovina, vol. 14, pp. 600-603, Mart 2015.
- [56] R. Ivkovic, I. Milošević, B. Gara, S. Minic, V. Dakovic. Algoritam za detekciju ivica slike sa post-filtrom, INFOTEH 2014, Jahorina, Bosna i Hercegovina, vol. 13, pp. 652-656, 19-21 Mart 2014.
- [57] J. Patel, J. Patwardhan, K. Sankhe, R. Kumbhare. Fuzzy inference based edge detection system using Sobel and Laplacian of Gaussian operators. In Proceedings of the International Conference & Workshop on Emerging Trends in Technology, pp. 694-697, 2011.
- [58] R. C. Gonzalez, R. E. Woods. Digital Image Processing, vol. III, Pearson, England, pp. 57-243, 2007.
- [59] T. Young, J. J. Gerbrands, L. J. van Vliet. Fundamentals of Image Processing, Delft University of Technology Press, pp. 36-75, 2007.
- [60] I. Pitas. Digital Image Processing Algorithms, Prentice Hall, Englewood Cliff NJ, pp. 169-193, 1993.
- [61] E. R. Dougherty. Random Processes for Image and Signal Processing, New York: Wiley - IEEE Press, pp. 135-172, 1998.
-

-
- [62] I. Milosevic, R. Ivkovic, T. Petrovic, N. Denic, B. Jaksic. Face Recognition through Robust Multimodal Biometric System with Sobel Edge Detection, International Scientific Conference “UN- ITECH 2015”, Gabrovo, Bulgaria, 20-21, November 2015, Proceedings, vol. 2, pp. II346-II351, 2015.
- [63] G. C. Holst, T. S. Lomheim. CMOS/CCD Sensors and Camera Systems, SPIE PRESS BOOK, pp.172, 2007.
- [64] C. Rother, V. Kolmogorov, T. Minka, A. Blake. Cosegmentation of Image Pairs by Histogram Matching - Incorporating a Global Constraint into MRFs, Computer Vision and Pattern Recognition, 2006 IEEE Computer Society Conference, vol 1, pp. 993-1000, June 2006.
- [65] T. Huynh, L. Panina. Finger vein authentication system, University of Plymouth Faculty of Technology, 2006
- [66] R. Garg, B. Mittal, S. Garg. Histogram Equalization Techniques For Image Enhancement, The International Journal on Electronics & Communication Technology (IJECT), vol. 2, no. 1, 2011.
- [67] W. K. Pratt. Median Filtering; semiannual report. Image Processing Institution, University of Southern California, 1975.
- [68] J. S. Lee. Digital image smoothing and the sigma filter. Computer vision, graphics, and image processing, vol. 24, no.2, pp. 255-269, 1983.
- [69] L. Yin, R. Yang, M. Gabbouj, Y. Neuvo. Weighted median filters: a tutorial. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, vol. 43, no. 3, pp. 157-192, 1996.
- [70] D. R. Brownrigg. The weighted median filter. Communications of the ACM, vol. 27, no. 8, pp. 807-818, 1984.
- [71] A. Hertzmann, C. E. Jacobs, N. Oliver, B. Curless, D. H. Salesin. Image analogies. In Proceedings of the 28th annual conference on Computer graphics and interactive techniques, pp. 327-340, 2001.
- [72] K. He, J. Sun, X. Tang. Guided image filtering. In European conference on computer vision, Springer, Berlin, Heidelberg, pp. 1-14, 2010.
- [73] P. S. Wu, M. Li. Pyramid edge detection based on stack filter. Pattern recognition letters, vol. 18, no.3, 239-248, 1997.
- [74] A. S. Wright, S. T. Acton. Watershed pyramids for edge detection. In Proceedings of International Conference on Image Processing, vol. 2, pp. 578-581, 1997.
- [75] R. Ivković, I. Milošević, B. Gara, S. Minić, D. Miljković. Rekonstrukcija slika vidljivog spektra snimljenih sa malim procentom osvetljenja, Zbornik radova XIII međunarodnog naučno-stručnog simpozijuma INFOTEH 2014, Elektrotehnički fakultet Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina, pp. 648 – 651, 19. - 21. Mar, 2014.
- [76] R. Ivković, R. Bojović, M. Petrović, M. Milosević, N. Denić. Restoration of defocused digital images, Zbornik radova XIV međunarodnog naučno-stručnog simpozijuma INFOTEH 2015, Elektrotehnički fakultet Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina, pp. 610 – 614, 18. - 20. Mar, 2015.
- [77] F. Schill, U. R. Zimmer, J. Trumpf. Visible Spectrum Optical Communication and Distance Sensing for Underwater Applications, Research School of Information Sciences and Engineering The Australian National University, ACT 0200, 2004.
- [78] R. Raich, A. Arbo. Sparse Image Reconstruction for Partially known Blur Functions, 2006 IEEE International Conference on Image Processing, pp. 637-640, 8-11 Oct. 2006.
- [79] S. Xu, L. Zeng, Z. Z. Li, C. D. Tian. A pilot measurement of headrelated transfer function blur in spatial localization, IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, pp. 467-471, 2-4 Dec. 2007.
- [80] D. Middleton. Non-Gaussian noise models in signal processing for telecommunications: new methods and results for class A and class B noise models, IEEE Transactions on Information Theory, vol. 45, no. 4, pp. 1129-1149, May 1999.
- [81] B. Hunt. A matrix theory proof of the discrete convolution theorem, IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics, vol. 19, no. 4, pp. 285-288, 29. Jan. 2003.
- [82] M. A. Sapia, M. D. Fox, L. M. Loew, J. C. Schaff. Ultrasound image deconvolution using adaptive inverse filtering, 12th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems, pp. 248-253, 18-20 Jun 1999.
-

-
- [83] J. C. Yoo, C. W. Ahn. Image restoration by blind-Wiener filter, *Image Processing, IET*, vol. 8, no. 12, pp. 815-823, 1 Dec. 2014.
- [84] C. Wu, J. He, X. Zou. A Genetic Algorithm approach for selecting Tikhonov regularization parameter, *IEEE Congress on Evolutionary Computation, 2008. CEC 2008. (IEEE World Congress on Computational Intelligence)*, pp. 3980-3983, pp. 1-6 Jun. 2008.
- [85] J. Wei. Image restoration in neutron radiography using complexwavelet denoising and Lucy-Richardson deconvolution, *8th International Conference on Signal Processing*, vol. 2, pp. 16-20 Nov. 2006.
- [86] A. Levin, Y. Weiss, F. Durand, W. T. Freeman. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009. CVPR 2009*, pp. 1964-1971, 20-25 Jun. 2009.
- [87] Y. Mao, H. Jia, C. Li, Y. Yan. Super-Resolution Reconstruction via Multi-frame Defocused Images Based on PSF Estimation and Compressive Sensing, *Sensing and Imaging*, Vol.19, No.1, pp.19-25, 2018.
- [88] R. Ivković, L. Kopanja. Hibridni metod za detekciju ivica na TEM slikama nanočestica, *Zaštita materijala, Engineering Society for Corrosion, UDC:620.183.4(n)*, doi: 10.5937/ZasMat1801021I, Vol. 59, No. 1, pp. 21-30, 2018.
- [89] S. Ilic, M. Petrovic, B. Jaksic, P. Spalevic, Lj. Lazic, M. Milosevic. Experimental analysis of picture quality after compression by different methods, *Przegľad elektrotechniczny*, vol. 89, no. 11, pp. 190-194, 2013.
- [90] J. Beirlant, E.J. Dudewicz, L. Györfi, E. van der Meulen. Nonparametric entropy estimation: an overview, *International Journal of Mathematics and Statistics*, vol. 6, no. 1, pp. 17–39, June 1997.
- [91] C. Liu, W. T. Freeman, R. Szeliski, S. B. Kang. Noise estimation from a single image, *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)*, vol. 1, pp. 901-908, 2006.
- [92] R. Ivković, I. Milošević, M. Petrović, P. Spalević, S. Panić. Image Segmentation By Sobel Edge Detection Algorithm - Mosaic Method, *Sinteza 2018 International Scientific Conference on Information Technology and Data Related Research, Belgrade, Singidunum University, Serbia*, vol. 5, pp. 189-196, 2018.
- [93] G. Apostolakis, S. Kaplan. Pitfalls in risk calculations. *Reliability Engineering*, vol. 2, no. 2, pp. 135-145, 1981.
- [94] W. K. Viscusi. The challenge of punitive damages mathematics. *The Journal of Legal Studies*, vol. 30, no. 2, pp. 313-350, 2001.
- [95] A. A. Shvets, A. Rakhlin, A. A. Kalinin, V. I. Iglovikov. Automatic instrument segmentation in robot-assisted surgery using deep learning, *IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*, pp. 624-628, IEEE, 2018.
- [96] M. Ali, M. Khan, N. T. Tung. Segmentation of dental X-ray images in medical imaging using neutrosophic orthogonal matrices. *Expert Systems with Applications*, vol. 91, pp. 434-441, 2018.
- [97] H. Averbuch-Elor, J. Kopf, T. Hazan, D. Cohen-Or. Co-segmentation for space-time co-located collections. *The Visual Computer*, vol. 34, no. 12, pp. 1761-1772, 2018.
- [98] D. Sundararajan. *Digital Image Processing - A Signal Processing and Algorithmic Approach*, Springer Nature Switzerland AG, eBook ISBN, 978-981-10-6113-4, 2017.
- [99] R. Ivković, M. Petrović, B. Daković, B. Jakšić, I. Milošević. Segmentation and Classification of Bi-Rads Medical Images with the Imaging Biomarkers According To Level of Detail, *Technical Gazette*, Vol. 27, No. 1, prihvaćen za štampu, feb. 2020.
- [100] R. Ivković, M. Petrović, I. Milošević, D. Đukić, V. Maksimović. Inverse Filtering Method for Super-Resolution Digital Imaging, *International Scientific Conference on Information Technology and Data Related Research, Belgrade, Singidunum University, Serbia*, pp. 491-497, 2019.
- [101] M. T. Deserno, H. Handels, H. K. Maier-Hein, S. Mersmann, C. Palm, T. Tolxdorff, G. Wagenknecht, T. Wittenberg. Viewpoints on Medical Image Processing: From Science to Application, *Current Medical Imaging Reviews*, vol. 9, no. 2, pp. 79-88, 2013.
- [102] M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos. Snakes: Active contour models, *International Journal Computer Vision*, vol. 1, no. 4, 321–331, 1988.
-

-
- [103]U. Ozertem, D. Erdogmus. Nonparametric snakes, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 16, no. 9, pp. 2361–2368, 2007.
- [104]P. Martin, P. Réfrégier, F. Galland, F. Guéroult. Non parametric statistical snake based on the minimum stochastic complexity, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 15, no. 9, pp. 2762–2770, 2006.
- [105]J. Kim, M. Çetin, A. S. Willsky. Nonparametric shape priors for active contour-based image segmentation. *Signal Process*, vol. 87, no. 12, pp. 3021–3044, 2007.
- [106]I. Rajković, V. Žiljak. Parallel Motion Images in Visual and Near Infrared Spectrum, *Tehnički vjesnik*, vol. 25, no. 4, pp. 1004-1008, 2018.
- [107]Y. Zhou, T. Zhao, Y. Wang, J. Wu, X. Zhou. A Linear Fitting Density Peaks Clustering Algorithm for Image Segmentation, *Tehnički vjesnik*, vol. 25, no. 3, pp. 808-812, 2018.
- [108]T. Khalifa, G. Sengul. The Integrated Usage of LBP and HOG Transformations and Machine Learning Algorithms for Age Range Prediction from Facial Images, *Tehnički vjesnik*, vol. 25, no. 5, pp. 1356-1362, 2018.
- [109]M. R. Nolan, G. S. Adie, M. Marjanovic, J. E. Chaney, A. F. South, L. G. Monroy, D. N. Shemonski, J. S. Erickson-Bhatt, L. R. Shelton, J. A. Bower, G. D. Simpson, A. K. Cradock, G. Z. Liu, S. P. Ray, A. B. Boppart. Intraoperative optical coherence tomography for assessing human lymph nodes for metastatic cancer, *BMC Cancer*, vol. 16, no. 1, pp. 1-10, 2016.
- [110]C. P. Liang, B. Yang, I. K. Kim, G. Makris, J. P. Desai, R. P. Gullapalli, Y. Chen. Concurrent multiscale imaging with magnetic resonance imaging and optical coherence tomography, *Journal of Biomedical Optics*, vol. 18, no. 4, pp. 040506, 2013.
- [111]J. Yao, J. Xia, L. V. Wang. Multiscale Functional and Molecular Photoacoustic Tomography, *Ultrasonic imaging*, vol. 38, no. 1, pp. 44-62, 2015.
- [112]J. Kang, E. K. Kim, G. R. Kim, C. Yoon, T. K. Song, J. H. Chang. Photoacoustic imaging of breast microcalcifications: a validation study with 3-dimensional ex vivo data and spectrophotometric measurement, *Journal of Biophotonics*, vol. 8, no. 1-2, pp. 71-80, 2015.
- [113]W. J. Akers, W. B. Edwards, C. Kim, B. Xu, T. N. Erpelding, L. V. Wang, S. Achilefu. Multimodal sentinel lymph node mapping with single-photon emission computed tomography (SPECT)/computed tomography (CT) and photoacoustic tomography, *Translational research: the journal of laboratory and clinical medicine*, vol. 159, no. 3, pp. 175-81, 2015.
- [114]J. R. Gillies, E. P. Kinahan, H. Hricak. Radiomics: images are more than pictures, they are data, *Radiology*, vol. 278, no. 2, pp. 563–577, 2015.
- [115]I. D. Dinov. Methodological challenges and analytic opportunities for modeling and interpreting Big Healthcare Data, *GigaScience*, vol. 5, no. 12, pp. 1-15, 2016.
- [116]S. Pahwa, S. Hari, S. Thulkar, S. Angraal. Evaluation of breast parenchymal density with QUANTRA software, *The Indian journal of radiology & imaging*, vol. 25, no. 4, pp. 391-396, 2015.
- [117]A. Bosch, J. Marti, A. Oliver, X. Munoz. Modeling and Classifying Breast Tissue Density in Mammograms. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06)*, New York, pp. 1552-1558, 2006.
- [118]A. Oliver, X. Lladó, E. Pérez, J. Pont, E. R. Denton, J. Freixenet, J. Martí. A statistical approach for breast density segmentation. *Journal of digital imaging*, vol. 23, no. 5, 527-37, 2009.
- [119]O. Mokhtar, S. Mahmoud. Can contrast enhanced mammography solve the problem of dense breast lesions?, *Egyptian Journal of Radiology and Nuclear Medicine*, vol. 45, no. 3, pp. 1043-1052, 2014.
- [120]R. Tenne, U. Rossman, B. Rephael, Y. Israel, A. Krupinski-Ptaszek, R. Lapkiewicz, Y. Silberberg, D. Oron. Super-resolution enhancement by quantum image scanning microscopy, *Nature Photonics* volume, vol. 13, pp. 116–122, 2019.
- [121]X. Wang, K. Yu, C. Dong, C. Change Loy. Recovering Realistic Texture in Image Super-resolution by Deep Spatial Feature Transform, *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1 -23, June 2018.
- [122]Y. Zhang, Y. Tian, Y. Kong, B. Zhong, Y. Fu. Residual Dense Network for Image Super-Resolution, *2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 2472 – 2481, June 2018.
-

-
- [123]C. Cruz, R. Mehta, V. Katkovnik, K. O. Egiazarian. Single Image Super-Resolution Based on Wiener Filter in Similarity Domain, *IEEE transactions on image processing*, vol. 27, no. 3, pp. 1376-1389, March 2018.
- [124]M. Irani, S. Peleg. Improving resolution by image registration. *CVGIP*, (3), 1991.
- [125]D. Capel. *Image Mosaicing and Super-Resolution*, Springer-Verlag, 2004.
- [126]S. Farsiu, M. Robinson, M. Elad, P. Milanfar. Fast and robust multiframe super resolution, *T-IP*, (10), 2004.
- [127]S. Baker, T. Kanade. Limits on super-resolution and how to break them, *PAMI*, vol. 9, 2002.
- [128]Z. Lin and H. Shum. Fundamental Limits of Reconstruction-Based Superresolution Algorithms under Local Translation, *PAMI*, vol.1, 2004.
- [129]R. C. Hardie, K. J. Barnard, E. A. Armstrong. Joint map registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, pp. 1621-1633, 1997.
- [130]S. Farsiu, M. D. Robinson, M. Elad, P. Milanfar. Fast and robust multiframe super-resolution, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, pp. 1327-1344, 2004.
- [131]M. E. Tipping, C. M. Bishop. Bayesian image super-resolution, in *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*, pp. 1303-1310, 2002.
- [132]S. Baker, T. Kanade. Limits on super-resolution and how to break them, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 9, pp. 1167-1183, Sep. 2002.
- [133]H. S. Hou, H. C. Andrews. Cubic spline for image interpolation and digital filtering, *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 26, pp. 508-517, 1978.
- [134]S. Dai, M. Han, W. Xu, Y. Wu, Y. Gong. Soft edge smoothness prior for alpha channel super resolution, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Classification (CVPR)*, pp. 1-8, 2007.
- [135]J. Sun, Z. Xu, H. Shum. Image super-resolution using gradient profile prior, in *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1-8, 2008.
- [136]W. T. Freeman, E. C. Pasztor, O. T. Carmichael. Learning low-level vision, *International Journal of Computer Vision*, vol. 40, no. 1, pp. 25-47, 2000.
- [137]R. Ivković, I. Milosević, B. Gara, M. Pavlović, D. Miljković. Analysis of digital image standard deviation and level of detail, *INFOTEH 2015, XIV međunarodni naučno-stručni simpozijum, Jahorina, Bosna i Hercegovina*, pp. 600-603, 2015.
- [138]L. Alparone, M. Barni, F. Bartolini, V. Cappellini. Adaptively weighted vector-median filters for motion-fields smoothing, *1996 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing Conference Proceedings*, vol. 4, pp. 2267-2270, 1996.
- [139]R. Ivković, M. Petrović, I. Milošević, B. Jakšić, R. Bojović. Analysis of Different Edge Detections Algorithms Through the Bit-Plane Layers, *Sinteza 2017 - International Scientific Conference on Information Technology and Data Related Research, Belgrade, Singidunum University, Serbia*, pp. 302-307, 2017.
- [140]IEEE Standard 610.4-1990, *IEEE Standard Glossary of Image Processing and Pattern Recognition Terminology*, IEEE Press, New York, 1990.
- [141]J. Sklansky. Image Segmentation and Feature Extraction, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. SMC-8, pp. 237-247, 1978.
- [142]A. K. Jain. *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989.
- [143]T. Kamei, M. Mizoguchi. Image filter design for fingerprint enhancement. In *Proceedings of International Symposium on Computer Vision-ISCV*, IEEE, pp. 109-114, 1995.
- [144]S. V. Kumar, C. Nagaraju. T2FCS filter: Type 2 fuzzy and cuckoo search-based filter design for image restoration, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 58, pp. 619-641, 2019.
- [145]D. H. Thai, S. Huckemann, C. Gottschlich. Filter design and performance evaluation for fingerprint image segmentation. *PloS one*, vol. 11, no. 5, pp. 154-160, 2016.
- [146]K. Wang, H. Wang, M. Wu, Z. Wang, J. Liu. A method for spectral image registration based on feature maximum submatrix. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, vol. 2018, no. 1, pp.140, 2018.
-

- [147] C. Ledig, L. Theis, F. Huszár, J. Caballero, A. Cunningham, A. Acosta, W. Shi. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network, In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 4681-4690, 2017.
- [148] K. Egiazarian, M. Ponomarenko, V. Lukin, O. Ieremeiev. Statistical evaluation of visual quality metrics for image denoising, 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 6752-6756, 2018.

Spisak slika

Slika 2.1. Uporedni prikaz Poasonovog (levo) i Gausovog (desno) šuma.

Slika 2.2. Uporedni prikaz uniformnog (levo) i Laplasovog (desno) šuma.

Slika 2.3. Uporedni prikaz *Salt & Pepper* (levo) i Lorencovog (desno) šuma.

Slika 2.4. Originalne test slike za analizu: a) R=128, G=0, B=0; b) R=0, G=128, B=0; c) R=0, G=0, B=128.

Slika 3.1. Originalna test slika u TIFF formatu zapisa.

Slika 4.1. Originalne test slike: a) Polygon, b) Boat, c) Star Wars, d) Far Cry, e) Monkey.

Slika 5.1. Algoritam metoda mozaika za obradu digitalne slike.

Slika 5.2. Sistem poređenja vrednosti piksela u odnosu na definisani prag detekcije.

Slika 5.3. Blok dijagram algoritma hibridne metode detekcije ivica.

Slika 5.4. Originalna test slika za segmentaciju.

Slika 5.5. Segmenti Slike 5.4.

Slika 5.6. Ivice detektovane Hibridnom metodom u obradi Slike 5.4.

Slika 5.7. Uporedni prikaz kvaliteta ivica za: a) PNG, b) JPEG format slike sa istim stepenom kompresije.

Slika 5.8. Uporedni prikaz: a) PNG, b) JPEG, formata slike sa istim stepenom kompresije.

Slika 5.9. Model: a) idealne detekcije ivice, b) model realne situacije u detekciji ivice.

Slika 5.10. Originalne test slike: a) Poligoni, b) Lena, c) Svemir.

Slika 5.11. Blok-šema segmentacije na osnovu Hibridnog modela detekcije ivica.

Slika 5.12. Oblasti između ivica označeni brojevima: a) slika sa niskim nivoom detalja, b) slika sa srednjim nivoom detalja c) slika sa visokim nivoom detalja.

Slika 5.13. Segmentacija Slike 5.12(a).

Slika 5.14. Segmentacija Slike 5.12(b).

Slika 5.15. Segmentacija Slike 5.12(c).

- Slika 5.16.** Originalna test slika sa koncentracijom šuma 43%.
- Slika 5.17.** Simbolični primer parcijalnog filtriranja metodom mozaika.
- Slika 5.18.** Šematski prikaz pomeračkog registra pri realizaciji Median filtera.
- Slika 5.19.** Primena posebne sekcije u meni baru *Photoshop*-a.
- Slika 5.20.** Šematski prikaz obrade slike pomoću podmatrica: a) Median filter, b) Filter srednje vrednosti.
- Slika 5.21.** Šematski prikaz obrade podmatrica kod detekcije ivica.
- Slika 5.22.** Šematski prikaz obrade podmatrica kod piramidalnog algoritma detekcije ivica.
- Slika 5.23.** Šematski prikaz obrade zvuka uz pomoć sonograma i konvolucionih neuronskih mreža uz pomoć *Matlab2019* softverskog paketa.
- Slika 5.24.** Filtriranje primenom maske sa već definisanom funkcijom manipulacije skalom sive.
- Slika 5.25.** Linearni/Nelinearni filteri dostupni kroz web platformu *Instagram*.
- Slika 6.1.** Originalna test slika.
- Slika 6.2.** Blok dijagram primene metoda mozaika.
- Slika 6.3.** Primena: a) auto kontrast metoda nad test slikom, b) metoda ujednačavanja histograma nad test slikom.
- Slika 6.4.** Primena metoda mozaika nad test slikom.
- Slika 6.5.** PSF za Gausovu funkciju: `fspecial('gaussian', 30, 8)`.
- Slika 6.6.** PSF za *Motion blur* funkciju: `fspecial('motion', 40, 45)`.
- Slika 6.7.** Defokusirana i zamućena slika: a) Far Cry, b) FTN logo.
- Slika 6.8.** Rekonstrukcija *Wiener* filterom.
- Slika 6.9.** Rekonstrukcija Tikhonovim filterom.
- Slika 6.10.** Rekonstrukcija Lusi-Ričardsonovim algoritmom.
- Slika 6.11.** Rekonstrukcija Blind deconvolution algoritmom.
- Slika 6.12.** Rekonstrukcija metodom mozaika.
- Slika 7.1.** Slike TEM nanočestica za: a) nizak, b) srednji i c) visok nivo detalja.
- Slika 7.2.** Slike TEM nanočestica nakon obrade hibridnom metodom za: a) nizak, b) srednji i c) visok nivo detalja.
- Slika 7.3.** Slika nanočestica zapisana amplitudskom rezolucijom.

-
- Slika 7.4.** Slike dobijene nakon obrade: a) hibridnom metodom, b) *Canny* operatorom, c) Gaus-Laplasijanovim operatorom, i d) Sobelovim operatorom.
- Slika 7.5.** Marker za merenje koncentracije čađi: a) pre merenja, b) nakon merenja.
- Slika 7.6.** Slike markera nakon primene metode mozaika.
- Slika 7.7.** Negativ slike markera sa korekcijom nečistoća.
- Slika 8.1.** BI-RADS medicinske slike klasifikovane prema gustini: a) potpuno masne, b) raštrkane oblasti fibroglandularne gustine, c) heterogeno guste, i d) ekstremno guste.
- Slika 8.2.** Rezultat obrade hibridnom metodom.
- Slika 8.3.** Segmentacija originalnih BI-RADS slika.
- Slika 8.4.** BI-RADS medicinske slike klasifikovane prema gustini: a) potpuno masne, b) raštrkane oblasti fibroglandularne gustine, c) heterogeno guste, i d) ekstremno guste.
- Slika 8.5.** Rekonstrukcija Slike 8.4 hibridnom metodom detekcije ivica i segmentacije.
- Slika 8.6.** Vizuelni prikaz uporedne segmentacije: a), b), c) i d) metodom mozaika, e), f), g), h), i) i h) opisane u radovima [116]–[118].
- Slika 8.7.** Tri selektovane oblasti unutar jednog segmenta.
- Slika 8.8.** Algoritam superrezolucije digitalne slike metodom mozaika.
- Slika 8.9.** Rekonstrukcija i proširenje rezolucije slike metodom mozaika.
- Slika 8.10.** Rekonstrukcija i proširenje rezolucije slike metodom mozaika pri istoj rezoluciji.
- Slika 8.11.** Rekonstrukcija i poređenje različitih metoda SR algoritama.
- Slika 9.1.** Originalne test slike.
- Slika 9.2.** Segmenti slike korišćeni u analizi.
- Slika 9.3.** Definisanje vrednosti po kanalu unutar segmenta.
- Slika 9.4.** Elementi za detekciju.
- Slika 9.5.** Blok-šema obrade.
- Slika 9.6.** Primena filtera srednje vrednosti.
- Slika 9.7.** Primena Median filtera.
- Slika 9.8.** Primena metode mozaika sa filterom srednje vrednosti.
- Slika 9.9.** Primena metode mozaika sa Median filterom.
- Slika 9.10.** Originalna slika sa *Rain* tipom šuma.
-

Slika 9.11. Originalna slika obrađena metodom mozaika.

Slika 9.12. Originalna slika nakon primene Median filtera na celoj površini.

Slika 9.13. Originalna slika sa *Snow* tipom šuma.

Slika 9.14. Originalna slika sa *Snow* tipom šuma nakon obrade metodom mozaika.

Slika 9.15. Originalni uzorci digitalnih slika.

Slika 9.16. Uzorci digitalnih slika sa dodatim *Salt & Pepper* šumom.

Slika 9.17. Slike sa dodatim *Salt & Pepper* šumom i rezultat redukcije *Regeneration* filterom za: a) 10% šuma, b) 40% šuma i c) 90% sa prvom interacijom.

Slika 9.18. Slike sa dodatim *Salt & Pepper* šumom i rezultat redukcije *Regeneration* filterom za 90% koncentracije šuma za: a) i c) sa prvom obradom i b) i d) sa drugom interacijom.

Slika 9.19. Rezultati obrade *Regeneration* filterom nad test uzorcima sa Slike 9.16.

Spisak grafikona

Grafikon 2.1. Histogram distribucije šuma (y-osa) u odnosu na skalu sive (x-osa): a) Poasonovog šuma, b) Gausovog šuma.

Grafikon 2.2. Histogram distribucije šuma (y-osa) u odnosu na skalu sive (x-osa): a) Uniformnog šuma, b) Laplasovog šuma.

Grafikon 2.3. Histogram distribucije šuma (y-osa) u odnosu na skalu sive (x-osa): a) *Salt & Pepper* šuma, b) Lorencovog šuma.

Grafikon 2.4. Histogram vrednosti piksela (y-osa) u odnosu na skalu sive (x-osa): a) Za vrednost koja je označena na sredini spektra, b) Ostala dva kanala kojima je ukupna vrednost piksela jednaka nuli.

Grafikon 2.5. Vrednosti raspodele po RGB kanalima za Poasonov šum: a) 2D, b) 3D.

Grafikon 2.6. Stepen promene vrednosti po RGB kanalima za Gausov šum: a) 2D, b) 3D.

Grafikon 2.7. Stepen promene vrednosti po RGB kanalima za uniformni šum: a) 2D, b) 3D.

Grafikon 2.8. Stepen promene vrednosti po RGB kanalima za Laplasov šum: a) 2D, b) 3D.

Grafikon 2.9. Stepen promene vrednosti po RGB kanalima za *Salt & Pepper* šum: a) 2D, b) 3D.

Grafikon 2.10. Stepen promene vrednosti po RGB kanalima za Lorencov šum: a) 2D, b) 3D.

Grafikon 3.1. Vrednosti entropije za posmatrane slike različitih formata.

Grafikon 3.2. Vrednosti SSIM za posmatrane slike različitih formata.

Grafikon 3.3. Vrednosti memorije za posmatrane slike različitih formata.

Grafikon 3.4. Vrednosti LoD za posmatrane slike različitih formata.

Grafikon 3.5. Vrednosti SNR za posmatrane slike različitih formata.

Grafikon 3.6. Vrednosti PSNR za posmatrane slike različitih formata.

Grafikon 3.7. Vrednosti CSI za posmatrane slike različitih formata.

Grafikon 4.1. Sadržaj ivica po bitskim ravnima za različite algoritme detekcije ivica i za ekstremno nizak nivo detalja.

- Grafikon 4.2.** Sadržaj ivica po bitskim ravnima za različite algoritme detekcije ivica i za nizak nivo detalja.
- Grafikon 4.3.** Sadržaj ivica po bitskim ravnima za različite algoritme detekcije ivica i za srednji nivo detalja.
- Grafikon 4.4.** Sadržaj ivica po bitskim ravnima za različite algoritme detekcije ivica i za visok nivo detalja.
- Grafikon 4.5.** Sadržaj ivica po bitskim ravnima za različite algoritme detekcije ivica i za ekstremno visok nivo detalja.
- Grafikon 4.6.** Struktura bitskih ravni za Laplasijan operator.
- Grafikon 4.7.** Struktura bitskih ravni za *Prewit* operator.
- Grafikon 4.8.** Struktura bitskih ravni za Robertov operator.
- Grafikon 4.9.** Struktura bitskih ravni za *Canny* operator.
- Grafikon 4.10.** Struktura bitskih ravni za Sobel operator.
- Grafikon 6.1.** Histogram RGB komponenti za test slike.
- Grafikon 6.2.** Histogram (odnos skale sive i broja piksela): a) pre primene auto kontrasta, b) posle primene auto kontrasta.
- Grafikon 6.3.** Simboličan prikaz: a) originalna test slika, b) izjednačavanje broja piksela po nijansi sive.
- Grafikon 6.4.** Histogram RGB komponenti za Sliku 6.2.
- Grafikon 6.5.** Histogram RGB komponenti za Sliku 6.3.
- Grafikon 6.6.** Histogram RGB komponenti za Sliku 6.4.
- Grafikon 6.7.** Vrednosti PSNR parametara nakon obrade Slike 6.1.
- Grafikon 6.8.** Vrednosti SNR parametara nakon obrade Slike 6.1.
- Grafikon 7.1.** Vrednosti parametra entropije nakon obrade sa operatorima detekcije ivica pri različitim stepenima nivoa detalja.
- Grafikon 7.2.** Vrednost koncentracije šuma σ nakon obrade TEM slika nanočestica zapisanih u amplitudskoj rezoluciji.
- Grafikon 7.3.** DSSIM za povećanje stepena praga detekcije.
- Grafikon 7.4.** Rezultati merenja koncentracije čađi metodom refleksije.
- Grafikon 7.5.** Rezultati merenja koncentracije čađi elektronskom vagom.

- Grafikon 7.6.** Rezultati merenja koncentracije čađi metodom mozaika.
- Grafikon 7.7.** Odnos metoda refleksije i metoda merenjem elektronskom vagom.
- Grafikon 7.8.** Odnos metoda indirektnog merenja metodom mozaika i merenjem elektronskom vagom.
- Grafikon 7.9.** Odnos metoda indirektnog merenja Metodom Mozaika i Metode refleksije.
- Grafikon 7.10.** Odnos standardne devijacije između posmatranih metoda.
- Grafikon 7.11.** Vrednosti standardne devijacije između metoda.
- Grafikon 8.1.** Stepem korisnih informacija u posmatranim uzorcima nakon primene hibridnog metoda detekcije ivica.
- Grafikon 8.2.** Nivo detalja za klasu potpuno masne gustine dojki.
- Grafikon 8.3.** Nivo detalja za raštrkane oblasti fibroglandularne gustine.
- Grafikon 8.4.** Nivo detalja za heterogenu gustinu.
- Grafikon 8.5.** Nivo detalja za ekstremnu gustinu.
- Grafikon 8.6.** Nivo standardne devijacije za posmatrane tipove gustine.
- Grafikon 8.7.** Vrednosti standardne devijacije za posmatrane segmente.
- Grafikon 8.8.** Vrednosti nivoa detalja za diskretnu kosinusnu transformaciju za posmatrane segmente.
- Grafikon 8.9.** Odnos vrednosti standardne devijacije i nivoa detalja.
- Grafikon 8.10.** Nivo detalja rekonstruisanih digitalnih slika.
- Grafikon 8.11.** Procenat povećanja nivoa detalja nakon rekonstrukcije.
- Grafikon 9.1.** Histogram razlike originalne slike i obrađene slike za *Rain* šum.
- Grafikon 9.2.** Histogram razlike originalne slike i obrađene slike za *Snow* šum.
- Grafikon 9.3.** Histogram razlike originalne slike i obrađene slike za ostale slike u procesu analize.
- Grafikon 9.4.** Vrednosti SSIM-a pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.
- Grafikon 9.5.** Vrednosti StD-a pri povećanju koncentracije šuma za SSIM za obrađene slike.
- Grafikon 9.6.** Vrednosti entropije pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.
- Grafikon 9.7.** Vrednosti StD-a pri povećanju koncentracije šuma za entropiju za obrađene slike.
- Grafikon 9.8.** Vrednosti MSE pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.
- Grafikon 9.9.** Vrednosti StD-a pri povećanju koncentracije šuma za MSE za obrađene slike.
- Grafikon 9.10.** Vrednosti PSNR-a pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Grafikon 9.11. Vrednosti StD-a PSNR-a pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Grafikon 9.12. Vrednosti LoD-a pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Grafikon 9.13. Vrednosti StD-a pri povećanju koncentracije šuma za DCT za obrađene slike.

Grafikon 9.14. Vrednosti CSI pri povećanju koncentracije šuma za obrađene slike.

Grafikon 9.15. Vrednosti StD-a pri povećanju koncentracije šuma za DCT za obrađene slike.

Spisak kôdova

Kôd 6.1. Realizacija funkcije kumulativne distribucije u *Matlab*-u.

Kôd 6.2. Učitavanje slike i razlaganje na kolone, vrste i kanale.

Kôd 9.1. Određivanje parametra standardne devijacije za segmente slika.

Kôd 9.2. Dodavanje *Salt & Pepper* šuma u softverskom paketu *Matlab*.

Spisak tabela

Tabela 4.1. Nivo detalja za slike 4.1 prema Diskretnoj kosinusnoj transformaciji.

Tabela 5.1. Nivo detalja za Slike 5.12(a), 5.12(b) i 5.12(c) prema diskretnoj kosinusnoj transformaciji.

Tabela 5.2. Nivo entropije za Slike 5.12(a), 5.12(b) i 5.12(c).

Tabela 6.1. Vrednosti nivoa detalja za posmatrane slike.

Tabela 6.2. Nivo entropije za posmatrane slike.

Tabela 8.1. Pozicije piksela posmatranog segmenta u originalnoj slici.

Tabela 8.2. Vrednosti i pozicije piksela posmatranog segmenta u rekonstruisanoj slici.

Tabela 9.1. Vrednosti standardne devijacije i nivoa detalja za posmatrane segmente.

Tabela 9.2. Vrednosti entropija obrađenih slika.

Tabela 9.3. Vrednosti SNR obrađenih slika.

Tabela 9.4. Vrednosti SSIM obrađenih slika.

Biografija autora

Ratko Ivković, master inženjer elektrotehnike i računarstva rođen je 14.12.1984. godine. Završio je osnovne i master akademske studije na studijskom programu Elektrotehničko i računarsko inženjerstvo na modulu Elektronika i telekomunikacije Fakulteta tehničkih nauka, Univerziteta u Prištini sa privremenim sedištem u Kosovskoj Mitrovici. Doktorske studije Elektrotehničkog i računarskog inženjerstva na Fakultetu tehničkih nauka u Kosovskoj Mitrovici upisao je 2014. godine, i uspešno položio sve ispite sa prosečnom ocenom 10,00.

Od marta 2015. godine obavlja poslove asistenta-saradnika na Fakultetu informacionih tehnologija i Fakultetu za matematiku i računarske nauke pri integrisanom Alfa BK Univerzitetu u Beogradu, angažovan na predmetima koji su direktno vezani za naučnu oblast doktorske disertacije.

Učestvovao je u Erasmus+ projektu "Energy" (530379-TEMPUS-1-2012-1-LV- TEMPUS-JPCR) čiji je koordinator Riga Technical Universty (15.10.2012.-14.10.2015.).

Oblasti interesovanja Ratka Ivkovića su: telekomunikacije, digitalna obrada signala, digitalna obrada multimedijalnih signala, digitalna obrada slike i programiranje.

Autor je i koautor većeg broja radova u časopisima i na konferencijama kako nacionalnog tako i međunarodnog značaja i koautor priručnika za televizijsku tehniku. Jedan je od realizatora i koautora dva softversko-tehnička rešenja, koja su našla primenu u izvođenu vežbi na Alfa BK Univerzitetu i Visokoj poslovno-tehničkoj školi u Užicu.

Bibliografija

Tokom istraživačkog rada i izrade doktorske disertacije objavljeni su sledeći radovi u časopisima i zbornicima radova konferencija koji su direktno ili indirektno vezani za sadržaj disertacije:

- [1]. **Ratko Ivković**, Mile Petrović, Branislav Daković, Branimir Jakšić, Ivana Milošević, Segmentation and Classification of Bi-Rads Medical Images with the Imaging Biomarkers According To Level of Detail, Technical Gazette, Vol. 27, No. 1, prihvaćen za štampu, FEB. 2020. (M23)
- [2]. **Ratko Ivković**, Mile Petrović, Boris Gara, Mirko Milošević, Dental image analysis with different edge detection operators, Journal of Communications Technology and Electronics, Vol. 59, 11, pp. 1289 - 1297, 2014. (M23)
Link: <https://link.springer.com/article/10.1134/S1064226914110072>
- [3]. **Ratko Ivković**, Lazar Kopanja, Hibridni metod za detekciju ivica na TEM slikama nanočestica, Zaštita materijala, Engineering Society for Corrosion, UDC:620.183.4(n), doi: 10.5937/ZasMat1801021I, Vol. 59, No. 1, pp. 21-30, 2018. (M24)
Link: <http://idk.org.rs/wp-content/uploads/2018/03/2IVKOVIC-KOPANJA.pdf>
- [4]. Lazar Kopanja, **Ratko Ivković**, Boris Lončar, Martin Tadić, Quantifying the shape of nanoparticles: Segmentation and elongation measure, Zaštita materijala, Inženjersko društvo za koroziju, 58, 3, pp. 400 - 406, 620.186/.187(n), 10.5937/ZasMat1703400K, 2017. (M24)
Link: <https://scindeks-clanci.ceon.rs/data/pdf/0351-9465/2017/0351-94651703400K.pdf>
- [5]. Branimir Jakšić, **Ratko Ivković**, Boris Gara, Mile Petrovic, Petar Spalevic, Analysis of different influence of compression algorithm on the image filtered Laplacian, Prewitt and Sobel operator, International Journal of Darshan Institute on Engineering Research and Emerging Technology (IJDI-ERET), Darshan Institute of Engineering & Technology, Rajkot, India, Vol. 2, No. 1, pp. 68 - 76, 2013. (M24)
Link: <http://www.ijdieret.in/JournalIssues/June-2013-Vol-2-No-1/10/PaperDetail>
- [6]. **Ratko Ivković**, Mile Petrović, Ivana Milošević, Dejan Đukić, Vladimir Maksimović, Inverse Filtering Method for Super-Resolution Digital Imaging, International Scientific Conference on Information Technology and Data Related Research, Belgrade, Singidunum University, Serbia, pp. 491-497, 2019. (M33)
Link: <http://portal.sinteza.singidunum.ac.rs/Media/files/2019/491-497.pdf>
- [7]. **Ratko Ivković**, Ivana Milošević, Mile Petrović, Petar Spalević, Stefan Panić, Image Segmentation By Sobel Edge Detection Algorithm - Mosaic Method, Univerzitet Singidunum, Beograd, pp. 189-196, 2018. (M33)
Link: <http://portal.sinteza.singidunum.ac.rs/Media/files/2018/189-196.pdf>
- [8]. **Ratko Ivković**, Ivana Milošević, Branimir Jakšić, Petar Spalević, Marko Milošević, Definisanje karakteristika Snow & Rain šuma digitalne slike metodom parcijalnog filtriranja, Univerzitet Singidunum, Beograd, pp. 242-247, 2018. (M33)
Link: <http://portal.sinteza.singidunum.ac.rs/Media/files/2018/242-247.pdf>

-
- [9]. **Ratko Ivković**, Mile Petrović, Ivana Milošević, Branimir Jakšić, Risto Bojović, Analysis of Different Edge Detections Algorithms Through the Bit-Plane Layers, Book of Proceedings - International Scientific Conference on Information Technology and Data Related Research - Synthesis 2017, Singidunum University, 10.15308/Sinteza-2017-302-307, Belgrade, Serbia, pp. 302 – 307, 21. - 21. Apr, 2017. (M33)
- Link: <http://portal.sinteza.singidunum.ac.rs/Media/files/2017/302-307.pdf>
- [10]. **Ratko Ivković**, Mile Petrović, Dragiša Miljković, Petar Spalević, Ivana Milošević, Reduction of Snow and Rain noise in Spatial Domain, Sinteza 2016 International scientific conference on ICT and E-business related data, Univerzitet Singidunum Beograd, 3, pp. 287 - 292, DOI: 10.15308/ Sinteza-2016 -287-292, Srbija, 22. - 23. Apr, 2016. (M33)
- Link: <http://portal.sinteza.singidunum.ac.rs/Media/files/2016/287-292.pdf>
- [11]. **Ratko Ivković**, Mile Petrović, Branimir Jakšić, Vladimir Cerić, Mirko Milošević, Digital Image fundaments through Visible Spectrum, Zbornik radova XV međunarodnog naučno-stručnog simpozijuma INFOTEH 2016, Jahorina, Elektrotehnički fakultet, Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina, pp. 720 – 724, 16. - 18. Mar, 2016. (M33)
- Link: <https://infoteh.etf.ues.rs.ba/zbornik/2016/radovi/RSS-5/RSS-5-4.pdf>
- [12]. **Ratko Ivković**, Boris Gara, Miroslav Pavlović, Dragiša Miljković, Ivana Milošević, Analysis of Digital Image Segments Through the Standard Deviation and Level of Detail, Zbornik radova XIV međunarodnog naučno-stručnog simpozijuma INFOTEH 2015, Elektrotehnički fakultet Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina, pp. 600 – 603, 18. - 20. Mar, 2015. (M33)
- Link: <https://infoteh.rs.ba/zbornik/2015/radovi/RSS-3/RSS-3-8.pdf>
- [13]. **Ratko Ivković**, Ivana Milošević, Tatjana Petrović, Smiljana Bijelović, Nebojša Ivković, Analiza kvaliteta različitih formata digitalne slike, Međunarodna naučna konferencija Univerziteta Singidunum, SINTEZA 2015, Univerzitet Singidunum, Srbija, pp. 171 – 175, 15. - 16. Apr, 2015. (M33)
- Link: <http://portal.sinteza.singidunum.ac.rs/Media/files/2015/171-175.pdf>
- [14]. **Ratko Ivković**, Risto Bojović, Mile Petrović, Mirko Milosević, Nebojša Denić, Restoration of defocused digital images, Zbornik radova XIV međunarodnog naučno-stručnog simpozijuma INFOTEH 2015, Elektrotehnički fakultet Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina, pp. 610 – 614, 18. - 20. Mar, 2015. (M33)
- Link: <https://pdfs.semanticscholar.org/ac44/c0aa9f5887e492065c4173f4f711becd197f.pdf>
- [15]. Ivana Milošević, **Ratko Ivković**, Tatjana Petrovic, Nebojsa Denic, Branimir Jakšić, Face Recognition through Robust Multimodal Biometric System with Sobel Edge Detection, Proceedings of International Scientific Conference “UNITECH 2015”, Technical University of Gabrovo, Bugarska, pp. II-346 - II-351, 20. - 21. Nov, 2015. (M33)
- Link: <https://docplayer.net/12418941-Technical-university-of-gabrovo-international-scientific-conference-p-r-o-g-r-a-m-20-21-november-2015-gabrovo.html>
- [16]. Vladimir Cerić, **Ratko Ivković**, Mirko Milošević, Ivana Milošević, Vladimir Daković, Analiza optimalnih kodeka video snimaka u TV produkciji i strimingu, Zbornik radova XIV međunarodnog naučno-stručnog simpozijuma INFOTEH 2015, Elektrotehnički fakultet Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina, pp. 306 – 310, 18. - 20. Mar, 2015. (M33)
- Link: <https://infoteh.etf.ues.rs.ba/zbornik/2016/radovi/KST-2/KST-2-6.pdf>
- [17]. **Ratko Ivković**, Ivana Milošević, Mile Petrović, Branko Gvozdić, Timeline of median filter, Synthesis 2015 - Book of proceedings international scientific conference of it and business related research, Singidunum University, Belgrade, Sinteza 2015, Srbija, pp. 268 – 273, 17. Apr, 2016. (M33)
- Link: <http://portal.sinteza.singidunum.ac.rs/Media/files/2015/268-273.pdf>
- [18]. Tanja Petrović, Ivana Milošević, **Ratko Ivković**, Bojana Milosavljević, Smiljana Bjelović, Analiza metoda za detekciju i prepoznavanje lica pri različitim realnim situacijama, Zbornik
-

radova XIV međunarodnog naučno-stručnog simpozijuma INFOTEH 2015, Elektrotehnički fakultet Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina, pp. 730 – 735, 18. - 20. Mar, 2015. (M33)

Link: <https://infotech.etf.ues.rs.ba/zbornik/2016/radovi/RSS-5/RSS-5-6.pdf>

- [19]. **Ratko Ivković**, Ivana Milošević, Mile Petrović, Vladimir Cerić, Vladimir Daković, Komparativna analiza video kompresija u 4K rezoluciji, Zbornik radova XIV međunarodnog naučno-stručnog simpozijuma INFOTEH 2015, Elektrotehnički fakultet Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina, pp. 604 – 609, 18. - 20. Mar, 2015. (M33)

Link: <https://infotech.etf.ues.rs.ba/zbornik/2015/radovi/RSS-3/RSS-3-9.pdf>

- [20]. **Ratko Ivković**, Dragiša Miljković, Boris Gara, Mile Petrović, Ivana Milošević, Analysis of Quality of Nonlinear Filters by Removing SALT & PEPPER Noise, Zbornik radova YU INFO konferencije, 2014, Društvo za informacione sisteme i računarske mreže, Srbija, pp. 330 – 333, 9. - 13. Mar, 2014. (M33)

Link: <http://yuinfo.artkey.rs/YUINFO%202014%20zbornik.pdf>

- [21]. **Ratko Ivković**, Mile Petrović, Petar Spalević, Dragiša Miljković, Uticaj linearnog osvetljenja na nivo detalja i entropiju slike, Zbornik radova: Informacione tehnologije 2014, Elektrotehnički Fakultet Podgorica, Srbija, pp. 248 – 251, 24. - 28. Feb, 2014. (M33)

Link: <http://www.it.ac.me/zbornici/ZbornikIT14.pdf>

- [22]. Branimir Jakšić, Mile Petrović, Petar Spalević, **Ratko Ivković**, Aleksandar Marković, Deset godina satelitske HDTV u Evropi, Zbornik radova XIII međunarodnog naučno-stručnog simpozijuma INFOTEH 2014, Elektrotehnički fakultet, Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina, pp. 435 – 440, 19. - 21. Mar, 2014. (M33)

Link: <https://infotech.etf.ues.rs.ba/zbornik/2014/radovi/KST-2/KST-2-7.pdf>

- [23]. **Ratko Ivković**, Ivana Milošević, Boris Gara, Siniša Minić, Dragiša Miljković, Rekonstrukcija slika vidljivog spektra snimljenih sa malim procentom osvetljenja, Zbornik radova XIII međunarodnog naučno-stručnog simpozijuma INFOTEH 2014, Elektrotehnički fakultet Istočno Sarajevo, Bosna i Hercegovina, pp. 648 – 651, 19. - 21. Mar, 2014. (M33)

Link: <https://infotech.rs.ba/zbornik/2014/radovi/RSS-2/RSS-2-1.pdf>

- [24]. **Ratko Ivković**, Ivana Milošević, Boris Gara, Siniša Minić, Vladimir Daković, Algoritam za detekciju ivica slike sa postfiltrrom, XIII međunarodni naučno-stručni simpozijum INFOTEH - JAHORINA 2014., Elektrotehnički fakultet, Istočno Sarajevo, pp. 652 - 656, Jahorina, Bosna i Hercegovina, 19 - 21. Jun, 2014. (M33)

- [25]. Branimir Jakšić, Boris Gara, **Ratko Ivković**, Mile Petrović, Mirko Milošević, Analysis brightness effect on quality pictures after compression with JPEG and SPIHT compression methods, Proceedings of International Conference Mathematical and Informational Technologies, Institute of computational technologies of SB RAS, Novosibirsk, pp. 86 – 92, Srbija, 5 - 9. Sep, 2013. (M33)

Link: <http://conf.nsc.ru/MIT-2013/en/reportview/158075>

- [26]. **Ratko Ivković**, Branimir Jakšić, Petar Spalevic, Ljubomir Lazic, Mile Petrovic, Experimental Images Analysis with Linear Change Positive and Negative Degree of Brightness, 1st WSEAS International Conference on Image Processing and Pattern Recognition (IPPR 13), WSEAS - World Scientific and Engineering Academy and Society, Mađarska, pp. 116 – 120, 10. - 12. Dec, 2013. (M33)

Link: <http://www.wseas.us/e-library/conferences/2013/Budapest/IPASRE/IPASRE-15.pdf>

- [27]. Mile Petrović, **Ratko Ivković**, Branimir Jakšić, Softverski modul za određivanje kvaliteta digitalne slike, Softversko-tehničko rešenje, 2015. (M85)

- [28]. **Ratko Ivković**, Petar Spalević, Ivana Milošević, Softverski modul za obradu i prenos digitalnih audio signala, Softversko-tehničko rešenje, 2015. (M85)

Prilog 1.

Obrazac 5.

Izjava o autorstvu

Potpisani Ratko M. Ivković

Broj indeksa 02/2014

Izjavljujem

da je doktorska disertacija pod naslovom

**NOVI MODEL PARCIJALNOG FILTRIRANJA U REALIZACIJI
ALGORITAMA ZA DETEKCIJU IVICA I SEGMENTACIJU DIGITALNE
SLIKE**

- Rezultat sopstvenog istraživačkog rada,
- da predložena doktorska disertacija u celini ni u delovima nije bila predložena za dobijanje bilo koje diplome prema studijskim programima drugih visokoškolskih ustanova,
- da su rezultati korektno navedeni i
- da nisam kršio autorska prava i koristio intelektualnu svojinu drugih lica.

U Kosovskoj Mitrovici,

Potpis doktoranda

Prilog 2.

Obrazac 6.

Izjava o istovetnosti štampane i elektronske verzije doktorske disertacije

Ime i prezime autora Ratko M. Ivković

Broj indeksa 02/2014

Studijski program Elektrotehničko i računarsko inženjerstvo

Naslov doktorske disertacije Novi model parcijalnog filtriranja u realizaciji algoritama za detekciju ivica i segmentaciju digitalne slike

Mentor dr Mile Petrović, redovni profesor

Potpisani Ratko M. Ivković

Izjavljujem da je štampana verzija moje doktorske disertacije istovetna elektronskoj verziji koju sam predao za objavljivanje na portalu Digitalnog repozitorijuma Univerziteta u Prištini.

Dozvoljavam da se objave moji lični podaci vezani za dobijanje akademskog zvanja doktora nauka, kao što su ime i prezime, godina i mesto rođenja i datum odbrane rada.

Ovi lični podaci mogu se objaviti na mrežnim stranicama digitalne biblioteke, u elektronskom katalogu i u publikacijama Univerziteta u Prištini.

U Kosovskoj Mitrovici,

Potpis doktoranda

Prilog 3.

Obrazac 7.

Izjava o korišćenju

Ovlašćujem Univerzitetsku biblioteku da u Digitalni repozitorijum Univerziteta u Prištini, sa privremenim sedištem u Kosovskoj Mitrovici i Nacionalni repozitorijum doktorskih disertacija unese moju doktorsku disertaciju/ pisani deo dokorskog umetničkog projekta pod naslovom:

Novi model parcijalnog filtriranja u realizaciji algoritama za detekciju ivica i segmentaciju digitalne slike

koja je moje autorsko delo.

Disertaciju/ pisani deo umetničkog projekta sa svim priložima predao sam u elektronskom formatu pogodnom za trajno arhiviranje.

Moju doktorsku disertaciju/ pisani deo umetničkog projekta pohranjenu u Digitalni repozitorijum Univerziteta u Prištini sa privremenim sedištem u Kosovskoj Mitrovici i Nacionalni repozitorijum doktorskih disertacija mogu da koriste svi koji poštuju odredbe sadržane u odabranom tipu licence Kreativne zajednice (*Creative Commons*) za koju sam se odlučio.

1. Autorstvo
2. Autorstvo - nekomercijalno
3. Autorstvo – nekomercijalno – bez prerade
4. Autorstvo – nekomercijalno – deliti pod istim uslovima
5. Autorstvo – bez prerade
6. Autorstvo – deliti pod istim uslovima

(Molimo da zaokružite samo jednu od šest ponuđenih licenci, kratak opis licenci dat je na poledini lista).

U Kosovskoj Mitrovici,

Potpis doktoranda

1. Autorstvo – Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence, čak i u komercijalne svrhe. Ovo je najslobodnija od svih licenci.
 2. Autorstvo – nekomercijalno. Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence. Ova licenca ne dozvoljava komercijalnu upotrebu dela.
 3. Autorstvo – nekomercijalno – bez prerade. Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, bez promena, preoblikovanja ili upotrebe dela u svom delu, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence. Ova licenca ne dozvoljava komercijalnu upotrebu dela. U odnosu na sve ostale licence, ovom licencom se ograničava najveći obim prava korišćenja dela.

- 4. Autorstvo – nekomercijalno – deliti pod istim uslovima. Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence i ako se prerada distribuira pod istom ili sličnom licencom. Ova licenca ne dozvoljava komercijalnu upotrebu dela i prerada.

 5. Autorstvo – bez prerade. Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, bez promena, preoblikovanja ili upotrebe dela u svom delu, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence. Ova licenca dozvoljava komercijalnu upotrebu dela.
 6. Autorstvo – deliti pod istim uslovima. Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence i ako se prerada distribuira pod istom ili sličnom licencom. Ova licenca dozvoljava komercijalnu upotrebu dela i prerada. Slična je softverskim licencama, odnosno licencama otvorenog koda.
-