UNIVERZITET U NOVOM SADU
FAKULTET TEHNIČKIH NAUKA U NOVOM SADU

Vladimir Ostojić

INTEGRISANA MULTIVELIČINSKA OBRADA RADIOGRAFSKIH SNIMAKA

DOKTORSKA DISERTACIJA

Novi Sad, 2018.

УНИВЕРЗИТЕТ У НОВОМ САДУ ● **ФАКУЛТЕТ ТЕХНИЧКИХ НАУКА**
21000 НОВИ САД, Трг Доситеја Обрадовића 6

КЉУЧНА ДОКУМЕНТАЦИЈСКА ИНФОРМАЦИЈА

Редни број, **РБР**:		
Идентификациони број, **ИБР**:		
Тип документације, **ТД**:		Монографска документација
Тип записа, **ТЗ**:		Текстуални штампани материјал
Врста рада, **ВР**:		Докторска дисертација
Аутор, **АУ**:		Владимир Остојић
Ментор, **МН**:		др Владимир Петровић, ванредни професор
Наслов рада, **НР**:		Интегрисана мултивеличинска обрада радиографских снимака
Језик публикације, **ЈП**:		Српски
Језик извода, **ЈИ**:		Српски / Енглески
Земља публиковања, **ЗП**:		Република Србија
Уже географско подручје, **УГП**:		Војводина
Година, **ГО**:		2018
Издавач, **ИЗ**:		Ауторски репринт
Место и адреса, **МА**:		Факултет техничких наука, Трг Доситеја Обрадовића 6, 21000 Нови Сад
Физички опис рада, **ФО**: (поглавља/страна/ цитата/табела/слика/графика/прилога)		8 / 334 /122 / 12 / 219 / 0 / 0
Научна област, **НО**:		Електротехничко и рачунарско инжењерство
Научна дисциплина, **НД**:		Телекомуникације и обрада сигнала
Предметна одредница/Кључне речи, **ПО**:		Обрада сигнала, дигитална обрада слике, радиографски снимци, мултивеличинско побољшање
УДК		
Чува се, **ЧУ**:		Библиотека ФТН, Нови Сад
Важна напомена, **ВН**:		
Извод, **ИЗ**:		Предложена је мултивеличинска обрада којом је могуће објединити појачање видљивости детаља као и побољшање контраста радиографских снимака, којим се успоставља равнотежа између контраста слабо и јасно видљивих структура. Поред тога, обрадом је обухваћено и смањење глобалног контраста, чиме је могуће додатно нагласити локалне структуре. Другим речима, предложена је мултивеличинска обрада која интегрише све кораке побољшања видљивости анатомских структура. Предложена обрада размотрена је у оквиру развијеног алгоритамског оквира који садржи кораке обраде радиографских снимака који су потребни да би се сиров сигнал, добијен од стране детектора зрачења, обрадио и тиме припремио за приказивање лекарима. Сваки од корака обраде је анализиран и предложена су оригинална решења, као и побољшања постојећих приступа. Евалуацијом је показано се интегрисаном обрадом постижу резултати који превазилазе оне који се добијају савременом врхунском обрадом, као и да је целокупни процес обраде могуће контролисати са само два оперативна параметра. Да би се употпунила свеобухватна анализа процеса обраде радиографских снимака, у дисертацији је размотрено и уклањање артефаката насталих обрадом, као и могућност убрзања обраде радиографских снимака. За оба проблема су понуђена оригинална решења чија је ефикасност експериментално потврђена.
Датум прихватања теме, **ДП**:		14. 09. 2017. године
Датум одбране, **ДО**:		
Чланови комисије, **КО**:	Председник:	др Татјана Лончар-Турукало
	Члан:	др Татјана Грбић
	Члан:	др Милан Сечујски
	Члан:	др Срђан Сладојевић
	Члан:	др Милош Вујисић
	Члан, ментор:	др Владимир Петровић

Потпис ментора

UNIVERSITY OF NOVI SAD ● **FACULTY OF TECHNICAL SCIENCES**
21000 NOVI SAD, Trg Dositeja Obradovića 6

KEY WORDS DOCUMENTATION

Accession number, **ANO**:			
Identification number, **INO**:			
Document type, **DT**:		Monograph publication	
Type of record, **TR**:		Textual printed material	
Contents code, **CC**:		PhD thesis	
Author, **AU**:		Vladimir Ostojić	
Mentor, **MN**:		dr Vladimir Petrović	
Title, **TI**:		Integrated multi-scale radiography image processing	
Language of text, **LT**:		Serbian	
Language of abstract, **LA**:		Serbian / English	
Country of publication, **CP**:		Republic of Serbia	
Locality of publication, **LP**:		Vojvodina	
Publication year, **PY**:		2018	
Publisher, **PB**:		Author's reprint	
Publication place, **PP**:		Faculty of Technical Sciences, Trg Dositeja Obradovića 6, 21000 Novi Sad	
Physical description, **PD**: (chapters/pages/ref./tables/pictures/graphs/appendixes)		8 / 334 /122 / 12 / 219 / 0 / 0	
Scientific field, **SF**:		Electrical and computer engineering	
Scientific discipline, **SD**:		Telecommunications and signal processing	
Subject/Key words, **S/KW**:		Signal processing, digital image processing, radiography images, multi-scale enhancement	
UC			
Holding data, **HD**:		Library of Faculty of technical sciences, Novi Sad	
Note, **N**:			
Abstract, **AB**:		The thesis focuses on digital radiography image processing. Multi-scale processing is proposed, which unifies detail visibility enhancement, local contrast enhancement and global contrast reduction, thus enabling additional amplification of local structures. In other words, the proposed multi-scale image processing integrates all steps of anatomical structures visibility enhancement. For the purpose of the proposed anatomical structures visibility enhancement analysis, a processing framework was developed. The framework consists of several stages, used to process the image from its raw form (signal obtained from the radiation detector), to the state where it will be presented to the medical diagnostician. Each stage is analyzed and for each an original solution or an improvement of an existing approach was proposed. Evaluation has shown that integrated processing provides results which surpass state-of-the-art processing methods, and that the entire processing pipeline can be controlled using just two parameters. In order to complete the comprehensive analysis of radiography image processing, processing artifacts removal and radiography image processing acceleration are analyzed in the thesis. Both issues are addressed through original solutions whose efficiency is experimentally confirmed.	
Accepted by the Scientific Board on, **ASB**:		September 14th, 2017	
Defended on, **DE**:			
Defended Board, **DB**:	President:	Tatjana Lončar-Turukalo, PhD	
	Member:	Tatjana Grbić, PhD	
	Member:	Milan Sečujski, PhD	Menthor's sign
	Member:	Srđan Sladojević, PhD	
	Member:	Miloš Vujisić, PhD	
	Member, Mentor:	Vladimir Petrović, PhD	

Zahvalnica

Najsrdačnije se zahvaljujem svom mentoru, dr Vladimiru Petroviću, na godinama koje je posvetio mom učenju i usmeravanju, kao i na velikom strpljenju i neprebrojivim savetima koje mi je dao.

Zahvaljujem se svim članovima Katedre za telekomunikacije i obradu signala na pruženoj podršci i doprinosu ovoj tezi. Posebno se zahvaljujem dr Tatjani Lončar-Turukalo pod čijim sam vođstvom napravio svoje prve istraživačke korake.

Zahvaljujem se dugogodišnjem saradniku Đorđu Starčeviću koji je sa mnom delio i muke i radosti istraživačkih zadataka.

Zahvaljujem se svojim prijateljima na podršci koju su mi pružali kroz sve ove godine.

Posebnu zahvalnost dugujem svojoj sestri Sanji, majci Suzani, ocu Slobodanu i bakama Editi i Kati koji su oduvek verovali u mene.

Rezime

Glavni predmet istraživanja predstavljenog u tezi je digitalna obrada radiografskih snimaka. Predložena je multiveličinska obrada kojom je moguće objediniti pojačanje vidljivosti detalja kao i poboljšanje kontrasta radiografskih snimaka. Ovim poboljšanjem se uspostavlja ravnoteža između kontrasta slabo i jasno vidljivih struktura. Pored toga, istim procesom obrade je obuhvaćeno i smanjenje globalnog kontrasta snimaka, čime je lokalne strukture moguće dodatno naglasiti. Sveukupno, predložen je integrisani algoritamski okvir za obradu radiografskih snimaka koji uključuje multiveličinsku obradu koja objedinjuje korake poboljšanja vidljivosti anatomskih struktura, korake predobrade i korak u kom se određuje tonska skala krajnjeg obrađenog snimka.

Kao osnova za multiveličinsku obradu korišćena je Laplasova piramida, koja radiografske snimke razlaže u kaskadu frekvencijski ograničenih, tj. pojasnih slika. Pikseli ovih pojasnih slika se nazivaju koeficijentima i predstavljaju detalje različitih veličina, zavisno od toga na kojem nivou kaskade se nalazi slika (niži nivoi predstavljaju sitnije, a viši nivoi krupnije detalje). Za multiveličinsku obradu su predložena dva pristupa. Prvi pristup koristi sigmoidalnu funkciju za preslikavanje vrednosti koeficijenata pojasnih slika, a drugi predstavlja multiplikativni model pojačanja. Za razliku od multiplikativnog modela, kod sigmoidalnog modela slabljenje koeficijenata sa visokim apsolutnim vrednostima nije moguće direktno kontrolisati.

Predloženo poboljšanje vidljivosti anatomskih struktura razmatrano je u okviru razvijenog algoritamskog okvira. Ovaj okvir sadrži korake obrade radiografskih snimaka koji su potrebni da bi se sirov signal, dobijen od strane detektora zračenja, obradio i time pripremio za prikazivanje lekarima. Svaki od koraka obrade je analiziran i predložena su originalna rešenja, kao i poboljšanja pristupa koji su do sada

predstavljeni u stručnoj literaturi.

Korišćeni koraci predobrade, koji se na sliku primenjuju pre multiveličinske obrade, su uklanjanje šuma i kompresija dinamičkog opsega. Za uklanjanje šuma je predložen hibridni model kojim je objedinjeno rekurzivno i nelinearno iterativno filtriranje. Pokazano je da predloženi model ostvaruje dobre rezultate kod uklanjanja šuma sa radiografskih snimaka, a pokazano je i da ga je moguće primeniti i na slike koje nisu medicinskog karaktera. Za kompresiju dinamičkog opsega je predložena modifikovana logaritamska kriva, kojom se ostvaruje poboljšanje vidljivosti gustih anatomskih struktura, a da je pri tome smanjena vidljivost šuma u odnosu na direktnu primenu logaritamske funkcije.

Poslednji korak u algoritamskom okviru obrade, koji dolazi nakon multiveličinske obrade, jeste podešavanje tonske skale snimaka. Pokazano je da je pogodnim podešavanjem tonske skale moguće dodatno naglasiti anatomske strukture koje su od značaja za dati pregled. Predloženo je automatsko podešavanje granica tonske skale zasnovano na podešavanju procenata piksela koji će biti zasićeni sa donje i sa gornje strane opsega vrednosti.

Rezultati predloženog algoritamskog okvira, obrađeni klinički radiografski snimci, evaluirani su subjektivnom metodom uz učešće iskusnih kliničkih radiologa. Evaluacijom je pokazano da se integrisanom obradom postižu rezultati koji prevazilaze one koji se dobijaju savremenom vrhunskom obradom, kao i da je celokupni proces obrade moguće kontrolisati sa samo dva operativna parametra. Za ocenjivanje karakteristika snimaka korišćena je skala od 1 do 5, gde veći rezultat predstavlja bolji kvalitet. Prosečna ocena kvaliteta snimaka dobijenih multiplikativnim modelom pojačanja je 4.15, dok je savremeni vrhunski algoritam obrade MUSICA 2 ostvario prosečnu ocenu 3.64. Predloženi sigmoidalni pristup je ostvario prosečnu ocenu od 3.4, čime je potvrđeno da nezavisna kontrola pojačanja slabijih i slabljenja jakih detalja omogućava fleksibilniju obradu, čime se postiže bolji krajnji kvalitet snimaka.

Da bi se upotpunila sveobuhvatna analiza procesa obrade radiografskih snimaka, u disertaciji je razmotreno i uklanjanje artefakata nastalih obradom, kao i mogućnost ubrzanja obrade snimaka. Za uklanjanje artefakata je predložna modifikacija poja-

čanja koeficijenata Laplasove piramide koja, pored vidljivosti detalja, u obzir uzima i intenzitet piksela kojima su detalji predstavljeni. Za ubrzanje obrade je predložena modifikacija načina određivanja Laplasove piramide koja se može ugraditi u predloženi algoritamski okvir. Ubrzanje se ostvaruje detekcijom koeficijenata sa veoma niskim vrednostima, koji se mogu preskočiti u procesu određivanja piramide, kao i u procesu multiveličinske obrade.

Abstract

The thesis focuses on digital radiography image processing. Multi-scale processing that unifies detail and contrast enhancement is proposed. Contrast enhancement increases the contrast of fine details, while reducing the contrast of clearly visible structures, with the goal of achieving well balanced visibility of all image structures. Furthermore, proposed multi-scale processing allows global contrast reduction, which enables additional emphasis of fine structures. On the whole, an integrated algorithmic framework for radiographic image processing is proposed. It includes multi-scale processing that unifies anatomical structure visibility enhancement, image pre-processing and final enhanced image tone scale adjustment.

Laplacian pyramid was used for image multi-scale decomposition. Every pyramid layer is a band-pass image and its pixels, usually called coefficients, represent image details of different scales. Lower pyramid layers represent fine details, while the details become coarser as the pyramid layer increases. Two approaches for multi-scale enhancement are proposed. The first approach uses a sigmoidal function for pyramid coefficients mapping, while the second approach is a multiplicative enhancement model. Sigmoidal model, compared to the multiplicative one, does not enable direct control of prominent detail attenuation.

For the purpose of the analysis of the proposed multi-scale anatomical structures visibility enhancement, a processing framework was developed. The framework consists of several stages, used to process the image from its raw form (signal obtained from the radiation detector), to the state where it will be presented to the medical diagnostician. Each stage is analyzed and for each an original solution or an improvement of an existing approach was proposed.

Pre-processing steps, applied before the multi-scale enhancement, are image denoising and dynamic range compression. A model that unifies recursive and nonlinear iterative image filtering was proposed for noise removal. It was shown that the model achieves satisfactory results both for radiography and non-medical images. A modified logarithmic dynamic range compression was proposed and it was shown that it increases the visibility of dense structures, while reducing the noise prominence, compared to the use of the unmodified logarithmic function.

The final processing step in the algorithmic framework, that follows the multi-scale enhancement, is the tone scale adjustment. It was shown that this step can be used to further emphasize the visibility of important anatomical structures. Automatic tone scale boundary selection, that defines the portion of saturated low- and high-valued pixels, was proposed.

The results of the proposed algorithmic processing framework, processed radiography images, were evaluated using the subjective analysis by experienced clinical radiologists. Evaluation has shown that integrated processing provides results which surpass state-of-the-art processing, and that the entire processing pipeline can be controlled using just two parameters. For image quality assessment a scale from 1 to 5 was used, where higher value stands for higher quality. The proposed multiplicative enhancement model has achieved the average grade of 4.15, while a state-of-the-art processing algorithm MUSICA 2 has achieved 3.64. The proposed sigmoidal approach has been graded 3.4, from which it is concluded that direct control of prominent detail attenuation enables more processing flexibility, resulting in better processed image quality.

In order to complete the comprehensive analysis of radiography image processing, processing artifacts removal and radiography image processing acceleration are analyzed in the thesis. Detail enhancement, that uses both the detail prominence and the intensity of the pixels that represent the detail, was proposed for processing artifact reduction. Processing acceleration was achieved through detection of low-valued Laplacian pyramid coefficients that were disregarded in the Laplacian pyramid calculation, as well as in the enhancement process.

Sadržaj

1 Uvod **1**

1.1 Prednosti digitalne obrade radiografskih snimaka 4

1.2 Obrada radiografskih snimaka 7

1.3 Ciljevi istraživanja 10

1.4 Organizacija teze 13

2 Pregled literature **15**

2.1 Uvod 15

2.2 Uklanjanje šuma 16

2.2.1 Nelinearni pristupi 17

2.2.2 Rekurzivni pristupi 21

2.2.3 Pristupi specifični za radiografiju 24

2.3 Multiveličinska obrada 28

2.3.1 Retineks 31

2.3.2 Pristupi osetljivi na ivice 33

2.3.3 Multiveličinski metodi za obradu medicinskih snimaka 36

3 Predobrada radiografskih snimaka **41**

3.1 Uvod 41

3.2 Uklanjanje šuma sa radiografskih snimaka 42

3.2.1 Rekurzivna anizotropska difuzija 44

3.2.2 Homomorfno prilagođenje rekurzivne anizotropske difuzije za radiografske snimke 55

3.2.3 Rezultati 57
3.3 Kompresija dinamičkog opsega 70
3.3.1 Kombinovanje linearne i logaritamske kompresije 72
3.3.2 Modifikacija logaritamske kompresije 74
3.3.3 Rezultati 77
3.4 Zaključak 80

4 Integrisano multiveličinsko pojačanje vidljivosti anatomskih struktura 83

4.1 Uvod 83
4.2 Multiveličinska analiza snimaka 85
4.2.1 Hijerarhijska diskretna korelacija 85
4.2.2 Gausova i Laplasova piramida 88
4.2.3 Sinteza slike 102
4.3 Pojačanje detalja radiografskog snimka 111
4.3.1 Sigmoidalni pristup 111
4.3.2 Multiplikativni pristup 122
4.3.3 Zaključak 139
4.4 Poboljšanje lokalnog kontrasta 143
4.4.1 Poređenje sigmoidalnog i multiplikativnog pristupa 144
4.4.2 Promena pojačanja za različite nivoe piramide 161
4.4.3 Zaključak 171
4.5 Smanjenje globalnog kontrasta 171
4.5.1 Optimalan broj nivoa piramide za sigmoidalni pristup 180
4.5.2 Smanjivanje globalnog kontrasta kod multiplikativnog pristupa 186
4.5.3 Zaključak 190
4.6 Parametarska kontrola procesa obrade 195
4.6.1 Parametri pojačanja 198
4.6.2 Efekti promene parametara 210
4.6.3 Zaključak 215

5 Podešavanje tonske skale **225**

5.1 Uvod . . . 225

5.2 Određivanje tonske skale obrađenog snimka . . . 226

5.3 Automatsko određivanje graničnih vrednosti tonske skale . . . 233

5.4 Podešavanje zasićenja . . . 240

5.5 Zaključak . . . 245

6 Evaluacija **257**

6.1 Uvod . . . 257

6.2 Skup snimaka . . . 257

6.3 Kriterijumi ocenjivanja kvaliteta snimka . . . 261

6.4 Rezultati i diskusija . . . 263

6.5 Zaključak . . . 274

7 Mogućnosti dodatne obrade **279**

7.1 Uvod . . . 279

7.2 Slabljenje artefakata obrade na snimcima ekstremiteta . . . 281

7.2.1 Uklanjanje artefakta obrade . . . 282

7.3 Ubrzanje obrade radiografskih snimaka . . . 298

7.3.1 Pseudokod za dobijanje Gausove i Laplasove piramide . . . 298

7.3.2 Detekcija koeficijenata sa malom apsolutnom vrednošću . . . 299

7.3.3 Promena načina određivanja Laplasove piramide . . . 303

7.3.4 Analiza smanjenja vremena obrade . . . 305

7.3.5 Rezultati . . . 305

7.4 Zaključak . . . 308

8 Zaključak **311**

8.1 Mogućnosti daljeg istraživanja . . . 317

Slike

1.1 Šematski pirkaz radiografskog snimanja. 2

1.2 Primer snimka (a) bez i (b) sa fokusiranjem polja zračenja. 2

1.3 Šematski prikaz upotrebe rešetke protiv rasejanog zračenja. 3

1.4 (a) Primer sirovog snimka koji se dobija od detektora i (b) digitalno obrađene verzije istog. 4

1.5 Primer (a) neobrađenog snimka i (b) snimka nakon kompresije dinamičkog opsega. 9

1.6 Primer snimaka sa kompresovanim dinamičkim opsegom (a) pre i (b) nakon pojačanja detalja i poboljšanja kontrasta. 9

1.7 Primer snimaka nakon pojačanja detalja i poboljšanja kontrasta (a) pre i (b) nakon podešavanja tonske skale. 10

1.8 Blok-šema algoritamskog okvira. 12

2.1 Isečak snimka pete (gore) pre i (dole) nakon upotrebe Gausovog filtra, $\sigma = 3$. Snimci su pokazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja. . . 18

2.2 Primer multiveličinske DWT predstave signala g (levo) i aditivnog belog Gausovog šuma ϵ (desno). DWT_i predstavlja DWT koeficijente na i-tom nivou. 25

2.3 Primer isečka snimka pete (a) pre i (b) nakon uklanjanja visokofrekvencijske komponente koja je prikazana na (c). Slika dobijena korišćenjem UM za $c = 5$ prikazana je na (d). 29

3.1 Blok-šema predobrade radiografskih snimaka. 41

3.2 (gore) Isečak snimka na kojem je prisutan šum usled korišćene niske doze zračenja i (dole) isečak snimka dobijenog sa korišćenjem adekvatne doze zračenja. Snimci su prikazani nakon svih koraka obrade pošto se šum zbog lošeg kontrasta ne može uočiti na sirovim snimcima. Radi bolje uočljivosti detalja, za prikazivanje snimaka su iskorišćene sve nijanse sive boje. 43

3.3 Zavisnost vrednosti koeficijenata c_i od vrednosti konstante κ. 45

3.4 Grafički prikaz okoline koja učestvuje u AD filtriranju za (a) jednu, (b) dve i (c) tri iteracije. Svetlija nijansa predstavlja veći doprinos promeni vrednosti centralnog piksela. 46

3.5 (a) Isečak snimka lumbalne kičme. Rezultat dobijen upotrebom AD sa (b) jednom, (c) dve, (d) tri i (e) četiri iteracije. Uočava se da se šum smanjuje sa porastom broja iteracija. Za obradu sirovog snimka korišćeno $\kappa = 30$, $\lambda = 0.25$. 47

3.6 Grafički prikaz okoline koja učestvuje u: (a) severnoj n, (b) južnoj s, (c) istočnoj e i (d) zapadnoj w susedskoj rekurziji. Svetlija nijansa predstavlja veći doprinos promeni vrednosti centralnog piksela. Koordinatni početak nalazi se u gornjem levom uglu slika, porast vrednosti x-ose je nadole, dok je porast vrednosti y-ose nadesno. 50

3.7 (levo) Susedske rekurzije i (desno) apsolutna vrednost razlika u odnosu na nefiltrirani snimak. Severna rekurzija prikazana je u prvoj, južna u drugoj, istočna u trećoj i zapadna u četvrtoj vrsti. Za obradu sirovog snimka korišćeno $\kappa = 30$, $\lambda = 0.25$. 52

3.8 (a) Apsolutna vrednost razlika D_n i (b) odgovarajući koeficijenti C_n. . 53

3.9 Grafički prikaz okoline koja učestvuje u (a) prvoj i (b) drugoj iteraciji RAD. Svetlija nijansa predstavlja veći doprinos promeni vrednosti centralnog piksela. 53

3.10 Isečak snimka lumbalne kičme sa kojeg je pre obrade šum uklonjen upotrebom (a) jedne i (b) dve iteracije RAD. Apsolutna vrednost razlika snimka prikazanih na (a) i (b) i snimka sa kojeg nije uklonjen šum prikazana je na (c) i (d), tim redom. 54

3.11 Blok-šema predloženog homomorfnog uklanjanja šuma sa radiografskih snimaka. 58

3.12 Poređenje performansi AD i RAD prilikom uklanjanja AWGN (SNR = 4.38 dB) sa slike *Lena*: (a) Originalna slika sa obeleženim segmentom, (b) uveličani segment pre uklanjanja šuma, (c) segment obrađen pomoću AD, (d) segment obrađen pomoću RAD, (e) dodatno uvećan segment obrađen sa AD i (f) dodatno uvećan segment obrađen sa RAD. Uočava se da je RAD bolje uklonio šum bez ublažavanja ivica u odnosu na AD. Za oba algoritma prilikom obrade korišćeni su isti parametri: $t = 3, \lambda = 0.2, \kappa = 50$. 59

3.13 Poređenje performansi AD i RAD prilikom uklanjanja AWGN (SNR = 6.4 dB) sa slike *Barbara*. Prva vrsta prikazuje sliku sa šumom i isečak pre uklanjanja. Od druge do četvrte vrste prikazani su rezultati filtriranja: leva kolona za AD sa 3, 5 i 6 iteracija, desna kolona za RAD sa 2, 3 i 4 iteracije. Primetiti da je za RAD korišćeno manje iteracija. Za oba algoritma korišćeni su parametri: $\lambda = 0.2, \kappa = 50$. 60

3.14 Poređenje performansi AD i RAD preko povećanja PSNR (dobija se kao razlika PSNR za RAD i PSNR za AD). Parametri obrade podešeni su na: (a) $\lambda = 0.1, \kappa = 40$ i (b) $\lambda = 0.15, \kappa = 30$. 62

3.15 Poređenje performansi AD i RAD preko povećanja SSIM (dobija se kao razlika SSIM za RAD i SSIM za AD). 63

3.16 Prva vrsta prikazuje snimak karlice i uveličani segment. Od druge do pete vrste prikazani su rezultati filtriranja: leva kolona za AD i desna kolona za RAD. Druga vrsta dobijena je za jednu iteraciju, treća za dve, četvrta za tri i peta za četiri iteracije. 64

3.17 (a) Snimak zgloba na kojem je (b) uveličani segment obeležen pravougaonikom. Rezultati dobijeni upotrebom (c) AD sa četiri iteracije i (d) RAD sa dve iteracije. 65
3.18 (a) Snimak kolena na kojem je (b) uveličani segment obeležen pravougaonikom. Rezultati dobijeni upotrebom (c) AD sa četiri iteracije i (d) RAD sa dve iteracije. 66
3.19 (a) Snimak kičme na kojem je (b) uveličani segment obeležen pravougaonikom. Rezultati dobijeni upotrebom (c) AD sa četiri iteracije i (d) RAD sa dve iteracije. 67
3.20 (a) Snimak kostiju lica na kojem je (b) uveličani segment obeležen pravougaonikom. Rezultati dobijeni upotrebom (c) AD sa četiri iteracije i (d) RAD sa dve iteracije. 68
3.21 Poređenje PSNR vrednosti dobijenih korišćenjem AD i RAD za drugačiji ulazni SNR. 69
3.22 Poređenje SSIM vrednosti dobijenih korišćenjem AD i RAD za drugačiji ulazni SNR. 69
3.23 (a) Primer sirovog snimka pluća i (b) njegov histogram. 71
3.24 (a) Primer sirovog snimka pluća nakon logaritamske kompresije opsega i (b) njegov histogram. 73
3.25 (a) Snimak nakon logaritamske kompresije i (b) binarna slika koja prikazuje piksel sa vrednošću manjom od 1500 (uočljivi su jedino u donjem delu slike koji je obeležen pravougaonikom). 74
3.26 (a) Kriva kompresije određena sa (3.36), $c = 16$, $G = 750$. (b) Uvećani deo krive u opsegu intenziteta od 0 do 50. 75
3.27 (a) Snimak dobijen korišćenjem kompresije opsega definisane sa (3.36) i (b) njegov histogram. 76
3.28 (a) Sirovi snimak čašice kolena i (b) njegov histogram. 76
3.29 (a) Snimak čašice kolena (prikazan u negativu radi bolje vidljivosti) dobijen korišćenjem kompresije opsega definisane sa (3.36) i (b) binarna slika koja pokazuje zasićeni deo. 77

3.30 Kriva kompresije određena izrazom (3.37), $c = 16$, $G = 750$. Radi poređenja, prikazana je i logaritamska kriva koja je preskalirana na opseg krive kompresije. 77
3.31 (a) Snimak čašice kolena (prikazan u negativu radi bolje vidljivosti) dobijen korišćenjem kompresije opsega definisane sa (3.37) i (b) njegov histogram. 78
3.32 (a) Snimak pluća dobijen korišćenjem kompresije opsega definisane sa (3.37) i (b) njegov histogram. 79
3.33 Multiveličinski obrađen snimak pluća (a) bez i (b) sa predloženom kompresijom dinamičkog opsega, $c = 16$, $G = 750$. Kompresija opsega obezbeđuje vidljivost anatomskih struktura u gustom delu anatomije (grudni deo kičme). 79
3.34 Multiveličinski obrađen snimak čašice kolena (a) bez i (b) sa predloženom kompresijom dinamičkog opsega, $c = 16$, $G = 750$. Kompresija opsega obezbeđuje vidljivost anatomskih struktura u gustom delu anatomije (donji deo snimka). 80
3.35 Poređenje dela snimka čašice kolena predobrađenog (a) logaritamskom i (b) predloženom kompresijom dinamičkog opsega. 81

4.1 Blok-šema multiveličinskog pojačanja struktura u radiografskim snimcima 84
4.2 Šema formiranja HDC hijerarhije. 86
4.3 Šema formiranja redukovane HDC hijerarhije. 87
4.4 Gausova piramida smanjenog snimka na nivou (a) 1, (b) 2, (c) 3, (d) 4, (e) 5. 90
4.5 Laplasova piramida smanjenog snimka na nivou (a) 1, (b) 2, (c) 3, (d) 4 i (e) reziduum koji se ne razlaže dalje. 91
4.6 (a) Amplitudski spektar filtra, (b) preklapanje osnovne i susedne periode spektra nakon decimacije, (c) zbir spektralnih komponenti (alijasing) i (d) osnovna perioda amplitudskog spektra nakon decimacije. . 94

4.7 (leva kolona) Gausova piramida δ-impulsa, (srednja kolona) presek slika Gausove piramide oko koordinatnog početka i (desna kolona) amplitudski spektri slika prikazanih u levoj koloni. Spektri su prikazani srazmerno spektru originalne slike da bi se uočilo niskofrekvencijsko filtriranje. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo Gausove piramide. Na spektar prvog nivoa piramide dodat je crni okvir da bi se razlikovao od pozadine. 96

4.8 Polovina poprečnog preseka amplitudskih spektara prva četiri nivoa Gausove piramide (a) pre i (b) nakon skaliranja na isti opseg vrednosti. Vrednosti su redom skalirane 4, 16 i 64 puta za drugi, treći i četvrti nivo piramide da bi se kompenzovao gubitak snage usled decimacije. Poprečni presek svakog amplitudskog spektra određen je po centralnoj horizontalnoj liniji. 97

4.9 (leva kolona) Gausova piramida snimka pluća, (srednja kolona) uvećani isečak snimka iz leve kolone i (desna kolona) amplitudski spektar snimaka iz leve kolone. Slike u Gausovoj piramidi interpolirane su na veličinu originalne da bi se olakšalo poređenje. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo Gausove piramide. Isečak je na prvom nivou piramide obeležen belim pravougaonikom. Dinamički opseg slika amplitudskih spektara kompresovan je upotrebom logaritma da bi se povećala vidljivost. 98

4.10 (leva kolona) Laplasova piramida δ-impulsa, (srednja kolona) presek slika Laplasove piramide oko koordinatnog početka i (desna kolona) amplitudski spektri slika prikazanih u levoj koloni. Spektri su prikazani srazmerno spektru originalne slike da bi se uočilo visokofrekvencijsko i pojasno filtriranje. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo Laplasove piramide. Na spektar prvog nivoa piramide dodat je crni okvir da bi se razlikovao od pozadine. 100

4.11 Polovina poprečnog preseka amplitudskih spektara prva četiri nivoa Laplasove piramide (a) pre i (b) nakon skaliranja na isti opseg vrednosti. Vrednosti su redom skalirane 4, 16 i 64 puta za drugi, treći i četvrti nivo piramide da bi se kompenzovao gubitak snage usled decimacije. Poprečni presek svakog amplitudskog spektra određen je po centralnoj horizontalnoj liniji. 101

4.12 (leva kolona) Laplasova piramida snimka pluća, (srednja kolona) uvećani isečak snimka iz leve kolone i (desna kolona) amplitudski spektar snimaka iz leve kolone. Slike u Laplasovoj piramidi interpolirane su na veličinu originalne da bi se olakšalo poređenje. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo Laplasove piramide. Isečak je na prvom nivou piramide obeležen belim pravougaonikom. 103

4.13 (leva kolona) Gausova piramida, (srednja kolona) Laplasova piramida i (desna kolona) apsolutna vrednost koeficijenata Laplasove piramide iz srednje kolone. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo piramida. 104

4.14 (leva kolona) Isečak slika Gausove piramide, (srednja kolona) odgovarajući isečak slika Laplasove piramide i (desna kolona) apsolutna vrednost koeficijenata isečaka Laplasove piramide iz srednje kolone. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo piramida. 105

4.15 Nivoi Gausove piramide dobijene na osnovu snimka sa punom veličinom: (a) prvi, (b) drugi, (c) treći, (d) četvrti, (e) peti, (f) šesti, (g) sedmi i (h) osmi nivo. Slike su interpolirane na veličinu originalne da bi se olakšalo poređenje. 106

4.16 Nivoi Laplasove piramide dobijene na osnovu snimka sa punom veličinom: (a) prvi, (b) drugi, (c) treći, (d) četvrti, (e) peti, (f) šesti, (g) sedmi i (h) osmi nivo. Slike su interpolirane na veličinu originalne da bi se olakšalo poređenje. 107

4.17 Apsolutne vrednosti nivoa Laplasove piramide dobijene na osnovu snimka sa punom veličinom: (a) prvi, (b) drugi, (c) treći, (d) četvrti, (e) peti, (f) šesti, (g) sedmi i (h) osmi nivo. Slike su interpolirane na veličinu originalne da bi se olakšalo poređenje. 108

4.18 Histogram (a) prvog, (b) drugog, (c) trećeg, (d) četvrtog, (e) petog i (f) šestog nivoa Laplasove piramide. Primetiti da su vrednosti ordinate prilagođene broju piksela u histogramima, tj. da je hitogram na (a) izduženiji od svih ostalih. 109

4.19 Blok-šema rekonstrukcije snimka na osnovu reziduuma i Laplasove piramide. 110

4.20 (leva kolona) Isečci radiografskih snimaka pre i (desna kolona) nakon postavljanja svih koeficijenata prvog nivoa Laplasove piramide na vrednost nula. 113

4.21 Isečak radiografskog snimka (a) pre i nakon postavljanja (b) prvog, (c) drugog, (d) trećeg, (e) četvrtog i (f) petog nivoa Laplasove piramide na vrednost nula. 114

4.22 Isečak radiografskog snimka (a) i apsolutne vrednosti (b) prvog, (c) drugog, (d) trećeg, (e) četvrtog i (f) petog nivoa Laplasove piramide. Slike su interpolirane na veličinu isečka radi lakšeg poređenja. 115

4.23 (a) Originalni snimak i snimci dobijeni nakon pojačanja prva tri nivoa Laplasove piramide (b) dva, (c) četiri i (d) osam puta. Prikazane su sve vrednosti snimaka, tj. nije bilo odsecanja vrednosti koje su bile manje od početnog minimuma ili veće od početnog maksimuma. . . . 117

4.24 (a) Isečak originalnog snimak i isečci dobijeni nakon pojačanja prva tri nivoa Laplasove piramide (b) dva, (c) četiri i (d) osam puta. Na (b), (c) i (d) uz ivicu anatomije moguće je uočiti belu prugu, tj. artefakt belog oreola. Prikazane su sve vrednosti snimaka, tj. nije bilo odsecanja vrednosti koje su bile manje od početnog minimuma ili veće od početnog maksimuma. 118

4.25 (a) Primeri izgleda sigmoidalnih krivih u zavisnosti od izbora parametra k i (b) izbora parametra c. 119

4.26 Izgled histograma nivoa Laplasove piramide pre i nakon nelinearnog pojačanja detalja na (a) prvom, (b) drugom i (c) trećem nivou. Parametar sigmoidalne krive c podešen je na 8 % vrednosti opsega slike, dok je parametar k podešen tako da se u koordinatnom početku dobija pojačanje 8. 120

4.27 Izgled histograma nivoa Laplasove piramide pre i nakon nelinearnog pojačanja detalja na (a) prvom, (b) drugom i (c) trećem nivou. Vrednosti ordinate prikazane su u logaritamskoj skali. Parametar sigmoidalne krive c je podešen na 8 % vrednosti opsega slike, dok je parametar k podešen tako da se u koordinatnom početku dobija pojačanje 8. . . . 121

4.28 Primer snimka nakon (a) linearnog i (b) nelinearnog pojačanja detalja. Kod linernog pojačanja detalji su pojačani 8 puta. Kod nelinearnog pojačanja detalja parametar sigmoidalne krive c podešen je na 8 % vrednosti opsega slike, a parametar k podešen je tako da se u koordinatnom početku dobija ekvivalentno pojačanje 8. Prikazane su sve vrednosti snimaka, tj. nije bilo odsecanja vrednosti koje su bile manje od početnog minimuma ili veće od početnog maksimuma. 123

4.29 (levo) Delovi snimka nakon linearnog i (desno) nelinearnog pojačanja detalja. Kod linernog pojačanja detalji su pojačani 8 puta. Kod nelinearnog pojačanja detalja parametar sigmoidalne krive c podešen je na 8 % vrednosti opsega slike, a parametar k podešen je tako da se u koordinatnom početku dobija ekvivalentno pojačanje 8. Prikazane su sve vrednosti snimaka, tj. nije bilo odsecanja vrednosti koje su bile manje od početnog minimuma ili veće od početnog maksimuma. . . . 124

4.30 (a) Apsolutna razlika snimaka prikazanih na slici 4.28, trodimenzionalni prikaz snimka dobijenog (b) linearnim i (c) nelinearnim pojačanjem detalja. Delovi gde je uočeno preterano pojačanje detalja obeleženi su brojevima, a prikazani su na slikama 4.31 i 4.32. 125

4.31 (levo) Delovi snimka nakon linearnog i (desno) nelinearnog pojačanja detalja. Od gore na dole prikazani su delovi koji su na slici 4.30 obeleženi brojevima 1, 2 i 3. 126

4.32 (levo) Delovi snimka nakon linearnog i (desno) nelinearnog pojačanja detalja. Od gore na dole prikazani su delovi koji su na slici 4.30 obeleženi brojevima 4, 5 i 6. 127

4.33 Pojačanje detalja preko sigmoidalnog preslikavanja. (a) Parametar sigmoidalne krive k podešen je tako da se u koordinatnom početku dobija pojačanje $v = 10$, a menjana je vrednost parametra c. (b) Parametar sigmoidalne krive c podešen je na 8 % opsega vrednosti, a menjana je vrednost pojačanja najslabijih detalja v. Na oba grafika horizontalna isprekidana linija pokazuje jedinično pojačanje. Pojačanje je pokazano samo za pozitivne vrednosti apscise pošto je funkcija parna. 128

4.34 Pojačanje detalja preko multiplikativnog pojačanja φ u zavisnosti od vrednosti parametra k, $P_n = 0.8, \alpha = 30$. Horizontalna isprekidana linija prikazuje jedinično pojačanje. 129

4.35 Pojačanje detalja preko multiplikativnog pojačanja φ u zavisnosti od vrednosti parametra P_n, $k = 10, \alpha = 30$. Horizontalna isprekidana linija prikazuje jedinično pojačanje. 129

4.36 Pojačanje detalja preko multiplikativnog pojačanja φ u zavisnosti od vrednosti parametra α, $k = 10$, $P_n = 0.8$. Horizontalna isprekidana linija prikazuje jedinično pojačanje. 130

4.37 (a) Poređenje pojačanja detalja preko sigmoidalnog (c je 8 % vrednosti opsega) i multiplikativnog pristupa ($P_n = 0.8$, $\alpha = 22$). Kod oba pristupa pojačanje najslabijih detalja podešeno je na 8. Histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata na (b) prvom, (c) drugom i (d) trećem nivou Laplasove piramide. (e) Poređenje pojačanja detalja preko sigmoidalnog (c je 0.1 % vrednosti opsega) i multiplikativnog pristupa ($P_n = 0.8$, $\alpha = 1250$). Kod oba pristupa pojačanje najslabijih detalja podešeno je na 8. 131

4.38 Primer snimka nakon (a) sigmoidalnog i (b) multiplikativnog pojačanja. Kod oba pristupa pojačanje najslabijih detalja podešeno je na 8, kod sigmoidalnog pristupa c je podešen na 8 % vrednosti dinamičkog opsega slike, a kod multiplikativnog pristupa je $P_n = 0.8$, $\alpha = 22$. . . 132
4.39 (levo) Delovi snimka nakon sigmoidalnog i (desno) multiplikativnog pojačanja detalja. Korišćeni su isti paramteri pojačanja kao na slici 4.38. 133
4.40 Apsolutna razlika snimaka prikazanih na 4.38. 134
4.41 (a) Bočni snimak kolena i histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata Laplasove piramide za (b) prvi, (c) drugi i (d) treći nivo. 135
4.42 (a) Bočni snimak lumbalne (trupne) kičme i histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata Laplasove piramide za (b) prvi, (c) drugi i (d) treći nivo. 136
4.43 (a) Snimak cervikalne (vratne) kičme i histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata Laplasove piramide za (b) prvi, (c) drugi i (d) treći nivo. 137
4.44 (levo) Delovi snimaka obrađenih sigmoidalnim i (desno) multiplikativnim pristupom. Snimci su prikazani u negativu radi bolje vidljivosti struktura. 138
4.45 (levo) Delovi snimka nakon linearnog i (desno) multiplikativnog pojačanja detalja. Kod linernog pojačanja detalji su pojačani 8 puta. Kod multiplikativnog je podešeno $P_n = 1$, $k = 8$ i $\alpha = 22$. 140
4.46 (a) Poređenje linearnog pojačanja (8 puta) i pojačanja kod sigmoidalnog (c je 8 % opsega, pojačanje u koordinatnom početku je 8) i multiplikativnog pristupa ($P_n = 1$, $k = 8$, $\alpha = 22$). Izgled histograma nivoa Laplasove piramide pre i nakon pojačanja detalja na (b) prvom, (b) drugom i (d) trećem nivou. Vrednosti ordinate prikazane su u logaritamskoj skali. 141
4.47 Primer dela snimka nakon (a) sigmoidalnog i (b) multiplikativnog pojačanja. Za pojačanje slika korišćena su pojačanja prikazana na slici 4.37 (e). Prilikom prikazivanja isečaka iskorišćene su sve sive nijanse da bi se bolje prikazali detalji. 142

4.48 Primer snimaka nakon (levo) linearnog i (desno) sigmoidalnog pojačanja koeficijenata samo jednog nivoa Laplasove piramide. Vrste od gore na dole prikazuju dobijeni rezultat nakon pojačanja samo četvrtog, petog i šestog nivoa piramide. Kod obe vrste pojačanja naslabiji detalji su pojačani četiri puta, a kod sigmoidalnog pristupa je parametar c podešen na 8 % opsega vrednosti snimka. 145

4.49 Primer snimaka nakon (levo) linearnog i (desno) sigmoidalnog pojačanja koeficijenata samo jednog nivoa Laplasove piramide. Vrste od gore na dole prikazuju dobijeni rezultat nakon pojačanja samo sedmog, osmog i devetog nivoa piramide. Kod obe vrste pojačanja naslabiji detalji su pojačani četiri puta, a kod sigmoidalnog pristupa je parametar c podešen na 8 % opsega vrednosti snimka. 146

4.50 Delovi snimaka nakon (levo) linearnog i (desno) sigmoidalnog pojačanja koeficijenata samo jednog nivoa Laplasove piramide. Vrste od gore na dole prikazuju dobijeni rezultat nakon pojačanja samo četvrtog, petog i šestog nivoa piramide. Kod obe vrste pojačanja naslabiji detalji su pojačani četiri puta, a kod sigmoidalnog pristupa je parametar c podešen na 8 % opsega vrednosti snimka. 147

4.51 Delovi snimaka nakon (levo) linearnog i (desno) sigmoidalnog pojačanja koeficijenata samo jednog nivoa Laplasove piramide. Vrste od gore na dole prikazuju dobijeni rezultat nakon pojačanja samo sedmog, osmog i devetog nivoa piramide. Kod obe vrste pojačanja naslabiji detalji su pojačani četiri puta, a kod sigmoidalnog pristupa je parametar c podešen na 8 % opsega vrednosti snimka. 148

4.52 (gore) Originalni snimak i (dole) snimak dobijen preko sigmoidalnog pristupa na sedmom nivou piramide. Korišćeni su isti parametri kao i za sliku 4.48. 149

4.53 (gore) Uvećani deo originalnog snimka i (dole) deo snimka dobijenog preko sigmoidalnog pristupa na sedmom nivou piramide. Korišćeni su isti parametri kao i za sliku 4.48. 150

4.54 Histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata Laplasove piramide na (a) četvrtom, (b) petom, (c) šestom i (d) sedmom nivou. 151

4.55 (levo) Primer jednodimenzionalnog signala nakon razlaganja na dva nivoa Gausove i Laplasove piramide. (sredina) Smanjenje vrednosti koeficijenata drugog nivoa Laplasove piramide za 50 % i signal dobijen rekonstrukcijom. (desno) Pojačanje koeficijenata prvog nivoa Laplasove piramide za 50 %, smanjenje vrednosti koeficijenata drugog nivoa Laplasove piramide za 50 % i signal dobijen rekonstrukcijom. 153

4.56 Krive pojačanja korišćene za poređenje sigmoidalong i multiplikativnog pristupa. Kod sigmoidalnog pristupa parametar c podešen je na 8 % opsega vrednosti, a kod multiplikativnog pristupa parametri su podešeni na $\alpha = 22$ i $P_n = 1$. Za oba pristupa pojačanje najslabijih koeficijenata podešeno je na 4. 154

4.57 (gore) Snimak dobijen nakon sigmoidalnog i (dole) multiplikativnog pojačanja lokalnog kontrasta. Korišćena su pojačanja koja su prikazana na slici 4.56. Pojačanje korišćeno od četvrtog do devetog nivoa Laplasove piramide. 155

4.58 (gore) Delovi neobrađenog i snimaka dobijenih nakon (sredina) sigmoidalnog i (dole) multiplikativnog pojačanja lokalnog kontrasta. Korišćena ista obrada kao za snimke na slici 4.57. 156

4.59 (gore) Delovi neobrađenog i snimaka dobijenih nakon (sredina) sigmoidalnog i (dole) multiplikativnog pojačanja lokalnog kontrasta. Korišćena ista obrada kao za snimke na slici 4.57. 157

4.60 Binarne slike koje prikazuju koeficijente Laplasove piramide koji su bili oslabljeni sigmoidalnim pristupom na: (a) četvrtom, (b) petom, (c) šestom, (d) sedmom, (e) osmom i (f) devetom nivou Laplasove piramide. Sve slike su interpolirane na veličinu četvrtog nivoa piramide radi lakšeg poređenja. Binarne slike odgovaraju nivoima Laplasove piramide snimka prikazanog na slici 4.57. 158

4.61 Histogrami koeficijenata pre i nakon pojačanja sigmoidalnim i multiplikativnim pristupom na: (a) četvrtom, (b) petom i (c) šestom nivou Laplasove piramide. Vrednosti ordinate prikazane su u logaritamskoj skali. 159

4.62 Histogrami koeficijenata pre i nakon pojačanja sigmoidalnim i multiplikativnim pristupom na: (a) sedmom, (b) osmom i (c) devetom nivou Laplasove piramide. Vrednosti ordinate prikazane su u logaritamskoj skali. 160

4.63 (a) Primer snimka pre i (b) nakon slabljenja jakih koeficijenata putem izraza (4.21). Poprečni presek obeležen crnom trakom prikazan je na slici 4.64. 162

4.64 Poprečni presek obeležen crnom trakom na snimku 4.63 (a) prikazan je na (a). Poprečni presek obeležen crnom trakom na snimku 4.63 (b) prikazan je na (b) i (c), pri čemu je opseg vrednosti na (b) postavljen da odgovara vrednostima originalnog snimka, a na (c) da odgovara vrednostima obrađenog snimka 4.63 (b). Strelice na (c) prikazuju delove gde je lako uočiti relativno povećanje vidljivosti struktura. 163

4.65 (a) Originalni snimak i snimci dobijeni nakon što su svi koeficijenti od (b) sedmog, (c) osmog, (d) devetog pa do krajnjeg nivoa Laplasove piramide postavljeni na vrednost nula. Korišćeno je 13 nivoa piramide. Slike su prikazane u negativu radi bolje vidljivosti. 165

4.66 (a) Uvećani deo originalnog snimaka i uvećani delovi snimaka dobijenih nakon što su svi koeficijenti od (b) sedmog, (c) osmog i (d) devetog do krajnjeg nivoa Laplasove piramide postavljeni na vrednost nula. Najprihvatljiviji, tj. najprirodniji izgled ima isečak prikazan na (d). Korišćeno je 13 nivoa piramide. Slike su prikazane u negativu radi bolje vidljivosti. Za prikazivanje delova snimaka iskorišćene su sve nijanse sive boje da bi se postigla bolja vidljivost. 166

4.67 (leva kolona) Koeficijenti Laplasove piramide bez pojačanja. (srednja kolona) Koeficijenti nakon što je upotrebljen sigmoidalni pristup kod kojeg je parametar c postavljen na 8 % opsega vrednosti originalnog snimka, a pojačanje najslabijih koeficijenata podešeno na 6. (desna kolona) Koeficijenti nakon što je upotrebljen sigmoidalni pristup kod kojeg je parametar c postavljen na 8 % opsega vrednosti originalnog snimka, a pojačanje najslabijih koeficijenata postavljeno je na 6, 5 i 2 za slike od gore na dole. Vrste od gore na dole predstavljaju četvrti, peti i šesti nivo Laplasove piramide. 167

4.68 (leva kolona) Koeficijenti Laplasove piramide bez pojačanja. (srednja kolona) Koeficijenti nakon što je upotrebljen sigmoidalni pristup kod kojeg je parametar c postavljen na 8 % opsega vrednosti originalnog snimka, a pojačanje najslabijih koeficijenata podešeno na 6. (desna kolona) Koeficijenti nakon što je upotrebljen sigmoidalni pristup kod kojeg je parametar c postavljen na 8 % opsega vrednosti originalnog snimka, a pojačanje najslabijih koeficijenata postavljeno je na 1.5, 1 i 1 za slike od gore na dole. Vrste od gore na dole predstavljaju sedmi, osmi i deveti nivo Laplasove piramide. 168

4.69 (a) Snimak koji je dobijen nakon što su koeficijenti Laplasove piramide od četvrtog do devetog nivoa jednako pojačavani i (b) snimak kod kojeg je svaki viši nivo slabije pojačan. Kod (a) je pojačanje najslabijih detalja postavljeno na 6 za sve nivoe, a kod (b) su pojačanja postavljena na 6, 5, 2, 1.5, 1 i 1 za četvrti i više nivoe, tim redom. Korišćen je sigmoidalni pristup, parametar c je postavljen na 8 % opsega vrednosti originalnog snimka. 169

4.70 Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.69. 170

4.71 (a) Snimak koji je dobijen nakon što su koeficijenti Laplasove piramide od četvrtog do devetog nivoa jednako pojačavani i (b) snimak kod kojeg je svaki viši nivo slabije pojačan. Kod (a) je pojačanje najslabijih detalja postavljeno na 6 za sve nivoe, a kod (b) su pojačanja postavljena na 6, 5, 2, 1.5, 1 i 1 za četvrti i više nivoe, tim redom. Korišćen je multiplikativni pristup, vrednost parametra α podešena je na 22, $P_n = 1$. 172

4.72 Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.71. Za prikazivanje su iskorišćene sve nijanse sive boje. 173

4.73 Uvećani deo snimka dobijenog na osnovu (a) sigmoidalnog i (b) multiplikativnog pojačanja. Korišćeni su isti prametri kao za slike 4.69 i 4.71. 174

4.74 Primer relativnog pojačanja vidljivosti lokalnih struktura na jednodimenzionalnom signalu. 175

4.75 (a) Primer snimka lumbalne kičme od napred, (b) reziduum određen na desetom nivou piramide i (c) lokalne strukture, tj. razlika originalnog snimka i prikazanog reziduuma. Reziduum je interpoliran na veličinu originalnog snimka. 176

4.76 (levo) Snimci dobijeni nakon smanjenja globalnog kontrasta za vrednost parametra β: (a) 1, (c) 0.8 i (d) 0.6. (desno) Reziduumi nakon množenja sa parametrom β. Snimak dobijen za $\beta = 1$ predstavlja situaciju kada nema smanjenja globalnog opsega. 178

4.77 (levo) Snimci dobijeni nakon smanjenja globalnog kontrasta za vrednost parametra β: (a) 0.4, (c) 0.2 i (d) 0. (desno) Reziduumi nakon množenja sa parametrom β. Snimak dobijen za $\beta = 0$ predstavlja situaciju kada je globalni kontrast u potpunosti potisnut. 179

4.78 Poprečni presek (srednja vrsta) originalnog snimka i poprečni presek snimka nakon postavljanja $\beta = 0.3$. Strelicama su označeni delovi gde je relativno povećanje lokalnih struktura lako uočljivo. 180

4.79 (a) Primer snimka, (b) reziduum određen na desetom nivou piramide i (c) snimak dobijen sa $\beta = 0.5$. Snimci su prikazani u negativu radi lakšeg uočavanja detalja. 181

4.80 Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.79. 182

4.81 Primeri reziduuma koji odgovaraju piramidama sa: (a) 4, (b) 5, (c) 6, (d) 7, (e) 8, (f) 9, (g) 10, (h) 11 i (i) 12 nivoa. Snimci su interpolirani na veličinu originalnog snimka i prikazani u negativu. 183

4.82 Prikaz nivoa: (a) 4, (b) 5, (c) 6, (d) 7, (e) 8, (f) 9, (g) 10, (h) 11 i (i) 12 Laplasove piramide. 185

4.83 (a) Originalni snimak i rezultat smanjenja globalnog kontrasta kad je reziduum određen sa: (b) 9, (c) 10, (d) 11, (e) 12 i (f) 13 nivoa Laplasove piramide. U svim slučajevima korišćeno je $\beta = 0$. Snimci su prikazani u negativu. 187

4.84 Snimak dobijen obradom preko sigmoidalnog pristupa za vrednosti konstante β: (a) 1, (b) 0.5, (c) 0.25 i (d) 0, tj. bez smanjenja globalnog kontrasta za vrednost $\beta = 1$ do potpunog smanjenja za vrednost $\beta = 0$. Snimci su prikazani u negativu. 188

4.85 Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.84. 189

4.86 Poređenje snimaka dobijenih preko (leva kolona) sigmoidalnog i (desna kolona) multiplikativnog pristupa. Vrste od gore na dole predstavljaju snimke dobijene sa parametrom β podešenim na vrednost 0.5, 0.2 i 0. Kod sigmoidalnog pristupa korišćeno je 10, a kod multiplikativnog 13 nivoa Laplasove piramide. Snimci su prikazani u negativu. 191

4.87 Delovi snimaka dobijenih nakon smanjenja globalnog kontrasta (a) sigmoidalnim i (b) multiplikativnim pristupom. Parametar β je podešen na vrednost 0.5. Kod sigmoidalnog pristupa korišćeno je 10, a kod multiplikativnog 13 nivoa Laplasove piramide. 192

4.88 Delovi snimaka dobijeni nakon smanjenja globalnog kontrasta (a) sigmoidalnim i (b) multiplikativnim pristupom. Parametar β je podešen na vrednost 0.2. Kod sigmoidalnog pristupa korišćeno je 10, a kod multiplikativnog 13 nivoa Laplasove piramide. 193

4.89 Delovi snimaka dobijeni nakon smanjenja globalnog kontrasta (a) sigmoidalnim i (b) multiplikativnim pristupom. Parametar β je podešen na vrednost 0. Kod sigmoidalnog pristupa korišćeno je 10, a kod multiplikativnog 13 nivoa Laplasove piramide. 194

4.90 Primer histograma koeficijenata Laplasove piramide za prvih devet nivoa. Gornji grafik predstavlja histogram za prvi nivo, sledeći grafik za drugi nivo itd. Oznake po vertikalnoj osi su izostavljene radi vidljivosti dok horizontalna osa predstavlja procenat opsega vrednosti originalnog snimka. 197

4.91 Sigmoidalne krive korišćene za određivanje optimalne vrednosti parametra c. Pojačanje najslabijih detalja podešeno je na vrednost 3. . . . 198

4.92 Primer snimaka dobijenih sigmoidalnim pristupom za različitu amplitudu najvećeg pojačanja: (a) 2 %, (b) 4 %, (c) 6 %, (d) 8 %, (e) 10 % i (f) 12 % opsega vrednosti snimka. Pojačanje najslabijih detalja je za sve nivoe piramide podešeno na tri. Slike prikazane u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 199

4.93 Uvećani delovi snimaka prikazanih na 4.92. 200

4.94 Uvećani delovi snimaka prikazanih na 4.92. 201

4.95 Pojačanja korišćena za određivanje optimalne vrednosti parametra α. Pojačanje najslabijih detalja podešeno je na 3, a parametar P_n podešen na vrednost 1. 202

4.96 Primer snimaka dobijenih multiplikativnim pristupom za različitu vrednost parametra α: (a) 5, (b) 10, (c) 15, (d) 30, (e) 90 i (f) 180. Pojačanje najslabijih detalja je za sve nivoe piramide podešeno na tri, nije bilo slabljenja koeficijenata sa visokim apsolutnim vrednostima ($P_n = 1$). Slike prikazane u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 203

4.97 Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.96. 204
4.98 Primer snimaka dobijenih multiplikativnim pristupom za različitu vrednost parametra α: (a) 18, (b) 22, (c) 26, (d) 30, (e) 34 i (f) 38. Pojačanje najslabijih detalja je za sve nivoe piramide podešeno na tri, nije bilo slabljenja koeficijenata sa visokim apsolutnim vrednostima ($P_n = 1$). Slike prikazane u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 205
4.99 Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.98. 206
4.100 Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.98. 207
4.101 Primer snimaka dobijenih za različita pojačanja najslabijih koeficijenata. Pojačanje najslabijih koeficijenata postavljano je na šest za: (a) prvi i šesti, (b) drugi i osmi, (c) treći i sedmi i (d) sve nivoe Laplasove piramide. Pojačanje najslabijih detalja postavljeno je na jedan za sve nivoe koji nisu navedeni. Korišćeno je deset nivoa piramide. Snimci su prikazani u negativu radi lakšeg uočavanja detalja. 208
4.102 Uvećani delovi snimaka sa slike 4.101. 209
4.103 Primer pojačanja najslabijih koeficijenata za različite nivoe Laplasove piramide i različite vrednosti parametra Z. 211
4.104 Izgled sigmoidalnih krivih za različite vrednosti parametra Z: (levo) 1, (sredina) 3 i (desno) 5. Vrste od gore na dole predstavljaju krive preslikavanja od prvog do desetog nivoa Laplasove piramide. Vrednosti apscise predstavljaju procanat opsega vrednosti originalnog snimka, a vrednosti ordinate predstavljaju vrednost koeficijenata Laplasove piramide nakon preslikavanja. Najveća apsolutna vrednost koeficijenata nakon pojačanja postavljena je na 8 % opsega vrednosti. 212
4.105 Izgled krivih pojačanja kod multiplikativnog pristupa za različite vrednosti parametra Z: (levo) 1, (sredina) 3 i (desno) 5. Vrste od gore na dole predstavljaju krive pojačanja od prvog do desetog nivoa Laplasove piramide. Vrednosti apscise predstavljaju procenat opsega vrednosti originalnog snimka, a vrednosti ordinate predstavljaju faktor pojačanja koeficijenata Laplasove piramide. Korišćeno je $\alpha = 30$ i $P_n = 1$. . 213

4.106 Primeri snimaka obrađenih sigmoidalnim pristupom. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 216

4.107 Uvećani delovi snimaka dobijenih sigmoidalnim pristupom prikazanih na slici 4.106. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 217

4.108 Primeri snimaka obrađenih multiplikativnim pristupom. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 218

4.109 Uvećani delovi snimaka dobijenih multiplikativnim pristupom prikazanih na slici 4.108. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 219

4.110 Primeri snimaka obrađenih sigmoidalnim pristupom. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 220

4.111 Uvećani delovi snimaka dobijenih sigmoidalnim pristupom prikazanih na slici 4.110. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 221

4.112Primeri snimaka obrađenih multiplikativnim pristupom. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 222

4.113Uvećani delovi snimaka dobijenih multiplikativnim pristupom prikazanih na slici 4.112. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja. 223

5.1 Blok-šema obrade sa podešavanjem tonske skale. 226

5.2 Primer snimka prikazanoug u (a) pozitivu i (b) negativu. 227

5.3 Šematski prikaz toniranja. 228

5.4 Šematski prikaz toniranja sa negativom. 229

5.5 Primeri snimaka dobijenih za različite širine opsega koji se preslikava u sive nijanse (leva kolona) i odgovarajući histogrami sa krivama toniranja (desna kolona). 230

5.6 Primeri snimaka dobijeni za istu širinu, ali različitu srednju vrednost opsega koji se preslikava u sive nijanse (leva kolona) i odgovarajući histogrami sa krivama toniranja (desna kolona). 231

5.7 Šematski prikaz uticaja odabira vrednosti L_{min} i L_{max} na kontrast i preslikavanje ulaznog opsega u odnosu na srednju sivu nijansu izlaznog opsega. 232

5.8 Primeri različitih snimaka dobijeni za iste vrednosti L_{min} i L_{max} (leva kolona) i odgovarajući histogrami sa krivama toniranja (desna kolona). 234

5.9 (leva kolona) Tonirani snimci dobijeni za iste vrednosti L_{min} i L_{max}, a različite vrednosti parmetara obrade (za gornji snimak korišćeno $\beta = 0$, za srednji $\beta = 0.5$ i za donji $\beta = 1$, za sve snimke korišćeno $Z = 1.8$) i (desna kolona) odgovarajući histogrami sa krivama toniranja. 235

5.10 (a) Snimak dobijen toniranjem gde su za granice uzeti minimum i maksimum vrednosti snimka i (b) histogram snimka sa krivom toniranja. (c) Snimak nakon toniranja gde su za granice uzete vrednosti za koje se zasititi 0.1 % piksela sa najnižim i najvišim vrednostima i (d) histogram snimka sa krivom toniranja. 237

5.11 Snimci dobijeni tako što su granice toniranja podešene da se zasiti 0.1 % piksela sa najnižim i najvišim vrednostima (leva kolona) i histogrami slika sa krivama toniranja (desna kolona). 238

5.12 (leva kolona) Snimci dobijeni tako što su granice toniranja podešene da se zasiti 0.1 % piksela sa najnižim i najvišim vrednostima i (desna kolona) histogrami slika sa krivama toniranja. Korišćeni su isti parametri obrade kao i za sliku 5.9 (za gornji snimak korišćeno $\beta = 0$, za srednji $\beta = 0.5$ i za donji $\beta = 1$, za sve snimke korišćeno $Z = 1.8$). . . 239

5.13 Primeri histograma na kojima su obeleženi izduženi krajevi. Radi lakšeg poređenja sa ostalim histogramima predstavljena je i kriva toniranja koja se dobija kada se zasiti 0.1 % piksela sa najnižim i najvišim vrednostima. 240

5.14 Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1%, za drugu na 0.5%, za treću na 1%, a za donju na 2% piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega. 241

5.15 Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 0.5 % piksela sa donje i 2.7 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona). 242

5.16 Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1 %, za drugu na 0.5 %, za treću na 1 %, a za donju na 2 % piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega. 246

5.17 Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 1.59 % piksela sa donje i 2 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona). 247

5.18 Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1 %, za drugu na 1 %, za treću na 2 %, a za donju na 4 % piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega. 248

5.19 Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 0.1 % piksela sa donje i 3.14 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona). 249

5.20 Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1 %, za drugu na 2 %, za treću na 4 %, a za donju na 6 % piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega. 250

5.21 Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 0.1 % piksela sa donje i 5.12 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona). 251

5.22 Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1 %, za drugu na 0.2 %, za treću na 0.4 %, a za donju na 0.6 % piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega. 252

5.23 Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 0.1 % piksela sa donje i 0.1 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona). 253

5.24 Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1 %, za drugu na 1 %, za treću na 3 %, a za donju na 5 % piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega. 254

5.25 Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 0.1 % piksela sa donje i 4.16 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona). 255

6.1 Primeri snimaka delova anatomije koji su korišćeni u evaluaciji: (a) abdomen, (b) pluća LAT, (c) pluća PA, (d) cervikalna kičma LAT, (e) šaka AP, (f) koleno AP, (g) lumbalna kičma LAT, (h) karlica AP, (i) rame AP i (i) torakalna kičma AP. Prikazani snimci obrađeni su multiplikativnim pristupom. 259

6.2 Razlika prosečnih ocena po kriterijumu prisustva šuma: (a) razlika između multiplikativnog i sigmoidalnog pristupa, (b) razlika između multiplikativnog pristupa i M2 algoritma i (c) razlika između M2 algoritma i sigmoidalnog pristupa. 266

6.3 Razlika prosečnih ocena po kriterijumu vidljivosti detalja: (a) razlika između multiplikativnog i sigmoidalnog pristupa, (b) razlika između multiplikativnog pristupa i M2 algoritma i (c) razlika između M2 algoritma i sigmoidalnog pristupa. 267

6.4 Primeri snimaka obrađenih sa (gornja vrsta) M2 algoritmom, (srednja vrsta) sigmoidalnim pristupom i (donja vrsta) multiplikativnim pristupom. Snimci obrađeni M2 algoritmom imaju ocenu 5 za prisustvo šuma, oni koji su obrađeni sa sigmoidalnim pristupom imaju ocenu 4, a sa multiplikativnim pristupom ocenu 3. Za M2 algoritam vidljivost detalja je na snimku karlice ocenjena sa 3, a na snimku ramena sa 2. Za sigmoidalni pristup vidljivost detalja je na snimku karlice ocenjena sa 4, a na snimku ramena sa 3. Za multiplikativni pristup vidljivost detalja je na oba snimka ocenjena je sa 5. 268

6.5 Razlika prosečnih ocena po kriterijumu kontrasta: (a) razlika između multiplikativnog i sigmoidalnog pristupa, (b) razlika između multiplikativnog pristupa i M2 algoritma i (c) razlika između M2 algoritma i sigmoidalnog pristupa. 270

6.6 Primeri snimaka obrađenih sa (leva kolona) M2 algoritmom i (desna kolona) multiplikativnim pristupom. Za multiplikativni pristup snimak abdomena dobio je bolju ocenu i za prisustvo šuma (4 prema 3), za vidljivost detalja (5 prema 2) i za kontrast (5 prema 4). Za M2 algoritam je snimak pluća dobio bolju ocenu i za prisustvo šuma (4 prema 3), za vidljivost detalja (5 prema 4) i za kontrast (5 prema 4). 271

6.7 Razlika prosečnih ocena po kriterijumu opšteg utiska: (a) razlika između multiplikativnog i sigmoidalnog pristupa, (b) razlika između multiplikativnog pristupa i M2 algoritma i (c) razlika između M2 algoritma i sigmoidalnog pristupa. 273

6.8 Primeri snimaka obrađenih sa M2 algoritmom (gornja vrsta), sigmoidalnim pristupom (srednja vrsta) i multiplikativnim pristupom (donja vrsta). Za tri posmatrane obrade (M2, sigmoidalni pristup, multiplikativni pristup) opšti utisak snimaka abdomena (leva kolona) ocenjen je sa: 2, 3 i 1, a snimaka kolena (desna kolona) ocenjen je sa: 4, 5 i 5. 275

6.9 Primeri snimaka obrađenih sa M2 algoritmom (gornja vrsta), sigmoidalnim pristupom (srednja vrsta) i multiplikativnim pristupom (donja vrsta). Za tri posmatrane obrade (M2, sigmoidalni pristup, multiplikativni pristup) opšti utisak za snimke torakalne kičme (leva kolona) ocenjen je sa 3, 4 i 5, a za snimke lumbalne kičme (desna kolona) ocenjen je sa 3, 4 i 5. 276

6.10 Primeri snimaka obrađenih sa M2 algoritmom (gornja vrsta), sigmoidalnim pristupom (srednja vrsta) i multiplikativnim pristupom (donja vrsta). Za tri posmatrane obrade (M2, sigmoidalni pristup, multiplikativni pristup) opšti utisak LAT snimaka pluća (leva kolona) ocenjen je sa: 4, 2 i 3, a za PA snimke pluća (desna kolona) ocenjen je sa: 5, 4 i 4. 277

6.11 Primeri snimaka obrađenih sa M2 algoritmom (gornja vrsta), sigmoidalnim pristupom (srednja vrsta) i multiplikativnim pristupom (donja vrsta). Za tri posmatrane obrade (M2, sigmoidalni pristup, multiplikativni pristup) opšti utisak snimaka šake (leva kolona) ocenjen je sa 4, 4 i 5, a za snimke cervikalne kičme (desna kolona) ocenjen je sa 4, 4 i 5. 278

7.1 Blok-šema multiveličinske obrade sa dodatnim koracima. 280

7.2 Primer snimka na kojem se uz ivicu anatomije uočava crni oreol. . . . 282

7.3 Histogram snimka na kojem se uz ivicu anatomije uočava crni oreol (a) i histogram nakon uklanjanja artefakta (b). 283

7.4 Primeri snimaka na kojem se uz ivicu anatomije uočava crni oreol. . . 284

7.5 (a) Primeri neobrađenog snimka i (b) binarne slike koja predstavlja direktno ozračeni deo snimka. 285

7.6 (leva kolona) Primer Gausove piramide neobrađenog snimka i (desna kolona) binarne piramide. Prva vrsta predstavlja prvi nivo piramide, duga vrsta predstavlja drugi nivo piramide itd. 286

7.7 (a) Snimak dobijen obradom definisanom u (7.5) i (b) isečak snimka. Isečak je na (a) obeležen belim pravougaonikom. Artefakt nastao naglom promenom obrade naglašen je strelicom na (b). 287

7.8 Primer krive slabljenja pojačanja. 288

7.9 Primer piramide slabljenja. Prva vrsta predstavlja prvi nivo piramide, duga vrsta predstavlja drugi nivo piramide itd. Bela boja predstavlja slabljenje od 1 (nema slabljenja), a najtamnija nijansa predstavlja slabljenje od p_{min}. 289

7.10 (a) Prvi nivo piramide slabljenja i (b) njen isečak. Isečak je na (a) obeležen sivim pravougaonikom. 290

7.11 (a) Snimak obrađen korišćenjem piramide slabljenja i (b) isečak. Isečak je na (a) obeležen belim pravougaonikom. 290

7.12 Primeri snimaka na kojem se uz ivicu anatomije ne uočava crni oreol. 291

7.13 Primeri neobrađenih snimaka (leva kolona) i njihovi histogrami (desna kolona). 292

7.14 Primeri neobrađenih snimaka (leva kolona) i njihovi histogrami (desna kolona). 293

7.15 (gore) Kriva slabljenja za prvu grupu (šake, ručni zglobovi, tj. tanje anatomije) i (dole) drugu grupu snimaka (stopala, pete, kolena, tj. deblje anatomije). 295

7.16 Neobrađeni snimak pete (gore), njegov histogram (sredina) i slabljenje pojačanja za prvi nivo Laplasove piramide (dole). Na sliku slabljenje dodat je crni okvir da bi se razlikovala od pozadine. 296

7.17 Primer snimka pete bez uklanjanja artefakta (a) i sa uklanjanjem artefakta (b). Na (b) se ne primećuje značajno smanjenje artefakta. Primer snimka pete bez uklanjanja artefakta (c) i sa uklanjanjem artefakta (d). Na (d) se uočava značajno smanjenje artefakta. 297
7.18 Primer snimka torakalne kičme koji sadrži deo zaštićen kolimatorom i direktno ozračeni deo. Nad prikazanim snimkom upotrebljena je logaritamska kompresija opsega da bi se povećala vidljivost struktura. . . 300
7.19 Apsolutne vrednosti koeficijenata prvog nivoa Laplasove piramide dobijene dekompozicijom snimka prikazanog na slici 7.18. Niske vrednosti su prikazane tamnim nijansama (crno predstavlja nulu), a visoke vrednosti su prikazane svetlim nijansama (što je nijansa svetlija vrednost je viša). 301
7.20 Vrednost piksela središnje horizontalne linije i odgovarajućih koeficijenata Laplasove piramide za snimak prikazan na slici 7.18. Vrednosti ordinate su preskalirane tako da odgovaraju signalu na datom nivou da bi se lakše uočila relativna promena aktivnosti. 301
7.21 Binarna slika KNV za prvi nivo Laplasove piramide određena na osnovu binarne slike M_3. Originalni snimak prikazan na slici 7.18. 302
7.22 Zavisnost procenta piksela detektovanih kao KNV od vrednosti praga T.306
7.23 Zavisnost prosečnog SSIM od vrednosti praga T. 307
7.24 Veza prosečnog SSIM i procenta piksela detektovanih kao KNV. . . . 308

Tabele

3.1 Prosečno povećanje PSNR koje se dobija upotrebom RAD u odnosu na AD na skupu od 500 slika nakon 3 iteracije. Varijansa šuma postavljena je na $\sigma_N^2 = 400$. 61

3.2 Prosečno povećanje PSNR koje se dobija upotrebom RAD u odnosu na AD na skupu od 500 slika nakon 3 iteracije. Korišćeno je $\lambda = 0.15$. 61

3.3 Prosečno povećanje SSIM koje se dobija upotrebom RAD u odnosu na AD na skupu od 500 slika nakon 3 iteracije. Varijansa šuma postavljena je na $\sigma_N^2 = 400$. 62

3.4 Prosečno povećanje SSIM koje se dobija upotrebom RAD u odnosu na AD na skupu od 500 slika nakon 3 iteracije. Korišćeno je $\lambda = 0.15$. . . 62

4.1 Ekvivalentna veličina piksela za različite nivoe Laplasove piramide. Veličina izražena u milimetrima. 184

5.1 Procenti zasićenih piksela sa donje i gornje strane opsega vrednosti za različite anatomije. 245

6.1 Delovi anatomije i akcenat prilikom analize. 260

6.2 Prosečna ocena algoritama obrade po grupi anatomskih snimaka na osnovu PRISUSTVA ŠUMA. Na dnu tabele rezultati su prikazani grafički. 264

6.3 Prosečna ocena algoritama obrade po grupi anatomskih snimaka na osnovu VIDLJIVOSTI DETALJA I OŠTRINE. Na dnu tabele rezultati su prikazani grafički. 265

6.4 Prosečna ocena algoritama obrade po grupi anatomskih snimaka na osnovu KONTRASTA SNIMKA. Na dnu tabele rezultati su prikazani grafički. 269
6.5 Prosečna ocena algoritama obrade po grupi anatomskih snimaka na osnovu OPŠTEG UTISKA. Na dnu tabele rezultati su prikazani grafički. 272
6.6 Prosečne ocene algoritama obrade po različitim kriterijumima. 274

Skraćenice

AD Anizotropska difuzija

AP Anteroposterior

AWGN Aditivni beli Gausov šum

BF Bilateralni filtar

CR Kompjuterizovana radiografija

DR Digitalna radiografija

DWT Diskretna vejvlet transformacija

GF Navođeno filtriranje

GGTU Generalizovana geodetska transformacija udaljenosti

HDC Hijerarhijska diskretna korelacija

HVS Ljudski sistem vida

LAT Lateralno

M2 MUSICA 2

NF Niskofrekvencijsko

PA Posteroanterior

PSNR Odnos vršne vrednosti signala i šuma

RAD Rekurzivna anizotropska difuzija

SNR Odnos snage signala i šuma

SSIM Indeks strukturne sličnosti

UM Neoštro maskiranje

VF Visokofrekvencijsko

Glava 1

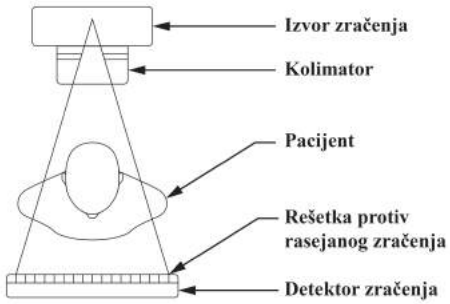
Uvod

Medicinsko snimanje (engl. *Medical Imaging*) u širem smislu može se definisati kao proces koji obuhvata i akviziciju i medicinsku analizu snimaka ljudske anatomije [1]. U ovoj tezi medicinsko snimanje posmatraće se u užem smislu kao proces akvizicije snimaka, dok će se njihova analiza posmatrati kao povod za njihov nastanak. Drugim rečima, medicinsko snimanje je proces akvizicije snimka koji za cilj ima da prikaže ljudsku anatomiju radi analize strukture, oblika i funkcije tkiva i organa u dijagnostičke svrhe ili svrhe medicinske intervencije.

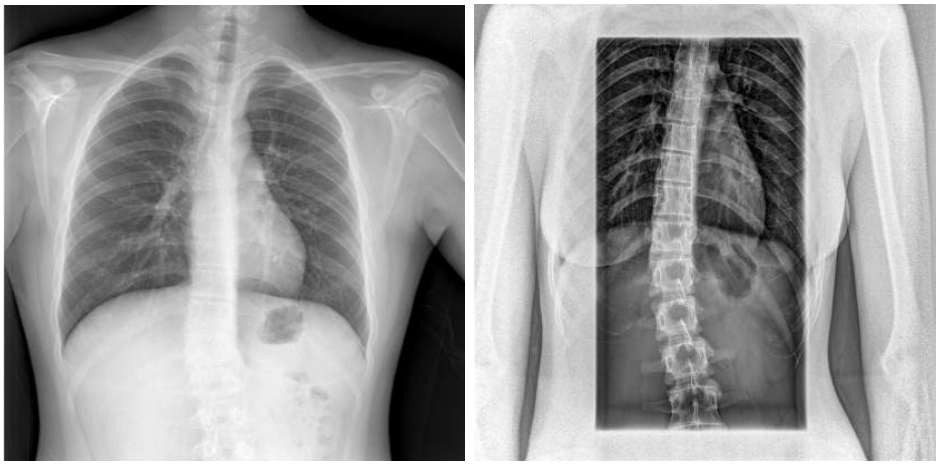
Radiografski snimci čine grupu medicinskih snimaka koji nastaju upotrebom rendgenskih zraka [2]. Šematski prikaz radiografskog snimanja [3] prikazan je na slici 1.1. Kolimator predstavlja sastavni deo radiografskih sistema i koristi se da bi se zračenje fokusiralo samo na deo anatomije koji je potrebno snimiti. Cilj korišćenja kolimatora je smanjenje količine zračenja koju će pacijentovo telo apsorbovati. Primer snimaka dobijenih sa i bez ograničavanja polja zračenja prikazan je na slici 1.2.

Rendgenski zraci se prilikom snimanja propuštaju kroz telo pacijenta i posledično slabe. Informacija o anatomiji kroz koju su zraci prošli dobija se na osnovu intenziteta zraka. Snimci nastali beleženjem vrednosti ovih zraka predstavljaju projekciju delova anatomije na ravan koja se nalazi iza njih.

Prilikom prolaska kroz snimanu anatomiju fotoni se rasejavaju usled Komptonovog efekta. Fotoni koji se budu rasejali u pravcu detektora uticaće na intenzitet detektovanog zračenja. Pošto se informacije o anatomiji dobijaju na osnovu zračenja



Slika 1.1. Šematski pirkaz radiografskog snimanja.

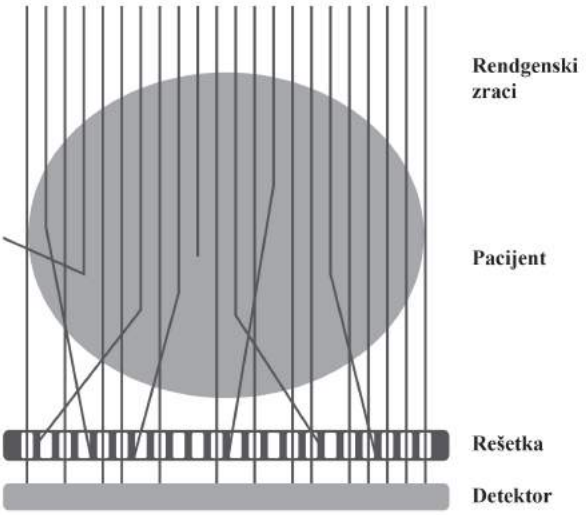


(a) (b)

Slika 1.2. Primer snimka (a) bez i (b) sa fokusiranjem polja zračenja.

koje predstavlja njihovu projekciju, rasejano zračenje će predstavljati dodatak na intenzitet zračenja, a da pri tome nije direktno prošlo kroz anatomiju te ne predstavlja koristan signal jer ne odražava gustinu anatomije na putu od izvora do detektora. Rasejano zračenje moguće je ukloniti korišćenjem rešetke protiv rasejanog zračenja (slika 1.3). Rešetka se sastoji od paralelnih lamela napravljenih od materijala nepropusnog za rendgenske zrake. Zraci koji će direktno proći kroz anatomiju (uspravni zraci na slici 1.3) mogu do detektora doći između dve susedne lamele, dok će zraci koji kroz anatomiju nisu prošli direktno (zraci koji su skrenuli sa pravolinijske putanje) biti apsorbovani od strane lamela [4].

U klasičnoj radiografiji za beleženje intenziteta zračenja koristi se radiografski film. U okviru kompjuterizovane radiografije (engl. *Computed radiography* - CR)

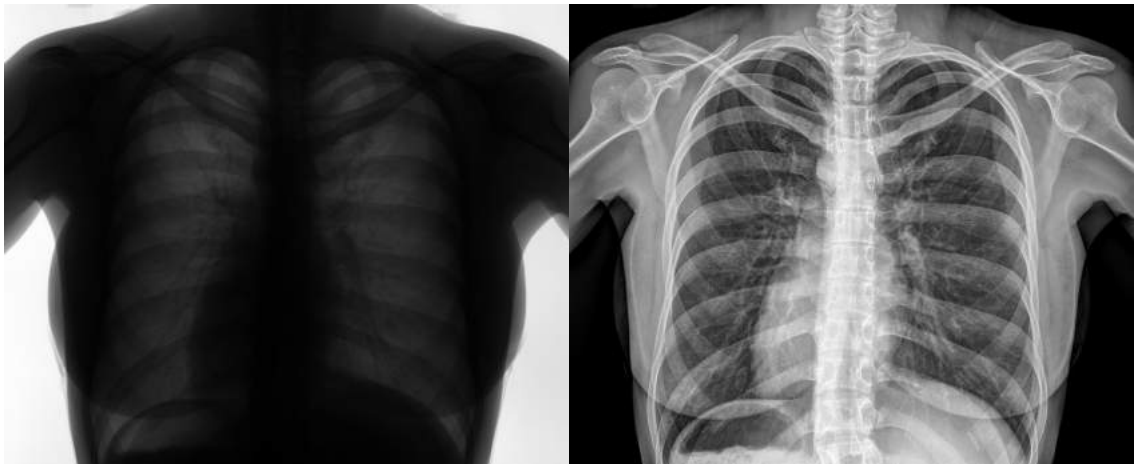


Slika 1.3. Šematski prikaz upotrebe rešetke protiv rasejanog zračenja.

snimak se dobija iščitavanjem informacija o zračenju koje su sačuvane u okviru fosforne kasete, kojom se zamenjuje radiografski film. Kod digitalne radiografije (engl. *digital radiography* - DR), film se zamenjuje detektorom koji sliku direktno daje u digitalnoj formi. Savremeni digitalni detektori imaju visoku rezoluciju (oko 0.15 mm za dijagnostičku radiografiju, a čak i do oko 0.04 mm za mamografiju), daju snimke koji su veoma veliki (oko 9 megapiksela za dijagnostičku radiografiju [5] i 12 do 25 megapiksela za mamografiju, zavisno od veličine detektora [6]), a čiji pikseli imaju velik opseg vrednosti (4096 do 65536 vrednosti [7]). Primer sirovog (neobrađenog) snimka dobijenog direktno sa detektora zračenja prikazan je na slici 1.4 (a). Digitalni detektori zračenja imaju odziv koji je linearno proporcionalan primljenoj količini zračenja [8] zbog čega imaju slab kontrast i lošu vidljivost detalja čime je medicinska upotreba sirovih snimaka izuzetno ograničena.

Digitalna obrada medicinskih snimaka usko je povezana sa svrhom medicinskog snimanja i predstavlja poboljšanje i olakšanje medicinske analize snimaka. Izgled sirovog snimka nakon obrade jednim od algoritama koji predstavlja ključnu temu ove teze prikazan je na slici 1.4 (b).

Prednosti upotrebe digitalnih tehnologija u oblasti radiografskog snimanja ukratko su navedene u poglavlju 1.1. Ciljevi obrade radiografskih snimaka predstavljeni su u



(a) (b)

Slika 1.4. (a) Primer sirovog snimka koji se dobija od detektora i (b) digitalno obrađene verzije istog.

poglavlju 1.2. U poglavlju 1.3 navodi se motivacija za istraživanje i definišu se njegovi ciljevi. Organizacija teze iznesena je u poglavlju 1.4.

1.1 Prednosti digitalne obrade radiografskih snimaka

Upotreba digitalnih tehnologija u medicinskom snimanju donosi određene prednosti:

- Mogućnost digitalne obrade snimaka.
- Digitalnim arhivama moguće je pristupiti putem računara čime se skraćuje vreme potrebno za pronalaženje arhiviranih snimaka.
- Pošto je snimak dostupan u digitalnom obliku, razmena snimaka između osoblja u okviru jedne ili više medicinskih ustanova moguća je elektronskim putem čime je olakšana i ubrzana u odnosu na fizički transport.
- Omogućeno je lako pronalaženje snimaka koji su povezani sa određenim pacijentom. Pošto je svim snimcima moguće pristupiti sa jednog mesta; u isto vreme olakšano je i praćenje medicinske istorije pacijenta.

- Postojanje redundantnih arhiva sa ciljem sprečavanja trajnog gubitka podataka u slučaju kvara ili oštećenja digitalnog medijuma obezbeđuje trajno čuvanje snimaka.

- Digitalno zapisani medicinski snimci ne zahtevaju fizički prostor za skladištenje što omogućava racionalnije iskorišćenje bolničkog prostora.

- Oštećenja snimaka usled lošeg održavanja ili transporta nisu moguća.

Bitnu prednost upotrebe digitalnih tehnologija u medicinskom snimanju predstavlja mogućnost digitalne obrade snimaka. Iako su glavni ciljevi obrade poboljšanje i olakšanje medicinske analize zajednički za obradu svih snimaka, specifični ciljevi obrada vezanih za pojedine vrste snimaka ne moraju biti isti (npr. obrada ultrazvučnog naspram fluoroskopskog snimka). Na sličan način, prednosti koje digitalna obrada nudi vezane su za vrstu snimaka koji se obrađuju, te će ovde, zbog povezanosti sa temom, biti nabrojane neke prednosti koje su vezane za (ali ne i nužno samo za) obradu radiografskih snimaka:

- Upotreba digitalnih detektora u radiografiji omogućava digitalnu obradu snimaka umesto hemijske obrade radiološkog filma čime se vreme potrebno da se dobije obrađeni snimak skraćuje sa perioda od nekoliko minuta na period od nekoliko sekundi.

- Digitalna obrada omogućava korekciju izgleda snimaka koji nisu adekvatno snimljeni, odnosno korekciju snimaka kod kojih nije upotrebljena adekvatna doza zračenja („podzračeni" ili „prezračeni" snimci) [9].

- Kontrast i tonska skala digitalnih snimaka više ne zavise od upotrebljene doze zračenja, te ih je moguće podesiti tako da delove anatomije koji su relevantni za posmatranje budu istaknuti. Da bi se ova prednost iskoristila potrebna je dodatna obuka kliničkog osoblja [9]. Nezavisnost tonske skale od doze zračenja može se iskoristiti za smanjenje doze prilikom snimanja [10]. Međutim, nezavisnost tonske skale može da ima i kontra efekat pošto može dovesti do neželjenog

nehotičnog povećanja doze usled nedostatka vizuelne kontrole (kod upotrebe radiografskog filma snimak je tamniji ako je doza veća). Zbog ovoga se upotreba indikatora doze [11] (brojna vrednost koja oslikava količinu zračenja koju je detektor primio) navodi kao neophodnost [12].

- Digitalna obrada omogućava posebne obrade snimaka koje su prilagođene specifičnim problemima i zadacima u dijagnostici. Primer je obrada koja je specifično namenjena za analizu položaja cevčica i kablova (engl. *tubes and lines*) u ljudskom telu [13] ili obrada koja je namenjena za analizu pneumotoraksa [14].

- Tehnike zasnovane na kombinovanju više snimaka upotrebom digitalnih tehnika unapređene su u odnosu na analogne pristupe. Kvalitet snimaka nastalih snimanjem sa dve energije (engl. *Dual-Energy Radiography*) je poboljšan [15], a pokazano je da upotreba ovakvih snimaka doprinosi detekciji promena na plućima [16]. Razvile su se i tehnike koje su vezane za digitalne tehnologije kao što su digitalna subtraktivna angiografija (engl.*Digital subtraction angiography*) i digitalna mamografija sa dve energije (engl. *Dual-Energy digital mammography*).

- Kompjuterski potpomognuto uspostavljanje dijagnoze (engl. *Computer-aided diagnosis*) moguće je samo uz upotrebu digitalnih tehnologija.

Upotreba digitalnih tehnologija u radiografiji donela je i neke specifične probleme:

- Digitalna obrada omogućila je automatsku detekciju polja kolimacije [17–21]. U slučajevima kada ova automatska detekcija zakaže, postoji mogućnost neželjenog zatamnjivanja delova snimaka na kojima je prikazan koristan deo anatomije pacijenta [22]. Artefakt je moguće ukloniti pomoću ručnog određivanja polja kolimacije i ponovne obrade snimka.

- Rešetka protiv rasejanog zračenja postavlja se između pacijenta i detektora da bi se suzbilo rasejano zračenje izazvano telom pacijenta. Međutim, u slučajevima kada se pacijenti snimaju na bolničkom krevetu, sam krevet se nalazi iza

rešetke (u odnosu na putanju zraka od izvora do detektora), te rasejano zračenje koje proizvodi krevet ne može biti ublaženo rešetkom. Ovo nepoželjno rasejano zračenje registruje se na snimcima kao slika projekcije elektronskih komponenti samog detektora. Upotreba olovnih ploča koje se postavljaju sa donje strane detektora eliminiše ovakve artefakte [23].

- Prilikom upotrebe rešetke protiv rasejanog zračenja može doći do pojave prugastih artefakata izazvanih alijasingom [24]. Ovaj artefakt je moguće predupredити upotrebom rešetke protiv rasejanog zračenja čija frekvencija (perioda, razmak između lamela koje čine rešetku) u kombinaciji sa rezolucijom detektora neće rezultovati alijasingom [24]. U literaturi su ponuđena i rešenja za uklanjanje artefakta rešetke koja su zasnovana na digitalnoj obradi [25–29].

- Kada je vremenski interval između uzastopnih snimanja nedovoljan za relaksaciju detektora, može doći do očitavanja zaostalog signala. U ovakvim slučajevima se na snimku uočavaju detalji sa jednog ili više prethodnih snimaka što može da omete dijagnostički proces [23]. Ovakvi detalji nazivaju se duhovima (engl. *ghosting*). U [23] se navodi da proizvođači detektora imaju rešenja da ublaže ovakav artefakt, ali se takođe navodi da rešenja ne uspevaju uvek da ga uklone u potpunosti, te se nude preporuke kako da se ovakvi artefakti izbegnu ili ublaže.

- Digitalna obrada snimaka može sama po sebi da proizvede artefakte (neželjene strukture u snimku). Preterano pojačanje detalja i kontrasta može da dovede do artefakata kao što su neprirodan izgleda snimaka ili stvaranje struktura koje ne odgovaraju ljudskoj anatomiji [22, 24]. Za više detalja o artefaktima obrade i o načinima za njihovo uklanjanje pogledati poglavlje 7.2.

1.2 Obrada radiografskih snimaka

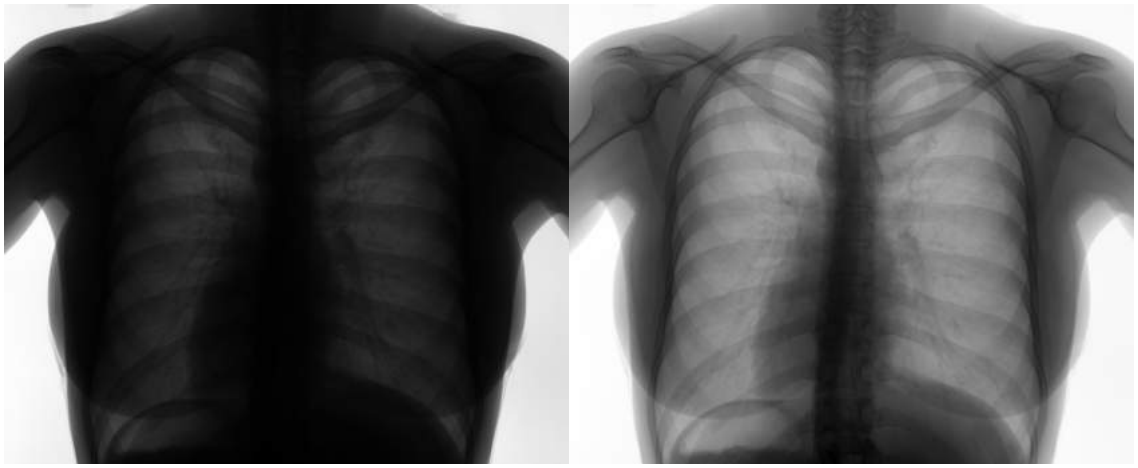
Sirovi snimak potrebno je obraditi da bi se prilagodio za prikazivanje radiolozima (pogledati sliku 1.4). Osnovni koraci digitalne obrade radiografskih snimaka (ne mo-

raju se nužno sprovesti navedenim redosledom, zavisi od dizajna algoritma) su [30]:

- uklanjanje šuma,
- kompresija dinamičkog opsega,
- poboljšanje detalja,
- poboljšanje kontrasta i
- podešavanje tonske skale.

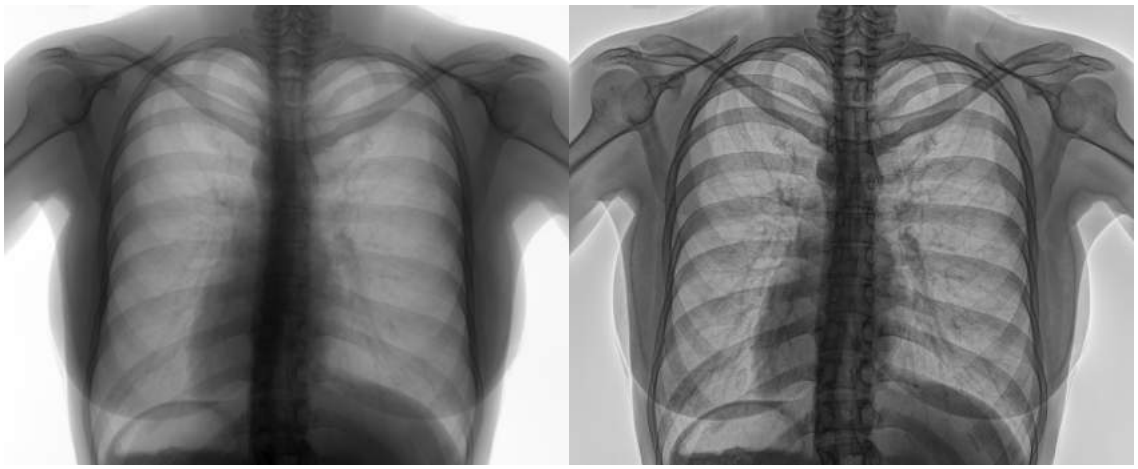
Uklanjanje šuma podrazumeva smanjenje uticaja kvantnog i elektronskog šuma na kvalitet snimka. Kompresija dinamičkog opsega je korak obrade snimka koji za cilj ima smanjenje globalnog kontrasta između regiona snimka koji odgovaraju malim i velikim očitanim dozama. Kompresija dinamičkog opsega je neophodna kako bi se prevazišla činjenica da digitalni radiografski snimci imaju dinamički opseg (4,096 do 65,536 nijansi [7]) koji prevazilazi broj nijansi sive boje koje uređaji za prikaz snimaka (dijagnostički monitori) mogu da prikažu (1024 [7]). Slika 1.5 prikazuje snimak pre i posle kompresije dinamičkog opsega. Sa slike se uočava da je vidljivost anatomskih struktura (tamni deo snimka) značajno poboljšana. Snimci su prikazani u pozitivu (svetlija nijansa predstavlja viši intenzitet piksela) pošto je odziv detektora srazmeran količini primljenog zračenja te se pikselima koji predstavljaju veću količinu zračenja dodeljuje veće vrednosti. Snimci u tezi će mahom biti prikazivani u pozitivu (ponekad će zbog lakšeg uočavanja detalja biti prikazani u negativu) pošto se tako dobijaju od detektora i obrađuju se u istoj formi, ali je istorijska praksa da se obrađeni rendgenski snimci prikazuju u negativu.

Poboljšanje detalja podrazumeva poboljšanje njihove vidljivosti sa ciljem isticanja finih anatomskih struktura pošto one potencijalno mogu biti malignog karaktera. Poboljšanje kontrasta je adaptivni proces koji se koristi za balansiranje lokalnog kontrasta, odnosno za uspostavljanje ravnoteže između struktura sa jakim i slabim lokalnim kontrastom. Cilj poboljšanja kontrasta je bolja vizualna predstava anatomskih struktura, odnosno isticanje onih koje su slabije vidljive. Poboljšanje lokalnog kontrasta



(a) (b)

Slika 1.5. Primer (a) neobrađenog snimka i (b) snimka nakon kompresije dinamičkog opsega.

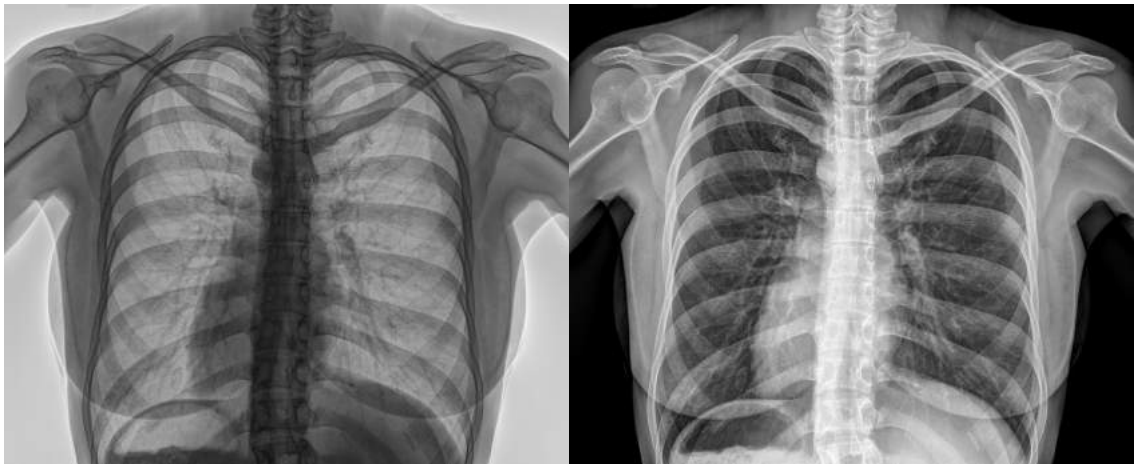


(a) (b)

Slika 1.6. Primer snimaka sa kompresovanim dinamičkim opsegom (a) pre i (b) nakon pojačanja detalja i poboljšanja kontrasta.

može se upariti sa smanjenjem globalnog kontrasta da bi se dodatno naglasile lokalne strukture. Slika 1.6 prikazuje primer snimka sa komprimovanim opsegom pre i nakon pojačanja detalja i poboljšanja kontrasta.

Podešavanje tonske skale je korak obrade koji se koristi za krajnje podešavanje dinamičkog opsega koji će biti dodeljen različitim anatomskim strukturama. Ovim korakom se omogućava da se neke anatomske strukture istaknu na uštrb vidljivosti manje bitnih delova snimka, poput pozadine. Pored prethodnog, u okviru podešavanja



(a) (b)

Slika 1.7. Primer snimaka nakon pojačanja detalja i poboljšanja kontrasta (a) pre i (b) nakon podešavanja tonske skale.

tonske skale se nad vrednostima piksela snimka primenjuje i operacija inverzije čime se visokim vrednostima piksela dodeljuju tamne nijanse na snimku što za rezultat ima dobijanje uobičajenog izgleda rendgenskog snimka (crna pozadina, bele kosti). Slika 1.7 prikazuje snimak pre i posle podešavanja tonske skale.

Prethodno navedeni osnovni koraci obrade mogu biti dopunjeni nekim dodatnim koracima koji su posvećeni specifičnim problemima kao što su: detekcija i uklanjanje artefakta rešetke protiv rasejanog zračenja, uklanjanje artefakata obrade, uklanjanje duhova itd.

1.3 Ciljevi istraživanja

Pristupi dostupni u literaturi (glava 2) analiziraju samo neke od navedenih koraka obrade radiografskih snimaka, dok bi sistem koji će snimak obraditi od početnog stanja do stanja za prikazivanje lekaru trebalo da omogući sve korake obrade navedene u poglavlju 1.2. Nadalje, svaki od koraka u manjoj ili većoj meri utiče na ostale delove procesa obrade što nalaže potrebu za detaljnom analizom međuzavisnosti.

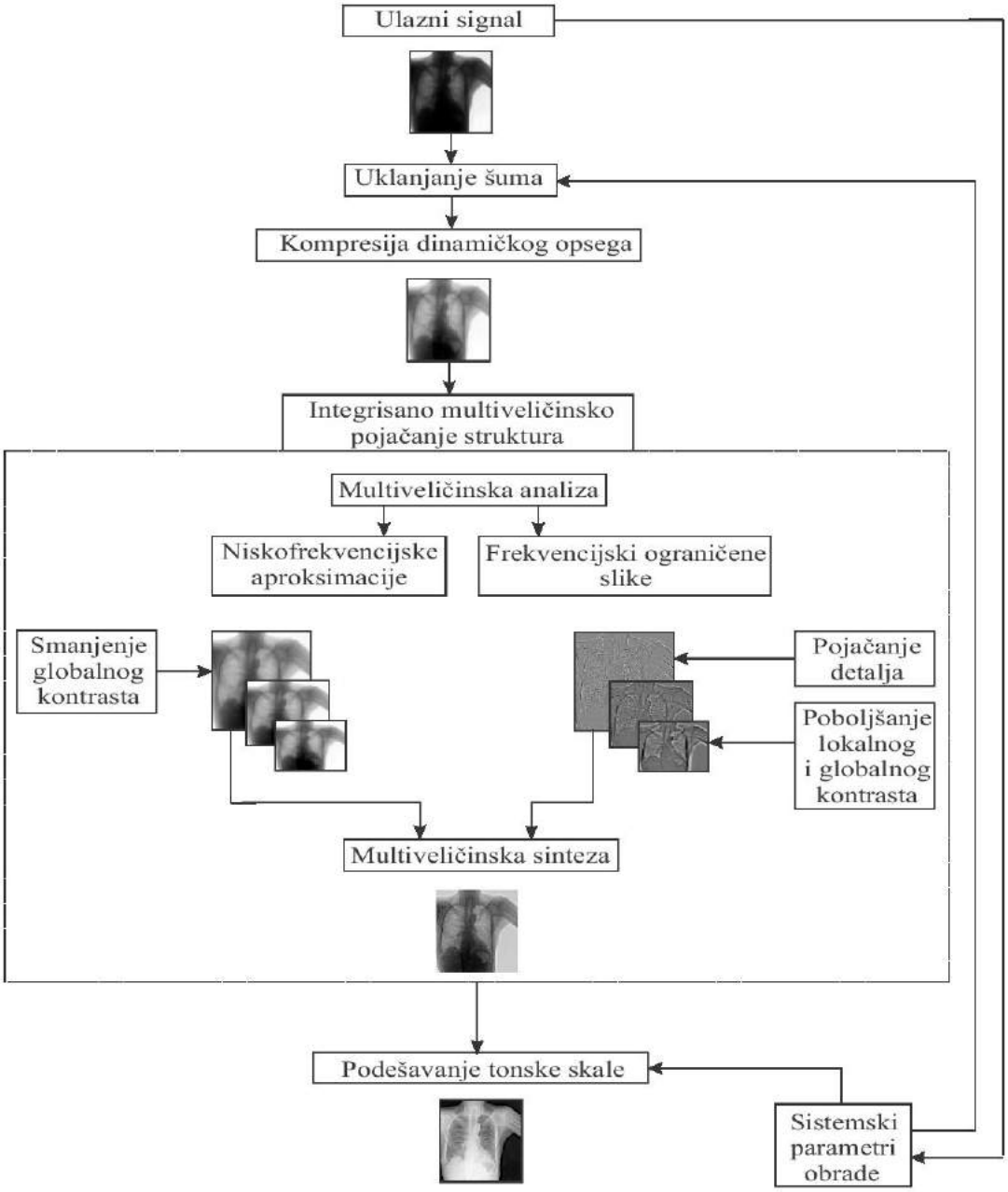
Uobičajen način za postizanje poboljšanja kontrasta je nelinearno preslikavanje koeficijenata dobijenih multiveličinskom analizom snimaka. Nelinearna priroda samog

procesa za posledicu ima stvaranje artefakata obrade poput efekta oreola (engl. *halo effect*) [24], prebačaja i podbačaja (promena vrednosti piksela van početnih granica), i inverzije gradijenata [31]. Ovakvi artefakti su urođeni za pristupe obradi zasnovane na multiveličinskoj analizi [32]. Neka od rešenja za ovaj problem predstavljaju Laplasova piramida koja je osetljiva na prisustvo ivica [33], kao i korekcija artefakata putem linearnog programiranja [31]. Međutim, navedeni pristupi ne nude odgovor na ostala pitanja vezana za obradu te je u okviru jednog sistema za obradu radiografskih snimaka potrebno analizirati i mogućnost uklanjanja artefakata nastalih obradom.

Cilj istraživanja koje je predstavljeno u tezi je razvoj algoritamskog okvira za integrisanu multiveličinsku obradu radiografskih snimaka koji omogućava:

- obradu snimka koja obuhvata sve korake obrade navedene u poglavlju 1.2, a da se pri tome obrada kontroliše što manjim brojem parametara,
- ispitivanje međuzavisnosti različitih delova procesa obrade,
- analizu celokupnog procesa obrade radi dodatnih poboljšanja,
- uklanjanje artefakata nastalih obradom, kao i
- analizu mogućeg skraćenja vremena potrebnog za obradu snimaka.

Blok-šema algoritamskog okvira koji je razvijen i korišćen u tezi prikazana je na slici 1.8. Kao što se primećuje, algoritamski okvir se sastoji od serije koraka te je smanjenje broja parametara kojima se kontroliše obrada značajno radi jednostavnosti upotrebe. Ovi parametri na blok-šemi su obeleženi kao sistemski parametri. Oni predstavljaju skup parametara koji se menjaju u zavisnosti od tipa snimljene anatomije i unapred su određeni. Na primer, za obradu snimaka ruke koriste se jedni parametri, dok se za obradu snimaka lumbalne (trupne) kičme koriste drugačiji parametri.



Slika 1.8. Blok-šema algoritamskog okvira.

1.4 Organizacija teze

Poglavlje 2 iznosi pregled literature vezane za obradu radiografskih snimaka. Obrazloženi su glavni principi obrade predloženi u različitim publikacijama, a koji predstavljaju teorijsku podlogu istraživanja izloženog u tezi.

Analiza uticaja sistemskih parametara koji su povezani sa određenim koracima obrade biće iznesena u poglavljima koja su posvećena tim koracima obrade.

Prvi korak obrade u okviru algoritamskog okvira je uklanjanje šuma sa ulaznog neobrađenog snimka. U poglavlju 3 izneseni su detalji algoritma za uklanjanje šuma, koji je originalno delo kandidata, i prikazani su i analizirani dobijeni rezultati. Analizirana je i upotrebljivost pristupa u obradi slika koje nisu medicinskog karaktera.

Sledeći korak u obradi radiografskih snimaka je kompresija globalnog opsega. Ovaj korak se, pored uklanjanja šuma, može smatrati predobradom u odnosu na multiveličinsku analizu snimka te je obrazložen u poglavlju 3 koje je posvećeno predobradi snimaka. Originalni doprisnos disertacije jeste modifikacija logaritamske krive koja se koristi za kompresiju.

Kao što se sa blok-šeme vidi, glavni deo predloženog algoritamskog okvira je integrisana multiveličinska obrada snimka koja objedinjuje analizu snimka, različite korake obrade i sintezu obrađenog snimka. Poglavlja 4 do 7 opisuju prethodno navedene korake obrade i iznose zaključke o mogućem poboljšanju i ubrzanju koji su izvedeni na osnovu integrisane obrade.

Poglavlje 4 iznosi detalje vezane za multiveličinsku analizu snimka, pojačanje detalja, poboljšanje kontrasta i sintezu krajnjeg obrađenog snimka. Analiza koja je korišćena u okviru razvijenog algoritamskog okvira razlaže snimak u kaskadu niskofrekvencijskih aproksimacija polaznog snimka i u kaskadu frekvencijski ograničenih, odnosno pojasnih slika (predstavljaju jedan frekvencijski pojas). Slike u kaskadi su različitih veličina, odnosno svaka sledeća ima četiri puta manje piksela (dva puta je manja po svakoj dimenziji). Pokazano je da se pojačanje detalja snimka i poboljšanje lokalnog kontrasta može postići preko manipulacije vrednosti pojasnih slika, dok se smanjenje globalnog kontrasta postiže manipulacijom najmanje niskofrekven-

cijske slike (poslednje u kaskadi). Originalni doprinos disertacije jesu dva predložena pristupa za integrisano poboljšanje vidljivosti anatomskih struktura.

Podešavanje tonske skale predstavlja poslednji korak u obradi snimka. U pogledu celokupnog algoritamskog okvira, ovaj korak obrade može se smatrati postobradom multiveličinski obrađenog snimka i obrazložen je u poglavlju 5. Originalni doprinos disertacije jeste predloženo automatsko podešavanje granica tonske skale.

Evaluacija kvaliteta radiografskih snimaka obrađenih predloženim algoritamskim okvirom iznesena je u poglavlju 6.

U poglavlju 7 obrazloženi su koraci obrade koji se mogu iskoristiti za dodatno poboljšanje snimaka i ubrzanje obrade. Analiziran je sadržaj niskofrekvencijskih aproksimacija snimka koji se može iskoristiti za procenu lokacija potencijalnih artefakata obrade. Na osnovu ove procene delovi multiveličinske obrade koji se odnose na pojačanje detalja i poboljšanje kontrasta (i globalnog i lokalnog) mogu se prilagoditi sadržaju snimaka čime se ublažavaju artefakti obrade. Analizirana je i mogućnost promene manipulisanja pojasnih slika radi ubrzanja obrade. Ova analiza je takođe zasnovana na korišćenju sadržaja niskofrekvencijskih aproksimacija snimka. I pristup za ublažavanje artefakata, i pristup za ubrzanje obrade predstavljaju originalni doprinos disertacije.

U poglavlju 8 izneseni su zaključci istraživanja predstavljenog u tezi i definisani pravci mogućeg daljeg istraživanja u ovoj oblasti.

Neki snimci prikazani u tezi prikazuju fine promene u izgledu obrađenih snimaka te se predlaže čitanje teze u digitalnom obliku radi lakšeg uočavanja razlika između snimaka.

Glava 2

Pregled literature

2.1 Uvod

Istraživanje koje je izneseno u ovoj tezi je orijentisano ka objedinjenom posmatranju obrade radiografskih snimaka. Međutim, kao što je navedeno u poglavlju 1.2, obrada se može razložiti na nekoliko osnovnih koraka koji su bili izučavani u prethodnim decenijama. Stoga, u ovom poglavlju iznose se principi i ideje iz literature koji su uticali, kako na razvoj obrade radiografskih snimaka, tako i na celokupnu oblast digitalne obrade slike.

Uklanjanje šuma sa slika je problem koji je star koliko i digitalna obrada slike. U poglavlju 2.2 su izneti principi uklanjanja šuma, kao i rešenja koja su ponuđena specifično za radiografske snimke.

Počevši od devedesetih godina dvadesetog veka, digitalna obrada radiografskih snimaka doživela je značajan pomak zbog upotrebe multiveličinskih pristupa. Prednosti ovakvih pristupa bile su prepoznate i od industrijske i od naučne zajednice. Kasniji razvoj multiveličinske paradigme ponudio je naprednija rešenja u budućim decenijama. U poglavlju 2.3 naveden je pregled relevantne literature vezane za multiveličinsku obradu. U potpoglavlju 2.3.3 navedeni su multiveličinski pristupi koji su osmišljeni specifično za medicinske snimke.

2.2 Uklanjanje šuma

Prisustvo šuma na radiografskim snimcima ometa dijagnostički proces pošto otežava analizu finih anatomskih detalja, odvlači pažnju radiologu i time usporava celokupni proces medicinske analize snimaka [22]. Na osnovu prethodnog se jednostavno zaključuje da uklanjanje šuma mora da predstavlja jedan od koraka u obradi radiografskih snimaka.

Različiti pristupi mogu se koristiti za uklanjanje šuma sa radiografskih snimaka. Najjednostavniji bi bio linearni prostorno invarijantni pristup poput dobro poznatog Gausovog ili Vinerovog (engl. *Wiener*) [34] filtra. Kod linearnih pristupa pretpostavlja se da šum predstavlja stohastičku fluktuaciju vrednosti piksela oko njegove stvarne vrednosti:

$$I(x,y) = I_r(x,y) + n(x,y) \tag{2.1}$$

gde I predstavlja izmerenu (zašumljenu) vrednost piksela, I_r predstavlja njegovu stvarnu vrednost, x i y su prostorne koordinate, a n predstavlja šum. Koordinata x uzima vrednost iz skupa $\{0, 1, ..., P-1\}$, a koordinata y iz skupa $\{0, 1, ..., Q-1\}$, gde P predstavlja širinu, a Q visinu slike izraženu u pikselima. Uobičajena pretpostavka jeste da šum ima Gausovu raspodelu sa srednjom vrednosti nula i da su $n(x,y)$, za svako (x,y), nezavisne slučajne promenljive sa istom raspodelom (engl. *independent and identically distributed* - i.i.d.). Ako se pretpostavi da se vrednosti piksela u prostoru menjaju sporo (što jeste slučaj kod piksela realnih slika), aritmetička sredina vrednosti piksela u susedstvu N_{xy} oko (x,y) je:

$$\begin{aligned} &\frac{1}{M} \sum_{(i,j)\in N_{xy}} I(x+i, y+j) = \\ &= \frac{1}{M} \sum_{(i,j)\in N_{xy}} I_r(x+i, y+j) + \frac{1}{M} \sum_{(i,j)\in N_{xy}} n(x+i, y+i) \approx \\ &\approx I_r(x,y) + \frac{1}{M} \sum_{(i,j)\in N_{xy}} n(x+i, y+i) \end{aligned} \tag{2.2}$$

gde je M broj piksela u susedstvu. Varijansa aritmetičke sredine i.i.d. slučajnih

promenljivih $n(x+i, y+i), (i,j) \in N_{xy}$, je:

$$var\{\frac{1}{M}\sum_{(i,j)\in N_{xy}} n(x+i,y+i)\} = \sum_{(i,j)\in N_{xy}} var\{\frac{n(x+i,y+i)}{M}\} = \frac{\sigma_n^2}{M} \tag{2.3}$$

gde je $var\{\cdot\}$ operator varijanse, a σ_n^2 predstavlja vrednost varijanse šuma. Na osnovu prethodnog zaključuje se da zamena vrednosti piksela aritmetičkom sredinom susedstva približno daje stvarnu vrednost piksela pošto se varijansa šuma smanjuje sa kvadratom broja piksela u susedstvu. Gausov filtar predstavlja unapređenje ovakvog pristupa, gde se svakom pikselu okoline dodeljuje težina određena sledećim izrazom:

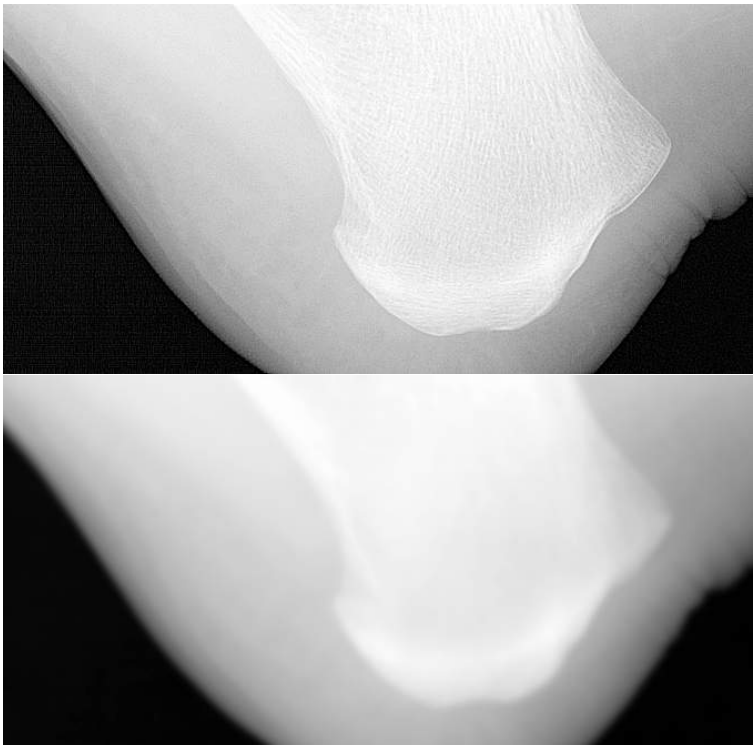
$$g(i,j) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-i)^2+(y-j)^2}{2\sigma^2}} \tag{2.4}$$

gde σ predstavlja standardnu devijaciju Gausove funkcije i koristi se da bi se odredio stepen ublažavanja šuma koji filtar postiže. Okolina N_{xy} se u praktičnim realizacijama bira da bude konačne veličine i kvadratnog oblika. Uobičajeno je da se veličina okoline uzima kao prvi veći ceo neparan broj od vrednosti 5σ [35].

Međutim, lako se zaključuje da pretpostavka da se vrednosti piksela u prostoru menjaju sporo ne važi u regionima naglih promena vrednosti slike, kao što su ivice. Slika 2.1 pokazuje primer uklanjanja šuma sa slike pomoću Gausovog filtra. Treba napomenuti da se suptilni anatomski detalji ne smeju potisnuti prilikom uklanjanja šuma pošto mogu da nose bitne dijagnostičke informacije, te se linearni prostorno invarijantni pristupi, kakav je Gausov filtar, zbog urođene neosetljivosti na ivice ne mogu efikasno koristiti.

2.2.1 Nelinearni pristupi

Da bi se prevazišla ograničenja linearnih pristupa mogu se iskoristiti nelinearni pristupi. Zbog širine oblasti, nemoguće je navesti sve nelinearne pristupe za uklanjanje šuma, te će ovde biti navedeni oni koji imaju direktnu vezu sa rešenjem koje će biti predloženo u poglavlju 3.2.1.



Slika 2.1. Isečak snimka pete (gore) pre i (dole) nakon upotrebe Gausovog filtra, $\sigma = 3$. Snimci su pokazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja.

2.2.1.1 Anizotropska difuzija

Anizotropska difuzija (AD) [36] je iterativni metod za uklanjanje šuma. U svakoj iteraciji vrednost piksela menja se na osnovu vrednosti njegovih najbližih suseda. AD se definiše preko anizotropske modifikacije jednačine provođenja toplote:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = div(c(x, y, t)\nabla I) \tag{2.5}$$

gde x i y predstavljaju prostorne koordinate, I obeležava sliku, c predstavlja koeficijent provodnosti, t je simbol za vreme, $div(\cdot)$ predstavlja operator divergencije i $\nabla(\cdot)$ predstavlja operator gradijenta. Diskretizacija izraza (2.5) daje:

$$I_{t+1}(x, y) = I_t(x, y) + \lambda c_n d_n + \lambda c_s d_s + \lambda c_e d_e + \lambda c_w d_w \tag{2.6}$$

gde t sada predstavlja redni broj iteracije, x i y predstavljaju diskretne prostorne koordinate, a λ je konstanta. Koeficijenti $d_i, i \in \{n, s, e, w\}$ predstavljaju razliku

između centralnog piksela i njegova četiri najbliža suseda, dok $c_i, i \in \{n, s, e, w\}$ predstavljaju odgovarajuće koeficijente provodnosti.

Osnovna ideja AD jeste da se vrednost svakog piksela u narednoj iteraciji rafinira na osnovu vrednosti njegovih suseda u trenutnoj iteraciji. Jačina uticaja jednog suseda na promenu vrednosti posmatranog piksela određena je razlikom njihovih vrednosti, odnosno preko d_i. Ovaj uticaj se nelinearno kontroliše preko koeficijenata c_i koji uzimaju vrednosti iz opsega $[0, 1]$. Vrednost koeficijenta c_i će biti veća što je razlika d_i manja, te će na promenu vrednosti piksela najviše uticati oni susedi koji su mu najsličniji po vrednosti. Prednost ovakvog pristupa se ogleda upravo na ivicama slike. Ako susedni pikseli formiraju ivicu, onda će uticaj piksela sa jedne strane na one sa druge strane ivice biti zanemarljiv upravo zbog velike razlike u vrednosti, koja direktno utiče na povećanje d_i i posledično smanjenje c_i.

Nedostatak AD leži u njenoj iterativnoj prirodi. AD u prvoj iteraciji koristi samo najbliža četiri suseda za promenu vrednosti centralnog piksela. U drugoj iteraciji se ovo susedstvo implicitno širi i na susede najbližih suseda. Da bi se vrednost piksela direktno ili indirektno rafinirala na osnovu većeg susedstva potrebno je nekoliko iteracija algoritma. Ovo predstavlja problem sa praktične tačke gledišta pošto radiografski snimci imaju značajnu veličinu (oko 9 megapiksela za dijagnostičku radiografiju [5] i 12 do 25 megapiksela za mamografiju, zavisno od veličine detektora [6]), te je ovakva obrada računarski zahtevna. Treba primetiti da je AD moguće proširiti da u svakoj iteraciji u obzir uzima osam najbližih suseda centralnog piksela, ali ova potencijalna modifikacija ne utiče na iznesene zaključke.

2.2.1.2 Bilateralni filtar

Proširivanje susedstva koje će se uzeti u obzir prilikom rafinisanja vrednosti centralnog piksela može se iskoristiti da bi se AD (ili njoj slični pristupi) svela na samo jednu iteraciju. Bilateralni filtar (BF) [37] je upravo takav pristup, koji vrednost

piksela preračunava na osnovu šireg susedstva:

$$\begin{aligned}
\hat{I}(x,y) &= \frac{1}{W(x,y)} \sum_{(i,j)\in\mathbb{Z}^2} I(i,j)R(I(i,j)-I(x,y))S(i-x,j-y) \\
R(t) &= e^{-\frac{t^2}{2\sigma_R^2}} \\
S(u,v) &= e^{-\frac{u^2+v^2}{2\sigma_S^2}} \\
W(x,y) &= \sum_{(i,j)\in\mathbb{Z}^2} R(I(i,j)-I(x,y))S(i-x,j-y)
\end{aligned} \tag{2.7}$$

gde $\hat{I}(x,y)$ predstavlja vrednost piksela nakon filtriranja, R predstavlja filtar po vrednosti, S predstavlja prostorni filtar, σ_R^2 i σ_S^2 predstavljaju varijanse filtara R i S, dok W predstavlja faktor normalizacije.

Iz definicije za filtar po vrednosti R može se videti da on odgovara koeficijentima provodnosti $c_i, \in \{n,s,e,w\}$ definisanim u (2.6) kod AD. Drugim rečima, kod BF se nelinearnost u određivanju vrednosti piksela obezbeđuje preko R pošto on vraća veću vrednost što su vrednosti piksela sličnije. Prostorni filtar S koristi se da bi se pikselima okoline dodelile težine, pri čemu se onima koji su bliži centralnom pikselu na koordinatama (x,y) dodeljuje veća težina. Preko ovog filtra se šira okolina uzima u obzir istovremeno, dok se kod AD proširenje okoline postiže iterativno. Detaljna analiza veze između BF i AD iznesena je u [38].

Iako BF ne koristi iterativni pristup, njegova kompleksnost jeste velika. Za razliku od linearnih pristupa, kod BF nije dovoljno svaki piksel okoline množiti samo težinskim faktorom koji je unapred određen preko prostornog filtra S, već je potrebno izračunati i težine koje određuje filtar po vrednostima R i faktor normalizacije W. Ova karakteristika ograničava praktičnu upotrebljivost filtra za uklanjanje šuma na radiografskim snimcima, slično kao i kod AD. Postoje rešenja koja ubrzavaju rad bilateralnog filtra [39–41], ali su ona zasnovana na različitim aproksimacijama čiji je efekat teško izmeriti [42].

2.2.2 Rekurzivni pristupi

Rekurzivni pristupi su pogodni za uklanjanje šuma sa radiografskih snimaka zbog svoje male računarske kompleksnosti. Gausov filtar moguće je aproksimirati preko upotrebe dva jednodimenzionalna rekurzivna filtra, jednog kauzalnog i jednog antikauzalnog [43, 44]. Kauzalni filtar određen je izrazom:

$$y_c[i] = a_0 x[i] + a_1 x[i-1] - b_1 y_c[i-1] - b_2 y_c[i-2] \tag{2.8}$$

gde x predstavlja vrednost odmeraka, y_c predstavlja rezultat filtriranja, i je diskretna koordinata, a a_0, a_1, b_1 i b_2 predstavljaju vrednosti koeficijenata rekurzivnog filtra. Antikauzalni filtar određen je izrazom:

$$y_a[i] = a_2 x[i+1] + a_3 x[i+2] - b_1 y_a[i+1] - b_2 y_a[i+2] \tag{2.9}$$

gde y_a predstavlja rezultat filtriranja, a a_2, a_3, b_1 i b_2 su koeficijenti filtra. Krajnji rezultat dobija se sabiranjem rezultata dobijenih nakon dva filtriranja:

$$y[i] = y_c[i] + y_a[i] \tag{2.10}$$

Predložene vrednosti koeficijenata filtra su [43, 44]:

$$\begin{aligned}
a_0 &= (1 - e^{-\frac{1.695}{\sigma_S}})^2 / (1 + 3.39 e^{-\frac{1.695}{\sigma_S}} / \sigma_S - e^{-\frac{3.39}{\sigma_S}}) \\
a_1 &= (1.695/\sigma_S - 1) e^{-\frac{1.695}{\sigma_S}} a_0 \\
a_2 &= (1.695/\sigma_S + 1) e^{-\frac{1.695}{\sigma_S}} a_0 \\
b_1 &= -2 e^{-\frac{1.695}{\sigma_S}} \\
b_2 &= e^{-\frac{3.39}{\sigma_S}} \\
a_3 &= -a_0 b_2
\end{aligned} \tag{2.11}$$

gde σ_S predstavlja standardnu devijaciju ekvivalentnog Gausovog filtra.

Filtriranje slike pomoću navedenih rekurzivnih filtara radi se u dve etape, prvo po jednoj, a nakon toga po drugoj dimenziji. Ako se, bez gubitka na opštosti, pret-

postavi da je slika prvo filtrirana u horizontalnom pravcu, tada je ulaz za vertikalno filtriranje upravo rezultat filtriranja u horizontalnom pravcu. Ovakav pristup moguć je zbog separabilnosti dvodimenzionalnog Gausovog filtra na proizvod dva jednodimenzionalna:

$$\begin{aligned} g(x) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \\ g(y) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} \\ g(x,y) &= \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} = g(x)g(y) \end{aligned} \tag{2.12}$$

Prethodno opisana rekurzivna implementacija ima bitnu prednost u odnosu na direktnu implementaciju. Naime, računarska kompleksnost rekurzivnog Gausovog filtra ne zavisi od izbora vrednosti σ, za razliku od direktne upotrebe gde veličina filtra (i posledično računarska složenost) jeste određena upravo sa σ. Verzija rekurzivnog Gausovog filtra koja koristi 7 parova množenja i sabiranja predstavljena je u [45], dok je verzija koja je zasnovana na kosinusnim funkcijama predstavljena u [35]. Ovakve implementacije zaista imaju malu složenost, ali i dalje aproksimiraju linearne filtre te su isto kao i oni neosetljive na ivice slike.

U literaturi su ponuđena rekurzivna rešenja koja su osetljiva na ivice poput rekurzivnog bilateralnog filtra [46], bilateralnog filtra u gradijentnom domenu [47] i adaptivnog bieksponencijalnog filtra [48]. Zajednička ideja navedenih filtara jeste uvođenje adaptivnih koeficijenata u rekurziju koji će se menjati u zavisnosti od sličnosti susednih piksela, poput koeficijenata provodnosti kod AD i filtra po vrednosti kod BF. Ova ideja će biti objašnjena preko adaptivnog bieksponencijalnog filtra.

Bieksponencijalni filtar [49] nastaje kao kombinacija dva rekurzivna filtra, jednog progresivnog (kauzalnog) i jednog regresivnog (antikauzalnog). Odziv $\varphi(k)$ progresivnog filtra na ulazni signal $x(k)$ definisan je sa:

$$\varphi(k) = (1-\lambda)x(k) + \lambda\varphi(k-1) \tag{2.13}$$

gde k predstavlja diskretno vreme, a λ je konstanta u opsegu $[0, 1)$. Odziv $\phi(k)$

regresivnog filtra određen je slično kao i za progresivni, ali u suprotnom smeru:

$$\phi(k) = (1 - \lambda)x(k) + \lambda\phi(k + 1) \tag{2.14}$$

Krajnji rezultat filtriranja $y(k)$ dobija se kombinovanjem rezultata progresivnog i regresivnog filtra:

$$y(k) = \frac{\varphi(k) + \phi(k) - (1 - \lambda)x(k)}{1 + \lambda} \tag{2.15}$$

Adaptivnost filtra omogućava se upotrebom filtra po vrednosti $r(u, v)$ [48]:

$$r(u, v) = e^{-\frac{(u-v)^2}{2\sigma^2}} \tag{2.16}$$

Adaptivni koeficijent se kod progresivnog filtra određuje kao:

$$\varrho(k) = r(x(k), \varphi(k - 1)) \tag{2.17}$$

odnosno, dobija na osnovu sličnosti po vrednosti između trenutnog odmerka i prethodno dobijenog rezultata. Adaptivni koeficijent slično se definiše i za regresivni filtar:

$$\rho(k) = r(x(k), \phi(k - 1)) \tag{2.18}$$

Uvrštavanjem adaptivnih koeficijenata u (2.13) i (2.14) dobija se:

$$\begin{aligned} \varphi(k) &= (1 - \varrho(k)\lambda)x(k) + \varrho(k)\lambda\varphi(k - 1) \\ \phi(k) &= (1 - \rho(k)\lambda)x(k) + \rho(k)\lambda\phi(k + 1) \end{aligned} \tag{2.19}$$

Prethodni pristup definisan je za jednodimenzionalni signal, te se na slike upotrebljava slično kao i rekurzivni Gausov filtar, prvo po jednoj dimenziji, a nakon toga po drugoj. Ovakav pristup je nelinearan, te će se dobijeni rezultat razlikovati u zavisnosti

od toga da li će se slika prvo filtrirati po horizontalnoj (HV pristup) ili po vertikalnoj osi (VH pristup). Ovaj problem se može prevazići kombinovanjem rezultata dobijenih u HV i VH pristupima [46, 48]. Treba primetiti da ovakvo rešenje zahteva dva nezavisna filtriranja slike, jedno za HV i jedno za VH, i time povećava računarsku kompleksnost algoritma.

2.2.3 Pristupi specifični za radiografiju

Kod radiografskih snimaka šum se može ukloniti preko potiskivanja visokofrekvencijskih komponenti signala [50]. Kod ovakvog pristupa vrednost piksela $I(x, y)$ razdvaja se na niskofrekvencijski $L(x, y)$ i visokofrekvencijski $H(x, y)$ deo:

$$I(x, y) = L(x, y) + H(x, y) \tag{2.20}$$

Potiskivanje šuma obezbeđuje se smanjenjem vrednosti visokofrekvencijske (VF) komponente. Međutim, VF komponenta osim šuma sadrži i informacije o finim detaljima, odnosno oštrim ivicama. Da bi se omogućilo preslikavanje VF komponente koje će ukloniti šum, a istovremeno sačuvati fine detalje, koristi se funkcija $C(H(x, y))$:

$$C(H(x, y)) = \frac{H(x, y)}{1 + (\frac{s(L)}{H(x,y)})^2} \tag{2.21}$$

gde L predstavlja intenzitet niskofrekvencijske (NF) komponente signala, a $s(L)$ je funkcija skaliranja koji zavisi od signala. Funkcija $s(L)$ definiše se preko tri faktora:

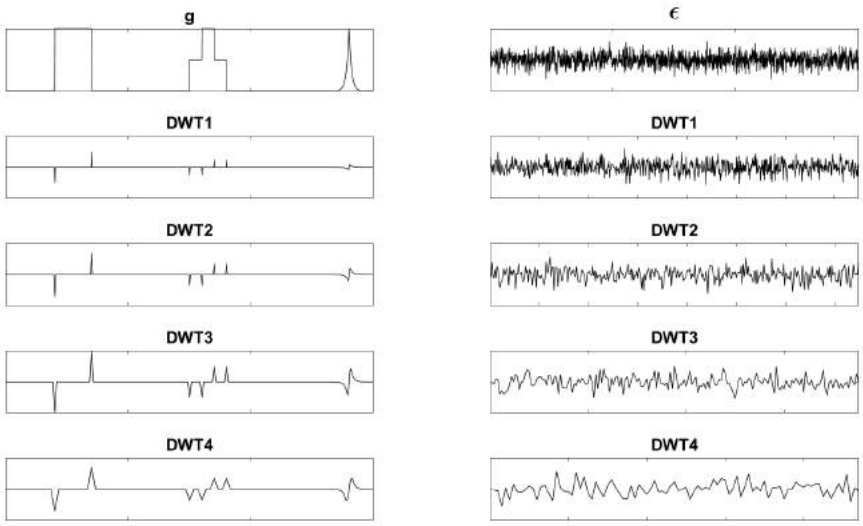
$$s(L) = T \cdot N(L) \cdot P(L) \tag{2.22}$$

gde je T konstanta, $N(L)$ je lokalna procena šuma, a $P(L)$ predstavlja lokalnu procenu intenziteta ivice.

Prethodno opisani pristup pokazuje generalnu složenost pristupa koji su specifični za radiografske snimke. Osim problema koji je vezan za potiskivanje ivica (koji je zajednički za sve pristupe za uklanjanje šuma) postavlja se i pitanje konteksta u kojem

se šum nalazi. VF komponente koje su visokog intenziteta a nalaze se u delovima snimka gde nema ivica, kao što su delovi koji predstavljaju direktno ozračeni deo detektora (pozadinu), treba da se potisnu. Situacija je suprotna na delovima gde su VF komponente jake zbog prisustva ivica, kao što su prelazi između različitih anatomskih delova. VF komponente niskog intenziteta mogu da predstavljaju ili fine anatomske detalje ili šum na homogenom delu snimka, te je potrebno proceniti da li je na nekoj lokaciji snimka prisutan šum ili postoji lokalna aktivnost koja predstavlja sitne anatomske strukture.

Detalje je moguće podeliti na one koji predstavljaju anatomske detalje i one koji to nisu na osnovu koreliranosti značajnih obeležja kod multiveličinske predstave slike. Pristupi predloženi u [51, 52] koriste diskretnu vejvlet transformaciju (engl. *Discrete wavelet transform* - DWT) [53] slika za multiveličinsku predstavu. DWT koeficijenti koji odgovaraju ivicama imaju doslednu vrednost i predznak kroz nivoe multiveličinske dekompocizije, dok to nije slučaj sa šumom kao što je prikazano na slici 2.2.



Slika 2.2. Primer multiveličinske DWT predstave signala g (levo) i aditivnog belog Gausovog šuma ϵ (desno). DWT_i predstavlja DWT koeficijente na i-tom nivou.

Autori u [51] koriste prag T nad proizvodom DWT koeficijenata da bi suzbili šum:

$$DWT_1(x,y) = \begin{cases} DWT_1(x,y), & \text{ako } DWT_1(x,y) \cdot DWT_2(x,y) \geq T \\ 0, & \text{ako } DWT_1(x,y) \cdot DWT_2(x,y) < T \end{cases} \tag{2.23}$$

gde DWT_i predstavlja DWT koeficijent na nivou i. Prednost ovog pristupa je to što automatski daje odgovor na pitanje lokalne aktivnosti preko povezanosti vrednosti DWT koeficijenata na prva dva nivoa. Dodatna prednost je to što se ovakav pristup može ugraditi u sistem za multiveličinsku obradu snimaka koji je baziran na DWT. Međutim, postoje šumovi koji će imati dovoljno veliki intenzitet da prevaziđu ograničenje koje je postavljeno pragom što može dovesti do njihovog zadržavanja u snimku, dok takođe, mogu da postoje i detalji koji će imati dovoljno nizak intenzitet da budu odbačeni kao šum. Ovaj pristup proširen je na Laplasovu piramidu u [54].

Pristup koji potiskuje šum na osnovu normalizovane razlike intenziteta piksela predstavljen je u [55]. Za potrebu definisanja normalizovane razlike, koordinate piksela čija se vrednost preračunava će se obeležiti preko prostornog vektora $\mathbf{p}$, a njegova vrednost sa $I(\mathbf{p})$. Ako se sa $\mathbf{q}$ obeleži piksel u susedstvu N piksela $\mathbf{p}$, tada je normalizovana razlika piksela:

$$d(\mathbf{p},\mathbf{q}) = \frac{\sqrt{\sum_{\mathbf{a}} (I(\mathbf{p}+\mathbf{a}) - I(\mathbf{q}+\mathbf{a}))^2}}{K\sigma(\mathbf{p})} \tag{2.24}$$

gde je okolina piksela definisana preko vektora $\mathbf{a}$, K predstavlja konstantu, a $\sigma(\mathbf{p})$ predstavlja procenu šuma vezanu za piksel na poziciji $\mathbf{p}$. Kod ovakvog pristupa sličnost piksela se ne definiše na osnovu prostorne i intenzitetske sličnosti (kao kod BF), već na osnovu intenzitetskih sličnosti okolina piksela. Predloženo je da se u praktičnoj implementaciji za okolinu definisanu preko $\mathbf{a}$ koristi 3 x 3 okolina, dok je za susedstvo N predloženo da bude veličine 11 x 11 piksela. Krajnja vrednost piksela $\hat{I}(\mathbf{p})$ dobija

se na osnovu:

$$\hat{I}(\mathbf{p}) = \frac{\sum_{\mathbf{q}\in N(\mathbf{x})} I(\mathbf{q}) \cdot w(d(\mathbf{p},\mathbf{q}))}{\sum_{\mathbf{q}\in N(\mathbf{p})} w(d(\mathbf{p},\mathbf{q}))} \tag{2.25}$$

gde w predstavlja težinu koja se određuje na osnovu normalizovane razlike d. Autori predlažu da w bude monotono opadajuća funkcija da bi se veća težina dodelila onim pikselima koji imaju sličniju okolinu. Ovakav pristup predstavlja poseban slučaj pristupa koji je razvijen za sekvencu radiografskih snimaka u [56]. Slično kao i kod BF, predloženi pristup ima veliku kompleksnost te je izuzetno nepraktičan za obradu radiografskih snimaka.

U [57] predložen je pristup za uklanjanje šuma i poboljšanje detalja radiografskih snimaka. U prvom koraku se na osnovu fazi (engl. *fuzzy*) odlučivanja detektuju pikseli koji su pogođeni impulsnim šumom. Odlučivanje je zasnovano na poređenju vrednosti gradijenta između centralnog piksela i njegovih suseda. Vrednost piksela koji je pogođen impulsnim šumom modifikuje se prema sledećem izrazu:

$$\hat{I}(x,y) = (1-\epsilon(x,y))\frac{\sum_{i=-k}^{i=k}\sum_{j=-k}^{j=k} I(x+i,y+j)\epsilon(x+i,y+j)}{\sum_{i=-k}^{i=k}\sum_{j=-k}^{j=k}\epsilon(x+i,y+j)} + \epsilon(x,y)I(x,y) \tag{2.26}$$

gde x i y predstavljaju prostorne koordinate, a ϵ predstavlja težinu svakog piksela u okolini definisanoj sa k. Vrednost ϵ određuje se na osnovu intenzitetske sličnosti piksela sa medijanom okoline. Poređenjem izraza (2.25) i (2.26) uočava se sličnost. Kod (2.25) se vrednost modifikovanog piksela određuje na osnovu okoline, dok je (2.26) proširenje pristupa kod kojeg vrednost piksela predstavlja linearnu kombinaciju vrednosti određene na osnovu okoline i originalne vrednosti piksela. Pojačanje kontrasta je korak koji sledi nakon uklanjanje šuma i predstavlja seriju operacija. Pojačanje kontrasta se sastoji od računanja logaritma vrednosti piksela, Furijeove

transformacije, manipulacije spektralnih komponenti, inverzne Furijeove transformacije i eksponencijalne transformacije (inverzija logaritma). Nedostatak pristupa jeste to što je fokusiran na uklanjanje impulsnog šuma koji nije jedini šum koji je prisutan na radiografskim snimcima, a predloženi metod za pojačanje kontrasta je nepraktičan sa strane kompleksnosti.

2.3 Multiveličinska obrada

Jedan od najjednostavnijih pristupa pojačanju detalja na slikama je neoštro maskiranje (engl. *unsharp masking* - UM) [34]. UM pristup zasniva se na jednostavnom zapažanju da se oštri detalji u okviru slike nalaze u VF pojasu. Na slici 2.3 pokazan je primer slike pre i nakon uklanjanja VF komponenti. Jasno se uočava da je dobijena slika manje oštra tj. ublažena (zamućena). Ideja UM pristupa jeste da se VF komponente mogu izdvojiti sa slike, množiti konstantom $c > 1$ i nakon toga dodati na zamućenu sliku. Na ovaj način se postiže izoštravanje slike, kao što je pokazano na slici 2.3 (d). UM algoritam se može predstaviti sledećim izrazom [58]:

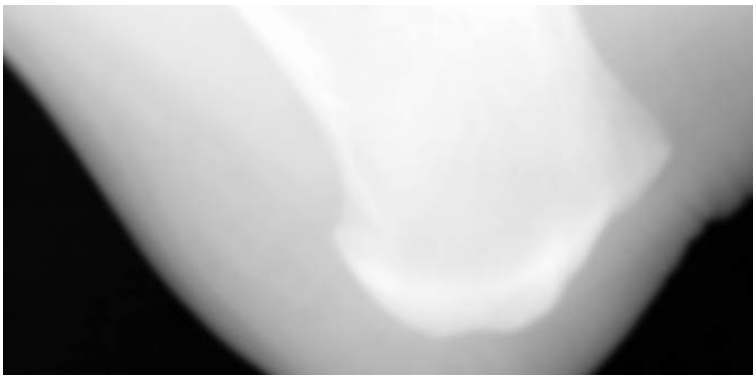
$$\begin{aligned} I_{VF}(x,y) &= I(x,y) - I_{NF}(x,y) \\ \hat{I}(x,y) &= I_{NF}(x,y) + c \cdot I_{VF}(x,y) \\ &= c \cdot I(x,y) \end{aligned} \tag{2.27}$$

gde $I(x,y)$ predstavlja polaznu sliku, $I_{NF}(x,y)$ je oznaka za sliku dobijenu nakon NF filtriranja, $I_{VF}(x,y)$ predstavlja VF komponentu, a $\hat{I}(x,y)$ predstavlja izoštrenu sliku. Iz izraza (2.27) se vidi da se VF komponenta slike dobija oduzimanjem NF komponente od originalne slike. Primer ovako dobijene VF komponente je prikazan na slici 2.3 (c).

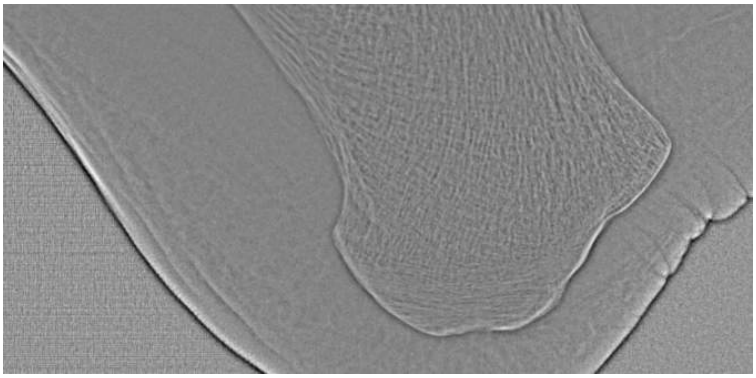
Međutim, VF komponenta pored detalja koje treba pojačati sadrži i šum kao i komponente na jakim ivicama koje ne bi trebalo pojačavati da se ne bi dobio efekat oreola (engl. *halo effect*). Primer efekta oreola na slici 2.3 (d) predstavlja crni žljeb (oreol) uz ivicu anatomije. Zbog ovog crnog oreola pozadina prestaje da biva



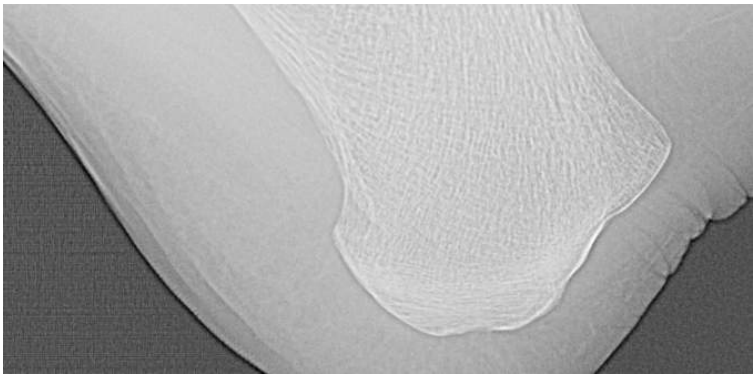
(a)



(b)



(c)



(d)

Slika 2.3. Primer isečka snimka pete (a) pre i (b) nakon uklanjanja visokofrekvencijske komponente koja je prikazana na (c). Slika dobijena korišćenjem UM za $c = 5$ prikazana je na (d).

najtamnijom i prikazuje se kroz sive nijanse. Pošto je neselektivan, UM postupak će pojačati sve VF komponente bilo da su one detalji anatomije, šum ili već dovoljno značajne VF komponente [58].

Postoje dva jednostavna predloga da se prevaziđu problemi vezani za šum i artefakt oreola. Jedan je da se modifikuje način pojačavanja VF komponenti tako da se ne pojačavaju elementi za koje je procenjeno da nisu od značaja, a drugi je da se za određivanje VF komponenti koriste filtri koji su osetljivi na ivice i robustni u odnosu na šum. Kao jednostavan primer modifikacije pojačanja detalja može se odabrati [59]. U ovom pristupu korišćena je pretpostavka da su detalji slike predstavljeni gradijentima čiji su intenziteti veći od onih koji pripadaju šumu i da se detalji nalaze u srednjem opsegu frekvencija. Modifikovani UM pristup definisan je sa:

$$\hat{I}(x,y) = I_{NF}(x,y) + G^2(x,y) \cdot I_{VF}(x,y) \tag{2.28}$$

gde $G(x,y)$ predstavlja procenu intenziteta gradijenta. U delovima slike gde su intenziteti gradijenata mali, odnosno gde je prisutan šum, $G(x,y)$ će imati male vrednosti, dok će na bitnim detaljima imati veće vrednosti. Posto se koristi kvadrat procenjenog intenziteta gradijenta, predloženi UM pristup će dodatno favorizovati delove sa jačim gradijentom u odnosu na one sa slabim. U [60] i [61] takođe je predložena upotreba operatora za pojačanje detalja koji neće pojačati šum u slici. Potrebno je naglasiti da se kod pristupa definisanog u (2.28) detalji slike ne dobijaju preko oduzimanja NF komponente od originalne slike, već direktno upotrebom Laplasijan filtra. Odzive slične Laplasijan filtru moguće je dobiti i u više veličina (Laplasova piramida [62]), kao što će biti objašnjeno u poglavlju 4 gde će se multiveličinski pristup koristiti za obradu radiografskih snimaka. Slično analiziranom pristupu, i kod multiveličinskog pojačanja detalja radiografskih snimaka koristiće se način pojačanja detalja koji ne predstavlja samo jednostavno množenje, za razliku od UM.

Drugi način da se prevaziđe pojačanje šuma, prebačaja i podbačaja je upotreba filtara osetljivih na ivice, poput BF [63]. Upotreba adaptivnog Gausovog filtra da bi se očuvale ivice u slici prilikom podešavanja kontrasta predlaže se u [64]. U oba nave-

dena pristupa koriste se filtri koji su osetljivi na ivice, te neće dovesti do zamućenja na naglim promenama intenziteta u slici. Oduzimanjem bazne slike dobijene ovakvim filtriranjem (ekvivalent NF slike kod UM) od originalne dobiće se slika detalja (ekvivalent VF komponenti kod UM) koja ne sadrži jake VF komponente. Posledično, manipulacijom detalja ili bazne slike neće se dobiti efekat oreola pošto VF komponente koje predstavljaju ivice neće biti menjane.

UM pristup nije pogodan za obradu radiografskih snimaka pošto se za određivanje detalja koristi samo jedan filtar te će posledično biti poboljšani samo detalji koji odgovaraju određenoj veličini. Snimak delova ljudske anatomije se sastoji od struktura različite veličine te bi metod koji omogućava da se svi oni poboljšaju (ili modifikuju) bio mnogo pogodniji za obradu radiografskih snimaka.

Pristupi bazirani na UM mogu se proširiti na više veličina preko upotrebe nekoliko filtara za izdvajanje detalja, pri čemu svaki od filtar izdvaja određeni frekvencijski opseg tj. detalje određene veličine. Ovakvim pristupom omogućava se pojačanje detalja koji ne predstavljaju samo najfinije promene u slici, već i onih koji predstavljaju krupnije strukture (grublje promene).

2.3.1 Retineks

Retineks model za kompresiju dinamičkog opsega i posledično pojačanje detalja na snimcima, predstavlja grupu algoritama koji su zainteresovali istraživačku zajednicu u poslednjim decenijama. Teorija o retineksu prvi put je predstavljena u [65] i predstavlja model prema kojem ljudski sistem vida (engl. *Human Visual System* - HVS) percipira boju nezavisno od uslova osvetljaja. Ime modela nastaje spajanjem reči retina i korteks. U [66] pokazano je da HVS percipira boju i luminansu objekta relativno u odnosu na njegovu okolinu. Modifikacija retineks modela nastala njegovom primenom u obradi slika predstavljena je u [67]. Izlaz retineks modela definisan je preko [67]:

$$R(x,y) = \ln I(x,y) - \ln[F(x,y) * I(x,y)] \tag{2.29}$$

gde $R(x, y)$ predstavlja izlaz, $I(x, y)$ predstavlja ulazne vrednosti piksela, $F(x, y)$ predstavlja operator koji se koristi da bi se odredila okolina piksela na koordinatama (x, y), a operator '$*$' predstavlja konvoluciju. Intenzitet piksela pre obrade određen je proizvodom luminanse $S(x, y)$ i reflektanse $r(x, y)$:

$$I(x, y) = S(x, y) \cdot r(x, y) \tag{2.30}$$

Ako se sa $\bar{S}(x, y)$ i $\bar{r}(x, y)$ obeleže lokalne srednje vrednosti luminanse i reflektanse, tada izraz (2.29) postaje:

$$R(x, y) = \ln \frac{S(x, y) \cdot r(x, y)}{\bar{S}(x, y) \cdot \bar{r}(x, y)} \tag{2.31}$$

Uz pretpostavku da se luminansa menja sporo u prostoru, tj. $S(x, y) \approx \bar{S}(x, y)$, dobija se:

$$R(x, y) \approx \ln \frac{r(x, y)}{\bar{r}(x, y)} \tag{2.32}$$

Iz prethodnog se zaključuje da ljudski sistem vida reaguje na relativne lokalne promene u reflektansi. Retineks pristup se stoga može koristiti da bi se kompresovao dinamički opseg snimaka, odnosno da bi se istakli detalji koji se neće videti usled dominantnih promena dinamičkog opsega. Detaljna analiza retineks pristupa izložena je u [67].

Slično kao i kod UM pristupa, retineks metod vezan je samo za jednu veličinu okoline. U [68] predložen je multiveličinski (engl. *multi-scale*) retineks pristup:

$$R_{MS} = \sum_{i=1}^{N} w_i R_i \tag{2.33}$$

gde N predstavlja broj veličina na kojima se slika analizira, a w_i predstavlja težinu koja se dodeljuje i-toj veličini. Svaka slika R_i dobija se na osnovu drugačijeg filtra za okolinu F_i. Iako je ovakav pristup multiveličinski, predložena je upotreba samo tri različita operatora za veličinu, što ne daje dovoljnu fleksibilnost pristupu da bi se mogao koristiti za obradu radiografskih snimaka.

Prethodno opisani retineks pristupi podrazumevaju da se luminansa menja sporo u prostoru što često u praksi nije slučaj. U [69] retineks metod predstavljen je kao optimizacioni problem koji nameće uslov glatkoće kako luminansi, tako i reflektansi. U [70] je predloženo računarski manje kompleksno rešenje modela iz [69]. U [71] predložen je pristup koji se zasniva na sličnom modelu, ali u rešenju koristi dva posebno dizajnirana bilateralna filtra da bi obezbedio algoritam koje se ne zasniva na iterativnoj proceduri.

2.3.2 Pristupi osetljivi na ivice

Da bi se izbeglo stvaranje efekta oreola na ivicama, naučna zajednica predložila je rešenja koja su osetljiva na ivice slike. U [72] je radi brže obrade slika (u odnosu na BF) predložena bilateralna mreža, računarska struktura koja nastaje preslikavanjem vrednosti piksela u trodimenzionalan prostor. Pokazano je da se ovakva struktura može koristiti i da bi se slika obradila na druge načine osim bilateralnog filtriranja. Pokazan je i primer obrade radiografskog snimka pluća, koji iako je bolji od adaptivne ekvalizacije histograma (engl. *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*), i dalje nije zadovoljavajućeg kvaliteta za dijagnostičku upotrebu.

Razlaganje slike na nivoe koji predstavljaju progresivno grublje detalje slike radi izoštravanja i drugih primena predloženo je u [73]. Pristup je zasnovan na rešavanju optimizacionog problema kod kojeg se za svaki nivo piramide menja regulatorni koeficijent zadužen za kontrolu gruboće detalja. Pokazano je da se pristup može uspešno koristiti za pojačanje detalja bez primetnih artefakata oreola. Iako postoji sličnost sa Laplasovom piramidom [62], predloženi pristup ne kombinuje smanjivanje broja piksela sa dobijanjem grubljih detalja. Prilikom obrade velikih slika, poput radiografskih snimaka, ovakav pristup bi zahtevao preveliku upotrebu računarske memorije.

Upotreba vejvleta koji su osetljivi na ivice za pojačanje detalja i kompresiju globalnog opsega predložena je u [74]. Vejvleti koji se koriste u predloženom pristupu su dizajnirani tako da ne uzimaju u obzir piksele sa obe strane ivice, odnosno dizajnirani su da izbegavaju ivice (engl. *Edge-avoiding Wavelets*). Na ovaj način postignuta je bolja dekorelacija na jednom nivou u okviru multiveličinskog pristupu što je posle-

dično omogućilo manipulaciju detaljima koja nije izazvala efekte oreola.

U [75] predložen je multiveličinski pristup koji ne koristi filtriranje već multiveličinsku strukturu dobija na osnovu lokalnih ekstrema u slici. Detalji se dobijaju kao razlika između slike i srednje vrednosti. Srednja vrednost dobija se optimizacionim postupkom na osnovu površi koja je dobijena interpolacijom između lokalnih minimuma i površi koja je dobijena interpolacijom između lokalnih maksimuma. Ovaj postupak se ponavlja iterativno čime se dobijaju sve grublji detalji. Predloženi pristup motivisan je empirijskom dekompozicijom [76] i daje dobre rezultate, ali je izuzetno računarski složen.

Generalizovana geodetska transformacija udaljenosti (GGTU) predstavljena je u [77]. GGTU nudi okvir koji objedinjuje uklanjanje šuma i segmentaciju slike koji su osetljivi na ivice. GGTU u slučaju sive slike predstavlja najkraću putanju između objekta od interesa i ostalih piksela slike preko površi koja je određena pikselima u trodimenzionalnom prostoru. Iako je demonstrirano uspešno uklanjanje šuma koje je osetljivo na ivice, mogućnost multiveličinske primene predloženog pristupa nije očigledna. Kao i kod većine algoritama koji su osetljivi na ivice, multiveličinsku dekompoziciju slike bi bilo moguće postići preko iterativne primene metoda, ali smanjenje slike detalja (kao kod Laplasove piramide) upareno sa ugrubljivanjem detalja ne bi bilo moguće, pošto slike detalja ne bi predstavljale određene frekvencijske pojaseve. Slično kao i [73], upotreba GGTD na medicinske snimke bi zahtevala previše računarske memorije.

Navođeno filtriranje (engl. *Guided Filtering* - GF) radi obrade slike predloženo je u [78]. GF podrazumeva postojanje dve slike pri čemu se nelinearni filtar određuje na osnovu jedne, dok je izlaz određen drugom slikom. U slučaju kada je slika za navođenje ista kao i ulazna slika, filtriranje se svodi na usrednjavanje koje čuva granice. Pokazano je da filtar ne izaziva artefakt inverzije gradijenata na jakim ivicama te da se može koristiti za pojačanje detalja na slikama sa velikim dinamičkim opsegom, kao i za kompresiju opsega. Predložen je način implementacije kod kojeg je broj operacija linearno srazmeran broju piksela, ali podrazumeva formiranje nekoliko integralnih slika [79,80] kao i složen proračun što može biti ograničavajući faktor kod

obrade velikih slika.

Upotreba ublaženih lokalnih histograma radi obrade slike predložena je u [81]. Pokazano je da se ovakvi histogrami mogu koristiti za ublažavanje slike koje je osetljivo na ivice, medijan filtriranje kao i morfološke operacije. Pokazano je i da je moguće multiveličinsko pojačanje detalja preko iterativne upotrebe ovih filtara. Međutim, da bi se postiglo filtriranje koje je nezavisno od okoline koja se koristi za izračunavanje ublaženog histograma, potrebno je koristiti kvantizaciju histograma kao i filtriranje slike za svaki od tih kvantizovanih nivoa. Osim računarske zahtevnosti same procedure potrebno je u računarsku memoriju smestiti rezultat svakog od takvih filtriranja da bi se krajnji rezultat dobio interpolacijom između kvantizovanih nivoa. Ovakav pristup pokazao je zadovoljavajuće rezultate na osmobitnim nemedicinskim slikama, ali je svaki rezultat određen interpolacijom čime je žrtvovana njegova preciznost radi efikasnosti algoritma što je veoma nepoželjno kod obrade medicinskih snimaka.

Kompresija opsega slika u gradijentnom domenu predstavljena je u [82]. Metod je motivisan zapažanjem da je razlika između detalja koji su slabo vidljivi i njihove okoline mala, dok je za izrazito jake detalje ta razlika velika. Posledično, metoda je zasnovana na promeni intenziteta gradijenata slike tako da se slabi gradijenti pojačavaju dok se jaki gradijenti slabe. Pojačanja i slabljenja računaju se multiveličinski, preko Gausove piramide. Modifikacija gradijenata koji predstavljaju grublje detalje prenosi se na one koji predstavljaju finije detalje. Pokazano je da se metod može iskoristiti i za slike koje nemaju veliki dinamički opseg. Nakon izmene vrednosti gradijenata slike, inverznu sliku nije moguće odrediti direktno preko integracije, već je potrebno iskoristiti neki od numeričkih metoda za rešavanje Poasonove jednačine. Iako je predloženi metod konceptualno jednostavan i pokazano je da daje dobre rezultate, rešavanje Poasonove jednačine može biti računarski zahtevno i može dovesti do stvaranja artefakata.

U [83] predstavljen je metod za pojačavanje detalja na skupovima slika koje predstavljaju iste objekte, ali u različitim uslovima osvetljaja. Metod svaku sliku razlaže na detalje različitih veličina sukcesivnom upotrebom BF. Ponuđena je i nova ubrzana verzija razlaganja slike na nivoe detalja pomoću BF. Slično kao i kod ostalih multive-

ličinskih metoda koji su zasnovani na BF, predstavljeni metod ne smanjuje veličinu slike detalja kako oni postaju grublji te je memorijski zahtevan, dok je upotreba bilateralnog filtra, iako ubrzana, i dalje kompleksna.

Lokalni Laplasovi filtri predstavljeni su u [84]. Predloženi pristup podrazumeva konstrukciju Laplasove piramide koja nastaje modifikacijom ulazne slike u okolini detalja koji se određuje. Okolina detalja se prvo menja u zavisnosti od funkcije pojačanja, a tek nakon modifikacije određuje se koeficijent Laplasove piramide. Ovakav pristup omogućava da se izbegnu artefakti obrade pošto se koeficijenti određuju na osnovu onoga kako bi slika lokalno trebalo da izgleda umesto da se izgled slike određuje promenom koeficijenata. Međutim, ovakav pristup računarski je veoma kompleksan pošto se originalna slika prilagođava svakom koeficijentu piramide na svakom nivou. Predloženo je ubrzanje koje podrazumeva modifikaciju samo bliske okoline piksela na osnovu kojeg će se odrediti Laplasov koeficijent. Nadalje, grube koeficijente moguće je približno odrediti na osnovu modifikacije grubljih slika Gausove piramide umesto originalne slike. Čak i sa predloženim ubrzanjima, nemoguće je postići vreme izvršavanja koje bi bilo prihvatljivo za slike veličine medicinskih snimaka bez optimizovane implementacije i upotrebe grafičkih procesora. U [85] ponuđen je brži metod za određivanje odziva lokalnih Laplasovih filtara. Međutim, predloženi pristup, iako značajno brži, zasniva se na interpolaciji nekoliko dobijenih slika te je memorijski zahtevan pri čemu mu je ubrzanje obrnuto srazmerno preciznosti.

2.3.3 Multiveličinski metodi za obradu medicinskih snimaka

U okviru istraživanja koje je izneseno u ovoj tezi predložen je multiveličinski pristup obrade zasnovan na Laplasovoj piramidi [62], te će se u okviru analize metoda dostupnih u literaturi posebna pažnja posvetiti rešenjima koja su takođe realizovana na osnovu Laplasove piramide.

Multiveličinski pristup za poboljšanje kontrasta radiografskih snimaka zasnovan na Laplasovoj piramidi predložen je u [86]. Laplasova piramida koristi se da bi se dobili Laplasovi koeficijenti koji predstavljaju detalje slike. Piramidalna predstava obezbeđuje multiveličinsku predstavu detalja slike, tj. svaki koeficijent predstavlja

detalj određene veličine na određenoj lokaciji u slici. Nadalje, smanjenje veličine slika u piramidi sa faktorom dva (duplo manje kolona i vrsta) obezbeđuje uštedu memorijskog prostora i kraće vreme obrade. Više detalja o konstrukciji piramide izneseno je u poglavlju 4.2.2. Metod koji je predložen u [86] koristi nelinearno preslikavanje koeficijenata piramide:

$$\hat{LP}(x,y) = a \cdot M \cdot \frac{LP_k(x,y)}{|LP_k(x,y)|} \left(\frac{|LP_k(x,y)|}{M} \right)^p \tag{2.34}$$

gde $LP_k(x,y)$ predstavlja koeficijente Laplasove piramide na nivou k sa koordinatama (x,y), $\hat{LP}(x,y)$ je vrednost koeficijenta nakon preslikavanja, a je konstanta koja se koristi da se ograniči opseg izlaznih vrednosti, M predstavlja maksimalnu moguću vrednost Laplasovog koeficijenta, dok je p konstanta koja se koristi da bi se kontrolisao stepen nelinearnosti.

Da bi se dobila slika sa poboljšanim kontrastom i pojačanim detaljima dovoljno je rekonstruisati sliku na osnovu nelinearno preslikanih koeficijenata piramide.

Poboljšana verzija prethodnog pristupa predložena je u [87] gde se uvodi dodatni parametar čija se vrednost menja u zavisnosti od nivoa piramide. Uvedeni parametar omogućava da se pojačanje na različitim nivoima piramide menja te da se posledično smanje vrednosti grubljih detalja. Pokazano je da se smanjenjem vrednosti grubih detalja približno uklanjaju efekti rasejanog zračenja. Metod predložen u [86] je dodatno proširen u [88]. Predložena je upotreba piramide kod koje se veličina slike smanjuje samo do određenog nivoa, dok se grublji detalji dobijaju niskofrekvencijskim filtriranjem ali bez smanjenja veličine slike. Pored toga, predloženo je poboljšanje detalja na osnovu lokalnog odnosa kontrasta i šuma.

U [89] predloženo je pojačanje slabih struktura u radiografskim snimcima koje je otporno na šum. Algoritam predstavlja evoluciju pristupa koji su zasnovani na UM i koristi Laplasovu piramidu kao multiveličinsko proširenje. Predloženo je nelinearno

preslikavanje koeficijenata Laplasove piramide preko multiplikativnog pojačanja:

$$\hat{LP}_k(x,y) = \begin{cases} G_k \cdot LP_k(x,y) \cdot \left(1 - \frac{|LP_k(x,y)|}{C_0}\right)^{p_k} + LP_k(x,y), & |LP_k(x,y)| \leq C_0 \\ LP_k(x,y), & |LP_k(x,y)| > C_0 \end{cases} \tag{2.35}$$

gde G_k predstavlja koeficijent pojačanja, p_k je parametar koji kontroliše nelinearnost, a C_0 predstavlja vrednost Laplasovog koeficijenta koja se smatra dovoljno velikom da je nema potrebe pojačavati. Vrednosti koeficijenata G_k i p_k mogu se menjati u zavisnosti od nivoa piramide k čime se mogu prilagoditi potrebama obrade snimaka koji predstavljaju različite delove anatomije. Prethodno navedeni izraz može se dodatno proširiti da se u procesu multiveličinskog pojačanja u obzir uzme i lokalna aktivnost u snimku, kao i lokalna procena gustine anatomije čime se može obezbediti veća otpornost na šum.

U [90] predložen je pristup koji istovremeno uklanja šum i pojačava kontrast snimaka. Ideja je zasnovana na upotrebi nedecimirane Laplasove piramide [91] i mapa za suzbijanje šuma. Ove mape se koriste da bi se pojačanje koeficijenata piramide ograničilo u regionima za koje je procenjeno da sadrže šum. Mape za suzbijanje šuma su originalno razvijene u [89] gde je za njihovo određivanje korišćena gustina anatomije i lokalna aktivnost. Ovde je predloženo da se takve mape formiraju na osnovu neparametarske procene šuma u snimku, što čini razliku u odnosu na [89] gde su mape formirane na osnovu ručno podešenih parametara. Upotreba sličnih mapa bez automatskog podešavanja parametara predložena je u [92,93] i analizirani pristup predstavlja automatizaciju ovih pristupa.

U [94] predložen je pristup za obradu mamografskih snimaka koji je zasnovan na DWT. Slično kao i kod pristupa zasnovanih na Laplasovoj piramidi, DWT koeficijenti nelinearno su preslikani da bi se postiglo pojačanje slabo vidljivih detalja u mamogramima. Pored toga, predložen je i pristup za uklanjanje šuma koji očuvava ivice. Multiveličinsko rešenje za obradu snimaka grudnog koša zasnovano na DWT predloženo je u [95].

Metod predložen u [96] predstavlja kombinaciju multiveličinskog pristupa i UM.

Predložena je upotreba optimizacije da bi se pomoću DWT odredila veličina detalja koji treba da se pojačaju. Iako je pokazano da ovaj pristup daje bolje rezultate u odnosu na metode zasnovane na ekvalizaciji histograma, nije prevaziđen problem upotrebe UM za poboljšanje radiografskih snimaka jer čak i ako je upotrebljena veličina detalja optimalna, opet će biti poboljšani samo detalji koji odgovaraju toj jednoj veličini.

Multiveličinska upotreba ekvalizacije histograma radi pojačanja kontrasta radiografskih snimaka predložena je u [97] i pokazano je da može da proizvede bolji rezultat od drugih metoda ekvalizacije histograma koje koriste samo jedan nivo slike (originalnu sliku). Daljim poređenjem je pokazano da je predloženi metod otporniji na prisustvo šuma u odnosu na multiveličinski metod [86], ali primeri takođe pokazuju da je kontrast snimaka dobijenih obradom prevelik što doprinosi neprirodnom izgledu. Pored toga, na delovima obrađenih snimaka došlo je do zasićenja te je nemoguće razlikovati anatomske strukture.

Zbog svoje nelinearne prirode, svi do sada nabrojani multiveličinski pristupi, bilo da su zasnovani na Laplasovoj piramidi ili vejvlet transformaciji, izazivaju artefakte prilikom primene na radiografske snimke. Analiza artefakata obrade može se pronaći u [22, 24, 98].

Način da se problem stvaranja artefakata prevaziđe pomoću linearnog programiranja u multiveličinskim pristupima predložen je u [31]. Rešenje je predstavljeno kao metod za kompresiju globalnog opsega koji prvo sabija opseg upotrebom globalne funkcije, a naknadno lokalno pojačava slabo vidljive strukture rešavanjem aproksimacije optimizacionog problema koji sprečava stvaranje artefakata. Rešenje se sastoji od nekoliko koraka i zahteva intenzivnu upotrebu operacija traženja minimuma i maksimuma. Implementacija sadrži mnogo grananja i zahteva nekoliko prolazaka kroz sliku što je čini računarski zahtevnom. Autori rešenja su uspeli da postignu zadovoljavajuću brzinu obrade samo uz preskakanje nivoa piramide koji predstavlja najfinije detalje čime je pojačanje sitnih detalja onemogućeno.

Multiveličinski metod za obradu radiografskih snimaka pluća bez prisustva artefakata predložen je u [99]. Metod predstavlja unapređenje pristupa koji je iznesen

u [100]. Prvi korak u multiveličinskom razlaganju je niskofrekvencijsko filtriranje ulazne slike. Oduzimanjem slike dobijene filtriranjem od polazne slike dobija se prva slika detalja. Za razliku od Laplasove piramide gde bi se nastavilo niskofrekvencijsko filtriranje slike dobijene nakon prvog filtriranja, u predloženom pristupu sledeći nivo detalja dobija se niskofrekvencijskim filtriranjem slike detalja. U [100] predloženo je linearno preslikavanje detalja, dok u [99] predlažu nelinearnu funkciju preslikavanja. Preslikavanje u [99] je stepena funkcija zasnovana na lokalnom kontrastu. Prikazani rezultati potvrđuju da je došlo do smanjenja artefakata obrade, međutim, takođe pokazuju da je došlo i do gubitka oštrine snimka, čime je predloženi pristup samo delimično uspeo u multiveličinskom poboljšanju.

Poređenje metoda zasnovanih na Laplasovoj piramidi sa onima koji su zasnovani na vejvletima izneseno je u [32]. Prikazano istraživanje pokazalo je da metodi zasnovani na Laplasovoj piramidi izazivaju manje artefakata u odnosu na one koji su zasnovani na vejvletima. Naime, metodi zasnovani na vejvletima stvaraju vidljive artefakte prilikom značajnog pojačanja grubljih detalja, pri čemu se to ne dešava kod upotrebe Laplasove piramide. Pokazano je da metodi koji su zasnovani na vejvletima nešto bolje pojačavaju izuzetno sitne detalje.

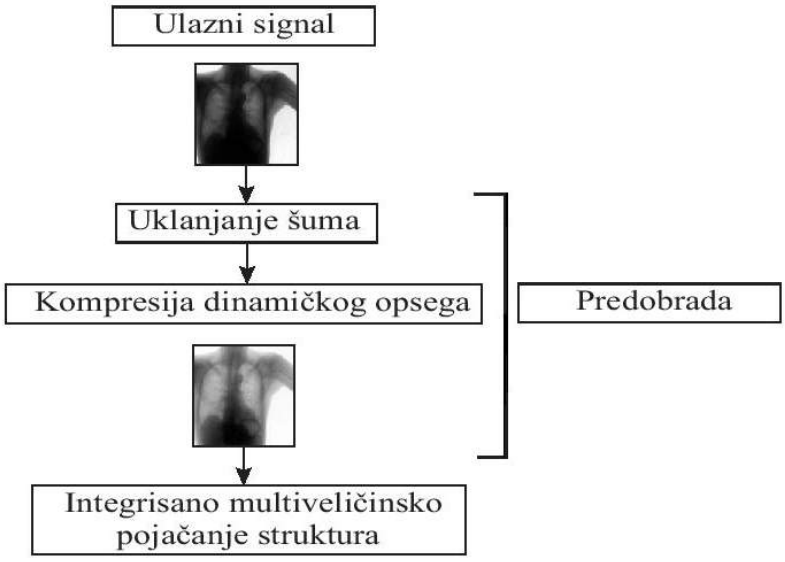
Iako metod predložen u [101] nije multiveličinski, razvijen je sa namerom da se poboljša kontrast snimaka. Izložena je ideja da se jedna anatomija snima sa različitim parametrima zračenja i da se dobijene slike objedine u jednu u kojoj će se zadržati delovi različitih snimaka koji najbolje prikazuju detalje na posmatranim prostornim koordinatama. Potencijalna upotreba ovakvog pristupa bi se mogla iskoristiti da se dobiju bolji sirovi snimci na kojima bi se izbegli delovi snimaka koji su podzračeni ili prezračeni. Ideja je tek eksperimentalno izložena i zahteva dalju doradu sa uporednim razvojem sistema za akviziciju snimaka.

Glava 3

Predobrada radiografskih snimaka

3.1 Uvod

Predobrada radiografskih snimaka predstavlja korake obrade koji se sprovode sa ciljem pripreme snimaka za multiveličinsku analizu. U okviru predloženog algoritamskog okvira multiveličinska obrada se sastoji od dva koraka: uklanjanje šuma i kompresija dinamičkog opsega. Blok-šema koja predstavlja korake predobrade prikazana je na slici 3.1 (blok-šema celokupnog algoritamskog okvira prikazana je na slici 1.8 u sklopu poglavlja 1).



Slika 3.1. Blok-šema predobrade radiografskih snimaka.

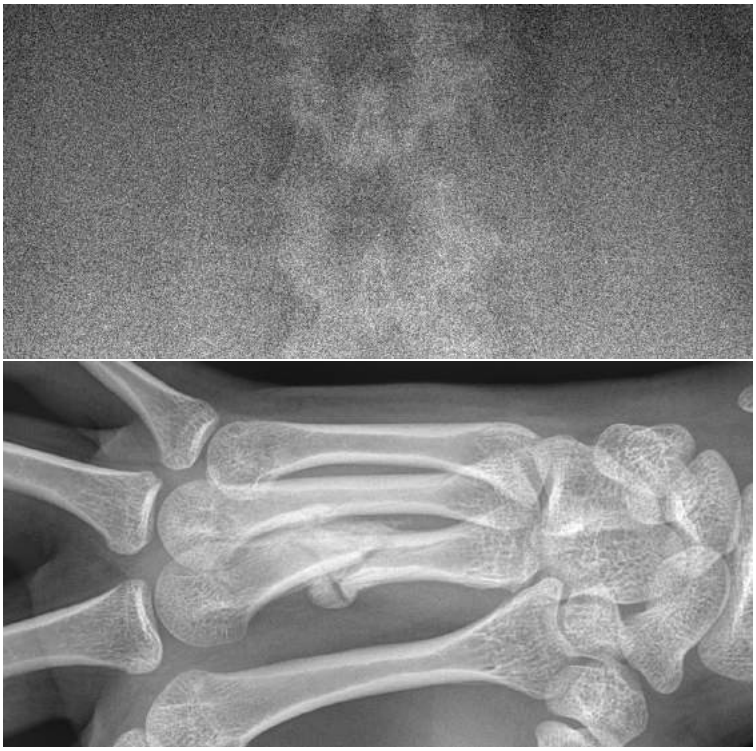
Algoritmi za poboljšanje kontrasta i pojačanje detalja na radiografskim snimcima imaju tendenciju da pojačaju vidljivost šuma [50]. Pošto se u okviru razvijenog algoritamskog okvira poboljšanje kontrasta i pojačanje detalja ostvaruju u okviru multiveličinske obrade, šum je potrebno ukloniti pre nje.

Kompresija dinamičkog opsega ima za cilj da smanji globalni kontrast u snimku. U predloženom pristupu takva kompresija je ostvarena nelinearnim preslikavanjem vrednosti piksela nakon uklanjanja šuma i predstavlja završni korak predobrade snimaka pre multiveličinske obrade.

U poglavlju 3.2 je obrazložen predloženi pristup za uklanjanje šuma sa snimaka. Kompresija dinamičkog opsega opisana je u poglavlju 3.3. Zaključci su izneseni u poglavlju 3.4.

3.2 Uklanjanje šuma sa radiografskih snimaka

Upotreba niskih doza kod radiografskih snimanja značajna je sa stanovišta očuvanja zdravlja pacijenta i medicinskog osoblja, te se niske doze koriste kod akvizicije sekvenci snimaka poput angiografije [54]. Smanjenje doze zračenja omogućeno je upotrebom modernih detektora sa visokim dinamičkim opsegom. Visok dinamički opseg omogućava prikazivanje širokog opsega primljenog zračenja, a da se pri tome zadrži dobar kontrast snimaka [50]. Negativna strana strategije smanjivanja doze zračenja je povećanje nivoa kvantnog šuma (u odnosu na intenzitet signala) koji ima negativni efekat na kvalitet snimaka. Visok nivo kvantnog šuma ispoljava se kroz artefakt kvantne šare, odnosno „krupnog zrnastog" šuma (engl. *quantum mottle artefact*) koji može da prikrije suptilne anatomske promene i omete radiologa prilikom analize snimka [22]. Dodatno, savremeni sistemi za poboljšanje snimaka imaju tendenciju da pojačaju uticaj šuma na kvalitet slike [50]. Kao što se iz prethodnog može zaključiti, nivo šuma na radiografskim snimcima treba smanjiti da bi se obezbedio bolji dijagnostički kvalitet, pri čemu šum treba ukloniti u fazi predobrade snimaka, odnosno pre njihovog poboljšanja. Primeri isečaka snimaka karlice sa značajnim šumom i snimak šake na kojem šum nije primetan prikazani su na slici 3.2.



Slika 3.2. (gore) Isečak snimka na kojem je prisutan šum usled korišćene niske doze zračenja i (dole) isečak snimka dobijenog sa korišćenjem adekvatne doze zračenja. Snimci su prikazani nakon svih koraka obrade pošto se šum zbog lošeg kontrasta ne može uočiti na sirovim snimcima. Radi bolje uočljivosti detalja, za prikazivanje snimaka su iskorišćene sve nijanse sive boje.

Radiografski snimci imaju veliki broj piksela [5, 6], što nalaže potrebu za računarski efikasnim algoritmom za uklanjanje šuma. Anizotropska difuzija (AD) [36] je nelinearan pristup koji je uspešan u očuvanju ivica nakon uklanjanja šuma (poglavlje 2.2.1.1). Međutim, AD je iterativnog karaktera, te zahteva nekoliko obrada celog snimka. Rekurzivni pristupi predloženi u [46–48] omogućavaju očuvanje ivica nakon uklanjanja šuma, ali zahtevaju dve obrade slike. Naime, ako se slika prvo filtrira po horizontalnoj osi (VH pristup), a nakon toga po vertikalnoj (HV pristup), rezultat ne bi bio isti kao kada bi redosled filtriranja bio obrnut. Štaviše, mogu se pojaviti artefakti u vidu štrafti u pravcu prvog filtriranja. Ovo je moguće prevazići kombinovanjem dva filtriranja, ali tada se slika mora obraditi dva puta, jednom za HV i još jednom za VH pristup. Kombinovanjem rekurzivnog pristupa i AD moguće je prevazići ovaj problem, a moguće je i smanjiti broj potrebnih iteracija što je pokazano u

narednom poglavlju.

3.2.1 Rekurzivna anizotropska difuzija

Osnovno objašnjenje AD izneseno je u okviru pregleda literature u poglavlju 2.2.1.1, ali se zbog potreba dalje analize izrazi koji je definišu ovde analiziraju detaljnije. Diskretni izraz za AD definisan je sa:

$$I_{t+1}(x,y) = I_t(x,y) + \lambda c_n d_n + \lambda c_s d_s + \lambda c_e d_e + \lambda c_w d_w \tag{3.1}$$

gde t predstavlja redni broj iteracije, I_t predstavlja sliku dobijenu u okviru iteracije t, a x i y obeležavaju diskretne prostorne koordinate. λ je konstanta čije se vrednosti biraju iz opsega $[0, 0.25]$. Indeksi s, n, e i w se odnose na severnog, južnog, istočnog i zapadnog najbližeg suseda centralnog piksela na koordinatama (x, y), tim redom. Koeficijenti $d_i, i \in \{n, s, e, w\}$ predstavljaju razliku između centralnog piksela i njegova četiri najbliža suseda:

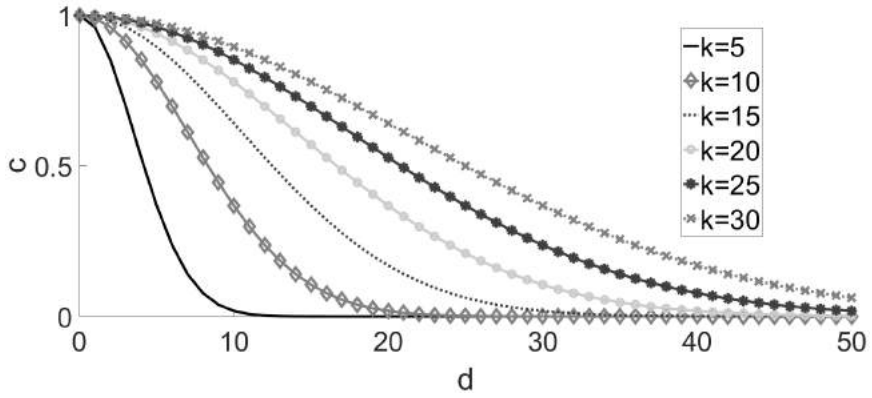
$$\begin{aligned} d_n &= I_t(x-1,y) - I_t(x,y) \\ d_s &= I_t(x+1,y) - I_t(x,y) \\ d_e &= I_t(x,y+1) - I_t(x,y) \\ d_w &= I_t(x,y-1) - I_t(x,y) \end{aligned} \tag{3.2}$$

Koeficijenti $c_i, i \in \{n, s, e, w\}$ predstavljaju koeficijente provodnosti i dobijaju se na osnovu razlika d_i:

$$\begin{aligned} c_n &= e^{-(d_n/\kappa)^2} \\ c_s &= e^{-(d_s/\kappa)^2} \\ c_e &= e^{-(d_e/\kappa)^2} \\ c_w &= e^{-(d_w/\kappa)^2} \end{aligned} \tag{3.3}$$

gde κ predstavlja konstantu koja se koristi da bi kontrolisala uticaj razlika d_i na koeficijente c_i. Primeri vrednosti koeficijenata c_i za različite vrednosti konstante κ prikazani su na slici 3.3. Koeficijenti provodnosti koji odgovaraju pikselima izvan domena slike postavljaju se na vrednost nula, a za sliku u nultoj iteraciji se po konvenciji

bira početna slika, odnosno $I_0 = I$. Treba naglasiti da se i d_i i c_i ponovo računaju u svakoj iteraciji, ali je radi manjeg opterećenja izraza oznaka za iteraciju izostavljena.



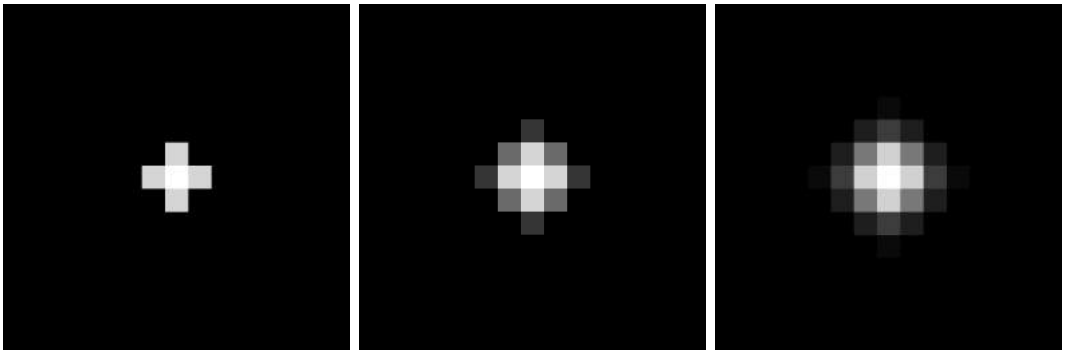
Slika 3.3. Zavisnost vrednosti koeficijenata c_i od vrednosti konstante κ.

Iz (3.1) i (3.3) zaključuje se da se vrednost centralnog piksela $I_t(x, y)$ nelinearno menja u svakoj iteraciji. Ako je vrednost razlike d_i velika, odgovarajući koeficijent c_i će imati nisku vrednost, te će doprinos suseda pridruženog razlici d_i biti manji. Nasuprot tome, doprinos suseda sa vrednostima sličnim pikselu $I_t(x, y)$ će biti veći. Ovo se takođe uočava posmatranjem grafikona prikazanog na slici 3.3. Ovakav nelinearan doprinos suseda dovodi do uklanjanja fluktuacija vrednosti piksela u homogenim regionima, tj. do uklanjanja šuma. Ako se centralni piksel nalazi na ivici u slici, susedi na suprotnoj strani ivice će imati mali uticaj na promenu njegove vrednosti pošto će im se intenziteti značajno razlikovati, te neće doći do zamućenja ivica.

Za računanje udaljenosti između centralnog piksela na koordinatama (x, y) i njegovog suseda na koordinatama (x_1, y_1) koristiće se L_1 norma definisana sa:

$$L_1 = |x - x_1| + |y - y_1| \tag{3.4}$$

Porast broja piksela koji učestvuju u filtriranju u zavisnosti od broja iteracija AD prikazan je na slici 3.4. U prvoj iteraciji AD, vrednosti $I_1(x, y)$ dobijaju se samo na osnovu četiri najbliža suseda piksela $I_0(x, y)$. Slično kao i sa centralnim pikselom, vrednosti njegova četiri suseda će se u prvoj iteraciji promeniti na osnovu vrednosti njihovih najbližih suseda. Posledično, u drugoj iteraciji proširuje se veličina regiona



(a) (b) (c)

Slika 3.4. Grafički prikaz okoline koja učestvuje u AD filtriranju za (a) jednu, (b) dve i (c) tri iteracije. Svetlija nijansa predstavlja veći doprinos promeni vrednosti centralnog piksela.

koji učestvuje u računanju vrednosti centralnog piksela na dvanaest najbližih suseda u odnosu na (x, y). Veličina ovog regiona raste sa povećanjem broja iteracija. Spoj ovog povećanja regiona i nelinearnog određivanja vrednosti piksela iz (3.1) rezultira uklanjanjem šuma pri kojem se čuvaju ivice u snimku, kao što je pokazano na slici 3.5.

Za potrebe dalje analize posmatraće se uticaj samo severnog suseda na promenu vrednosti centralnog piksela:

$$I_{t+1}(x, y) = I_t(x, y) + \lambda c_n d_n \tag{3.5}$$

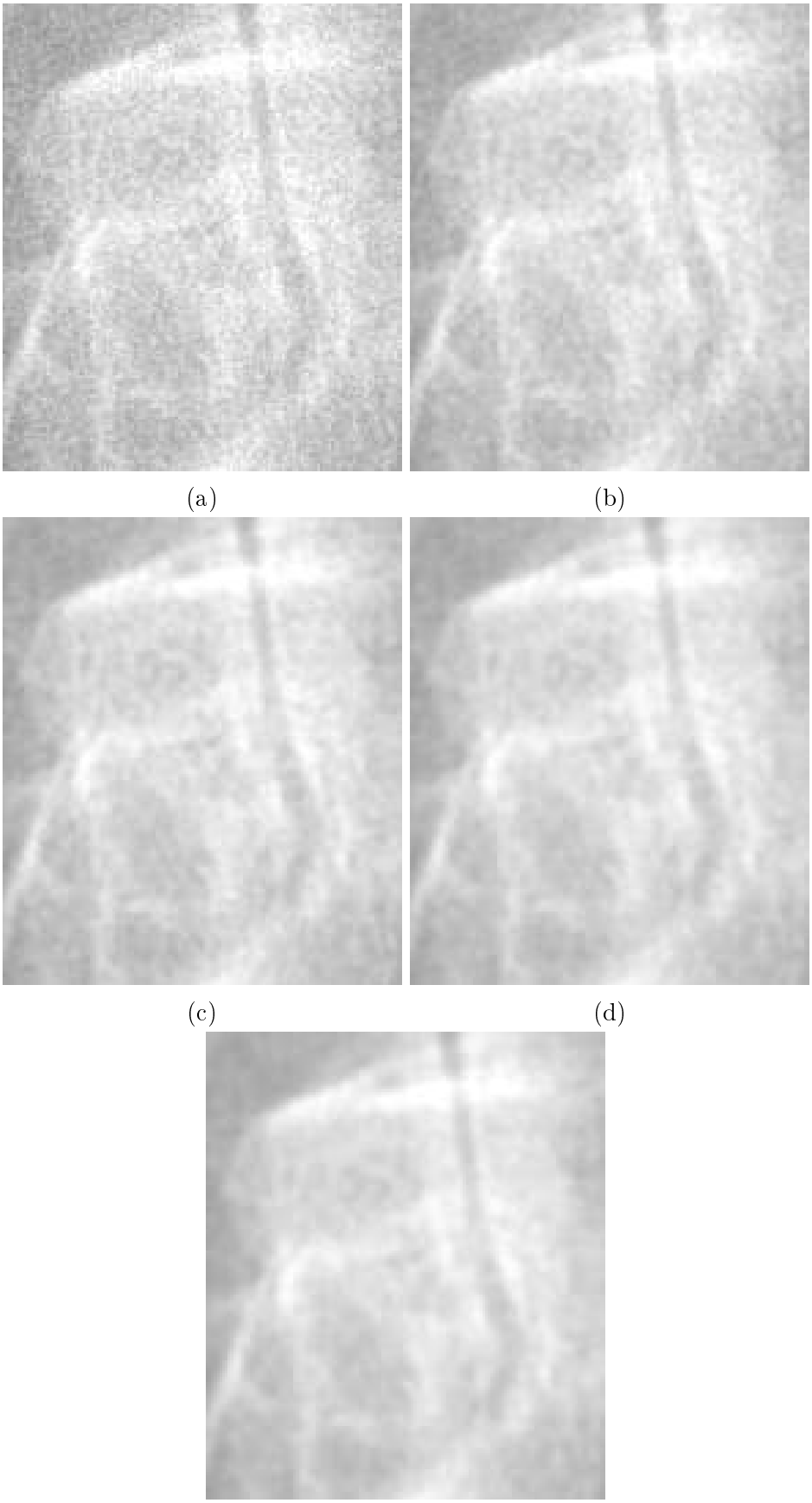
Uvrštavanjem izraza za razliku d_n iz (3.2) u (3.5) dobija se:

$$\begin{aligned} I_{t+1}(x, y) &= I_t(x, y) + \lambda c_n (I_t(x-1, y) - I_t(x, y)) \\ &= (1 - \lambda c_n) I_t(x, y) + \lambda c_n I_t(x-1, y) \end{aligned} \tag{3.6}$$

Zamenom $I_t(x-1, y)$ sa $I_{t+1}(x-1, y)$ (zamenjen je indeks iteracije) dobija se rekurzivno filtriranje:

$$I_{t+1}(x, y) = (1 - \lambda c_n) I_t(x, y) + \lambda c_n I_{t+1}(x-1, y) \tag{3.7}$$

Prethodno opisanom zamenom obezbeđeno je da u proračunu vrednosti piksela $I_{t+1}(x, y)$



Slika 3.5. (a) Isečak snimka lumbalne kičme. Rezultat dobijen upotrebom AD sa (b) jednom, (c) dve, (d) tri i (e) četiri iteracije. Uočava se da se šum smanjuje sa porastom broja iteracija. Za obradu sirovog snimka korišćeno $\kappa = 30$, $\lambda = 0.25$.

učestvuju svi pikseli koji u odnosu na njega imaju manju vrednost x koordinate. Ovo je bitno pošto se susedstvo koje učestvuje u filtriranju sada ne širi iterativno, već po samoj definiciji postaje beskonačno veliko.

Da bi se izraz (3.7) u potpunosti prilagodio rekurzivnom filtriranju koeficijent c_n potrebno je zameniti (on se ne određuje u skladu sa rekurzijom). Ako se u (3.7) uvrsti izraz za računanje koeficijenta c_n iz (3.3) dobija se:

$$I_{t+1}(x,y) = (1 - \lambda e^{-(\frac{I_t(x-1,y)-I_t(x,y)}{\kappa})^2})I_t(x,y) + \lambda e^{-(\frac{I_t(x-1,y)-I_t(x,y)}{\kappa})^2} I_{t+1}(x-1,y) \tag{3.8}$$

Zamenom $I_t(x-1,y)$ sa $I_{t+1}(x-1,y)$ dobija se:

$$I_{t+1}(x,y) = (1 - \lambda e^{-(\frac{I_{t+1}(x-1,y)-I_t(x,y)}{\kappa})^2})I_t(x,y) + \lambda e^{-(\frac{I_{t+1}(x-1,y)-I_t(x,y)}{\kappa})^2} I_{t+1}(x-1,y) \tag{3.9}$$

Prethodni izraz moguće je uprostiti definisanjem D_n i C_n:

$$\begin{aligned} D_n &= I_{t+1}(x-1,y) - I_t(x,y) \\ C_n &= e^{-(D_n/\kappa)^2} \end{aligned} \tag{3.10}$$

nakon čega se (3.9) može napisati kao:

$$\begin{aligned} I_{t+1}(x,y) &= (1 - \lambda C_n)I_t(x,y) + \lambda C_n I_{t+1}(x-1,y) \\ &= I_t(x,y) + \lambda C_n(I_{t+1}(x-1,y) - I_t(x,y)) \\ &= I_t(x,y) + \lambda C_n D_n \end{aligned} \tag{3.11}$$

Prethodni izraz predstavlja adaptivno rekurzivno filtriranje. Vrednost piksela menja se na osnovu razlike D_n piksela na koordinatama (x,y) i prethodno dobijenog rezultata na koordinatama $(x-1,y)$. Uticaj te razlike na promenu vrednosti piksela kontrolisan je nelinearnim koeficijentom C_n. Treba primetiti da je C_n definisan analogno u odnosu na c_n, te zaključak da će šum biti uklonjen u homogenim regionima a oštrina ivica sačuvana može da se donese i za adaptivnu rekurziju.

Ideju adaptivnog rekurzivnog filtriranja moguće je proširiti na sve najbliže susede

centralnog piksela. Prema korišćenoj L_1 normi, centralni piksel ima četiri najbliža suseda i za svakoga od njih potrebno je definisati rekurziju i njen doprinos promeni vrednosti centralnog piksela. Rekurziju za severnog suseda moguće je definisati na osnovu (3.11) zamenom I_{t+1} sa J^n_{t+1}:

$$J^n_{t+1}(x,y) = I_t(x,y) + \lambda C_n D_n \tag{3.12}$$

Istu zamenu potrebno je uneti i u definiciju D_n:

$$D_n = J^n_{t+1}(x-1,y) - I_t(x,y) \tag{3.13}$$

Definiciju C_n nije potrebno menjati pošto zavisi samo od D_n. Po analogiji sa (3.12) definišu se preostale susedske rekurzije:

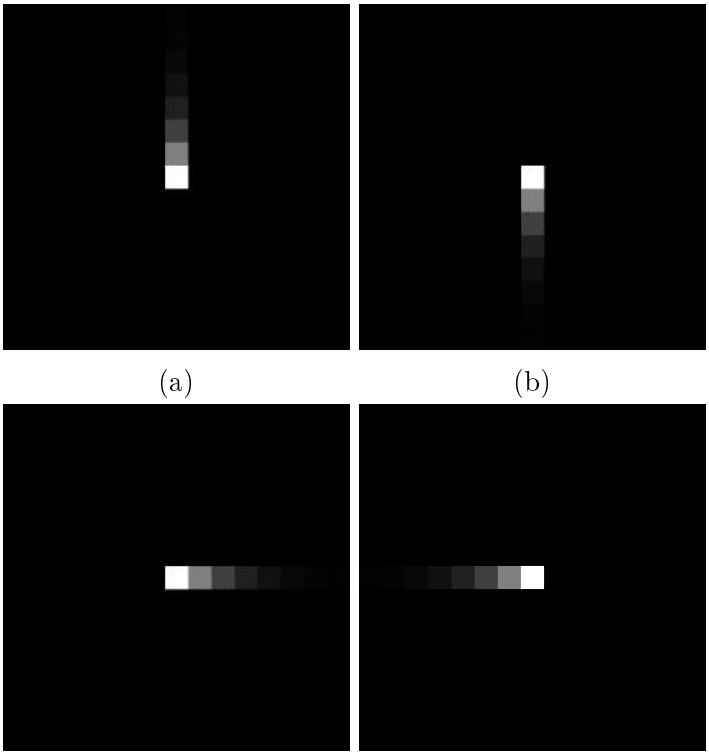
$$\begin{aligned} J^s_{t+1}(x,y) &= I_t(x,y) + \lambda C_s D_s \\ J^e_{t+1}(x,y) &= I_t(x,y) + \lambda C_e D_e \\ J^w_{t+1}(x,y) &= I_t(x,y) + \lambda C_w D_w \end{aligned} \tag{3.14}$$

U prethodnom izrazu $D_i, i \in \{s,e,w\}$ odgovaraju razlikama intenziteta centralnog piksela $I_t(x,y)$ i njegovih suseda u različitim susedskim rekurzijama:

$$\begin{aligned} D_s &= J^s_{t+1}(x+1,y) - I_t(x,y) \\ D_e &= J^e_{t+1}(x,y+1) - I_t(x,y) \\ D_w &= J^w_{t+1}(x,y-1) - I_t(x,y) \end{aligned} \tag{3.15}$$

Koeficijenti $C_i, i \in \{s,e,w\}$ definišu se analogno u odnosu na C_n iz (3.10):

$$\begin{aligned} C_s &= e^{-(D_s/\kappa)^2} \\ C_e &= e^{-(D_e/\kappa)^2} \\ C_w &= e^{-(D_w/\kappa)^2} \end{aligned} \tag{3.16}$$



Slika 3.6. Grafički prikaz okoline koja učestvuje u: (a) severnoj n, (b) južnoj s, (c) istočnoj e i (d) zapadnoj w susedskoj rekurziji. Svetlija nijansa predstavlja veći doprinos promeni vrednosti centralnog piksela. Koordinatni početak nalazi se u gornjem levom uglu slika, porast vrednosti x-ose je nadole, dok je porast vrednosti y-ose nadesno.

Treba primetiti da određivanje vrednosti u (3.14) i (3.15) podrazumeva određeni redosled filtriranja, kao što je prikazano na slici 3.6 koja prikazuje doprinos piksela okoline promeni vrednosti centralnog piksela. $J^n_{t+1}(x-1,y)$ mora biti određeno pre $J^n_{t+1}(x,y)$ što diktira redosled filtriranja u pravcu povećanja koordinate x. Ostale vrednosti $J^i_{t+1}, i \in \{s,e,w\}$ određuju se slično: $J^s_{t+1}(x,y)$ podrazumeva filtriranje u pravcu opadanja vrednosti koordinate x, $J^e_{t+1}(x,y)$ dobija se filtriranjem u pravcu opadanja vrednosti koordinate y, dok se $J^w_{t+1}(x,y)$ dobija filtriranjem u pravcu povećanje vrednosti y koordinate. Koeficijente $C_i, i \in \{n,s,e,w\}$ moguće je izračunati nakon što su određene razlike $D_i, i \in \{n,s,e,w\}$. Na slici 3.7 prikazan je primer susedskih rekurzija. Primećuje se da je na svakoj od slika koje predstavljaju rekurzije uočljivo u kojem pravcu je filtrirano, tj. primetno je „razmazivanje" u pravcu filtri-

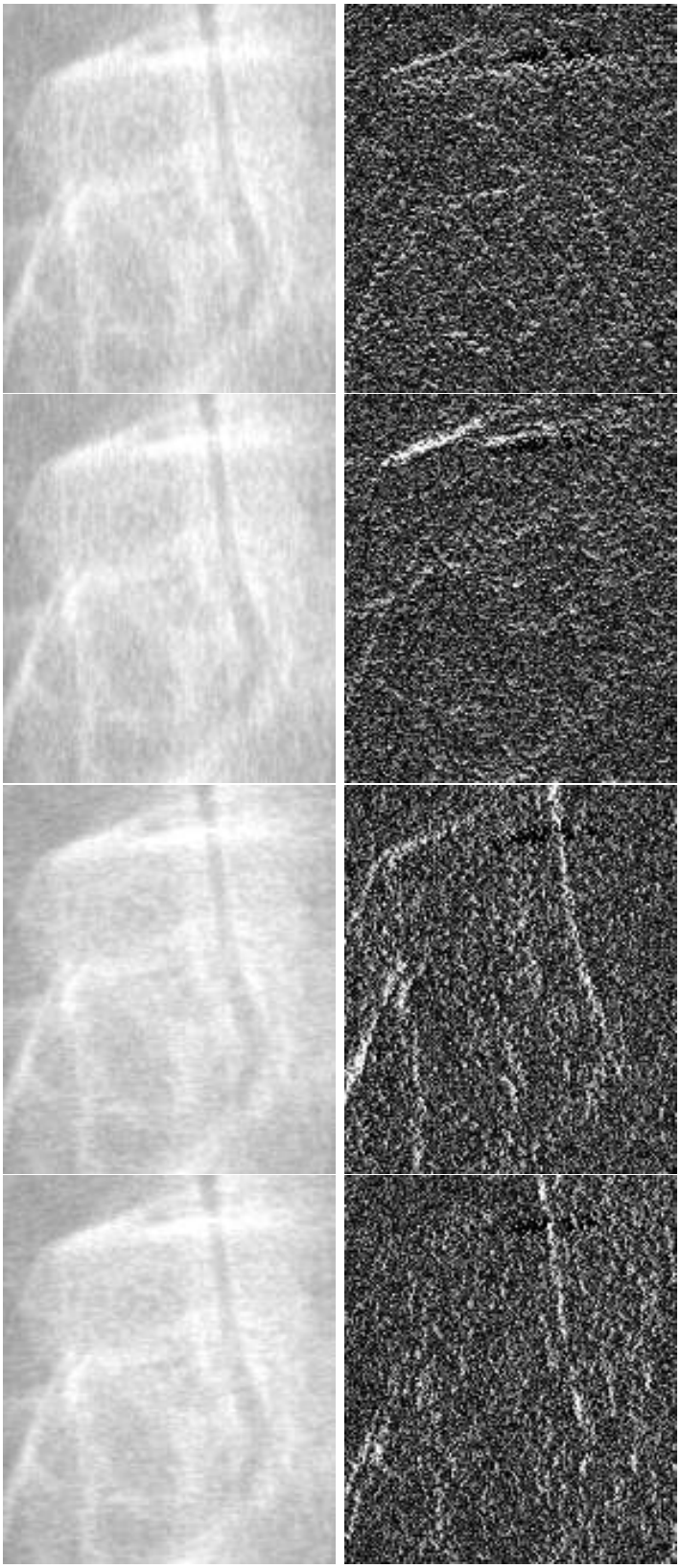
ranja, što se bolje uočava sa slika razlika na kojima se pored pravca uočava i smer rekurzije. Ovo je posledica toga što su ivice u snimku postepene te razlike D_i neće imati vrednost koja je dovoljno mala da se dobije C_i koje će biti približno nula. Ovaj efekat je na primeru D_n i C_n prikazan na slici 3.8.

Sa slike 3.8 uočava se da iako razlika D_n ima visoke vrednosti u gornjem delu snimka, koeficijenti C_n neće biti nula. Međutim, ovakve nesavršenosti pristupa se međusobno poništavaju kada se sve susedske rekurzije uzmu u obzir kao što će biti pokazano nakon formulisanja objedinjenog rekurzivnog izraza.

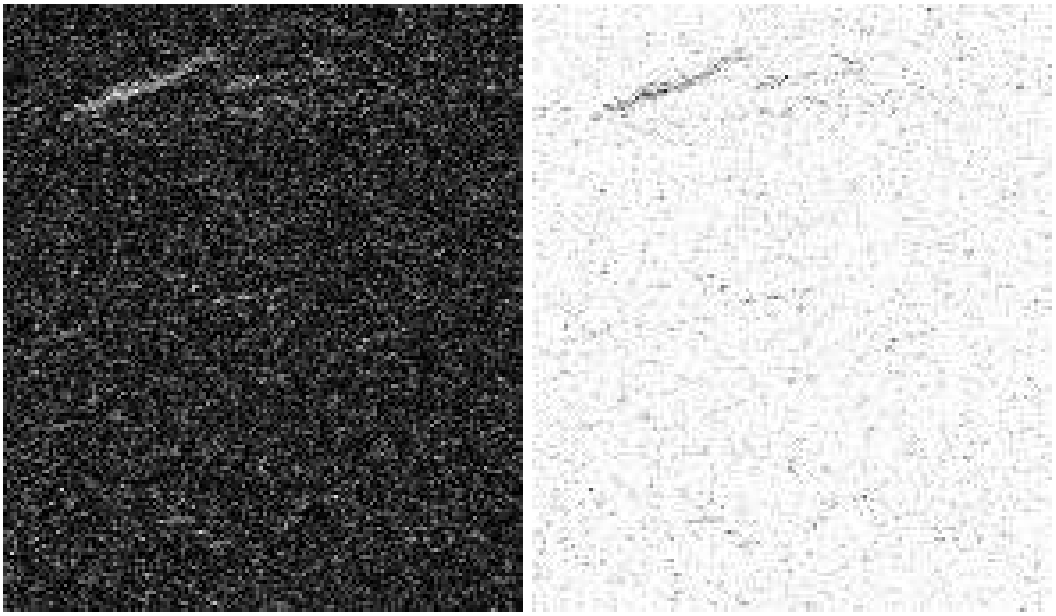
Posmatranjem izraza (3.11) uočava se da je doprinos severnog suseda n promeni vrednosti centralnog piksela jednak sa $\lambda C_n D_n$. Na osnovu ovoga moguće je definisati da će svaka susedska rekurzija promeni centralnog piksela doprinositi za $\lambda C_i D_i, i \in \{n, s, e, w\}$. Ovakva definicija doprinosa susedskih rekurzija omogućava definiciju rekurzivne anizotropske difuzije (RAD) [102] koja je analogna definiciji AD (3.1):

$$I_{t+1}(x, y) = I_t(x, y) + \lambda C_n D_n + \lambda C_s D_s + \lambda C_e D_e + \lambda C_w D_w \tag{3.17}$$

Na slici 3.9 prikazani su pikseli koji doprinose promeni centralnog piksela. Kao što se uočava, već u prvoj iteraciji broj piksela koji doprinose mnogo je veći nego u prvoj iteraciji AD. U drugoj iteraciji RAD, promeni vrednosti centralnog piksela teoretski posmatrano doprinose svi pikseli slike, ali u praktičnom smislu doprinosi samo okolina centralnog piksela (uticaj udaljenih piksela dovoljno je mali da se može zanemariti). Bez obzira na prethodno, okolina koja doprinosi u drugoj iteraciji RAD značajno je veća od okoline koja doprinosi u trećoj iteraciji AD. Na slici 3.10 prikazan je primer isečaka snimka dobijenih nakon prve i druge iteracije RAD. Na obe slike uočava se da je došlo do smanjenja prisutnog šuma i da sa povećanjem broja iteracija dolazi i do boljeg uklanjanja šuma, što je zajednička karakteristika sa AD. Ipak, zbog urođeno veće okoline koja učestvuje u filtriranju kod RAD je potrebno manje iteracija da bi se dobio isti ili bolji rezultat u odnosu na AD, što će biti pokazano u poglavlju 3.2.3. Sa slika se takođe uočava da je „razmazivanje" u smeru filtriranja koje je uočeno kod pojedinačnih susedskih rekurzija neprimetno (slike razlika to dodatno potvrđuju).

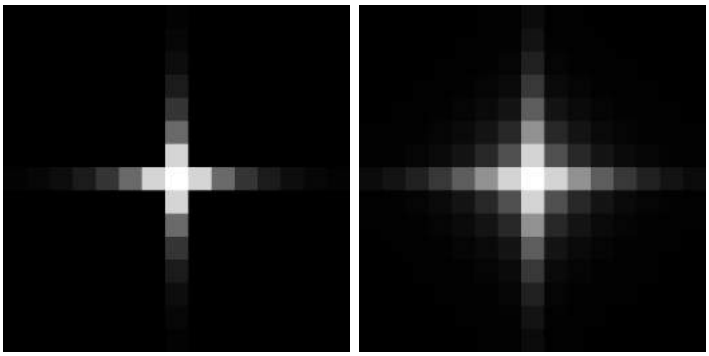


Slika 3.7. (levo) Susedske rekurzije i (desno) apsolutna vrednost razlika u odnosu na nefiltrirani snimak. Severna rekurzija prikazana je u prvoj, južna u drugoj, istočna u trećoj i zapadna u četvrtoj vrsti. Za obradu sirovog snimka korišćeno $\kappa = 30$, $\lambda = 0.25$.



(a) (b)

Slika 3.8. (a) Apsolutna vrednost razlika D_n i (b) odgovarajući koeficijenti C_n.

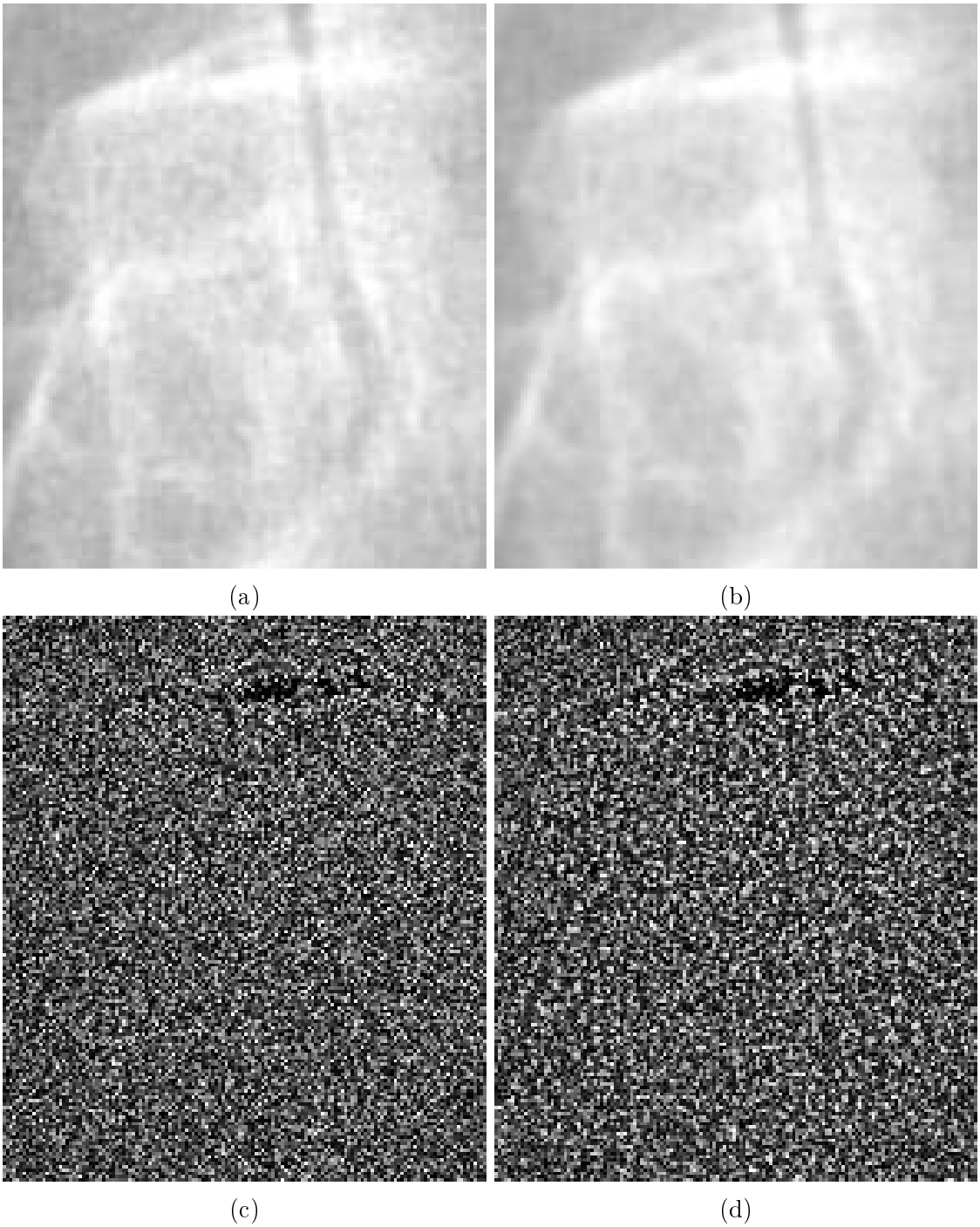


(a) (b)

Slika 3.9. Grafički prikaz okoline koja učestvuje u (a) prvoj i (b) drugoj iteraciji RAD. Svetlija nijansa predstavlja veći doprinos promeni vrednosti centralnog piksela.

Razlog za neprimetnost je to što se „razmazivanja" severne i južne susedske rekurzije međusobno poništavaju, pri čemu isto važi i za istočnu i zapadnu rekurziju. Slike razlika snimaka sa kojih nije i onih sa kojih jeste uklonjen šum pokazuju da je RAD uklonila samo šum sa snimaka, a pri tome nije bilo ublažavanja ivica.

Vrednosti proizvoda $\lambda C_i D_i$ mogu se unapred izračunati i smestiti u niz u računarskoj memoriji (engl. *lookup table*). Pošto je D_i jedina promenljiva u izrazu, ona se može koristiti za indeksiranje formiranog niza. Slično se može uraditi i za vrednosti



(a) (b)

(c) (d)

Slika 3.10. Isečak snimka lumbalne kičme sa kojeg je pre obrade šum uklonjen upotrebom (a) jedne i (b) dve iteracije RAD. Apsolutna vrednost razlika snimka prikazanih na (a) i (b) i snimka sa kojeg nije uklonjen šum prikazana je na (c) i (d), tim redom.

$\lambda c_i d_i$ iz (3.1). Razlike D_i računaju se analogno u odnosu na razlike d_i, što dovodi do zaključka da se dodatno računarsko opterećenje uneseno preko RAD u odnosu na

AD svodi na četiri sabiranja po pikselu uvedena u (3.14), po jedno za svaku susedsku rekurziju.

3.2.2 Homomorfno prilagođenje rekurzivne anizotropske difuzije za radiografske snimke

Dominantni šum na radiografskim snimcima je kvantni šum koji nastaje kao posledica raspodele fotona rendgenskog zračenja primljenih od strane detektora [50]. Prosečan broj fotona koje izvor zračenja emituje po sekundi u pravcu detektora biće obeležen sa ρ. Verovatnoća da će detektor primiti X fotona u T sekundi definisana je Poasonovom raspodelom [103]:

$$P(X|\rho T) = \frac{e^{-\rho T}(\rho T)^X}{X!} \tag{3.18}$$

Očekivani broj primljenih fotona μ isti je kao i varijansa promenljive X:

$$E\{X|\rho T\} = \rho T = \mu = var\{X|\rho T\} \tag{3.19}$$

Poasonov šum definiše se preko [104]:

$$n = X - \mu \tag{3.20}$$

Iz prethodnog se zaključuje da šum n ima srednju vrednost 0 i varijansu:

$$var\{n|\rho T\} = var\{X|\rho T\} = \mu \tag{3.21}$$

Ovakav šum zavisan je od intenziteta signala pošto se njegova varijansa menja u zavisnosti od vrednosti X. Varijansa Poasonovog šuma može se stabilizovati (učiniti nezavisnom od intenziteta piksela) upotrebom Anskombeove transformacije [105] ili neke od njenih modifikacija [104, 106]. Međutim, detektori pretvaraju broj primljenih

fotona u intenzitet piksela I prema [103]:

$$I = b + g \cdot X \tag{3.22}$$

gde g predstavlja pojačanje detektora, a b aditivnu konstantu. Na osnovu (3.22) vidi se da I neće biti Poasonova slučajna promenljiva te upotreba Anskombeove transformacije ne bi bila opravdana. Konstanta b koristi se u procesu kalibracije detektora da bi se uklonili različiti efekti u samom detektoru i obezbedilo da je $I = 0$ u situacijama kada nema zračenja. Pod pretpostavkom da je detektor pravilno kalibriran, konstanta b radi jednostavnosti može se ukloniti iz (3.22). Uvrštavanje (3.20) u (3.22) daje:

$$I = g \cdot X = g \cdot \mu + g \cdot n = \hat{I} + \hat{n} \tag{3.23}$$

gde $\hat{I} = g \cdot \mu$, a $\hat{n} = g \cdot n$. Šum $\hat{n}$ i dalje ima srednju vrednost nula, ali nije Poasonov i njegova varijansa je:

$$var\{n|\rho T\} = g^2\mu = g\hat{I} \tag{3.24}$$

Izraz (3.23) moguće je modifikovati:

$$I = \hat{I} + \hat{n} = \hat{I} + \sqrt{\hat{I}}\frac{\hat{n}}{\sqrt{\hat{I}}} = \hat{I} + \sqrt{\hat{I}} \cdot m \tag{3.25}$$

gde m predstavlja šum definisan kroz:

$$m = \frac{\hat{n}}{\sqrt{\hat{I}}} = \frac{\hat{n}}{\sqrt{g \cdot \mu}} = \frac{\sqrt{g}\hat{n}}{g\sqrt{\mu}} = \sqrt{g}\breve{n} \tag{3.26}$$

i $\breve{n}$ predstavlja šum $\hat{n}$ normalizovan na jediničnu varijansu. Bitno je primetiti da varijansa šuma m ne zavisi od intenziteta signala. Određivanje kvadratnog korena izraza (3.25) daje:

$$\sqrt{I} = \sqrt{\hat{I} + \sqrt{\hat{I}} \cdot m} = \sqrt{\hat{I}}\big(1 + \frac{1}{\sqrt{\hat{I}}} \cdot m\big)^{\frac{1}{2}} \tag{3.27}$$

Uz pretpostavku da je m malo (pokazano je da g u praksi ima malu vrednost [103])

i uz upotrebu Maklorenovog reda nad izrazom (3.27) dobija se:

$$\sqrt{I} \approx \sqrt{\hat{I}}\left(1 + \frac{1}{2}\frac{1}{\sqrt{\hat{I}}} \cdot m\right) = \sqrt{\hat{I}} + \frac{1}{2} \cdot m \tag{3.28}$$

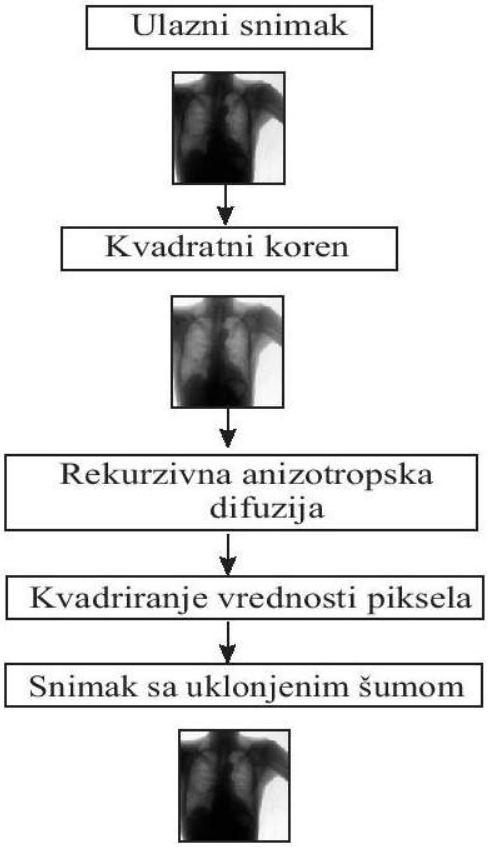
Zaključuje se da računanje kvadratnog korena vrednosti piksela daje signal sa šumom koji je približno nezavisan od intenziteta piksela. Pošto je RAD dizajniran za uklanjanje aditivnog belog Gausovog šuma (engl. *additive white Gaussian noise* - AWGN), pre upotrebe RAD nad radiografskim snimcima potrebno je primeniti kvadratni koren nad intenzitetima piksela. Blok-šema procedure uklanjanja šuma prikazana je na slici 3.11. Pošto je učinjen nezavisnim od intenziteta signala (kvadratni koren), šum se uklanja, i na kraju se intenziteti piksela kvadriraju da bi se vratili u originalni domen vrednosti. Na osnovu ovoga, zaključuje se da je prilagođenje RAD za radiografske snimke homomorfno (transformacija iz originalnog u pogodniji domen, filtriranje i inverzna transformacija).

3.2.3 Rezultati

3.2.3.1 Rezultati na nemedicinskim slikama

Odnos snage signala i šuma će se u ostatku teze obeležavati sa SNR (engl. *signal-to-noise ratio*). Slika 3.12 prikazuje uspešnost uklanjanja šuma i kvalitet slike koji se dobija upotrebom AD i RAD kada se koriste sa istim parametrima obrade. Na slici koja je obrađena korišćenjem RAD vidi se da je postignuto bolje uklanjanje šuma u odnosu na AD bez ikakvog gubitka na oštrini ivica slike.

Slika 3.13 prikazuje slike koje su dobijene korišćenjem istih parametara λ i κ, ali sa različitim brojem iteracija za AD i RAD. Slike u obe kolone (leva za AD, desna za RAD) na subjektivnom nivou prikazuju isti stepen uklanjanja šuma. Međutim, u regionima na kojima su prikazane pruge (koleno i marama) primećuje se da je RAD bolje očuvala ivice u slici. Treba primetiti da je isto uklanjanje šuma uz bolje očuvanje detalja postignuto sa čak 40% manje iteracija. Kao meru kvaliteta uklanjanja šuma sa slike moguće je iskoristiti odnos vršne vrednosti signala i šuma (engl. *peak signal-*



Slika 3.11. Blok-šema predloženog homomorfnog uklanjanja šuma sa radiografskih snimaka.

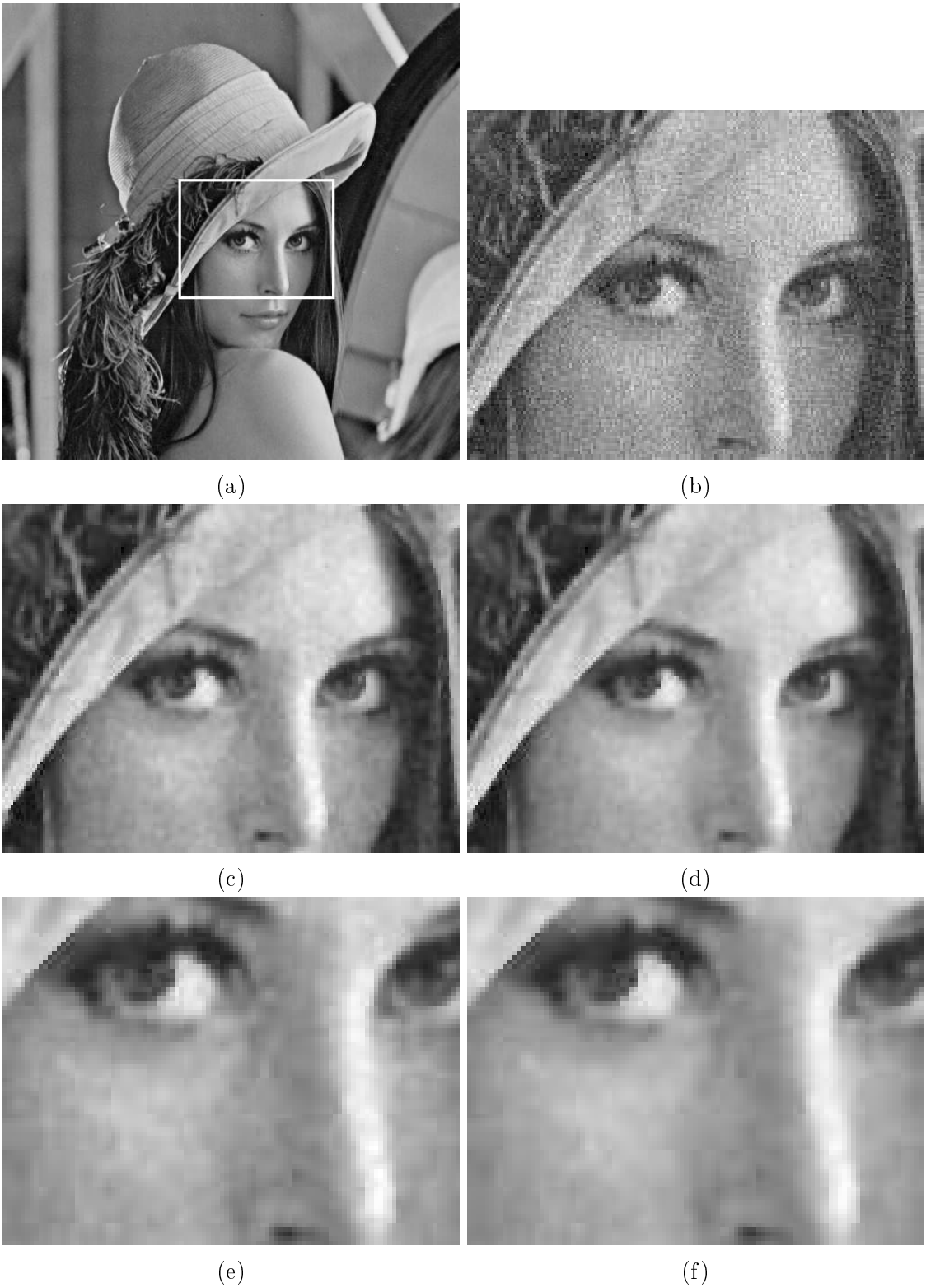
to-noise ratio - PSNR) koji se uobičajeno izražava u decibelima:

$$PSNR = 10 \log \frac{M^2}{\frac{1}{N}\sum_x \sum_y (I(x,y) - \hat{I}(x,y))^2} \tag{3.29}$$

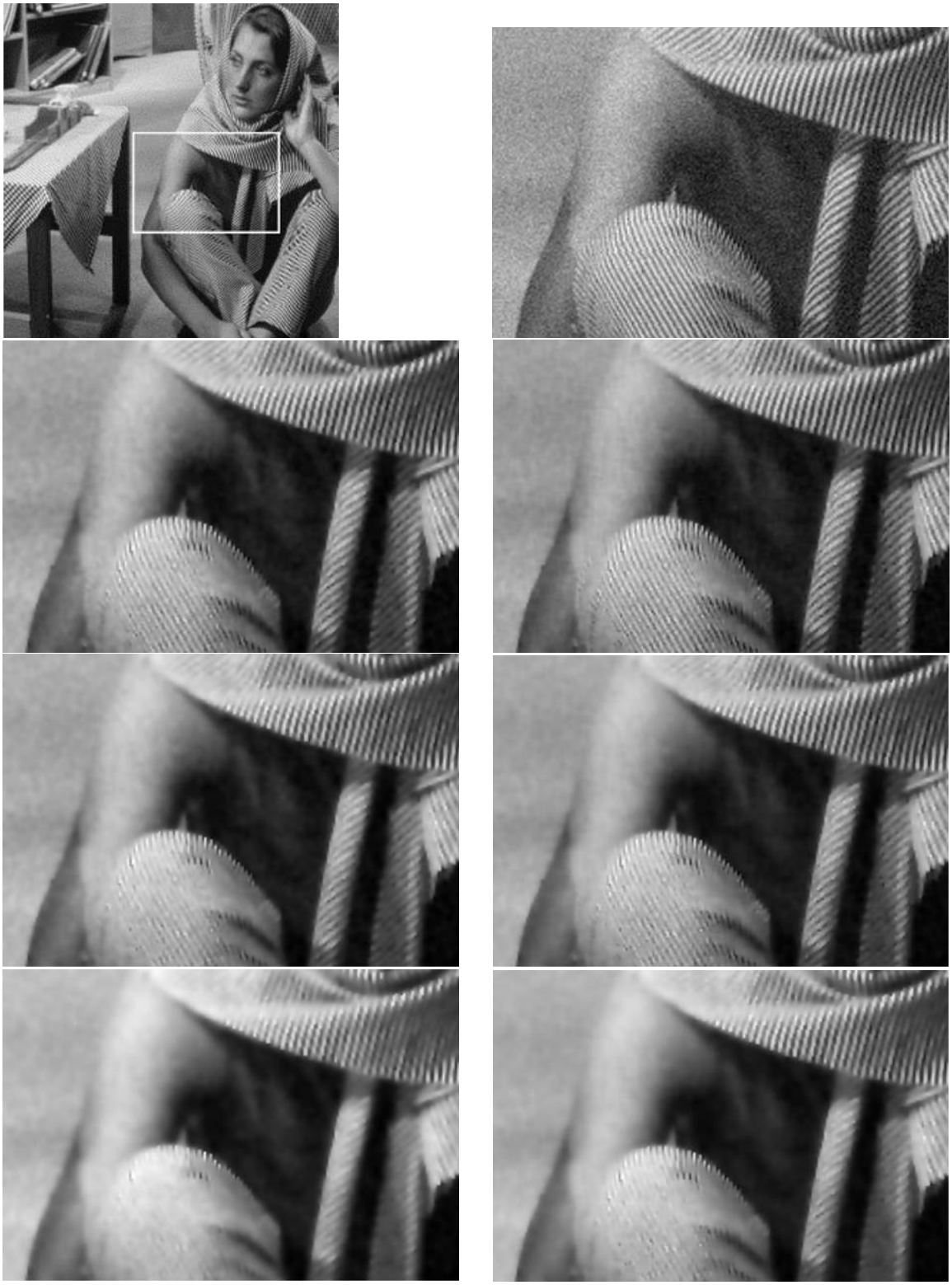
gde M predstavlja najveću vrednost koju piksel može da ima, N predstavlja broj piksela u slici, I predstavlja originalnu sliku, a $\hat{I}$ predstavlja sliku nakon uklanjanja šuma.

PSNR slika dobijenih pomoću RAD (prikazanih na slici 3.13) veći je u odnosu na slike dobijene korišćenjem AD za 0.53 dB, 0.67 dB i 0.4 dB, tim redom.

Često korišćena mera sličnosti dve slike jeste indeks strukturne sličnosti (engl. *structural similarity index* - SSIM). Za dve slike A i B, koje su istih dimenzija, SSIM



Slika 3.12. Poređenje performansi AD i RAD prilikom uklanjanja AWGN (SNR = 4.38 dB) sa slike *Lena*: (a) Originalna slika sa obeleženim segmentom, (b) uveličani segment pre uklanjanja šuma, (c) segment obrađen pomoću AD, (d) segment obrađen pomoću RAD, (e) dodatno uvećan segment obrađen sa AD i (f) dodatno uvećan segment obrađen sa RAD. Uočava se da je RAD bolje uklonio šum bez ublažavanja ivica u odnosu na AD. Za oba algoritma prilikom obrade korišćeni su isti parametri: $t = 3, \lambda = 0.2, \kappa = 50$.



Slika 3.13. Poređenje performansi AD i RAD prilikom uklanjanja AWGN (SNR = 6.4 dB) sa slike *Barbara*. Prva vrsta prikazuje sliku sa šumom i isečak pre uklanjanja. Od druge do četvrte vrste prikazani su rezultati filtriranja: leva kolona za AD sa 3, 5 i 6 iteracija, desna kolona za RAD sa 2, 3 i 4 iteracije. Primetiti da je za RAD korišćeno manje iteracija. Za oba algoritma korišćeni su parametri: $\lambda = 0.2, \kappa = 50$.

Tabela 3.1. Prosečno povećanje PSNR koje se dobija upotrebom RAD u odnosu na AD na skupu od 500 slika iz [108] nakon 3 iteracije. Varijansa šuma postavljena je na $\sigma_N^2 = 400$.

	$\kappa = 20$	$\kappa = 30$	$\kappa = 40$	$\kappa = 50$	$\kappa = 60$
$\lambda = 0.1$	0.0122	0.0521	0.1042	0.1418	0.1572
$\lambda = 0.15$	0.0284	0.117	0.2121	0.2404	0.2066
$\lambda = 0.2$	0.0509	0.193	0.281	0.208	0.0724
$\lambda = 0.25$	0.0785	0.2588	0.2524	0.0395	-0.1536

Tabela 3.2. Prosečno povećanje PSNR koje se dobija upotrebom RAD u odnosu na AD na skupu od 500 slika iz [108] nakon 3 iteracije. Korišćeno je $\lambda = 0.15$.

	$\kappa = 20$	$\kappa = 30$	$\kappa = 40$	$\kappa = 50$	$\kappa = 60$
$\sigma_N^2 = 225$	0.0692	0.168	0.1637	0.085	0.0003
$\sigma_N^2 = 400$	0.0284	0.117	0.2121	0.2404	0.2066
$\sigma_N^2 = 625$	0.012	0.0642	0.158	0.2493	0.296
$\sigma_N^2 = 900$	0.0056	0.0342	0.1006	0.1927	0.2801

definiše se kao:

$$SSIM(A,B) = \frac{1}{N}\sum_{x,y}\frac{(2\mu_A\mu_B + c_1)(2\sigma_{AB} + c_2)}{(\mu_A^2 + \mu_B^2 + c_1)(\sigma_A^2 + \sigma_B^2 + c_2)} \tag{3.30}$$

gde μ_A, μ_B, σ_A, σ_B i σ_{AB} predstavljaju lokalne srednje vrednosti, lokalne standardne devijacije i uzajamnu varijansu izračunate u susedstvu piksela $A(x, y)$ i $B(x, y)$, a c_1 i c_2 predstavljaju konstante. Prethodni izraz predstavlja uprošćenu verziju SSIM. Više detalja o SSIM može se pronaći u [107].

U tabelama 3.1 i 3.2 prikazano je prosečno povećanje PSNR koje se dobija upotrebom RAD u odnosu na AD. Prosečno povećanje određeno je na javno dostupnom skupu od 500 slika [108]. Tabele 3.3 i 3.4 prikazuju prosečno povećanje SSIM. Treba naglasiti da SSIM daje vrednosti iz opsega [-1, 1] pri čemu veća vrednost predstavlja veću sličnost. Rezultat 1 je moguće dobiti samo za identične slike, tj. za idealno „odšumljene" slike. Rezultati pokazuju da RAD postiže bolji rezultat u odnosu na AD u 98.75% slučajeva.

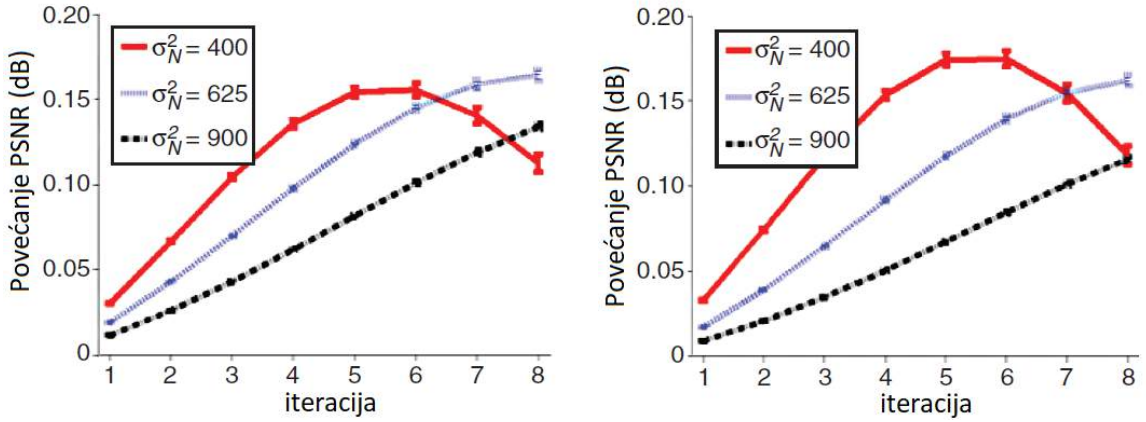
Performanse AD i RAD dodatno se mogu uporediti tako što će se posmatrati prosečno povećanje PSNR i SSIM postignuto na korišćenom skupu slika, pri čemu će

Tabela 3.3. Prosečno povećanje SSIM koje se dobija upotrebom RAD u odnosu na AD na skupu od 500 slika iz [108] nakon 3 iteracije. Varijansa šuma postavljena je na $\sigma_N^2 = 400$.

	$\kappa = 20$	$\kappa = 30$	$\kappa = 40$	$\kappa = 50$	$\kappa = 60$
$\lambda = 0.1$	0.0005	0.0025	0.0053	0.0073	0.0083
$\lambda = 0.15$	0.0013	0.0064	0.0127	0.0156	0.0155
$\lambda = 0.2$	0.0025	0.0118	0.0196	0.0184	0.0141
$\lambda = 0.25$	0.004	0.0173	0.0212	0.0136	0.0071

Tabela 3.4. Prosečno povećanje SSIM koje se dobija upotrebom RAD u odnosu na AD na skupu od 500 slika iz [108] nakon 3 iteracije. Korišćeno je $\lambda = 0.15$.

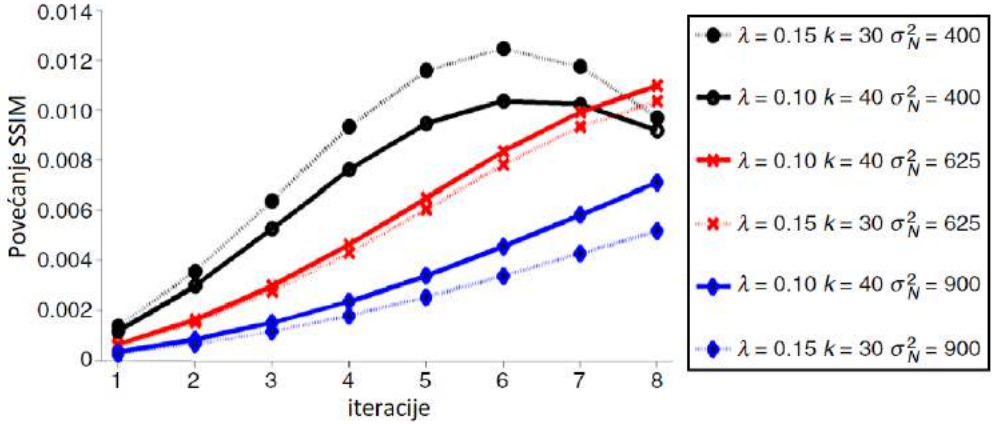
	$\kappa = 20$	$\kappa = 30$	$\kappa = 40$	$\kappa = 50$	$\kappa = 60$
$\sigma_N^2 = 225$	0.004	0.0103	0.0111	0.009	0.0068
$\sigma_N^2 = 400$	0.0013	0.0064	0.0127	0.0156	0.0155
$\sigma_N^2 = 625$	0.0004	0.0028	0.008	0.0139	0.0178
$\sigma_N^2 = 900$	0.0002	0.0012	0.004	0.0089	0.0143



(a) (b)

Slika 3.14. Poređenje performansi AD i RAD preko povećanja PSNR (dobija se kao razlika PSNR za RAD i PSNR za AD). Parametri obrade podešeni su na: (a) $\lambda = 0.1, \kappa = 40$ i (b) $\lambda = 0.15, \kappa = 30$.

se fiksirati vrednosti parametara λ, κ i varijansa šuma σ_N^2, a menjati broj iteracija. Prosečno povećanje PSNR koje se dobija upotrebom RAD u odnosu na AD prikazano je na slici 3.14, dok je prosečno povećanje SSIM prikazano na slici 3.15. Sa slika se lako uočava da RAD daje bolje rezultate u odnosu na AD.



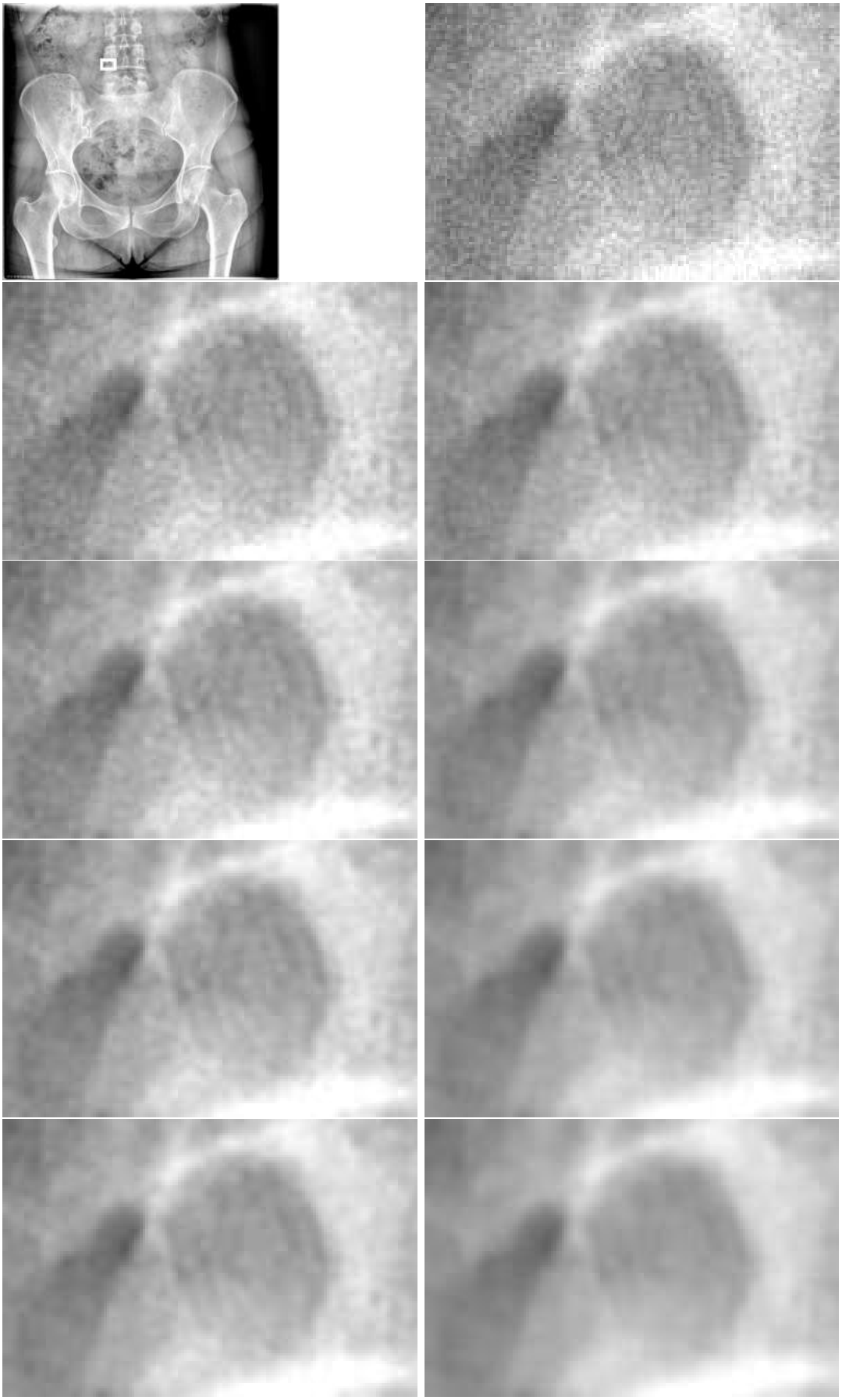
Slika 3.15. Poređenje performansi AD i RAD preko povećanja SSIM (dobija se kao razlika SSIM za RAD i SSIM za AD).

3.2.3.2 Rezultati na medicinskim snimcima

Za proveru predloženog homomorfnog pristupa korišćen je skup od 47 kliničkih radiografskih snimaka koji prikazuju različite anatomije. Snimci su pribavljeni tokom svakodnevne kliničke prakse. Za akviziciju snimaka korišćen je digitalni detektor Varian PaxScan4343. Sve slike su dimenzija 3072 x 3072 piksela. Pikseli detektora su kvadratnog oblika veličine 139 µm.

Uklanjanje šuma samo je jedan korak u obradi radiografskih snimaka, te je uspešnost posmatrana na osnovu krajnjih snimaka, koji su u potpunosti multiveličinski obrađeni pristupom koji je obrazložen u poglavljima 4 i 5. Drugim rečima, sa snimaka je uklonjen šum, a nakon toga im je kompresovan dinamički opseg, poboljšan kontrast, pojačana vidljivost detalja i na kraju je podešena tonska skala izlaznog snimka.

Uspešnost uklanjanja šuma upoređena je sa AD pristupom u istim okolnostima. Radi preciznog poređenja, parametri su podešeni tako da za AD daju uspešno uklanjanje šuma, a da se pri tome ne gubi na oštrini snimka i vidljivosti detalja. Parametri su podešeni na osnovu pet nasumično odabranih slika iz skupa. Treba primetiti da parametri nisu podešavani za svaki tip snimljene anatomije što inače jeste praksa kod primenjenih algoritama obrade, već su postavljeni na istu vrednost za svaku anatomiju, čime je testirana univerzalnost predloženog pristupa. Odabrani parametri su $\lambda = 0.25$ i $\kappa = 30$. Primer obrađenog snimka prikazan je na slici 3.16.



Slika 3.16. Prva vrsta prikazuje snimak karlice i uveličani segment. Od druge do pete vrste prikazani su rezultati filtriranja: leva kolona za AD i desna kolona za RAD. Druga vrsta dobijena je za jednu iteraciju, treća za dve, četvrta za tri i peta za četiri iteracije.



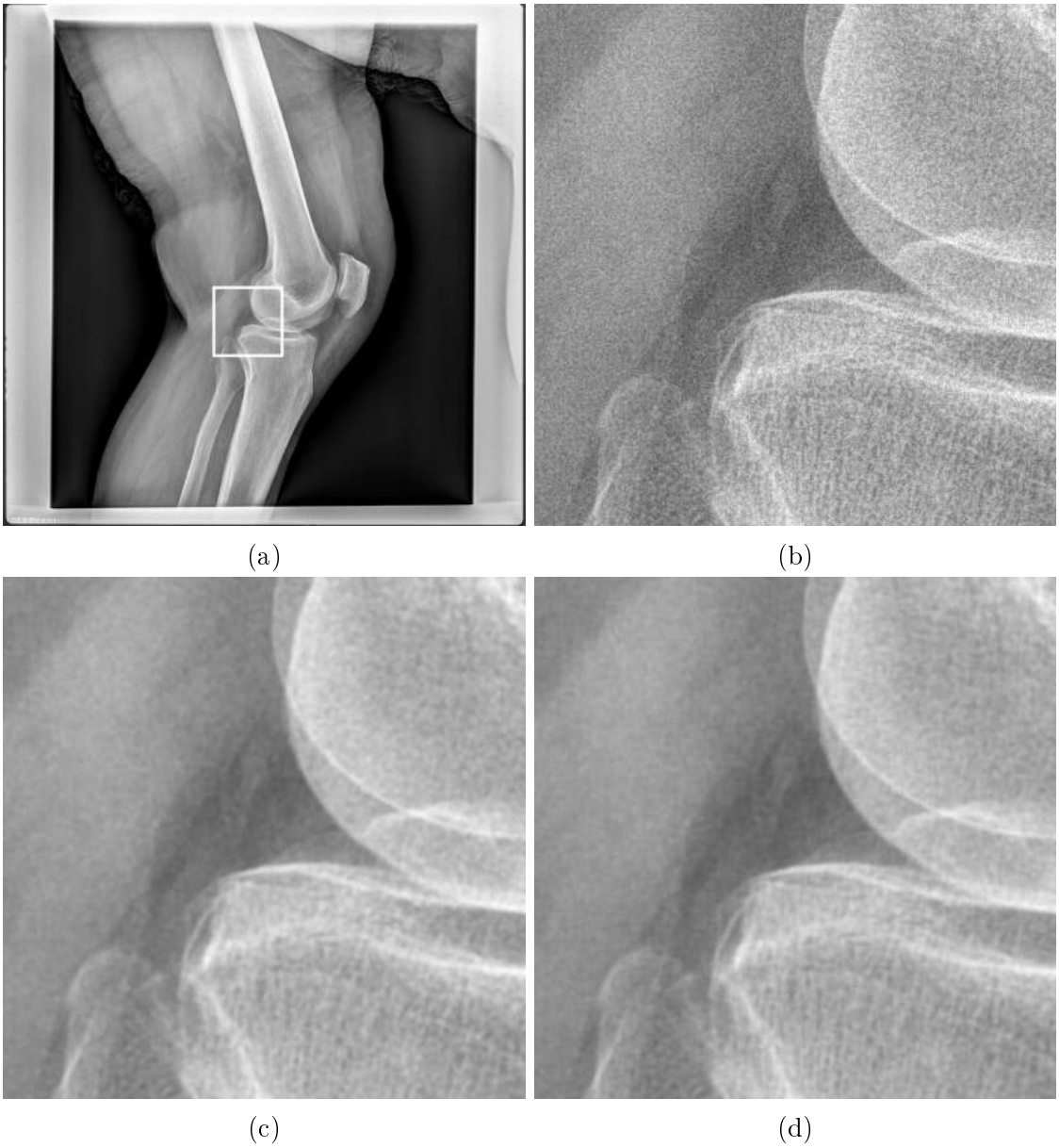
(a) (b)



(c) (d)

Slika 3.17. (a) Snimak zgloba na kojem je (b) uveličani segment obeležen pravougaonikom. Rezultati dobijeni upotrebom (c) AD sa četiri iteracije i (d) RAD sa dve iteracije.

Sa slike 3.16 vidi se da upotreba RAD donosi zadovoljavajuće rezultate već sa dve iteracije (slika 3.16 (f)) dok je za AD potrebno četiri iteracije da bi se dobio subjektivno isti rezultat (slika 3.16 (i)). Dalje poređenje AD i RAD prikazano je na slikama 3.17, 3.18, 3.19 i 3.20 gde su prikazani rezultati dobijeni na snimcima različitih delova anatomije.

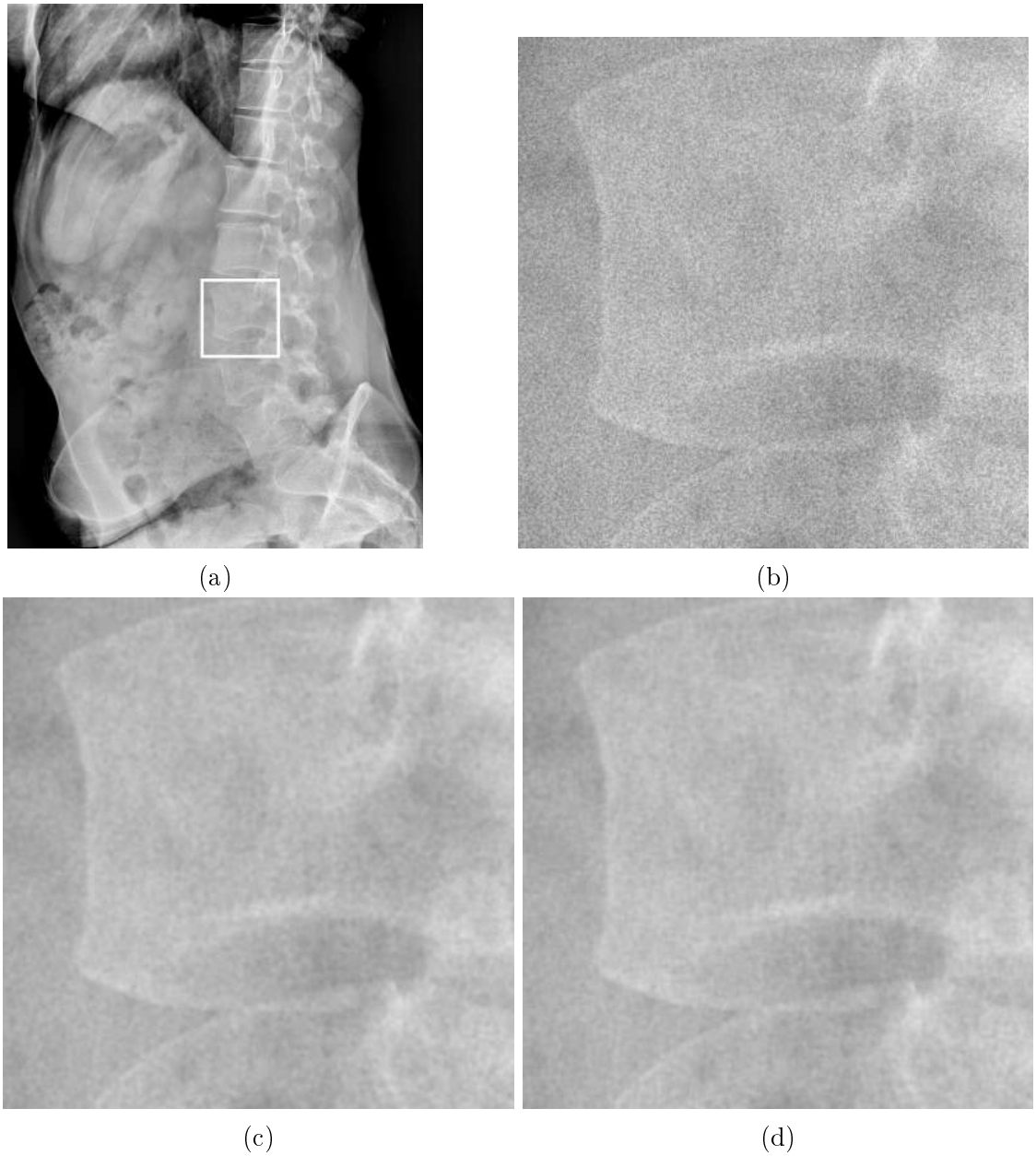


(a) (b)

(c) (d)

Slika 3.18. (a) Snimak kolena na kojem je (b) uveličani segment obeležen pravougaonikom. Rezultati dobijeni upotrebom (c) AD sa četiri iteracije i (d) RAD sa dve iteracije.

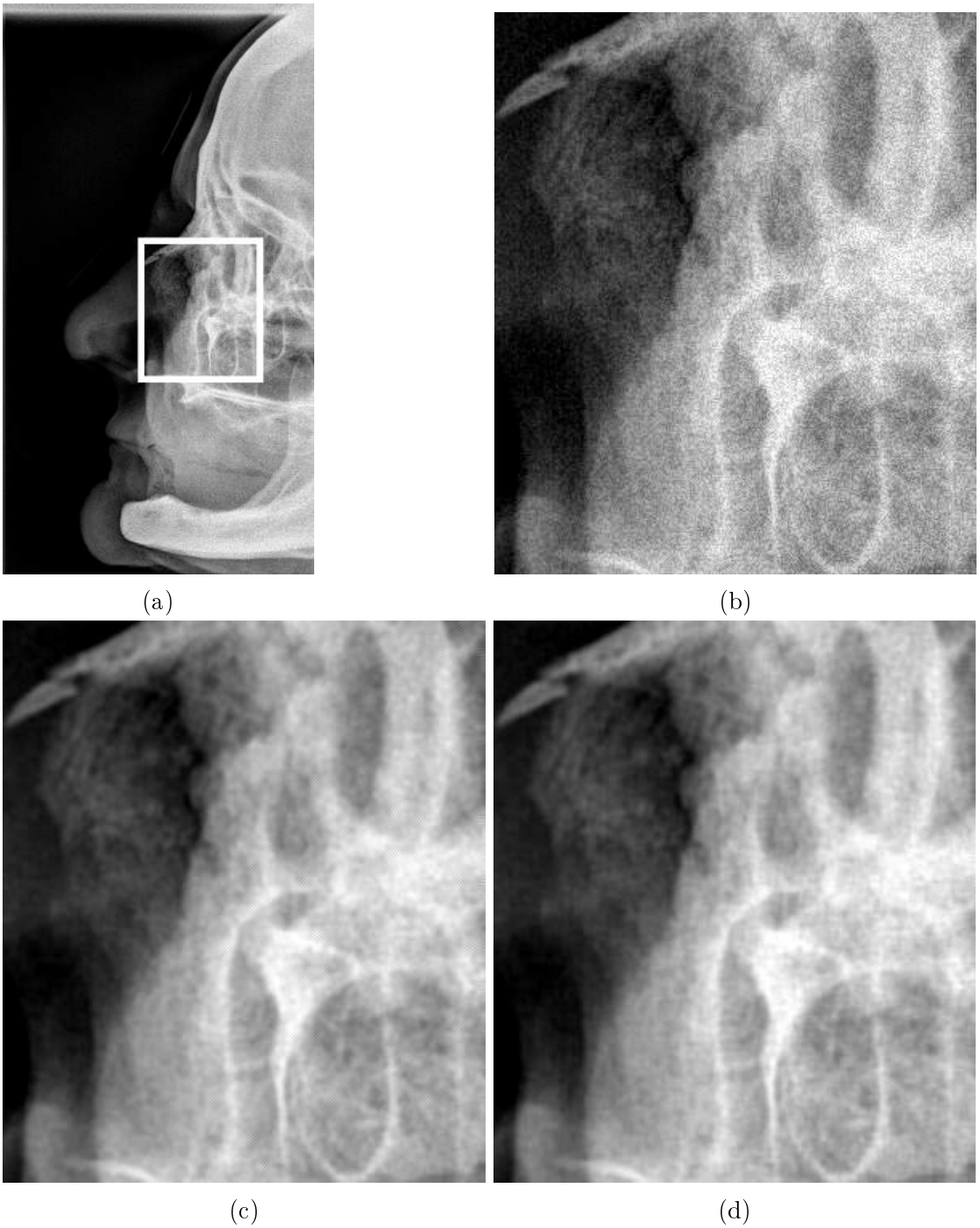
Iako je vizuelno poređenje potvrdilo učinkovitost RAD, neophodno je i objektivno analizirati njegove performanse. Objektivno poređenje algoritama za uklanjanje šuma na realnim snimcima nije jednostavno pošto oni već sadrže značajan šum na sebi te je nakon uklanjanja teško proceniti da li je uklonjen urođeni ili šum koji se dodaje radi evaluacije. Nadalje, algoritmi za poboljšanje snimaka su nelinearni, te je učinkovitost



Slika 3.19. (a) Snimak kičme na kojem je (b) uveličani segment obeležen pravougaonikom. Rezultati dobijeni upotrebom (c) AD sa četiri iteracije i (d) RAD sa dve iteracije.

uklanjanja šuma koje se desilo u procesu predobrade teško matematički ispratiti do samog kraja obrade.

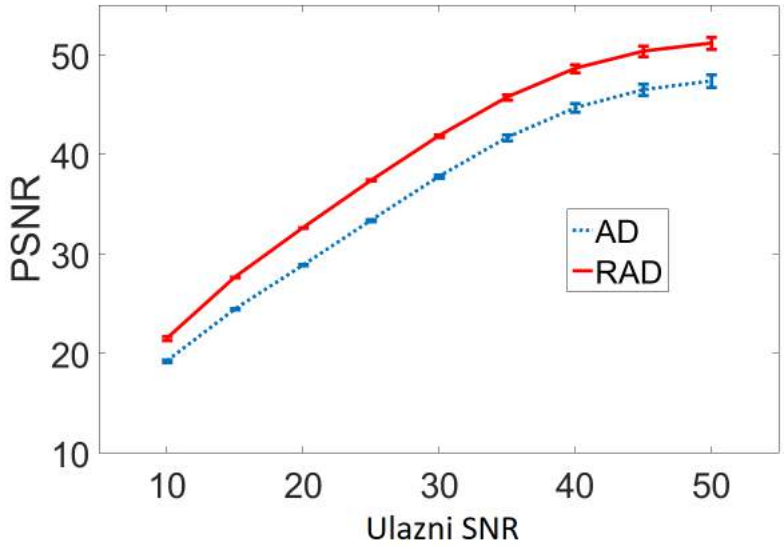
Da bi se pojednostavila procedura poređenja, snimci su objektivno poređeni pre obrade u homomorfnom domenu (nakon računanja kvadratnog korena) da bi se obezbedila nezavisnost šuma od signala. U [109] pokazano je da se snimci dobijeni nakon



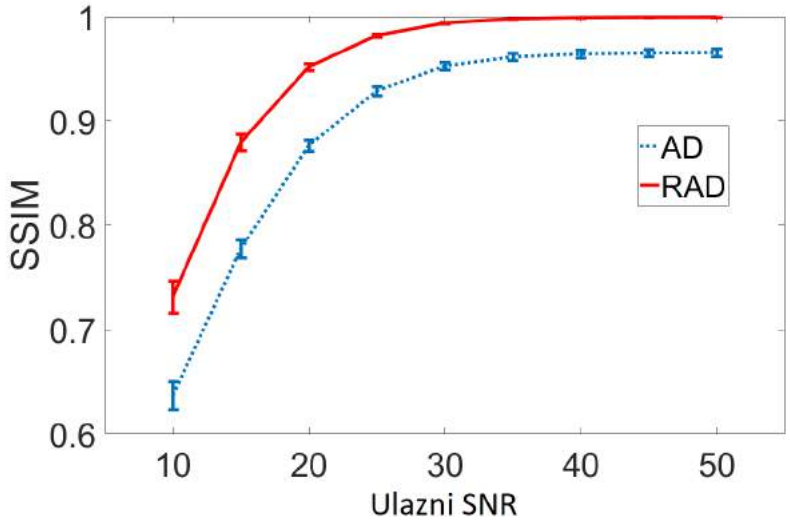
Slika 3.20. (a) Snimak kostiju lica na kojem je (b) uveličani segment obeležen pravougaonikom. Rezultati dobijeni upotrebom (c) AD sa četiri iteracije i (d) RAD sa dve iteracije.

upotrebe filtra aritmetičkog usrednjivača veličine 5 x 5 piksela mogu koristiti kao snimci bez šuma prilikom analize, te je iskorišćen isti pristup. AWGN sa različitim

varijansama dodavan je na snimke iz skupa za poređenje i za svaki SNR zabeležen je prosečni PSNR i SSIM na celom skupu. Poređeni su rezultati dobijeni sa parametrima kao i do sada, $\lambda = 0.25$ i $\kappa = 30$, ali je radi preciznog poređenja fiksiran broj iteracija na dve. Sa grafikona prikazanih na slikama 3.21 i 3.22 jasno se vidi da RAD daje bolje rezultate od AD.



Slika 3.21. Poređenje PSNR vrednosti dobijenih korišćenjem AD i RAD za drugačiji ulazni SNR.



Slika 3.22. Poređenje SSIM vrednosti dobijenih korišćenjem AD i RAD za drugačiji ulazni SNR.

3.3 Kompresija dinamičkog opsega

Odziv modernih detektora zračenja linearan je u odnosu na detektovanu količinu zračenja [8]. Intenzitet incidentnog zraka X (zrak koji je došao do detektora) određen je sa [110]:

$$X = I_0 e^{-\int_t \mu(t)dt} \tag{3.31}$$

gde I_0 predstavlja intenzitet zraka na izlazu iz izvora, μ obeležava koeficijent slabljenja, a t predstavlja putanju zraka kroz snimani objekat. Primer sirovog snimka prikazan je na slici 3.23 (a). Uz pretpostavku da se telo sastoji od konačnog broja tkiva koja su homogena (konstantno μ po jedinici debljine tkiva) izraz (3.31) postaje:

$$X = I_0 e^{-\sum_i \mu_i d_i} \tag{3.32}$$

gde d_i predstavlja debljinu, a μ_i predstavlja koeficijent slabljenja i-tog tkiva.

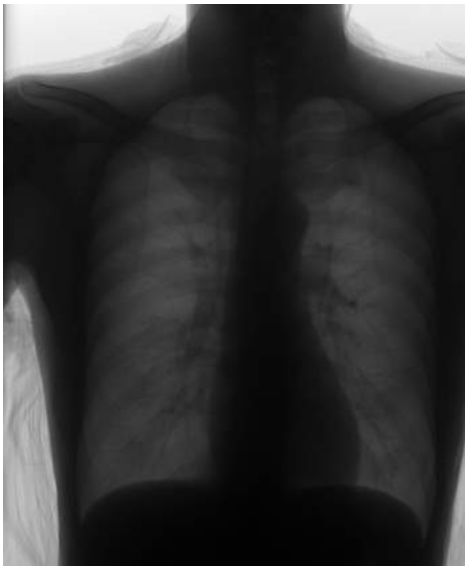
Na slici 3.23 (a) uočava se da je vidljivost detalja izuzetno slaba, pogotovo na najgušćim delovima anatomije. Posmatranjem histograma snimka (slika 3.23 (b)) uočava se da je statistika izuzetno nepovoljna. Intenziteti koji odgovaraju najgušćim anatomijama su zbijeni u uski opseg niskih vrednosti dok je deo opsega između najnižih i najviših intenziteta praktično neiskorišćen. Ovaj problem se može rešiti kompresijom dinamičkog opsega. Kao što jeste navedeno u (3.23) intenzitet piksela I linearno je proporcionalan u odnosu na X. Uvrštavanjem (3.32) u (3.23) dobija se:

$$I = g \cdot I_0 e^{-\sum_i \mu_i d_i} \tag{3.33}$$

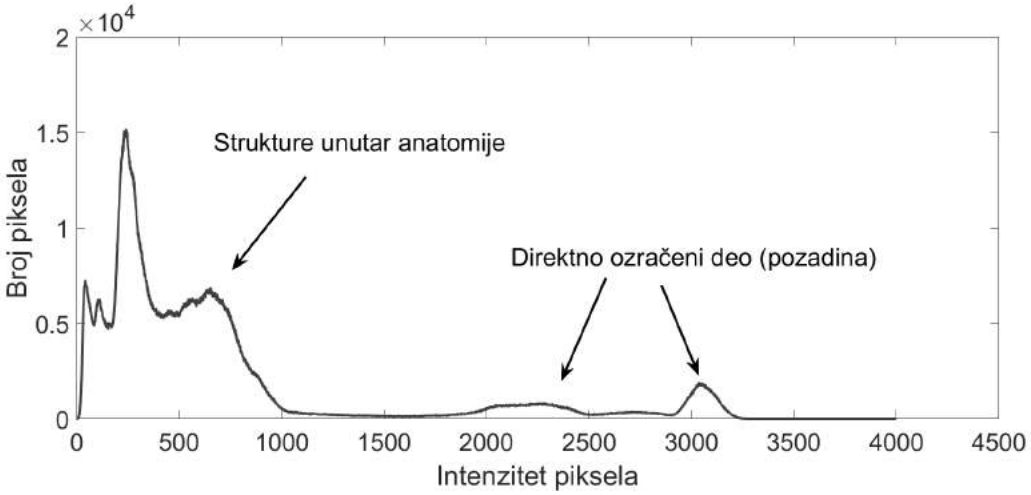
gde g predstavlja pojačanje detektora iz (3.23). Računanje logaritma vrednosti intenziteta piksela daje:

$$\ln(I) = \ln(g \cdot I_0) - \sum_i \mu_i d_i \tag{3.34}$$

Iz izraza (3.34) uočava se da što je tkivo gušće (npr. kosti) to će vrednost piksela biti manja, dok će vrednost piksela koji odgovaraju mekim tkivima (mala gustina) biti velika. Pored toga, što je tkivo deblje to će slabljenje biti veće. Vrednost $\ln(g \cdot I_0)$



(a)



(b)

Slika 3.23. (a) Primer sirovog snimka pluća i (b) njegov histogram.

zavisi od podešavanja detektora (g se podešava u procesu kalibracije) i parametara snimanja (I_0 je određeno upotrebljenom dozom zračenja) i predstavlja konstantu za posmatrani snimak. Zaključuje se da logaritamska kompresija opsega daje vrednosti piksela koje su u linearnoj vezi sa gustinom i debljinom anatomije, tj. tkiva koja je sačinjavaju. Primer snimka nakon logaritamske kompresije opsega prikazan je na slici 3.24 (a). Na snimku se uočava da su guste anatomske strukture značajno vidljivije u odnosu na stanje pre kompresije. Histogram snimka nakon kompresije dinamičkog opsega prikazan je na slici 3.24 (b). Uočava se da je statistika snimka

nakon kompresije opsega povoljnija, tj. da je dinamički opseg ujednačenije iskorišćen. Treba naglasiti da je logaritamska kompresija opsega česta kod obrade radiografskih snimaka [89,90,111].

Izraz (3.34) postiže cilj samo za intenzitete piksela koji su veći od jedan, dok za manje intenzitete daje negativnu vrednost. U praktičnim uslovima ovo ne predstavlja problem pošto se svakom pikselu vrednost može povećati za jedan pre računanja logaritma. Takođe, logaritamska kompresija će vrednosti piksela preslikati u izuzetno mali opseg vrednosti što može biti nepraktično za računarsku implementaciju. Ovaj nedostatak može se prevazići upotrebom multiplikativne konstante koja će povećati vrednosti piksela nakon kompresije. Uzevši prethodno u obzir dobija se izraz za određivanje vrednosti piksela nakon kompresije opsega:

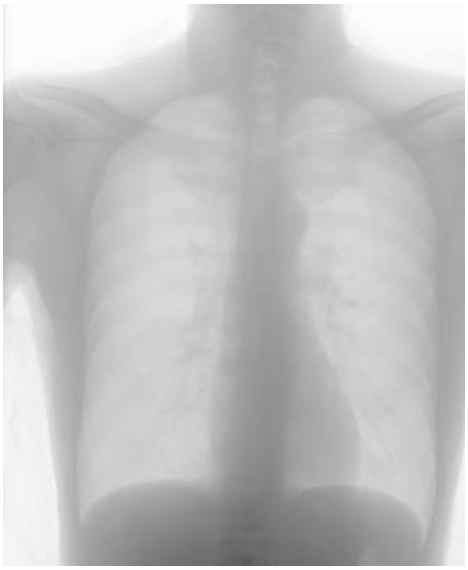
$$\check{I} = G \cdot \ln(I + 1) \tag{3.35}$$

gde $\check{I}$ predstavlja vrednost nakon kompresije, a $G >> 1$ je konstanta koja određuje pojačanje. Npr., za snimak prikazan na 3.24 korišćeno je $G = 490$ da bi se dobio opseg vrednosti koji je približan ulaznom opsegu (0 do 4095).

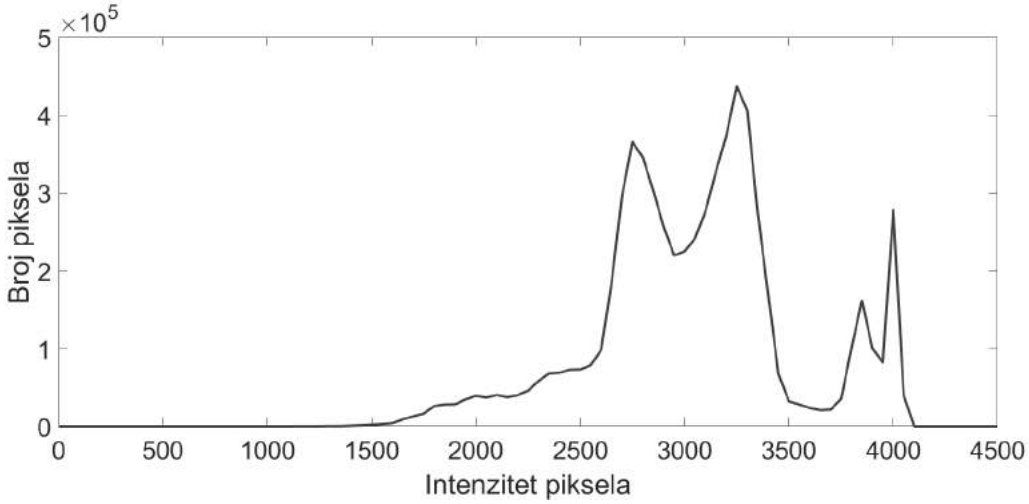
3.3.1 Kombinovanje linearne i logaritamske kompresije

Nagib krive koja predstavlja logaritamsku funkciju najstrmiji je za male vrednosti apscise te će se najveći deo opsega nakon preslikavanja pridružiti pikselima koji su imali najniže vrednosti. Treba uzeti u obzir da najniže vrednosti piksela odgovaraju najnižim odnosima signala i šuma pošto pored kvantnog, na niskim intenzitetima i termički šum dolazi do izražaja. Stoga, logaritamska kompresija će najveći deo opsega dodeliti najnižim vrednostima na kojima dominira šum. Posmatranjem histograma slike nakon logaritamske kompresije (slika 3.24 (b)) uočava se da je opseg vrednosti od 0 do 1500 (37 % ukupnog opsega) dodeljen veoma malom broju piksela. Binarna slika koja prikazuje piksele sa vrednošću manjom od 1500 prikazana je na slici 3.25. Uočava se da se ovi pikseli nalaze u delu snimka sa najvećom gustinom.

Problem dodeljivanja velikog opsega vrednosti pikselima sa najnižim intenzitetima



(a)



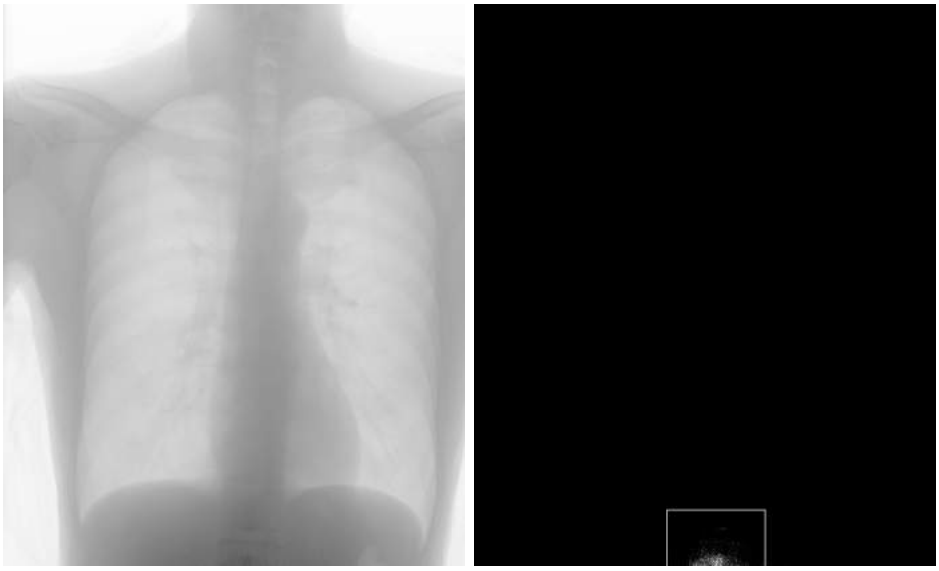
(b)

Slika 3.24. (a) Primer sirovog snimka pluća nakon logaritamske kompresije opsega i (b) njegov histogram.

može se rešiti kombinovanjem linearnog i logaritamskog preslikavanja:

$$\breve{I} = \begin{cases} I, za\ I \leq c \\ G \cdot \ln(I+1) - G \cdot \ln(c+1), za\ I > c \end{cases} \tag{3.36}$$

gde je $c > 1$ konstanta koja predstavlja intenzitet piksela koji se smatra dovoljno malim da gubi relevantnost. Primer krive prikazan je na slici 3.26. Snimak dobijen



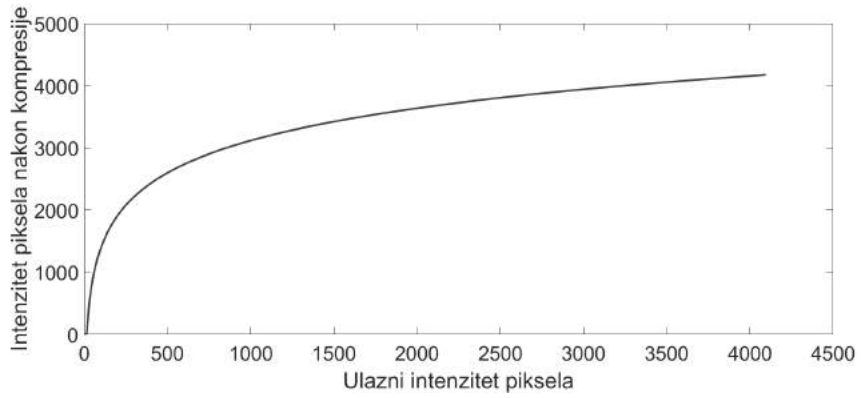
(a) (b)

Slika 3.25. (a) Snimak nakon logaritamske kompresije i (b) binarna slika koja prikazuje piksel sa vrednošću manjom od 1500 (uočljivi su jedino u donjem delu slike koji je obeležen pravougaonikom).

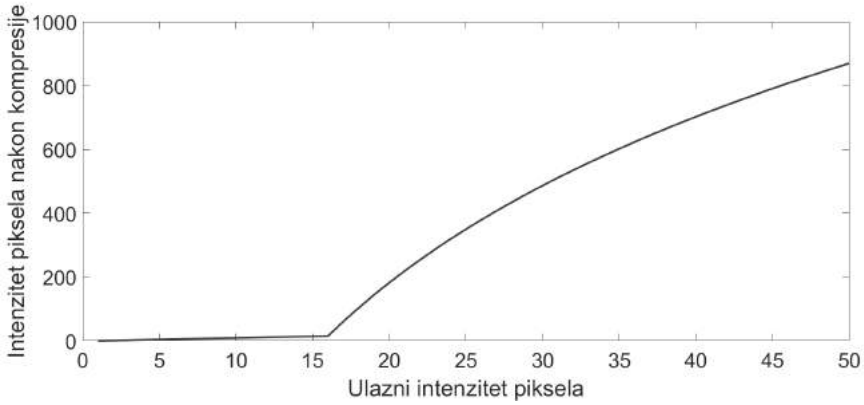
korišćenjem ove krive prikazan je na slici 3.27 (a), dok je njegov histogram prikazan na 3.27 (b). Poređenjem ovog histograma sa onim prikazanim na 3.24 (b) uočava se da je došlo do značajnog povećanja opsega vrednosti koji je dodeljen pikselima koji predstavljaju anatomske strukture.

3.3.2 Modifikacija logaritamske kompresije

Kombinovanje linearne i logaritamske krive zasnovano je na pretpostavci da na snimku postoji malo piksela sa niskim vrednostima. Na slici 3.28 prikazan je snimak čašice kolena i njegov histogram. Uočava se da za razliku od snimka pluća (slika 3.23) snimak čašice kolena ima mnogo više piksela sa niskim vrednostima. Pošto ovde pretpostavka o malom broju piksela sa niskim vrednostima nije zadovoljena, upotreba definisane kompresije neće dati zadovoljavajuće rezultate (slika 3.29 (a)). Sa binarne slike prikazane na 3.29 (b) uočava se da je deo snimka zasićen (ima isti ili veoma sličan intenzitet) čime je onemogućeno razlikovanje anatomskih struktura u tom delu snimka. Treba naglasiti da je zasićen veliki deo snimka iako je samo 0.42 % najmanjih ulaznih vrednosti (17 od mogućih 4096) bilo proglašeno za piksele



(a)



(b)

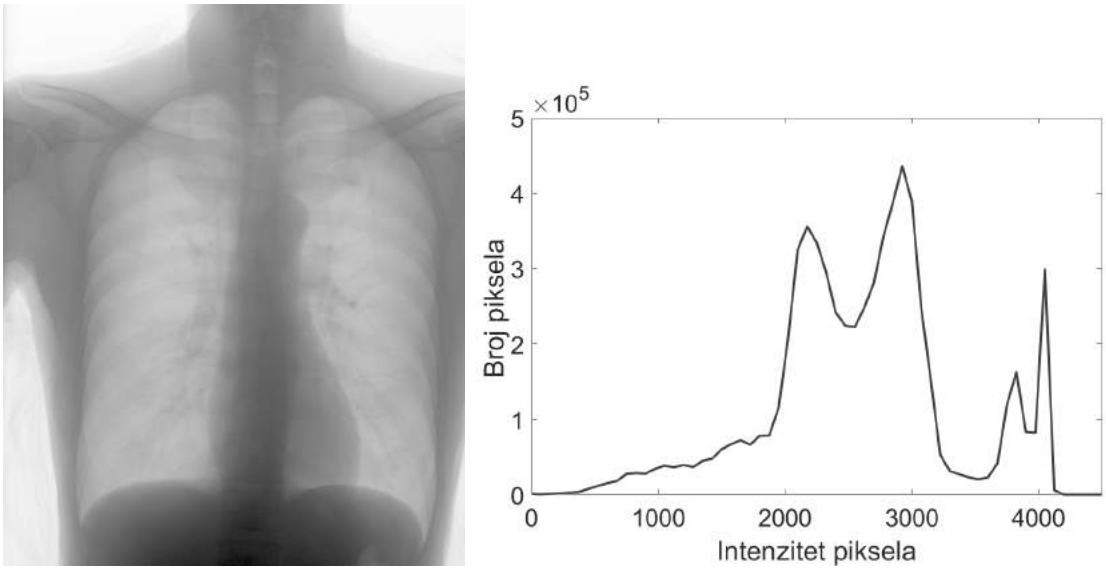
Slika 3.26. (a) Kriva kompresije određena sa (3.36), $c = 16$, $G = 750$. (b) Uvećani deo krive u opsegu intenziteta od 0 do 50.

sa veoma malim vrednostima.

U okviru predloženog algoritamskog okvira koristiće se sledeće preslikavanje:

$$\breve{I} = G(\ln(I + c) - \ln(c)) \tag{3.37}$$

Dodavanjem konstante c na vrednost piksela postiže se smanjenje nagiba krive preslikavanja, dok se oduzimanjem $\ln(c)$ postiže da najmanja vrednost nakon preslikavanja bude nula. Slika 3.30 prikazuje krivu određenu izrazom (3.37).

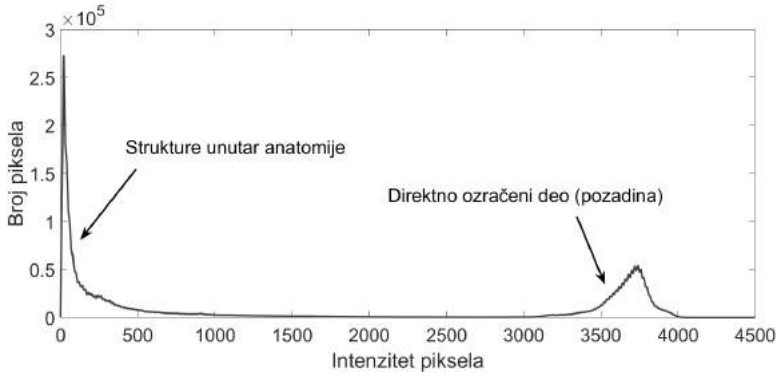


(a) (b)

Slika 3.27. (a) Snimak dobijen korišćenjem kompresije opsega definisane sa (3.36) i (b) njegov histogram.

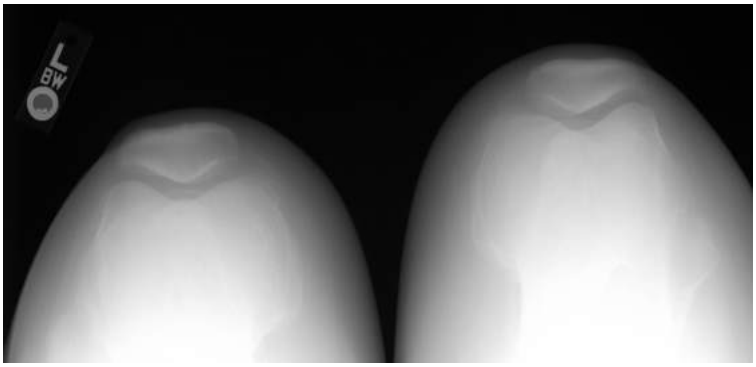


(a)

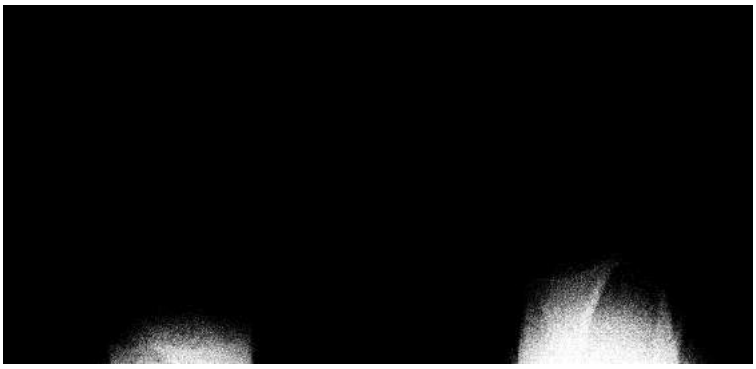


(b)

Slika 3.28. (a) Sirovi snimak čašice kolena i (b) njegov histogram.

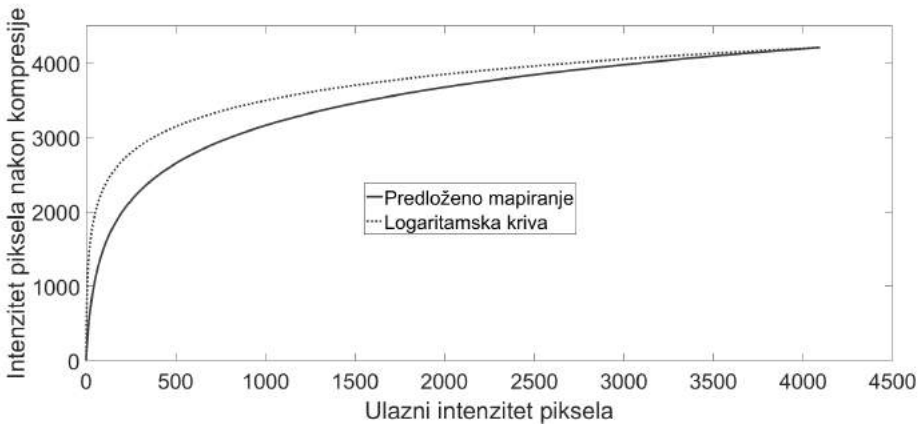


(a)



(b)

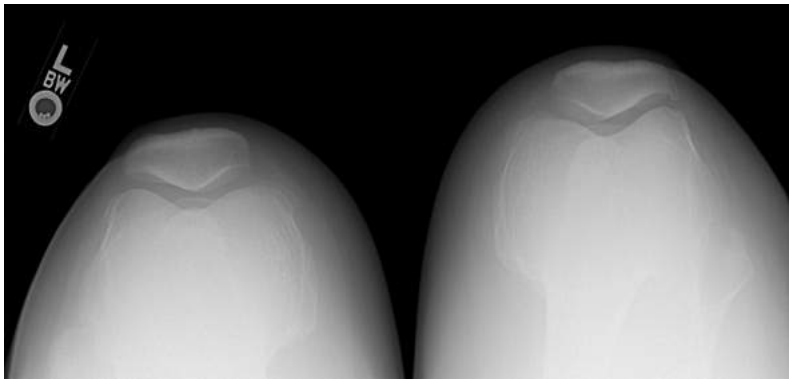
Slika 3.29. (a) Snimak čašice kolena (prikazan u negativu radi bolje vidljivosti) dobijen korišćenjem kompresije opsega definisane sa (3.36) i (b) binarna slika koja pokazuje zasićeni deo.



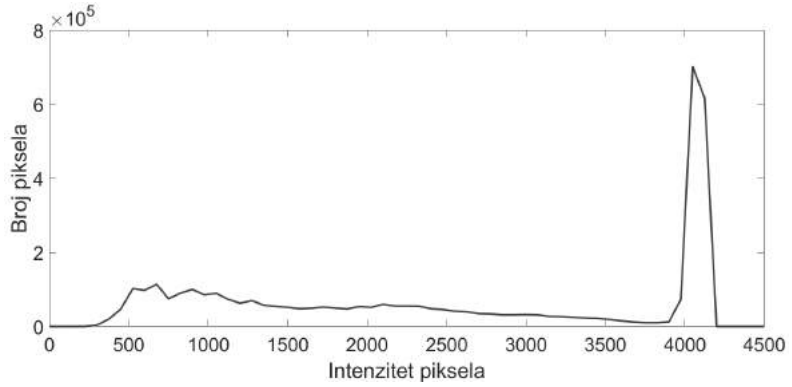
Slika 3.30. Kriva kompresije određena izrazom (3.37), $c = 16$, $G = 750$. Radi poređenja, prikazana je i logaritamska kriva koja je preskalirana na opseg krive kompresije.

3.3.3 Rezultati

Na slici 3.31 prikazan je snimak čašice kolena kod kojeg je upotrebljena kompresija opsega definisana u (3.37) i njegov histogram. Uočava se da na dobijenom snimku



(a)

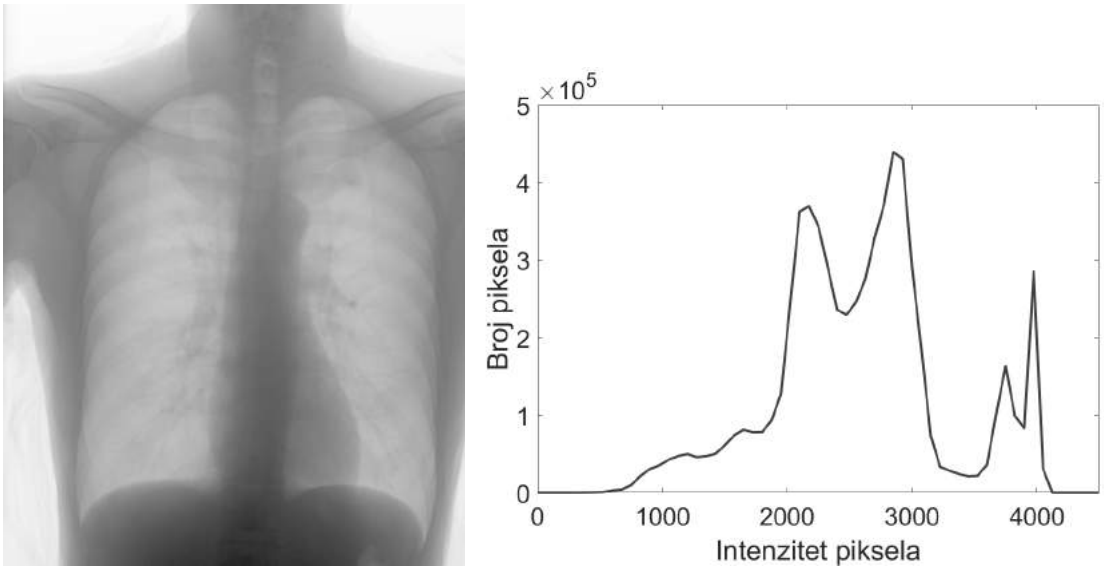


(b)

Slika 3.31. (a) Snimak čašice kolena (prikazan u negativu radi bolje vidljivosti) dobijen korišćenjem kompresije opsega definisane sa (3.37) i (b) njegov histogram.

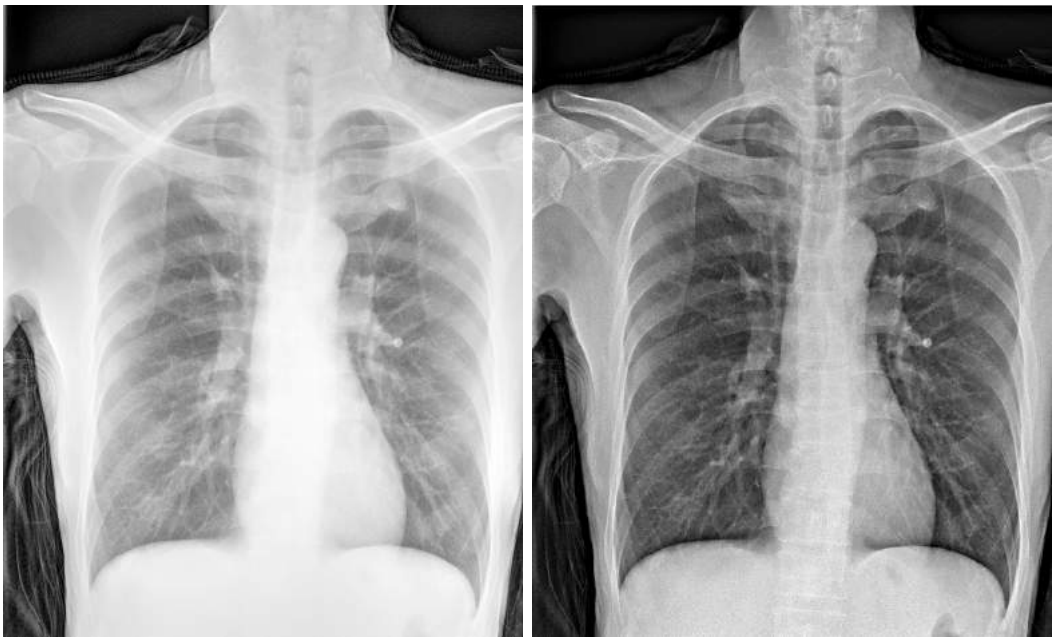
nema zasićenja, a da je pri tome opseg vrednosti koji je dodeljen anatomskim strukturama povećan u odnosu na sirovi snimak. Pored ovoga, predložena kriva kompresije može se uspešno koristiti i na snimcima koji imaju mali broj piksela sa veoma niskim vrednostima. Na slici 3.32 prikazan je snimak pluća dobijen nakon predložene kompresije opsega. Posmatranjem snimka i histograma zaključuje se da se dobijen rezultat vizuelno ne razlikuje od snimka dobijenog korišćenjem kompresije kod koje je kombinovano linearno i logaritamsko preslikavanje (slika 3.27).

Kompresija dinamičkog opsega jeste predobrada u odnosu na ostatak multiveličinske obrade te je analiziran njen uticaj na izgled snimaka nakon svih koraka obrade. Snimak pluća obrađen bez i sa kompresijom dinamičkog opsega prikazan je na slici 3.33, dok je snimak čašice kolena sa i bez kompresije prikazan na slici 3.34. Sa obe slike se zaključuje da su guste anatomske strukture nevidljive bez upotrebe kompresije



(a) (b)

Slika 3.32. (a) Snimak pluća dobijen korišćenjem kompresije opsega definisane sa (3.37) i (b) njegov histogram.



(a) (b)

Slika 3.33. Multiveličinski obrađen snimak pluća (a) bez i (b) sa predloženom kompresijom dinamičkog opsega, $c = 16$, $G = 750$. Kompresija opsega obezbeđuje vidljivost anatomskih struktura u gustom delu anatomije (grudni deo kičme).

dinamičkog opsega.

Na slici 3.35 prikazano je poređenje rezultata obrade koji se dobijaju ako se upo-

trebi logaritamska kriva bez ikakvih modifikacija i ako se upotrebi predložena kompresija. Uočava se da je na snimku dobijenom predloženim pristupom šum manje vidljiv, što i jeste bio cilj modifikacije kompresije.



(a)

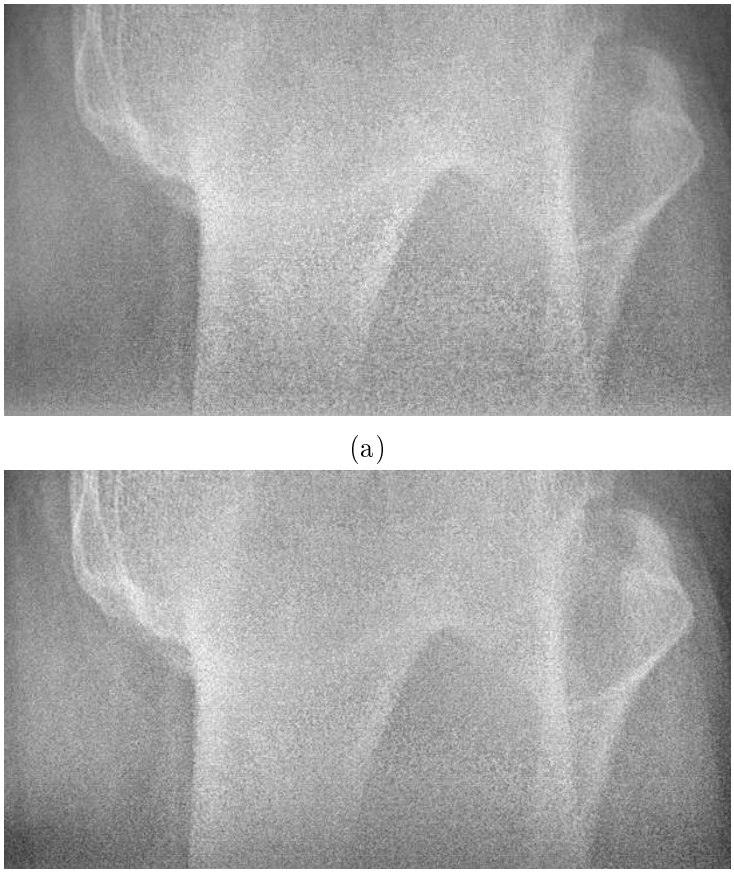
(b)

Slika 3.34. Multiveličinski obrađen snimak čašice kolena (a) bez i (b) sa predloženom kompresijom dinamičkog opsega, $c = 16$, $G = 750$. Kompresija opsega obezbeđuje vidljivost anatomskih struktura u gustom delu anatomije (donji deo snimka).

3.4 Zaključak

U ovom poglavlju analizirana je predobrada radiografskih snimaka koja se sastoji od dva koraka: uklanjanja šuma i kompresije dinamičkog opsega.

Za uklanjanje šuma sa radiografskih snimaka razvijena je homomorfna rekurzivna anizotropska difuzija. Razvijeni pristup koristi rekurzivno filtriranje da bi se proširio



(a)

(b)

Slika 3.35. Poređenje dela snimka čašice kolena predobrađenog (a) logaritamskom i (b) predloženom kompresijom dinamičkog opsega.

broj piksela koji učestvuju u filtriranju čime se smanjuje broj potrebnih iteracija u odnosu na klasičnu AD. Homomorfizam se koristi da bi se obezbedila nezavisnost šuma od intenziteta signala.

Predloženi homomorfni pristup proveren je kao deo integrisane multiveličinske obrade radiografskih snimaka, konkretno kao korak predobrade. Pokazano je da predloženi pristup daje zadovoljavajući vizualni rezultat prilikom korišćenja samo dve iteracije u poređenju sa klasičnom AD kojoj je potrebno četiri iteracije da bi postigla sličan izgled snimaka. Objektivnim poređenjem prosečnih SSIM i PSNR na skupu od 47 kliničkih radiografskih snimaka pokazano je da predloženi homomorfni pristup daje bolje rezultate od homomorfne AD.

Rekurzivna anizotropska difuzija proverena je i na uklanjanju šuma sa nemedi-

cinskih snimaka. Vizuelnim i objektivnim poređenjem pokazano je da predloženi rekurzivni algoritam bolje uklanja šum u odnosu na AD pod istim uslovima i da je subjektivno iste rezultate sa boljim očuvanjem ivica moguće postići sa manje iteracija.

U drugom delu poglavlja analizirana je upotreba logaritamske funkcije za kompresiju dinamičkog opsega radiografskih snimaka. Pokazano je da kompresija dinamičkog opsega doprinosi boljoj vidljivosti gustih anatomskih struktura. Međutim, upotreba logaritamske funkcije dodeljuje veliki deo opsega vrednosti pikselima sa najnižim intenzitetima što dovodi do pojačanja vidljivosti šuma. Analizirano je kombinovanje linearne i logaritamske funkcije i pokazano je da jeste moguće postići smanjenje opsega koji se dodeljuje pikselima sa veoma niskim vrednostima, ali i da upotreba linearnog dela dovodi do zasićenja gustih anatomskih struktura na snimcima kod koji veliki broj piksela ima veoma niske vrednosti. Predložena je modifikacija logaritamske kompresije koja za rezultat ima smanjenje nagiba krive za niske ulazne vrednosti čime je smanjen opseg koji se dodeljuje pikselima sa veoma niskim vrednostima. Pokazano je da ovakva modifikacija ne dovodi do zasićenja gustih anatomskih struktura.

Predloženi pristup za kompresiju proveren je kao korak predobrade u sklopu multiveličinske obrade radiografskih snimaka. Pokazano je da dolazi do poboljšanja vidljivosti anatomskih struktura, a da je pri tome smanjena vidljivost šuma u odnosu na direktnu logaritamsku kompresiju.

Glava 4

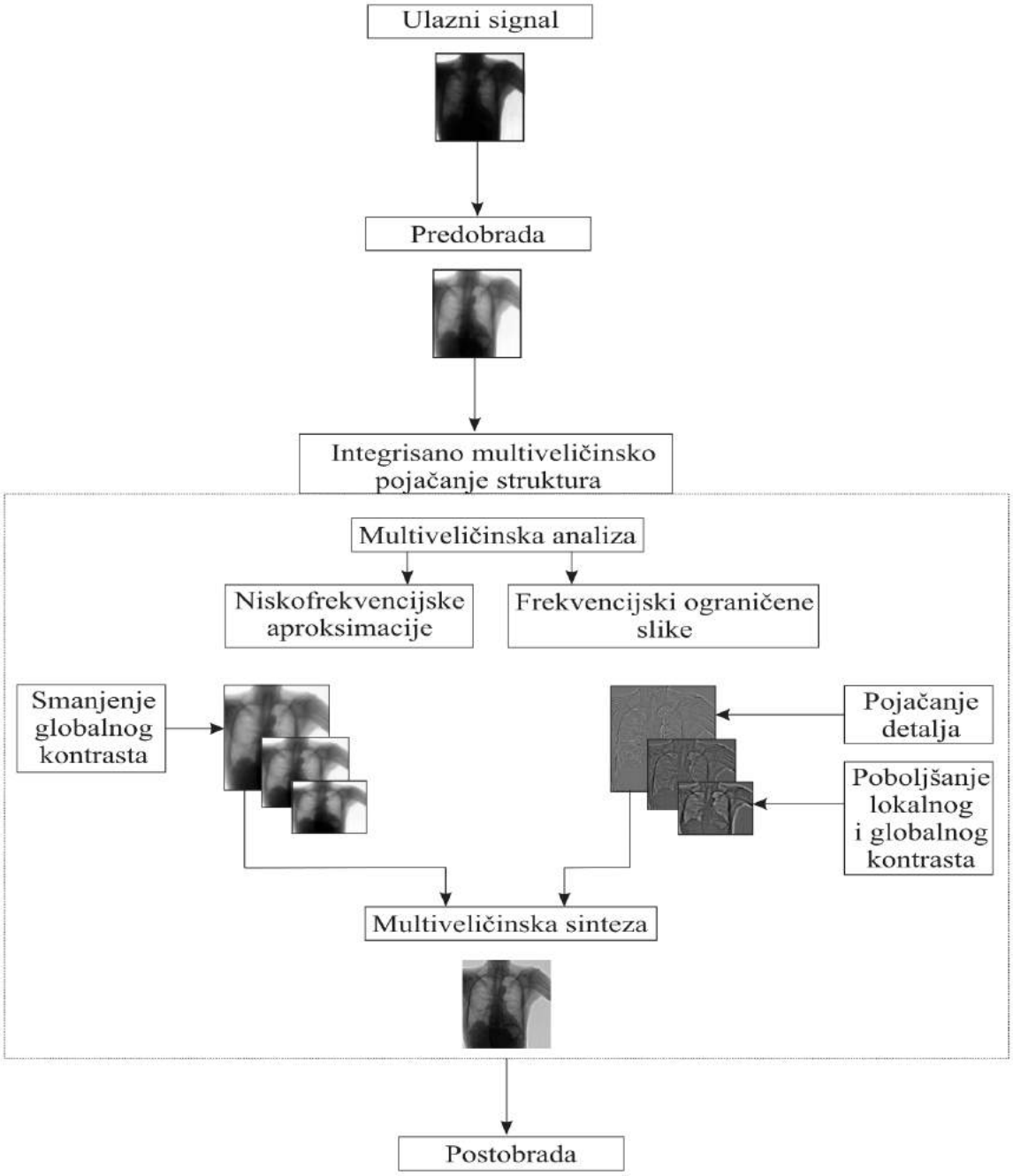
Integrisano multiveličinsko pojačanje vidljivosti anatomskih struktura

4.1 Uvod

Integrisano multiveličinsko pojačanje struktura u radiografskom snimku sastoji se od tri koraka koji neposredno slede predobradu, kao što je prikazano na slici 4.1. Prvi korak je multiveličinska analiza snimka. U ovom koraku snimak se razlaže na niskofrekvencijske aproksimacije i na slike detalja. Ovo razlaganje je piramidalno, odnosno svaka slika koja se dobija u nizu je četiri puta manja od prethodne. Piramidalno razlaganje obezbeđuje mogućnost nezavisne obrade detalja različite veličine, te se stoga naziva multiveličinsko. Razlaganje (analiza) snimka u piramidu objašnjeno je u poglavlju 4.2.

Pojačanje detalja, kao i poboljšanje lokalnog i globalnog kontrasta mogući su preko manipulacije koeficijenata slike koji su dobijeni multiveličinskom analizom. Pojačanje detalja opisano je u poglavlju 4.3. Poboljšanje lokalnog kontrasta objašnjeno je u poglavlju 4.4. Analiza smanjenja globalnog kontrasta iznesena je u poglavlju 4.5.

Obrađeni snimak dobija se rekonstrukcijom na osnovu podataka koji su sadržani u piramidi nakon manipulacije vrednostima koeficijenata, tj. obrade. Sinteza obrađenog snimka objašnjena je u poglavlju 4.6 i predstavlja završni korak multiveličinske obrade.



Slika 4.1. Blok-šema multiveličinskog pojačanja struktura u radiografskim snimcima

4.2 Multiveličinska analiza snimaka

4.2.1 Hijerarhijska diskretna korelacija

U [112] autori predlažu hijerarhijsku diskretnu korelaciju (engl. *hierarchical discrete correlation* - HDC) radi brzog određivanja lokalnih multiveličinskih karakteristika slike preko korelacije sa operatorima različitih veličina. HDC definisana je kao iterativna procedura:

$$\begin{aligned} g_0(x) &= f(x) \\ g_t(x) &= \sum_{i=-m}^{m} w(i) g_{t-1}(x + ir^{t-1}), \quad t > 1 \end{aligned} \tag{4.1}$$

gde $f(x)$ predstavlja originalni jednodimenzionalni signal, $w(x)$ predstavlja generišući filtar, a r predstavlja red hijerarhijske korelacije. Iteracija t određuje nivo $g_t(x)$ u HDC hijerarhiji ulaznog signala $f(x)$. Iako filtar $w(x)$ može imati proizvoljnu veličinu, analiziraće se samo filtar koji ima pet koeficijenata pošto se on koristi prilikom konstrukcije Laplasove i Gausove piramide, kao što će biti pokazano u poglavlju 4.2.2. Filtar neparnih dimenzija veličine je $k = 2m + 1$, gde se m postavlja na vrednost 2 za filtar od pet koeficijenata. Da bi se preko HDC procedure dobili koeficijenti koji su pogodni za formiranje piramide, red HDC se postavlja na $r = 2$. Uvrštavanjem konkretnih vrednosti u izraz (4.1) dobija se:

$$\begin{aligned} g_0(x) &= f(x) \\ g_t(x) &= \sum_{i=-2}^{2} w(i) g_{t-1}(x + i \cdot 2^{t-1}), \quad t > 1 \end{aligned} \tag{4.2}$$

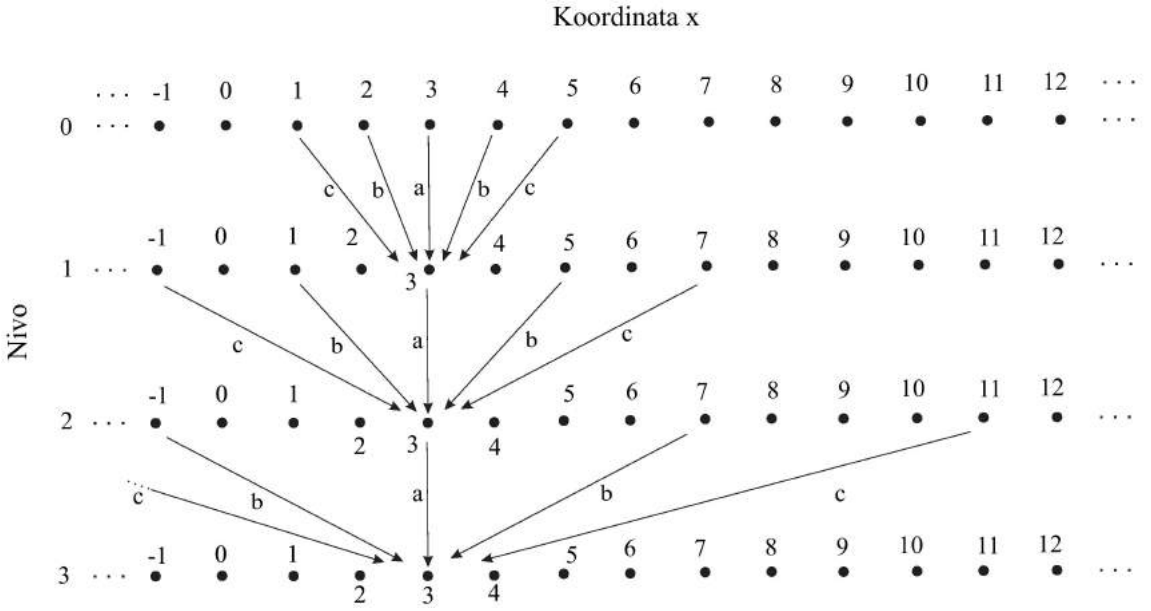
Nad filtrom $w(x)$ postavljaju se sledeća ograničenja:

- normalizacija $\sum_{i=-2}^{2} w(i) = 1$
- simetrija $w(x) = w(-x)$ za svako x

- unimodalnost $w(x_1) \geq w(x_2) \geq 0$ za $0 \leq x_1 \leq x_2$

- ekvivalentni doprinos $\sum_{i=-2}^{2} w(j+2i) = 1/2$ za $0 \leq j < 2$

Uslov normalizacije obezbeđuje da se filtriranjem ne menja vrednost ukupna energija signala. Uslov simetrije obezbeđuje da filtar ne unosi fazni pomeraj u originalni signal. Unimodalnost obezbeđuje da filtriranje predstavlja računanje lokalne srednje vrednosti. Uslov ekvivalentnog doprinosa obezbeđuje da svaki uzorak u originalnom signalu $f(x)$ doprinosi u jednakoj meri svakom od nivoa HDC hijerarhije u njenoj redukovanoj formi. Šema koja prikazuje način izračunavanja HDC hijerarhije je prikazana na slici 4.2. Na šemi vrednosti a, b i c predstavljaju koeficijente filtra koji su zbog uslova simetrije poređeni u redosledu „$c\ b\ a\ b\ c$".

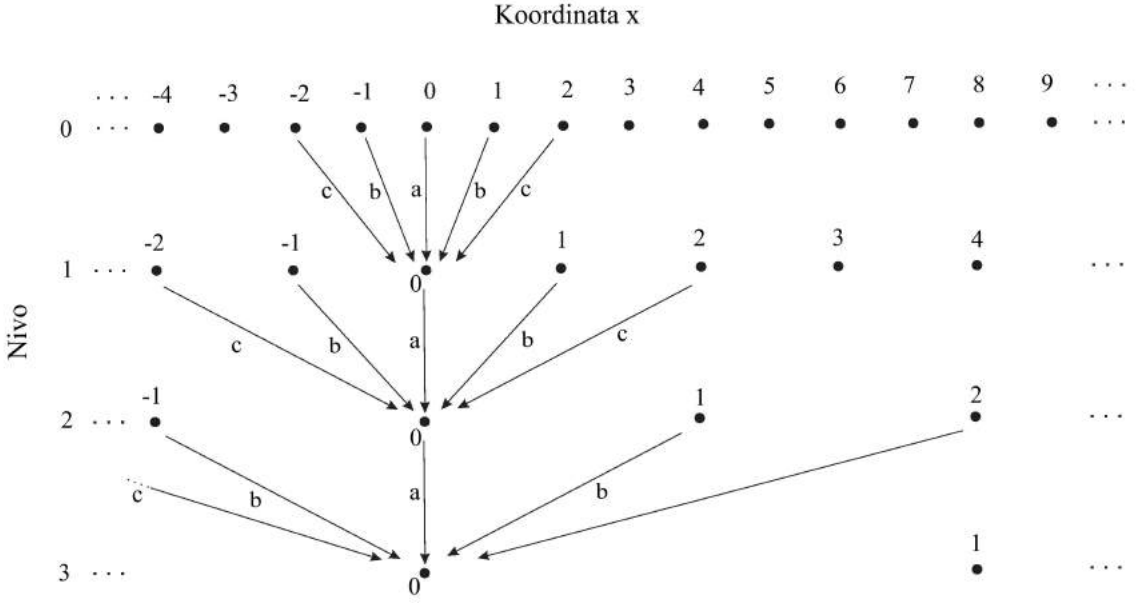


Slika 4.2. Šema formiranja HDC hijerarhije.[1]

Redukovana forma HDC hijerarhije dobija se tako što se na svakom nivou hijerarhije broj uzoraka smanji r puta, u konkretnom slučaju $r = 2$. Šema koja prikazuje određivanje uzoraka u redukovanoj HDC je prikazana na slici 4.3. Redukovana HDC

[1]Slika preuzeta iz [112].

nudi prednost da se lokalna srednja vrednost signala na zadržanim uzorcima može odrediti iterativnom upotrebom istog filtra $w(x)$ na svakom nivou HDC hijerarhije, pri čemu se za uzorke (one koji su zadržani) dobijaju iste vrednosti kao kod neredukovane HDC. Sa šeme se uočava da se uzorci koji se neće koristiti za određivanje uzoraka u sledećem nivou redukovane HDC hijerarhije ni ne određuju.



Slika 4.3. Šema formiranja redukovane HDC hijerarhije.[2]

HDC hijerarhiju moguće je iskoristiti da bi se jednostavno odredio odziv multiveličinskih Laplasovih operatora [113]. Odziv Laplasovog operatora na nivou t moguće je odrediti kao razliku dve niskofrekvencijske slike iz HDC hijerarhije:

$$L_t(x) = g_t(x) - g_{t+1}(x) \tag{4.3}$$

Kombinovanjem redukovane HDC, koja nudi mogućnost da se lokalna srednja vrednost odredi iterativnom upotrebom jednog istog filtra na različitim nivoima hijerarhije, i jednostavnog načina izračunavanja vrednosti odziva Laplasovog operatora na više veličina slike, dobijaju se algoritmi za piramidalno razlaganje slika koji se nazivaju Gausova i Laplasova piramida.

[2]Slika preuzeta iz [112].

4.2.2 Gausova i Laplasova piramida

Pošto su dijagnostički radiografski snimci veliki u smislu broja piksela, za potrebe analize Gausove i Laplasove piramide koristiće se snimak sa smanjenom veličinom. Ovo smanjenje ne manja opštost analize pošto su i Gausova i Laplasova piramida dizajnirane da rade sa slikama proizvoljne veličine, ali se olakšava prikazivanje različitih efekata pošto ih je moguće prikazati na celom snimku (originalni snimak ima veličinu oko 9 megapiksela i bez smanjenja veličine ga nije moguće prikazati na papiru). Snimak koji će biti korišćen za dalje u tekstu dobijen je smanjenjem originalnog snimka 64 puta, odnosno sa 2872 x 2836 na 360 x 356 piksela. Na kraju poglavlja će biti prikazane slike Gausove i Laplasove piramide dobijene na osnovu originalnog snimka i to će biti dodatno naglašeno.

Gausova i Laplasova piramida prvi put su predložene u [62]. Gausova piramida predstavlja kaskadu slika koje nastaju iterativnim niskofrekvencijskim filtriranjem i decimacijom originalne slike (redukovana HDC), dok Laplasova piramida predstavlja detalje koji se zbog filtriranja i decimacije gube između dva nivoa Gausove piramide. Pošto su uzastopne slike u kaskadi manje od prethodnih, moguće ih je organizovati u piramidalnu strukturu kao što je prikazano na slikama 4.4 i 4.5. Pikseli Gausove piramide predstavljaju lokalnu srednju vrednost piksela originalne slike dobijenu upotrebom istog filtra na različitim nivoima redukovane HDC. Usled redukcije, filtar relativno postaje veći u odnosu na veličinu slike, te svaki piksel viših nivoa Gausove piramide predstavlja lokalnu srednju vrednost dobijenu na sve većem susedstvu (obrazloženje kako se filtriranjem određuje lokalna srednja vrednost izneseno je u poglavlju 2.2). Laplasova piramida predstavlja razliku između srednjih vrednosti dobijenih na različitim nivoima piramide, tj. predstavlja detalje koji su izgubljeni usrednjavanjem sve većeg susedstva. Stoga, može se smatrati da su Gausova i Laplasova piramida komplementarne u smislu očuvanja sadržaja piramidalno predstavljene slike.

Piramidalna predstava nudi određene prednosti koje se mogu iskoristiti za obradu radiografskih snimaka. Svaki viši nivo Laplasove piramide predstavlja sve krupnije detalje slike koji predstavljaju anatomske strukture sve većih dimenzija. Stoga, ova-

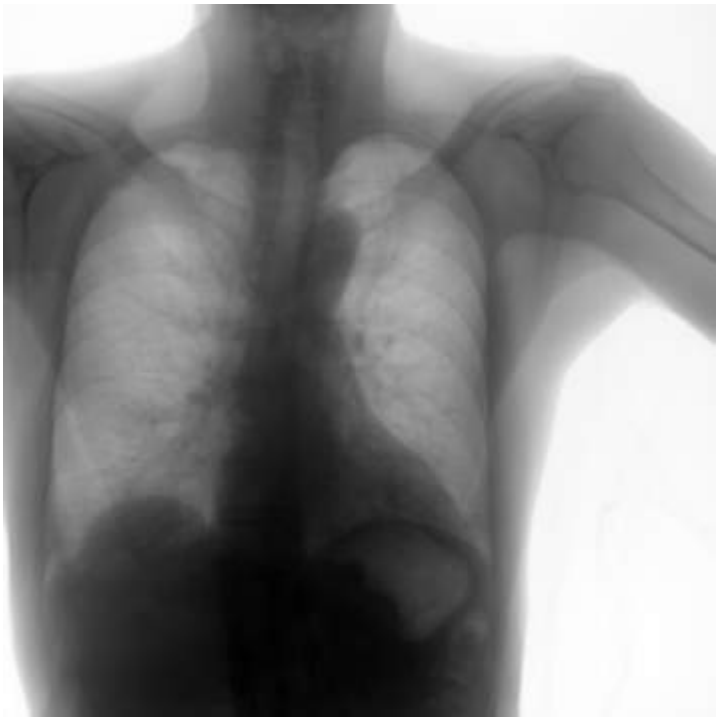
kva predstava donosi informacije koje se mogu iskoristiti za poboljšanje vidljivosti struktura svih veličina, a ne samo jedne veličine kao što je bio slučaj kod neoštrog maskiranja (detalji vezani za neoštro maskiranje izneseni su u poglavlju 2.3). Informacije o intenzitetu, sadržane u Gausovoj piramidi, mogu se upariti sa informacijama u Laplasovoj piramidi čime se osim detalja strukture dobijaju i informacije o intenzitetu piksela koji je predstavljaju. Ovakva sinergija podataka može se iskoristiti za dodatno poboljšanje i ubrzanje obrade kao što će biti obrazloženo u poglavlju 7. Smanjenje veličine slika kroz nivoe piramide smanjuje broj operacija koje je potrebno posvetiti obradi, pošto su krupnije strukture predstavljene sa manje piksela, čime se ostvaruje dodatno ubrzanje obrade.

Za određivanje niskofrekvencijskih aproksimacija koje formiraju Gausovu piramidu koristi se dvodimenzionalni generišući filtar. Generišući filtar nastaje konvolucijom dva jednodimenzionalna generišuća filtra koji se koriste pri konstrukciji HDC, pri čemu se uzima da je jedan filtar vertikalan, a drugi horizontalan. Ako se sa m i n obeleže prostorne koordinate, tada je generišući filtar $w(m,n)$ definisan konvolucijom jednodimenzionalnih generišućih filtara $\hat{w}(m)$ i $\hat{w}(n)$:

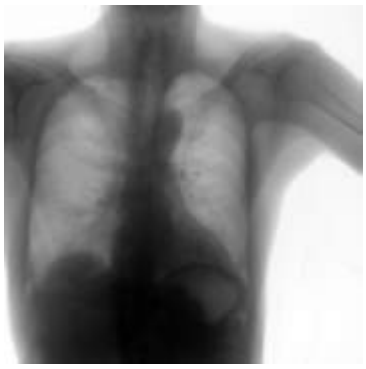
$$w(m,n) = \hat{w}(m) * \hat{w}(n) \tag{4.4}$$

Treba primetiti da je dobijeni filtar $w(m,n)$ separabilan, što se može iskoristiti da bi se obezbedila brža implementacija piramidalne analize odvojenim filtriranjima po obe ose. U zavisnosti od potreba primene moguće je koristiti različite filtre, te se u okviru ove teze bira generišući filtar dimenzija 5 x 5 pošto se u praktičnim situacijama dobijaju zadovoljavajući rezultati bez velike računarske kompleksnosti filtriranja [62]. Vrednosti koeficijenata jednodimenzionalnih filtara $\hat{w}(m)$ i $\hat{w}(n)$ određene su ograničenjima koja važe za generišuće filtre. Zbog simetrije važi:

$$\begin{aligned} \hat{w}(0) &= a \\ \hat{w}(-1) &= \hat{w}(1) = b \\ \hat{w}(-2) &= \hat{w}(2) = c \end{aligned} \tag{4.5}$$



(a)



(b)



(c)

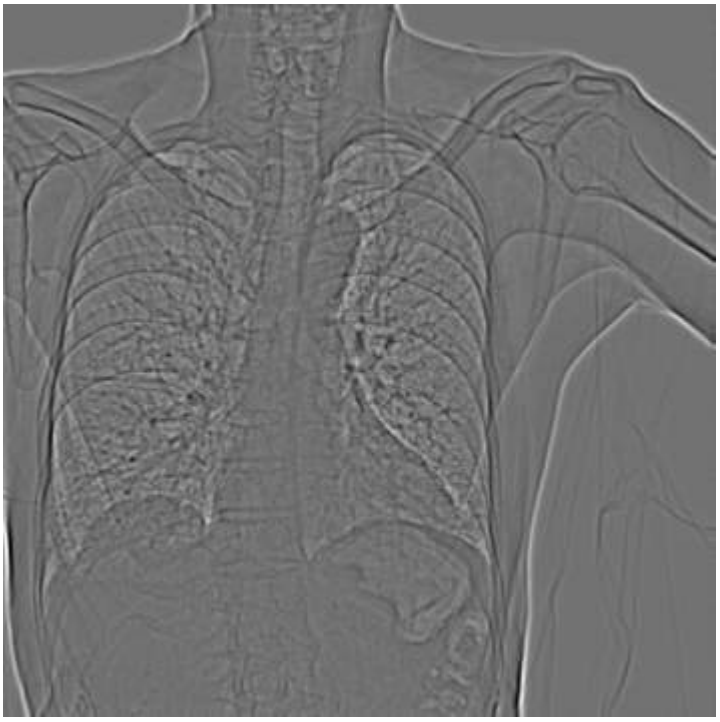


(d)

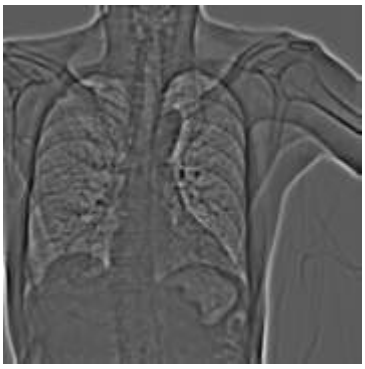


(e)

Slika 4.4. Gausova piramida smanjenog snimka na nivou (a) 1, (b) 2, (c) 3, (d) 4, (e) 5.



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

Slika 4.5. Laplasova piramida smanjenog snimka na nivou (a) 1, (b) 2, (c) 3, (d) 4 i (e) reziduum koji se ne razlaže dalje.

Zbog ograničenja normalizacije i unimodalnosti dobija se:

$$\begin{aligned} a + 2b + 2c &= 1 \\ a \geq b &\geq c \end{aligned} \tag{4.6}$$

Ograničenje ekvivalentnog doprinosa nameće:

$$a + 2c = 2b \tag{4.7}$$

Kada se uticaj svih ograničenja objedini dobija se:

$$\begin{aligned} a &\in [1/4, 1/2] \\ b &= 1/4 \\ c &= 1/4 - a/2 \end{aligned} \tag{4.8}$$

Iz izraza (4.8) vidi se da postoji jedan stepen slobode prilikom odabira vrednosti koeficijenata filtra, odnosno da se vrednosti koeficijenta a mogu odabrati iz intervala $[1/4, 1/2]$. U istraživanju predstavljenom u ovoj tezi, vrednosti koeficijenata filtra biraju se tako da obrazuju binomni filtar:

$$w(x) = \frac{1}{16}(\delta(x+2) + 4\delta(x+1) + 6\delta(x) + 4\delta(x-1) + \delta(x-2)) \tag{4.9}$$

pošto je pokazano da se upotreba binomnog filtra može iskoristiti za ubrzanje računanja vrednosti Laplasove piramide [114]. Takođe, pokazano je da binomni filtar predstavlja diskretni ekvivalent Gausovog filtra prilikom formiranja multiveličinske predstave diskretnih signala [115].

Da bi se odredila Gausova piramida, definiše se operacija redukcije:

$$G_k = REDUCE(g_{k-1}) \tag{4.10}$$

gde G_k predstavlja k-ti nivo Gausove piramide. Originalna slika obeležena je sa G_0 i

predstavlja prvi nivo Gausove piramide. Redukcija se definiše preko sledećeg izraza:

$$G_k(i,j) = \sum_{m=-2}^{2} \sum_{n=-2}^{2} w(m,n) G_{k-1}(2i+m, 2j+n) \tag{4.11}$$

Iz definicije se vidi da se broj piksela na svakom nivou smanjuje četiri puta u odnosu na prethodni, po dva puta po svakoj dimenziji. Primer Gausove piramide prikazan je na slici 4.4.

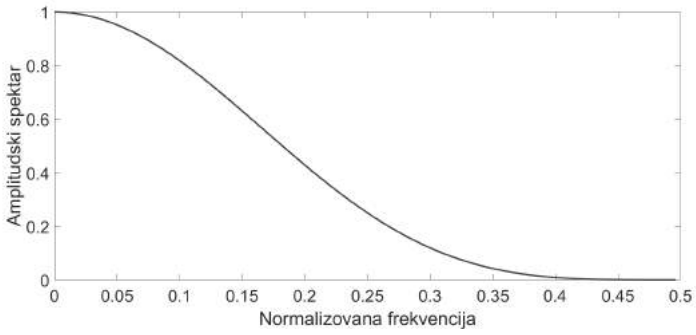
Filtar koji se koristi za određivanje piramide nije savršen niskofrekvencijski filtar (amplitudski spektar prikazan na 4.6) te će nakon smanjenja broja piksela doći do alijasinga. Obrazloženje kako neutralisati ovaj nepoželjni efekat biće dato nakon definisanja Laplasove piramide.

Jedinični kronekerov impuls (δ-impuls) u dve dimenzije definisan je sa:

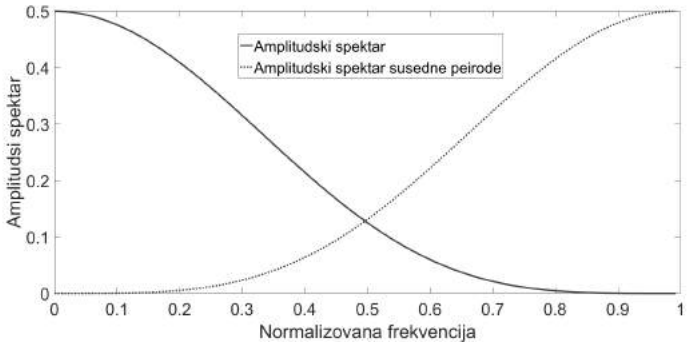
$$\delta(i,j) = \begin{cases} 1, \text{ako } i = 0, j = 0 \\ 0, \text{ako } i \neq 0, j \neq 0 \end{cases} \tag{4.12}$$

Spektralne osobine Gausove piramide moguće je analizirati na osnovu spektra Gausove piramide δ-impulsa, odnosno na osnovu posmatranja impulsnog odziva sistema definisanog sa (4.11). Slike Gausove piramide δ-impulsa i njihovi amplitudski spektri prikazan su na slici 4.7. Sa slike se vidi da svaki uzastopni nivo predstavlja rezultat filtriranja sa niskopropusnim filtrom koji ima sve užu spektralnu karakteristiku. Poprečni presek amplitudskih spektara prva četiri nivoa Gausove piramide prikazan je na slici 4.8. Uočava se da se Gausova piramida (4.11) ponaša kao banka filtara propusnika niskih frekvencija pri čemu svaki sledeći filtar (nivo piramide) ima upola uži propusni opseg u odnosu na prethodni.

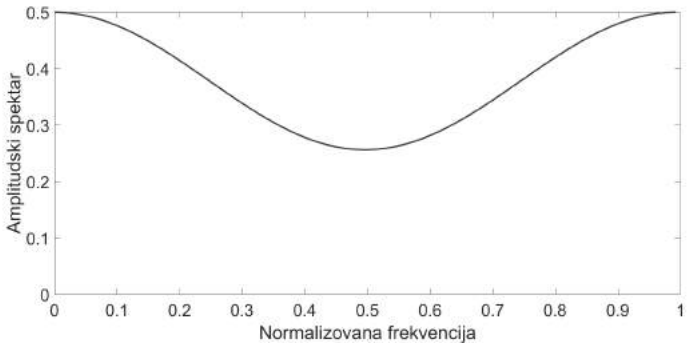
Na slici 4.9 prikazana su prva četiri nivoa Gausove piramide dobijena na osnovu snimka pluća. Uočava se da je niskofrekvencijsko filtriranje dovelo do gubitka detalja snimka i da su slike na višim nivoima piramide ublaženije u odnosu na prethodne nivoe. Sa slika amplitudskih spektara uočava se da svaki sledeći nivo piramide ima upola uži spektar u odnosu na trenutni nivo, tj. da se određivanjem sledećeg nivoa



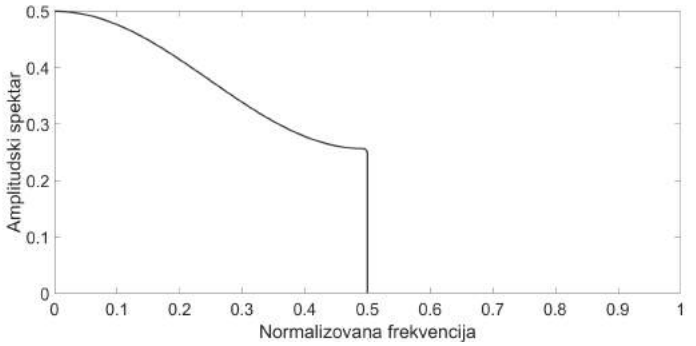
(a)



(b)



(c)



(d)

Slika 4.6. (a) Amplitudski spektar filtra, (b) preklapanje osnovne i susedne periode spektra nakon decimacije, (c) zbir spektralnih komponenti (alijasing) i (d) osnovna perioda amplitudskog spektra nakon decimacije.

gubi gornja polovina spektralnih informacija u odnosu na trenutni nivo. Upotrebom Laplasove piramide moguće je sačuvati te informacije.

Da bi se definisala Laplasova piramida koristi se Gausova piramida i operacija ekspanzije:

$$\hat{G}_k(i,j) = EXPAND(G_k) = 4 \sum_{m=-2}^{2} \sum_{n=-2}^{2} w(m,n) G_k(\frac{i-m}{2}, \frac{j-n}{2}) \tag{4.13}$$

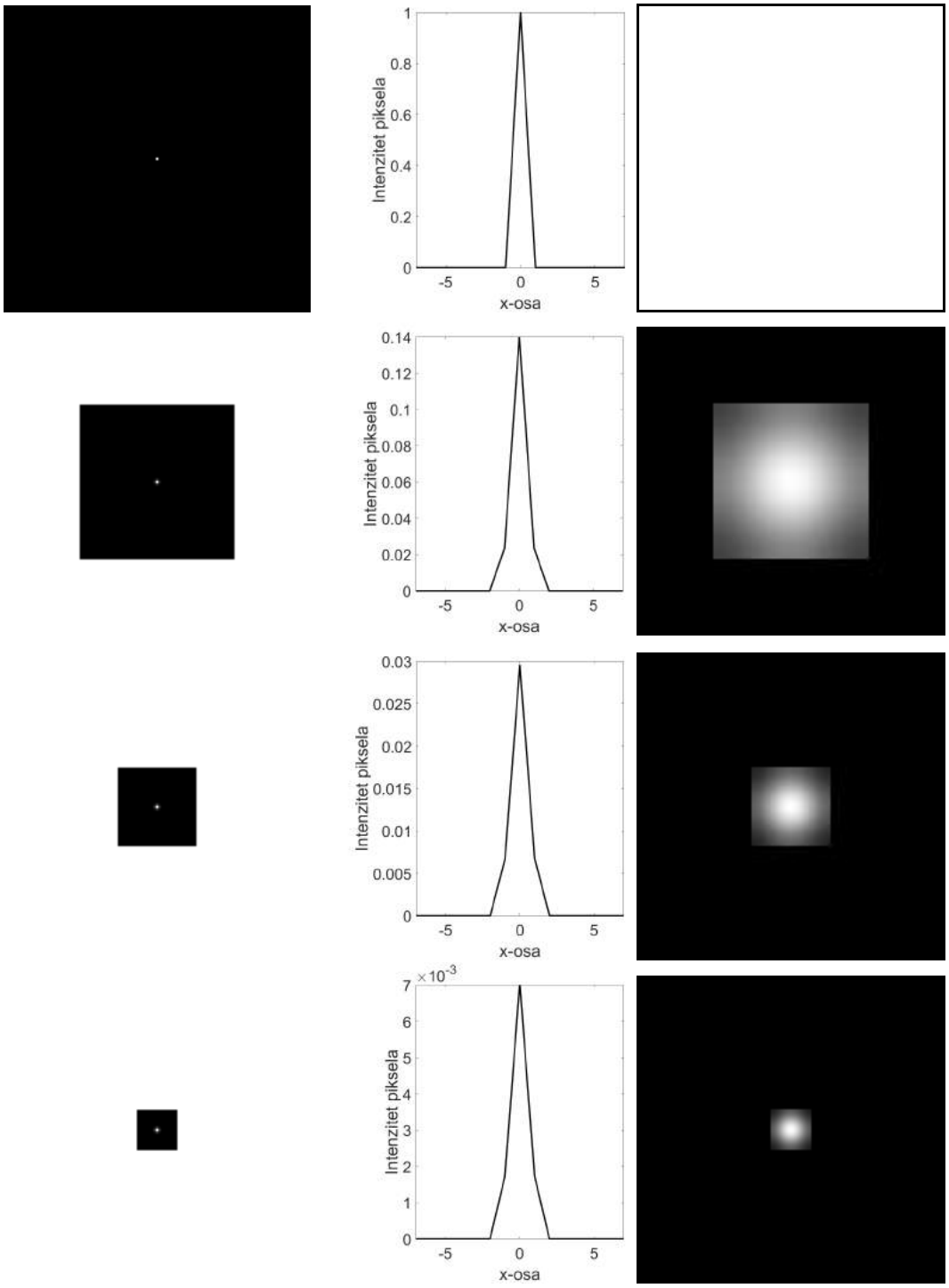
pri čemu se u obzir uzimaju samo sabirci za koje $\frac{i-m}{2}$ i $\frac{j-n}{2}$ daju celobrojne vrednosti.

Nivo k Laplasove piramide dobija se kao razlika nivoa k u Gausovoj piramidi i slike dobijene ekspanzijom nivoa $k+1$:

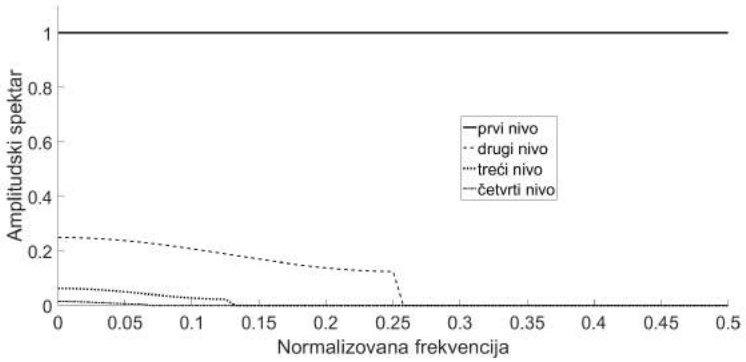
$$L_k = G_k - EXPAND(G_{k+1}) \tag{4.14}$$

Kao što je već navedeno, drugi nivo Gausove piramide nastaje nakon filtriranja nesavršenim niskofrekvencijskim filtrom te će nakon decimacije doći do alijasinga. Analiza izraza (4.14) pokazuje da prvi nivo Laplasove piramide nije određen kao razlika između originalne slike i njene filtrirane verzije, već da predstavlja razliku originala i drugog nivoa Gausove piramide nakon ekspanzije. Ekspanzijom drugog nivoa Gausove piramide neće se dobiti polazna slika (original nakon filtriranja), već slika koja osim niskofrekvencijskih komponenti sadrži i alijasing. Pošto prvi nivo Laplasove piramide predstavlja razliku između originalne slike i slike dobijene nakon ekspanzije, zaključuje se da prvi nivo Laplasove piramide ne sadrži samo spektralne komponente koje se gube filtriranjem, već sadrži i komponente koje su inverzne onima nastalim alijasingom usled decimacije. Prethodni zaključak može se doneti i za ostale nivoe Laplasove piramide. Ovo je bitna osobina pošto omogućava savršenu rekonstrukciju originalne slike (rekonstrukcija slike iz piramide objašnjena je u poglavlju 4.2.3).

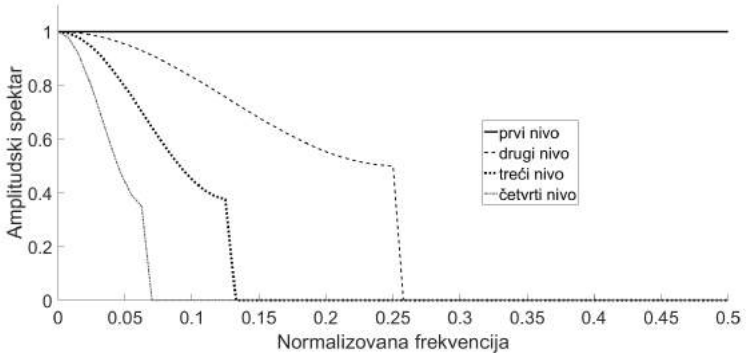
Pošto za poslednji nivo N Gausove piramide ne postoji slika koja bi bila manja od nje i koja bi se nakon ekspanzije mogla oduzeti, definiše se da je poslednji nivo



Slika 4.7. (leva kolona) Gausova piramida δ-impulsa, (srednja kolona) presek slika Gausove piramide oko koordinatnog početka i (desna kolona) amplitudski spektri slika prikazanih u levoj koloni. Spektri su prikazani srazmerno spektru originalne slike da bi se uočilo niskofrekvencijsko filtriranje. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo Gausove piramide. Na spektar prvog nivoa piramide dodat je crni okvir da bi se razlikovao od pozadine.



(a)



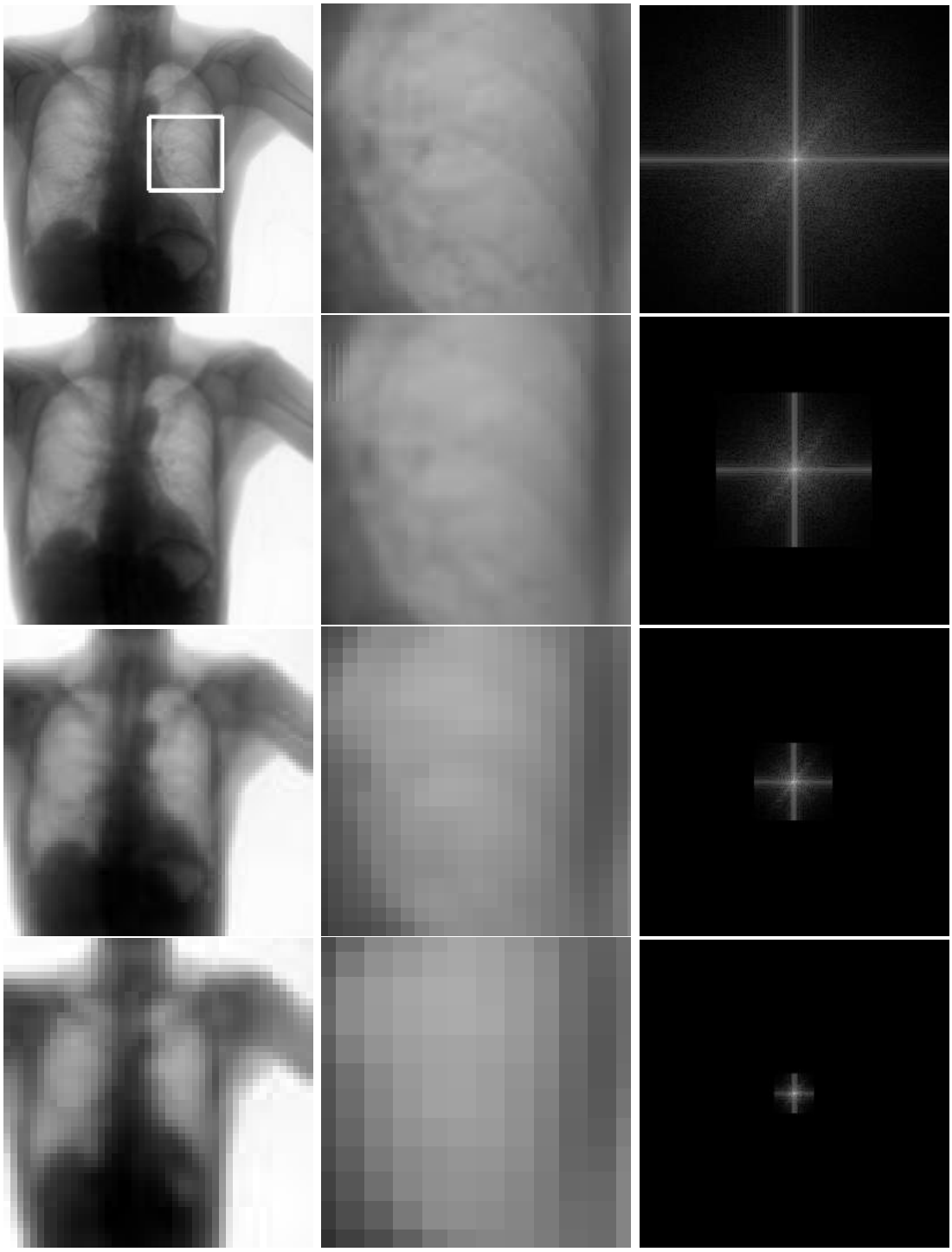
(b)

Slika 4.8. Polovina poprečnog preseka amplitudskih spektara prva četiri nivoa Gausove piramide (a) pre i (b) nakon skaliranja na isti opseg vrednosti. Vrednosti su redom skalirane 4, 16 i 64 puta za drugi, treći i četvrti nivo piramide da bi se kompenzovao gubitak snage usled decimacije. Poprečni presek svakog amplitudskog spektra određen je po centralnoj horizontalnoj liniji.

Laplasove piramide jednak poslednjem nivou Gausove piramide:

$$L_N = G_N \tag{4.15}$$

Ovaj poslednji nivo piramide predstavlja najgrublju niskofrekvencijsku aproksimaciju originalne slike. Iako po definiciji on čini poslednji nivo Laplasove piramide, da bi se odvojio od ostalih nivoa koji predstavljaju razliku između niskofrekvencijskih aproksimacija, u okviru ove teze će se Laplasova piramida definisati samo za $N-1$ nivo, dok će se najviši nivo piramide obeležiti kao reziduum R. Ovakvo razdvajanje olakšava logičko razgraničenje između interpretacije i obrade nivoa Laplasove piramide i reziduuma. Primer Laplasove piramide i reziduuma prikazan je na slici 4.5.



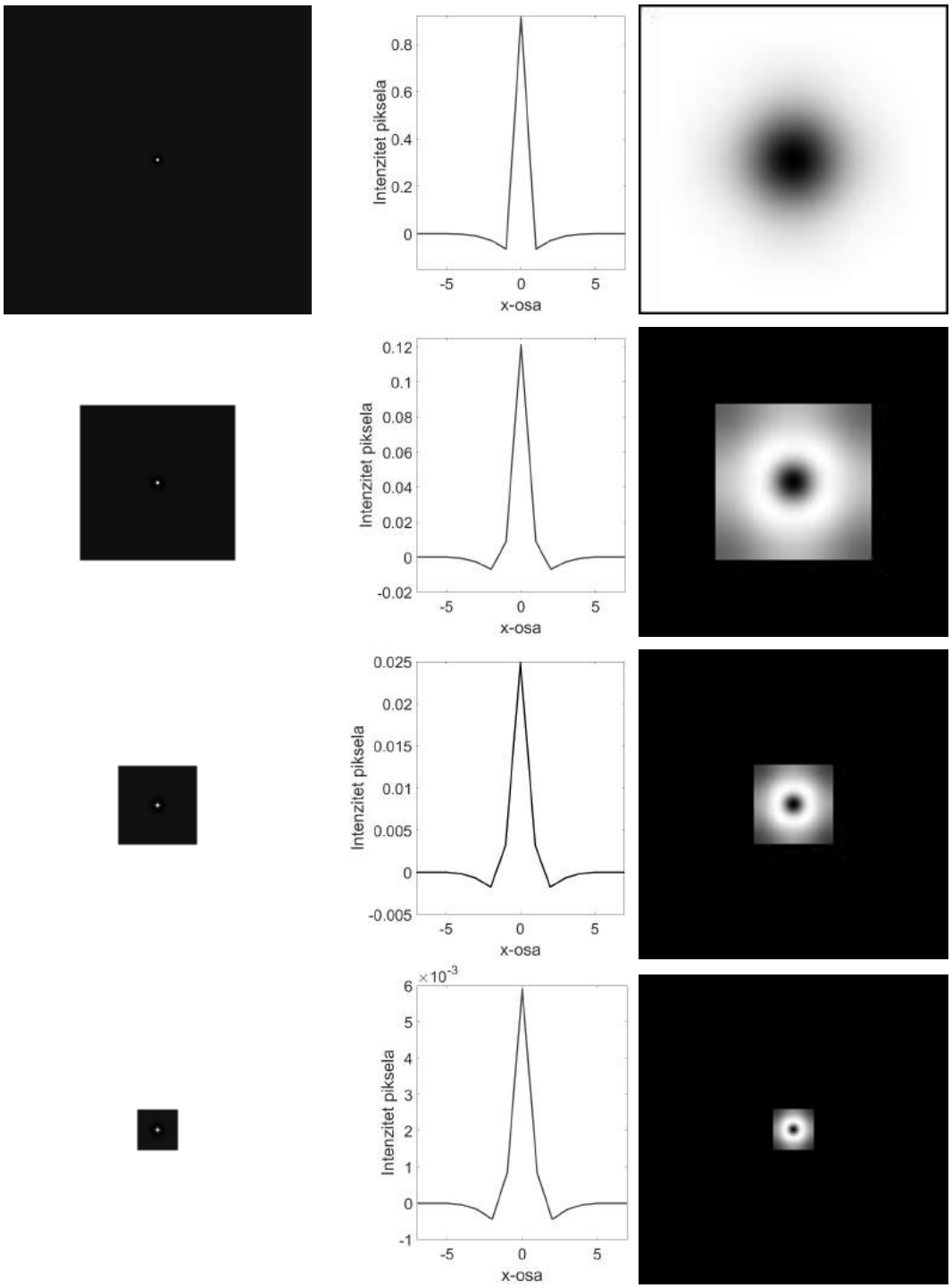
Slika 4.9. (leva kolona) Gausova piramida snimka pluća, (srednja kolona) uvećani isečak snimka iz leve kolone i (desna kolona) amplitudski spektar snimaka iz leve kolone. Slike u Gausovoj piramidi interpolirane su na veličinu originalne da bi se olakšalo poređenje. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo Gausove piramide. Isečak je na prvom nivou piramide obeležen belim pravougaonikom. Dinamički opseg slika amplitudskih spektara kompresovan je upotrebom logaritma da bi se povećala vidljivost.

Spektralne osobine Laplasove piramide moguće je analizirati na osnovu spektra Laplasove piramide δ-impulsa, slično kao što je analizirana Guasova piramida. Amplitudski spektri prva četiri nivoa Laplasove piramide δ-impulsa prikazani su na slici 4.10. Prvi nivo Laplasove piramide predstavlja visokofrekvencijski filtar dok ostali nivoi predstavljaju pojasne filtre pri čemu svaki sledeći nivo ima upola uži propusni opseg u odnosu na prethodni. Ovo smanjenje širine propusnog opsega uočava se i sa slike 4.11 na kojoj su prikazani poprečni preseci amplitudskih spektara prva četiri nivoa Laplasove piramide. Treba napomenuti da pojasni karakter Laplasove piramide implicira da svaki nivo piramide ima srednju vrednost nula pošto je vrednost amplitudskih karakteristika u koordinatnom početku jednaka nuli (jednosmerna komponenta je nula).

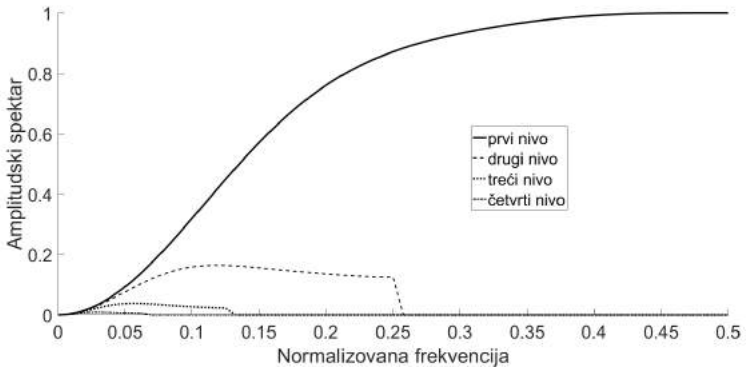
Slike u Laplasovoj piramidi nastaju kao razlika uzastopnih niskofrekvencijskih aproksimacija te predstavljaju informacije koje se gube između dva nivoa Gausove piramide. Slike iz Laplasove piramide prikazane na slici 4.12 interpolirane su tako da imaju isti broj piksela kao i najveća slika u piramidi. Uočava se da svaki viši nivo piramide predstavlja sve grublje promene u slici. Zaključuje se da svaka slika u piramidi predstavlja detalje različite veličine, odnosno da piramida multiveličinski predstavlja detalje slike.

Intenziteti koeficijenata Laplasove piramide mogu biti i pozitivni i negativni pošto predstavljaju detalje izgubljene niskofrekvencijskim filtriranjem. Apsolutne vrednosti koeficijenata Laplasove piramide prikazane su na slici 4.13 (prikazane su i Gausova i Laplasova piramida radi poređenja), dok su uvećani delovi prikazani na slici 4.14. Sa slika se uočava da koeficijenti sa visokim apsolutnim vrednostima predstavljaju izražene strukture slike i da im je vrednost veća što je struktura uočljivija. Drugim rečima, apsolutna vrednost koeficijenata predstavlja merilo izraženosti detalja, tj. predstavlja njihovu vidljivost. Zaključuje se da Laplasova piramida obezbeđuje informacije o vidljivosti (apsolutna vrednost), lokaciji (prostorna koordinata koeficijenta) i veličini detalja (nivo piramide).

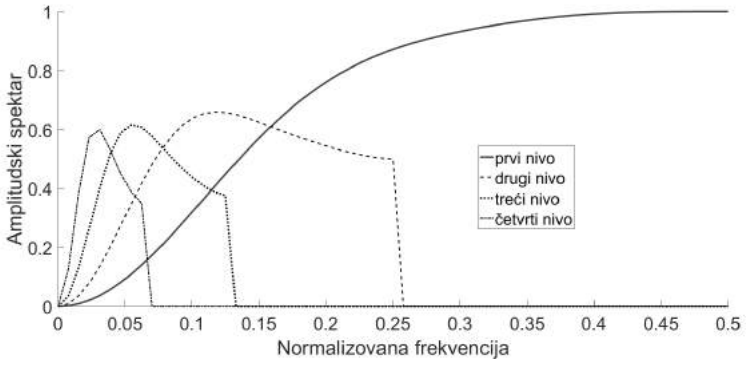
Kao što je na početku poglavlja rečeno, do sada prikazane slike dobijene su na osnovu snimka kojem je veličina smanjena u odnosu na originalni. Da bi se pokazalo



Slika 4.10. (leva kolona) Laplasova piramida δ-impulsa, (srednja kolona) presek slika Laplasove piramide oko koordinatnog početka i (desna kolona) amplitudski spektri slika prikazanih u levoj koloni. Spektri su prikazani srazmerno spektru originalne slike da bi se uočilo visokofrekvencijsko i pojasno filtriranje. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo Laplasove piramide. Na spektar prvog nivoa piramide dodat je crni okvir da bi se razlikovao od pozadine.



(a)



(b)

Slika 4.11. Polovina poprečnog preseka amplitudskih spektara prva četiri nivoa Laplasove piramide (a) pre i (b) nakon skaliranja na isti opseg vrednosti. Vrednosti su redom skalirane 4, 16 i 64 puta za drugi, treći i četvrti nivo piramide da bi se kompenzovao gubitak snage usled decimacije. Poprečni presek svakog amplitudskog spektra određen je po centralnoj horizontalnoj liniji.

da svi prethodni zaključci važe i za snimke koji su pune veličine (nisu smanjivani) na slikama 4.15 i 4.16 redom su prikazane Gausova i Laplasova piramida dobijene na osnovu originalnog snimka. Na slici 4.17 prikazane su apsolutne vrednosti koeficijenata Laplasove piramide. Sa slika se uočava da je efekte filtriranja teško uočiti na prikazu celog snimka što je i bio razlog zašto je pređašnja analiza urađena na snimcima smanjene veličine. U ostatku poglavlja, a i teze, analiziraće se samo snimci pune veličine.

Histogrami prvih šest nivoa Laplasove piramide prikazani su na slici 4.18. Opseg vrednosti snimka nakon predobrade postavljen je na opseg vrednosti snimka pre predobrade, tj. na opseg od 0 do 4095. Granice x-ose postavljene su na -200 i 200,

odnosno na približno -5 % i 5 % dinamičkog opsega snimka. Sa prikazanih histograma se vidi da se sa povećanjem nivoa piramide smanjuje udeo koeficijenata koji imaju vrednosti bliske nuli. Ovo je su skladu sa zaključkom da viši nivoi predstavljaju grublje promene u slici. Pošto su te grublje promene izraženije i koeficijenti koji ih predstavljaju imaće više apsolutne vrednosti. Ova karakteristika je bitna pošto pokazuje da su sitne anatomske strukture koje su obuhvaćene nižim nivoima piramide predstavljene koeficijentima sa niskim apsolutnim vrednostima, a da koeficijenti sa visokim apsolutnim vrednostima na višim nivoima odgovaraju krupnim i jasno vidljivim strukturama (kao što se i vidi sa slika 4.13 i 4.14). Prethodna zapažanja predstavljaju osnovu pojačanja detalja (slabih koeficijenata na niskim nivoima, objašnjeno u poglavlju 4.3), poboljšanja lokalnog kontrasta (pojačanje slabih koeficijenata na višim nivoima, objašnjeno u poglavlju 4.4) i smanjenja globalnog kontrasta (slabljenje koeficijenata sa visokim apsolutnim vrednostima na višim nivoima, objašnjeno u poglavlju 4.5).

4.2.3 Sinteza slike

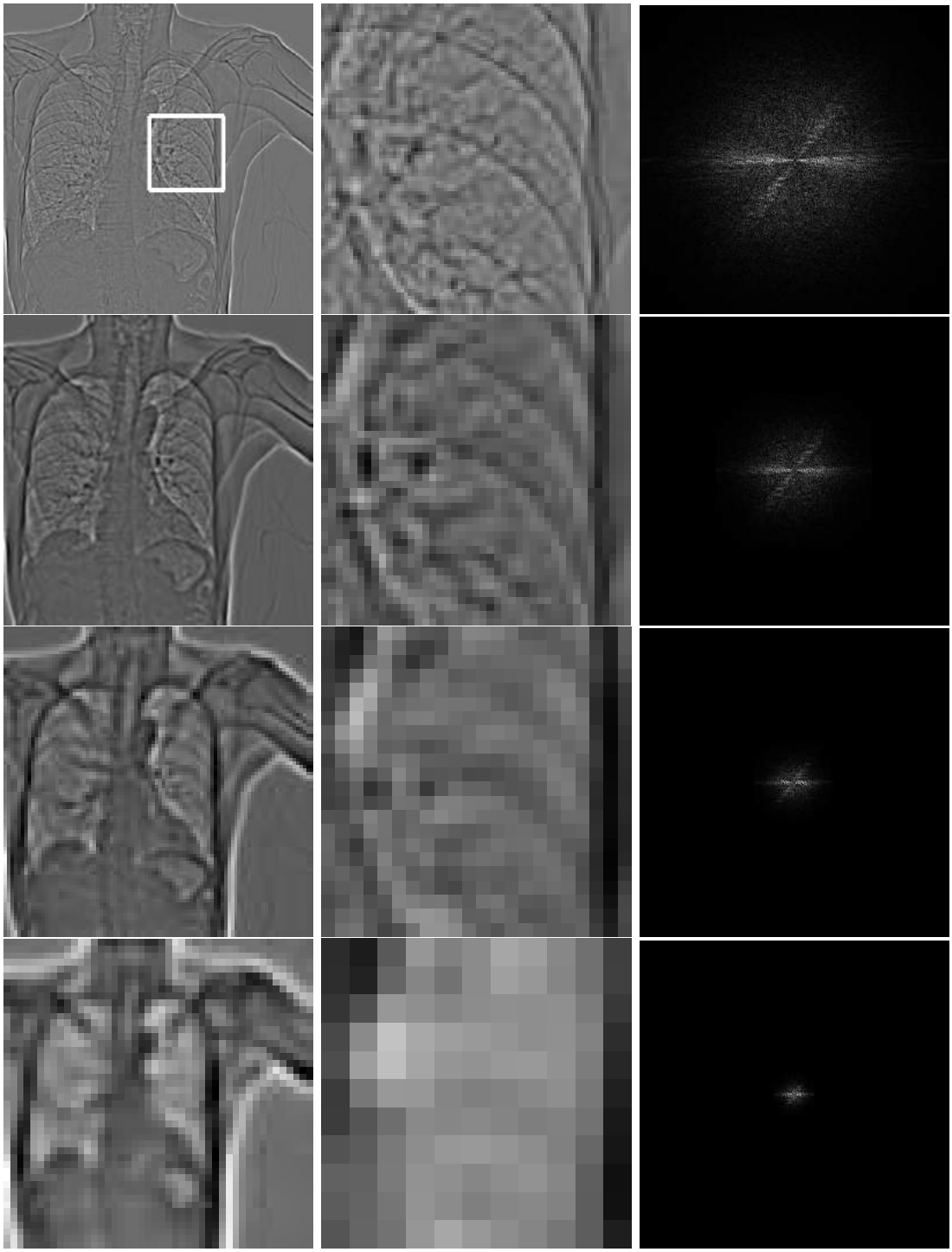
Iako je sinteza snimka koji je piramidalno razložen završni korak integrisane obrade radiografskih snimaka, radi kontinuiteta izlaganja navedena je sada pošto će se koristiti da bi se analizirali različiti koraci obrade.

Originalnu sliku moguće je rekonstruisati na osnovu reziduuma piramide i slika u okviru Laplasove piramide. Ako se krene od najvišeg (sa najvišim rednim brojem) nivoa Gausove piramide G_N, odnosno od reziduuma R, dobija se:

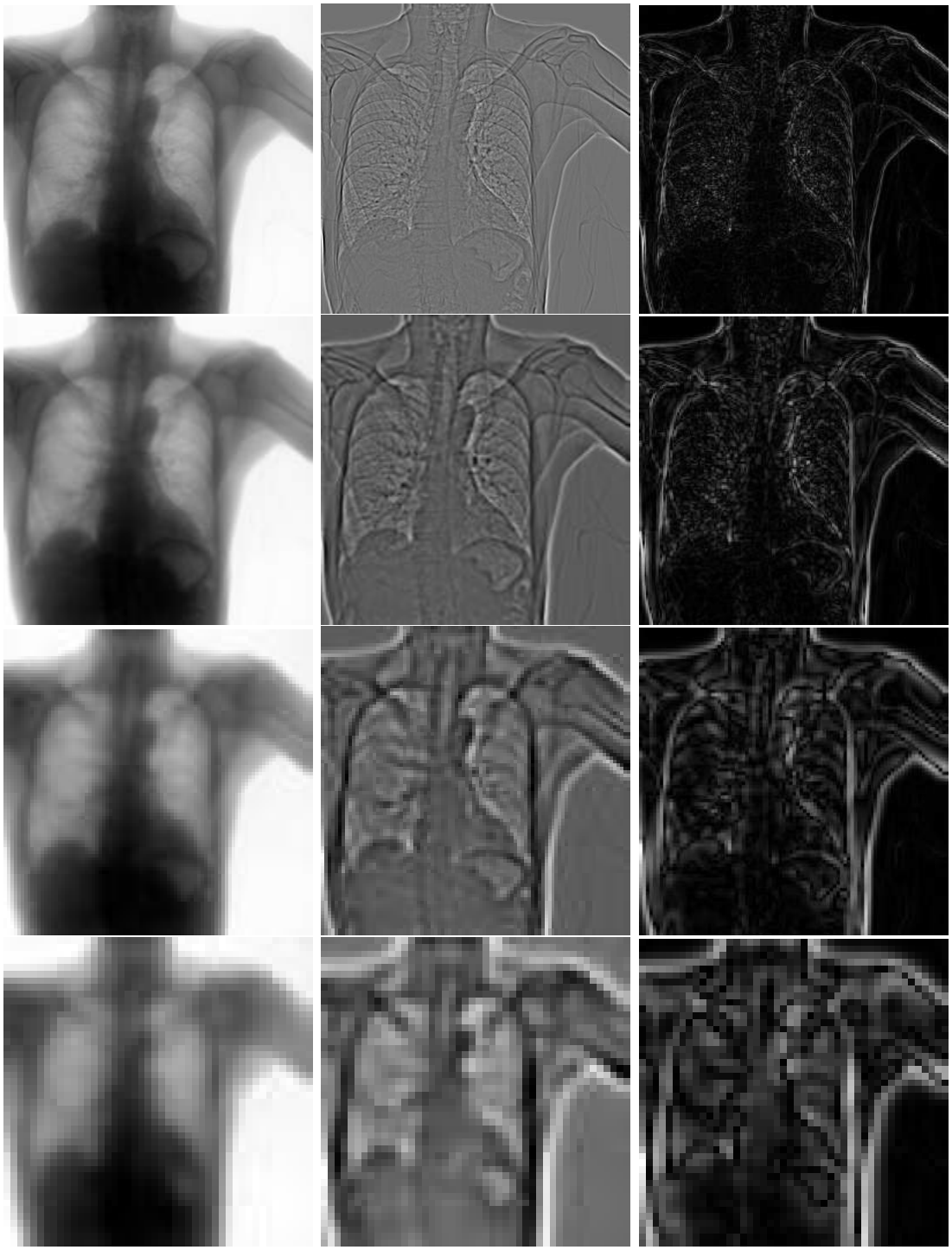
$$G_{N-1} = L_{N-1} + EXPAND(G_N) \tag{4.16}$$

Pošto je na osnovu reziduuma i $N-1$ nivoa Laplasove piramide rekonstruisan $N-1$ nivo Gausove piramide, proceduru je moguće nastaviti da bi se dobio $N-2$ nivo Gausove piramide. Iterativnim ponavljanjem procedure dolazi se do potpune rekonstrukcije polaznog snimka. Ilustracija procedure je prikazana na slici 4.19.

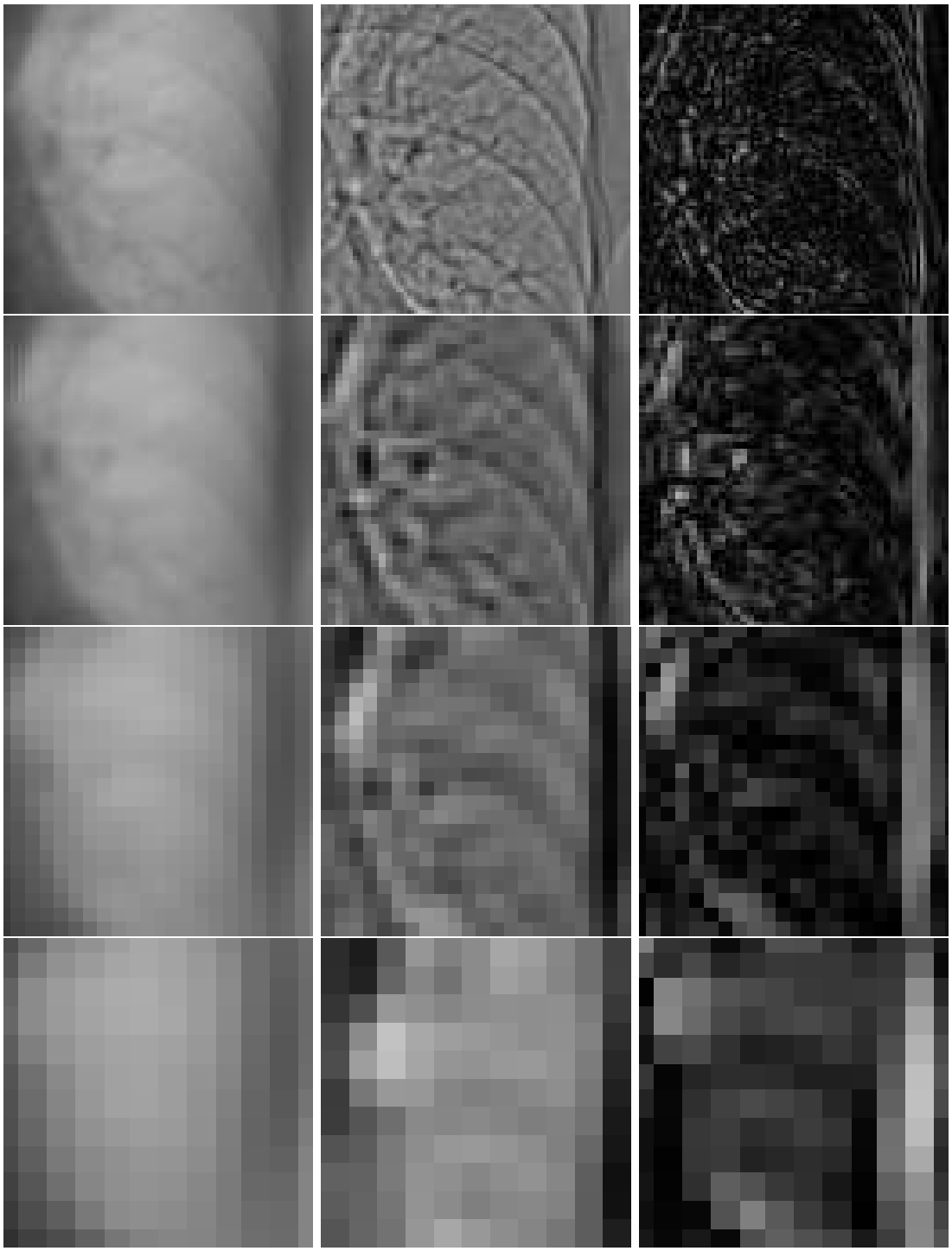
Mogućnost idealne rekonstrukcije pokazuje da Laplasova piramida sa reziduumom



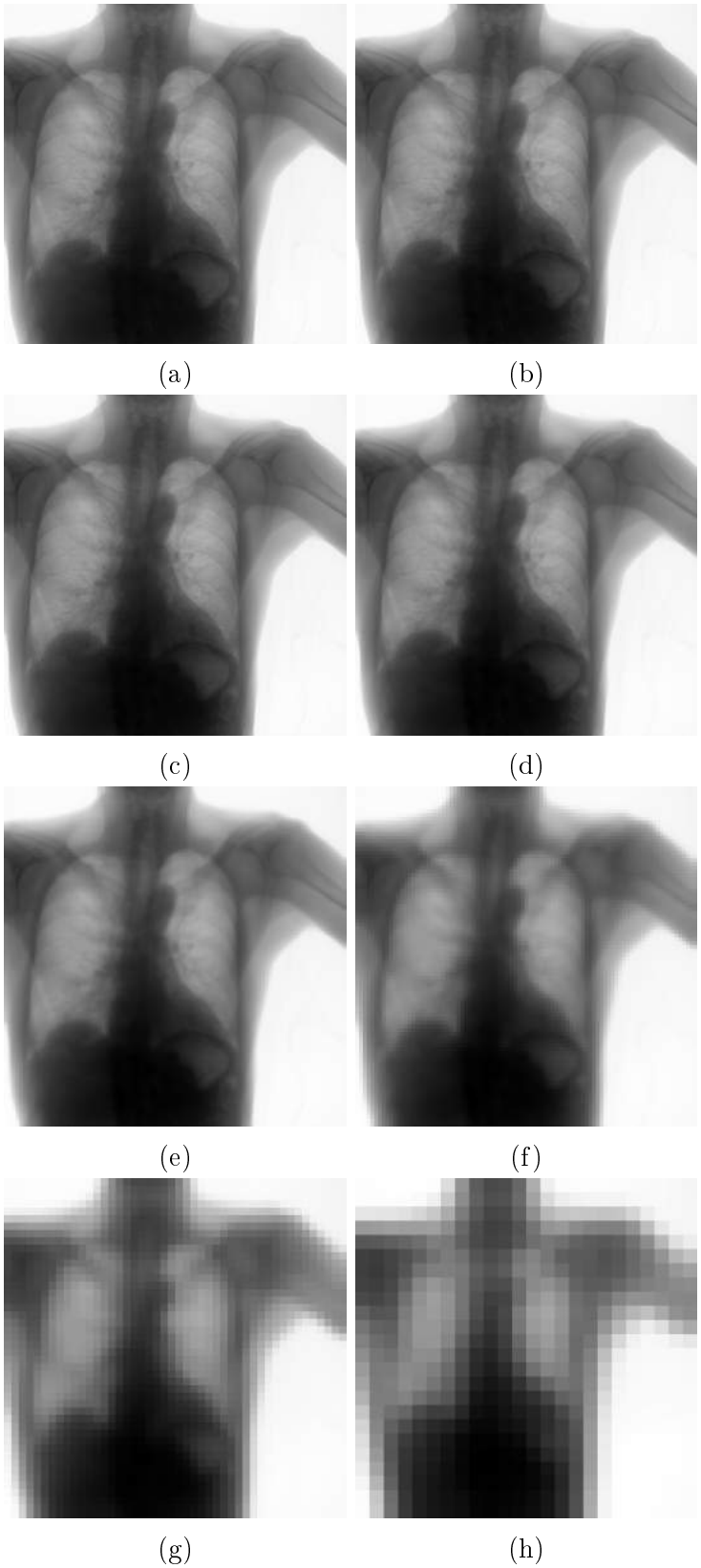
Slika 4.12. (leva kolona) Laplasova piramida snimka pluća, (srednja kolona) uvećani isečak snimka iz leve kolone i (desna kolona) amplitudski spektar snimaka iz leve kolone. Slike u Laplasovoj piramidi interpolirane su na veličinu originalne da bi se olakšalo poređenje. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo Laplasove piramide. Isečak je na prvom nivou piramide obeležen belim pravougaonikom.



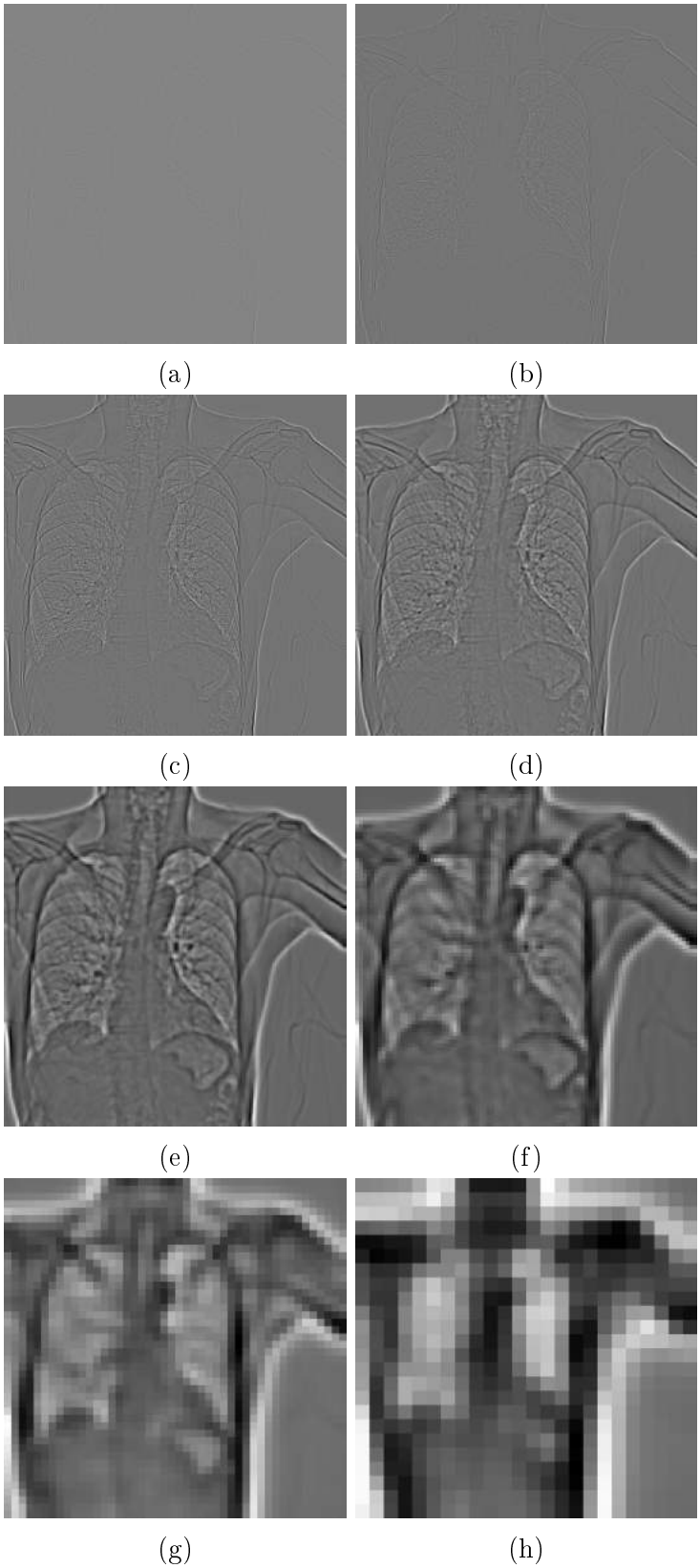
Slika 4.13. (leva kolona) Gausova piramida, (srednja kolona) Laplasova piramida i (desna kolona) apsolutna vrednost koeficijenata Laplasove piramide iz srednje kolone. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo piramida.



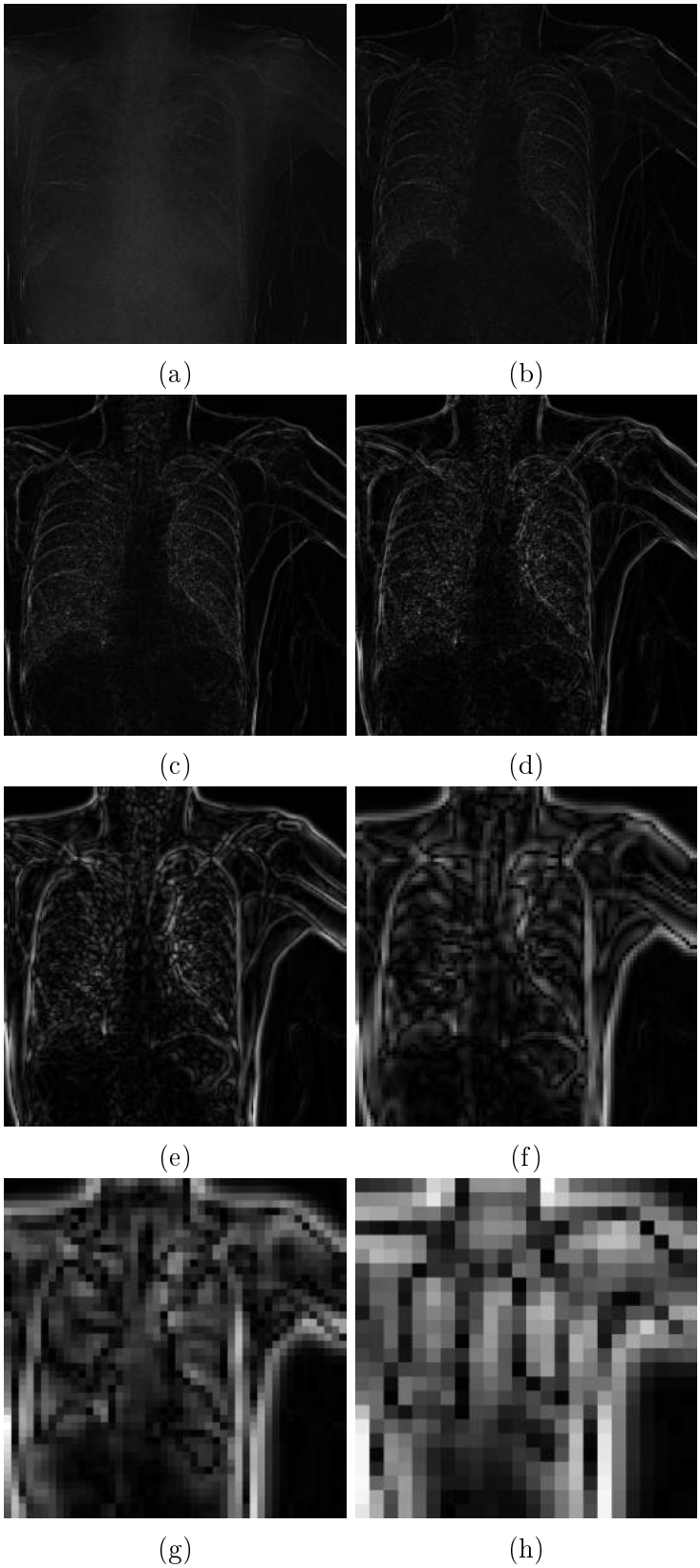
Slika 4.14. (leva kolona) Isečak slika Gausove piramide, (srednja kolona) odgovarajući isečak slika Laplasove piramide i (desna kolona) apsolutna vrednost koeficijenata isečaka Laplasove piramide iz srednje kolone. Vrste predstavljaju redom: prvi, drugi, treći i četvrti nivo piramida.



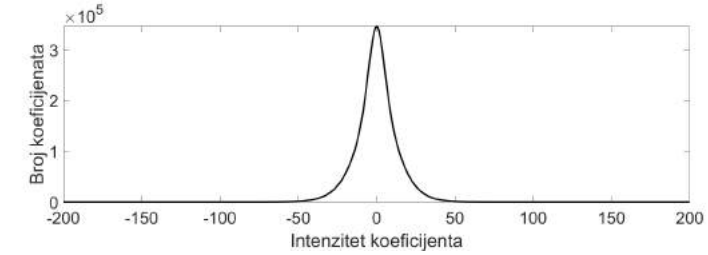
Slika 4.15. Nivoi Gausove piramide dobijene na osnovu snimka sa punom veličinom: (a) prvi, (b) drugi, (c) treći, (d) četvrti, (e) peti, (f) šesti, (g) sedmi i (h) osmi nivo. Slike su interpolirane na veličinu originalne da bi se olakšalo poređenje.



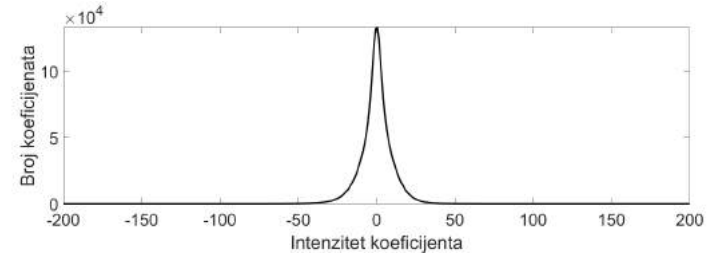
Slika 4.16. Nivoi Laplasove piramide dobijene na osnovu snimka sa punom veličinom: (a) prvi, (b) drugi, (c) treći, (d) četvrti, (e) peti, (f) šesti, (g) sedmi i (h) osmi nivo. Slike su interpolirane na veličinu originalne da bi se olakšalo poređenje.



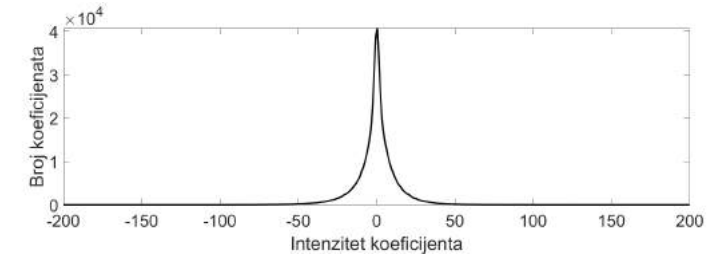
Slika 4.17. Apsolutne vrednosti nivoa Laplasove piramide dobijene na osnovu snimka sa punom veličinom: (a) prvi, (b) drugi, (c) treći, (d) četvrti, (e) peti, (f) šesti, (g) sedmi i (h) osmi nivo. Slike su interpolirane na veličinu originalne da bi se olakšalo poređenje.



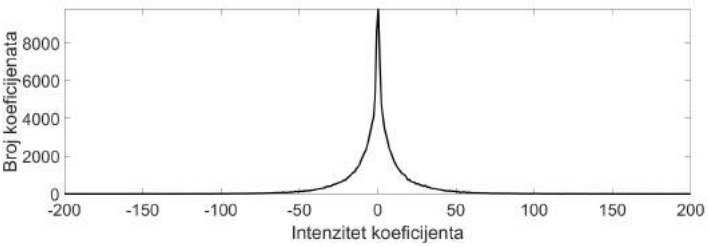
(a)



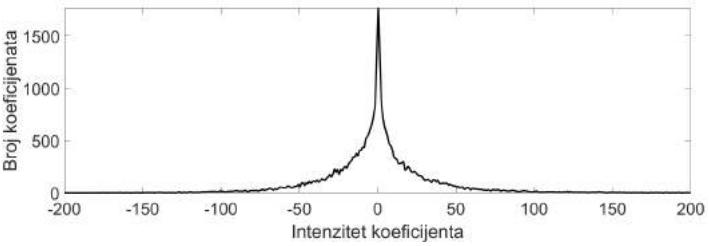
(b)



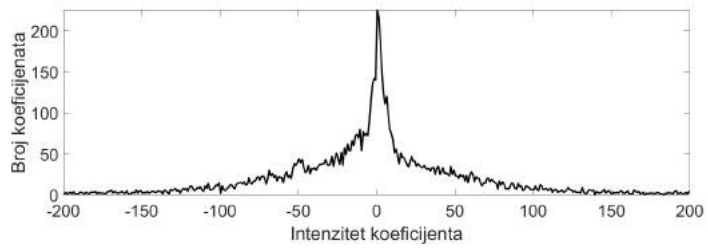
(c)



(d)

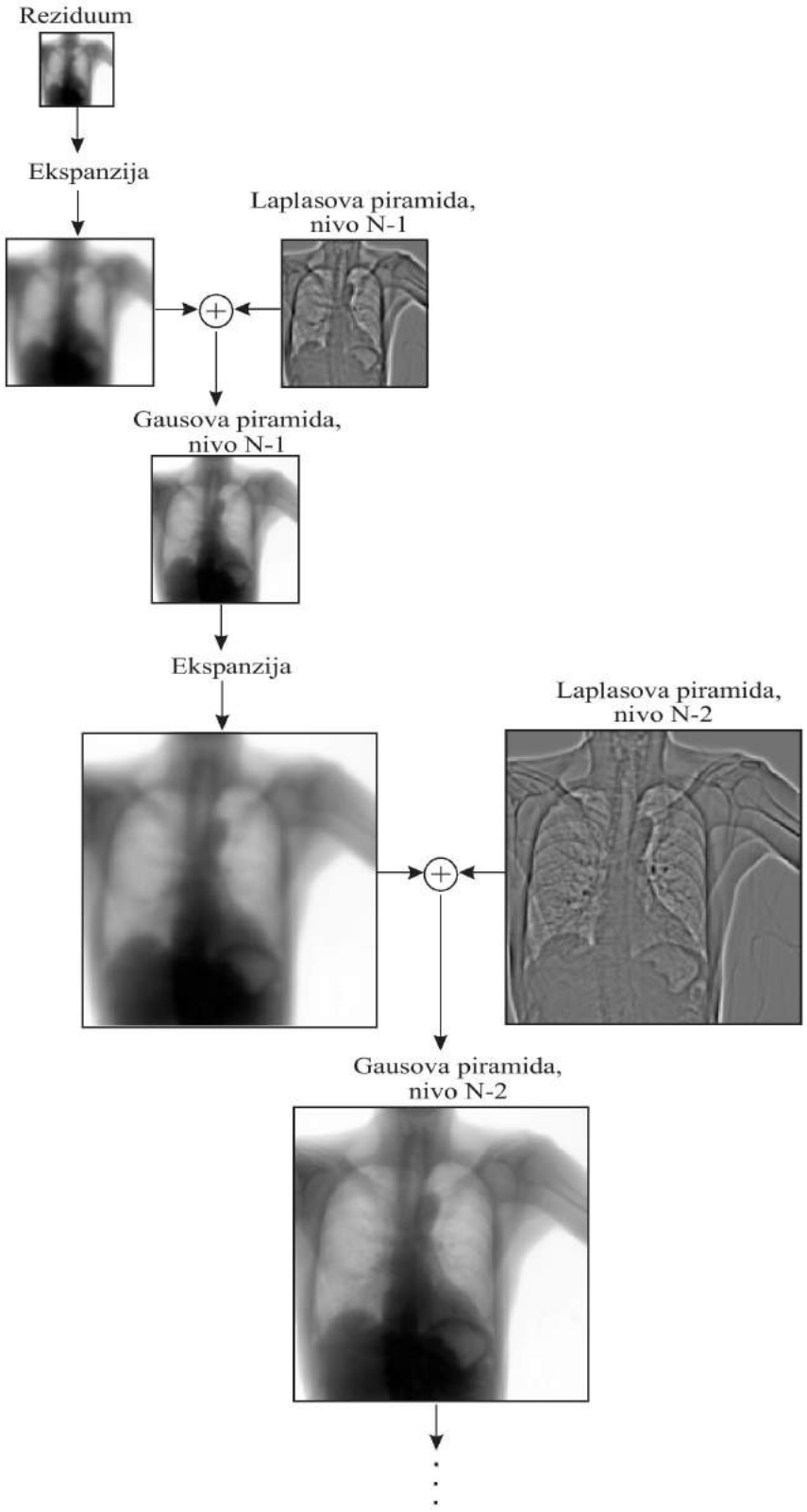


(e)



(f)

Slika 4.18. Histogram (a) prvog, (b) drugog, (c) trećeg, (d) četvrtog, (e) petog i (f) šestog nivoa Laplasove piramide. Primetiti da su vrednosti ordinate prilagođene broju piksela u histogramima, tj. da je hitogram na (a) izduženiji od svih ostalih.



Slika 4.19. Blok-šema rekonstrukcije snimka na osnovu reziduuma i Laplasove piramide.

čini kompaktnu predstavu slike u smislu očuvanja sadržaja slike. Međutim, idealna rekonstrukcija nije u interesu obrade pošto se njome ne postiže nikakva izmena na snimku. U procesu obrade modifikovaće se vrednosti koeficijenata Laplasove piramide i reziduuma sa ciljem da se slika nastala rekonstrukcijom namerno izmeni, tj. poboljša u odnosu na original. Stoga, narušavanje idealne rekonstrukcije nije neželjen efekat već sredstvo kojim se postiže poboljšanje snimka.

4.3 Pojačanje detalja radiografskog snimka

Snimci koji treba da se obrade mogu da imaju različit dinamički opseg u zavisnosti od proizvođača detektora i parametara koji se koriste u predobradi snimka. Da bi se izbegla zavisnost analize pojačanja detalja (kao i ostalih analiza koje će biti iznesene u tezi) od konkretnih vrednosti, intenziteti koeficijenata će se izražavati u procentu opsega vrednosti snimka. Opseg vrednosti snimka predstavlja razliku između maksimalne i minimalne vrednosti piksela u snimku, a ne između maksimalne i minimalne moguće vrednosti piksela. Npr., ako je minimalna vrednost piksela prisutnih u snimku jednaka sa 150, a maksimalna sa 250, tada je opseg vrednosti snimka jednak 100 i ako koeficijent Laplasove piramide ima vrednost 15, tada on ima vrednost koja predstavlja 15 % opsega originalnog snimka. Dodatna prednost ovakvog izražavanja vrednosti koeficijenata jeste u tome što se na osnovu vrednosti dobija informacija kolika je vidljivost detalja, npr. detalj koji ima vrednost 20 % opsega je veoma jasno uočljiv na snimku, dok onaj koji ima vrednost od 2 % opsega nije lako uočljiv.

4.3.1 Sigmoidalni pristup

Niži nivoi Laplasove piramide predstavljaju detalje u snimku i određuju njegovu oštrinu. Ovo se jednostavno može zaključiti posmatranjem isečaka radiografskih snimka prikazanih na slici 4.20. Isečci su dobijeni piramidalnom rekonstrukcijom nakon što su vrednosti svih koeficijenata prvog nivoa Laplasove piramide postavljeni na nula. Prikazani rezultat može se analizirati i na drugačiji način. Pošto su koefici-

jenti prvog nivoa piramide postavljeni na vrednost nula, slika dobijena rekonstrukcijom predstavlja drugi nivo Gausove piramide, odnosno sliku koja je dobijena nakon usrednjavanja koje podrazumevano uklanja fine promene na slici tj. uklanja sitne detalje.

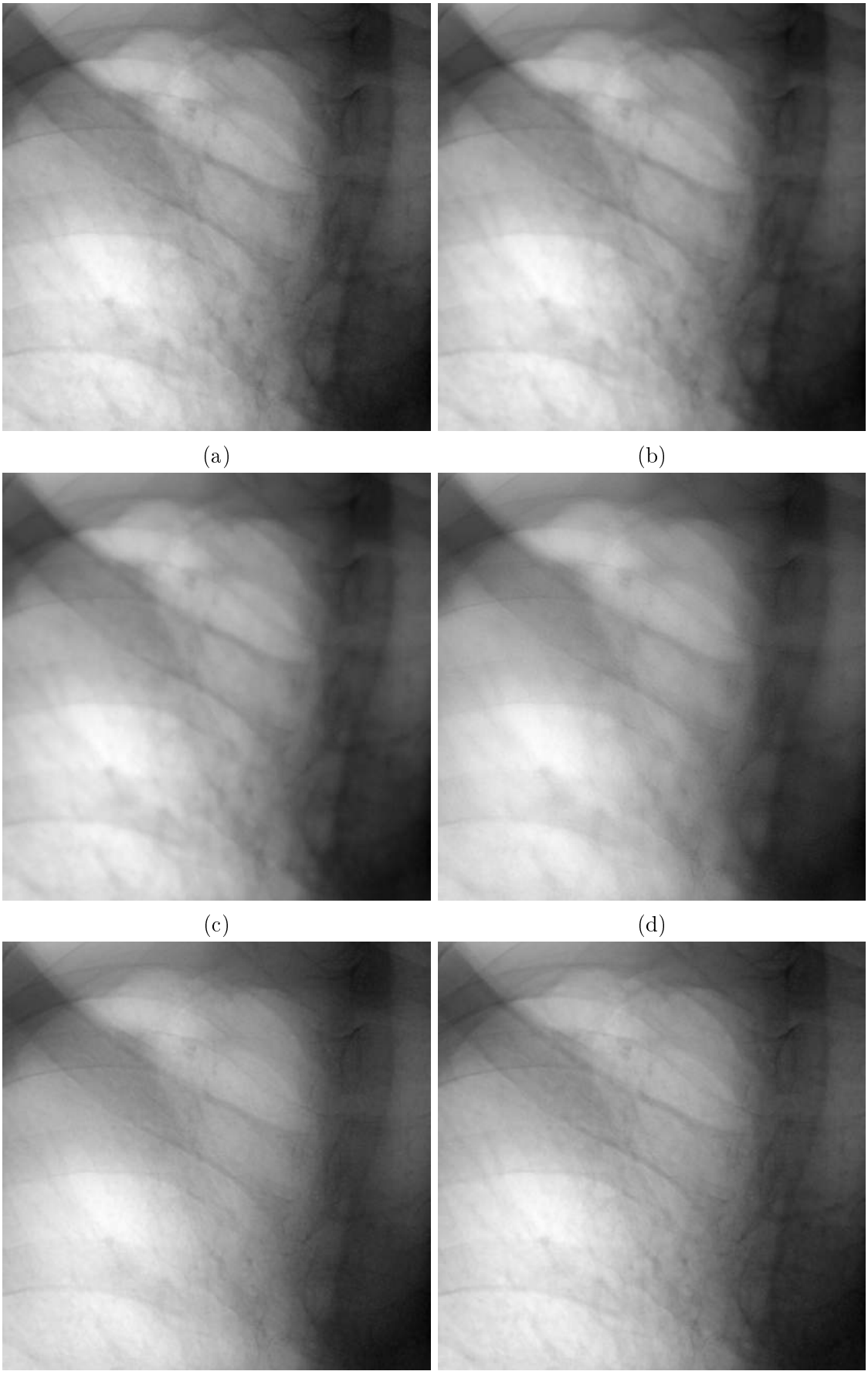
Potrebno je ispitati da li samo prvi nivo Laplasove piramide sadrži detalje u snimku. Svaki nivo Laplasove piramide sadrži podatke o strukturama različitih veličina i u okviru ove teze sve one se nazivaju detaljima, ali različite veličine. Međutim, moguće je napraviti terminološko razgraničenje. U poglavlju 4.4 analiziraće se uticaj modifikacije vrednosti koeficijenata Laplasove piramide na kontrast obrađenog snimka, dok se u ovom poglavlju analizira mogućnost da se slika izoštri, odnosno da se pojačaju fini detalji snimka. Termin „izoštravanje" implicira samo pojačavanje oštrine, dok će se ovde analizirati i mogućnost smanjenja intenziteta nekih detalja da bi se dobio poželjniji izgled snimka. Stoga, pod pojačanjem detalja se podrazumeva modifikacija koeficijenata Laplasove piramide koje će dovesti do poboljšanja vidljivost finih detalja, pri čemu navedena modifikacija nije ograničena samo na povećanje intenziteta.

Primer snimka koji je nastao rekonstrukcijom nakon postavljanja vrednosti koeficijenata različitih nivoa Laplasove piramide na nula prikazan je na slici 4.21. Na slici se uočava da uklanjanje detalja sa prva tri nivoa piramide dovodi do gubitka oštrine, dok uklanjanje detalja viših nivoa menja lokalni kontrast snimka. Na slici 4.22 prikazan je isečak snimka i apsolutne vrednosti prvih pet nivoa Laplasove piramide. Analizom prikazanih apsolutnih vrednosti zaključuje se da nakon trećeg nivoa koeficijenti Laplasove piramide prikazuju strukture koje su dovoljno grube da se ne mogu smatrati detaljima snimka. Stoga je analiza u ovom poglavlju ograničena samo na modifikaciju koeficijenata na prva tri nivoa Laplasove piramide.

Najjednostavniji način da se pojačaju detalji bio bi da se svi koeficijenti piramide na određenom nivou množe sa konstantom koja je veća od jedan. Primeri slika koje nastaju množenjem koeficijenata prva tri nivoa Laplasove piramide sa dva, četiri i osam su prikazani na slici 4.23. Uveličani isečak snimka nakon pojačanja detalja prikazan je na slici 4.24. Na slici se uočava da sitni detalji jesu pojačani, ali su pored

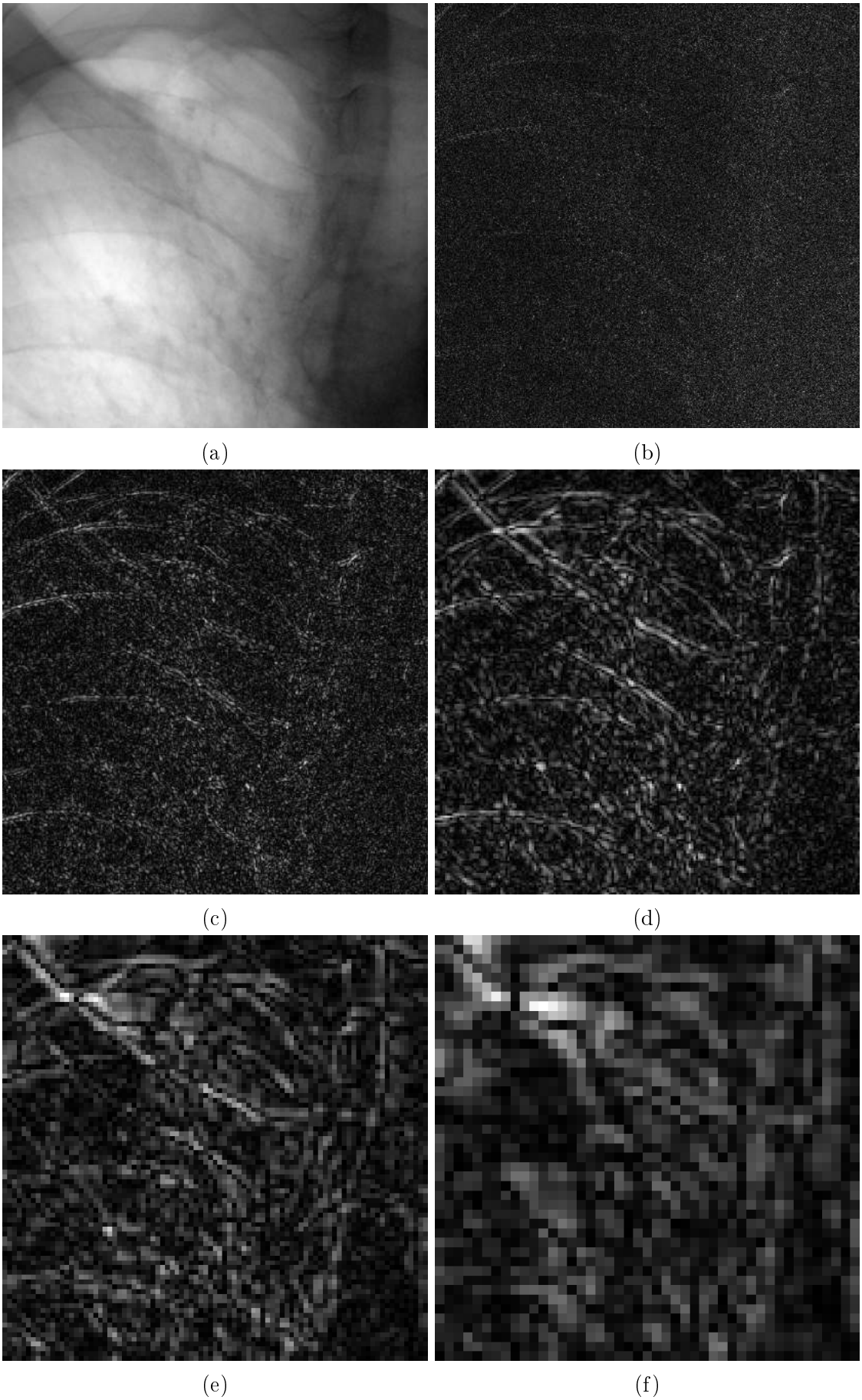


Slika 4.20. (leva kolona) Isečci radiografskih snimaka pre i (desna kolona) nakon postavljanja svih koeficijenata prvog nivoa Laplasove piramide na vrednost nula.



(a) (b) (c) (d) (e) (f)

Slika 4.21. Isečak radiografskog snimka (a) pre i nakon postavljanja (b) prvog, (c) drugog, (d) trećeg, (e) četvrtog i (f) petog nivoa Laplasove piramide na vrednost nula.



Slika 4.22. Isečak radiografskog snimka (a) i apsolutne vrednosti (b) prvog, (c) drugog, (d) trećeg, (e) četvrtog i (f) petog nivoa Laplasove piramide. Slike su interpolirane na veličinu isečka radi lakšeg poređenja.

njih pojačani i detalji sa velikim amplitudama poput ivice anatomije (prelaz između kože i pozadine) i naglih promenama intenziteta u okviru anatomije (prelaz između dijafragme i plućnog tkiva). Pojačanje izrazitih detalja dovodi do smanjenja korisnog intenzitetskog opsega koji će biti alociran za prikazivanje ostalih detalja i manifestuje se smanjenim kontrastom snimka (siva pozadina, sve anatomske strukture prikazane sličnom nijansom sive) kao i pojavom izrazitih artefakata uz jake ivice u slici (beli oreol uz ivicu anatomije).

Efekat smanjenja kontrasta zbog pojačanja detalja moguće je umanjiti nelinearnim pristupom. Vidljivost slabih detalja potrebno je pojačati, dok detalje koji već imaju visok intenzitet nije potrebno dodatno pojačavati. Da bi se postiglo navedeno poboljšanje, za modifikaciju intenziteta detalja koristi se sigmoidalna kriva definisana izrazom:

$$\hat{L}_i = 2c_i(\frac{1}{1+e^{-k_i \cdot L_i}} - \frac{1}{2}) \tag{4.17}$$

gde c_i i k_i predstavljaju konstante, i predstavlja nivo piramide, a $\hat{L}_i$ predstavlja modifikovane vrednosti koeficijenata piramide. Konstanta c_i koristi se da bi se odredio intenzitet pojačanja dok se konstanta k_i koristi da bi se odredio nagib sigmoidalne krive. Parametri c_i i k_i mogu se menjati u zavisnosti od nivoa i. Primer sigmoidalnih krivih za različite vrednosti parametara prikazan je na slici 4.25. Na grafiku prikazanom na 4.25 (a) fiksirana je vrednost parametra c, dok je na grafiku prikazanom na 4.25 (b) fiksirana vrednost parametra k. Uočava se da intenzitet pojačanja c diktira maksimalnu amplitudu koju koeficijenti mogu imati nakon pojačanja, dok nagib sigmoidalne krive (određen sa k) diktira koliko brzo će detalji dosegnuti tu amplitudu.

Za razliku od parametra c koji direktno određuje najveću vrednost koeficijenata nakon pojačanja, parametar k ne određuje nagib sigmoidalne krive na intuitivan način. Da bi se omogućilo lakše podešavanje vrednosti k uvodi se pomoćni parametar v. Ovaj parametar predstavlja pojačanje najslabijih koeficijenata, odnosno pojačanje u koordinatnom početku (najslabiji koeficijenti se nalaze oko nule). Ako je željeno pojačanje v, tada je parametar k potrebno podesiti na vrednost:

$$k = 2v/c \tag{4.18}$$



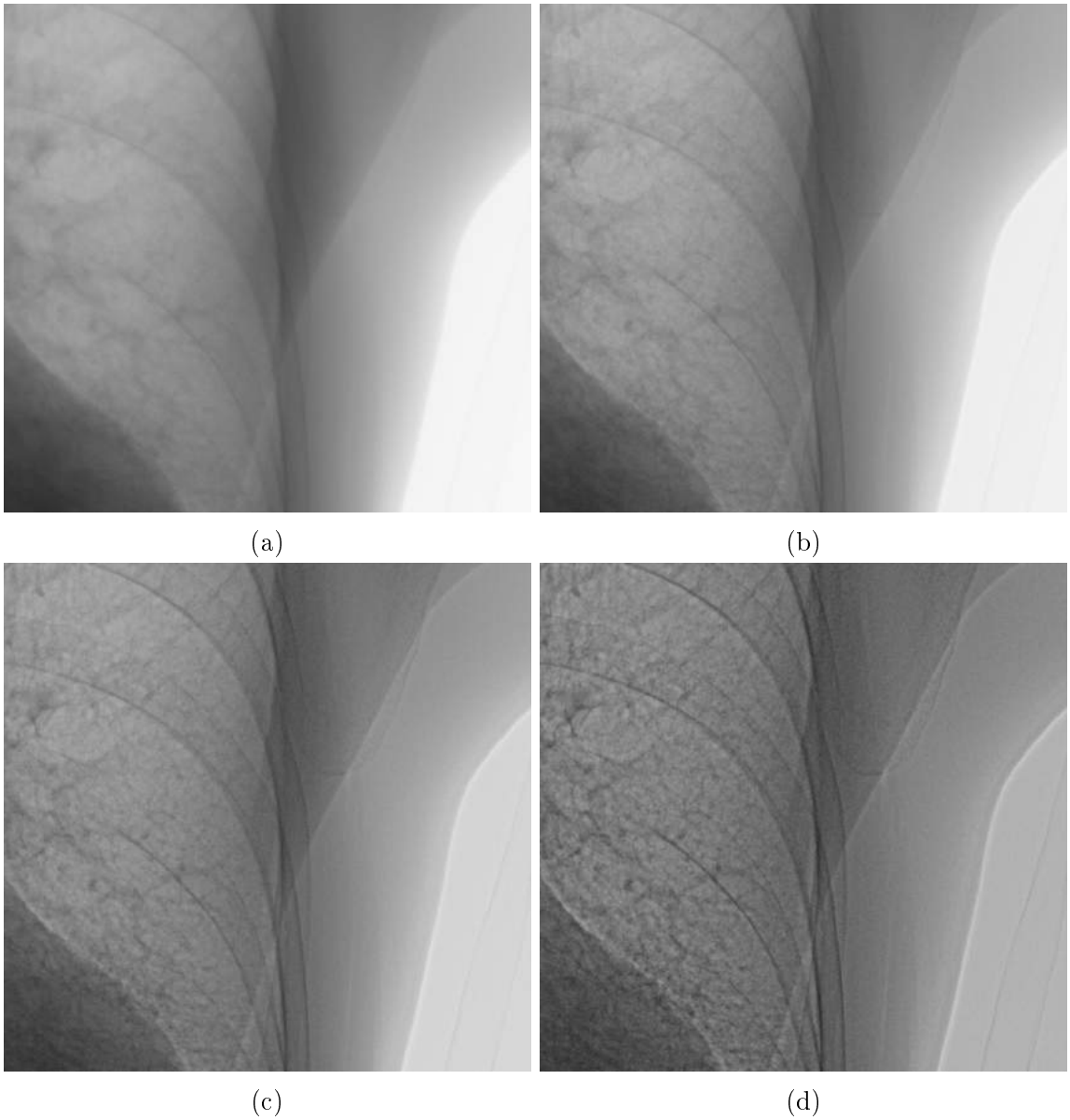
(a) (b)

(c) (d)

Slika 4.23. (a) Originalni snimak i snimci dobijeni nakon pojačanja prva tri nivoa Laplasove piramide (b) dva, (c) četiri i (d) osam puta. Prikazane su sve vrednosti snimaka, tj. nije bilo odsecanja vrednosti koje su bile manje od početnog minimuma ili veće od početnog maksimuma.

Prethodni izraz dobija se izjednačavanjem vrednosti prvog izvoda sigmoidalne krive u nuli sa vrednošću v. Izraz (4.18) omogućava jednostavno određivanje vrednosti parametra k u odnosu na željeno pojačanje najslabijih koeficijenata i odabranu vrednost parametra c.

Histogram detalja prva tri nivoa Laplasove piramide pre i nakon pojačanja sig-

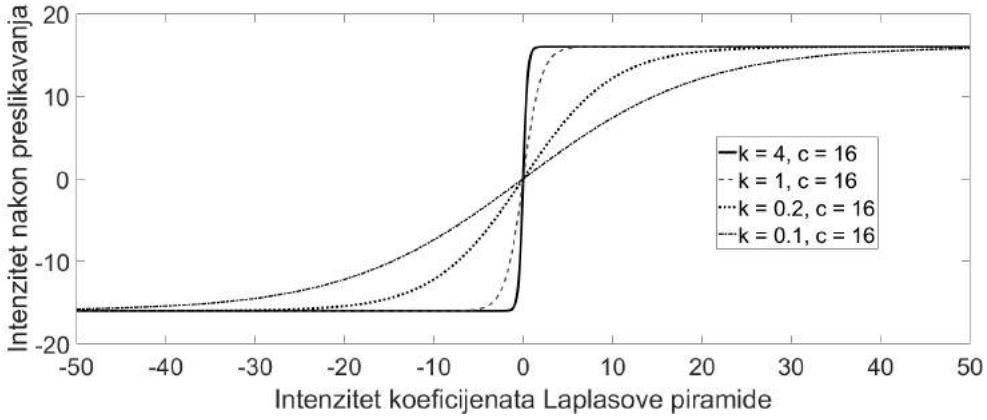


(a) (b)

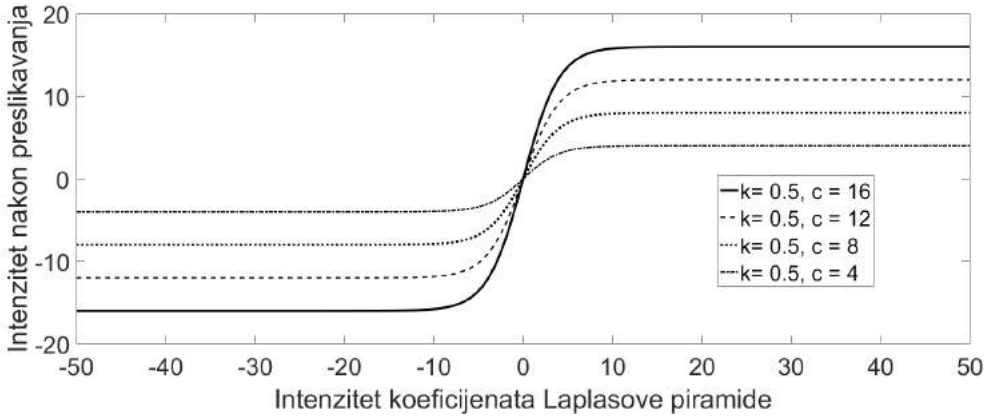
(c) (d)

Slika 4.24. (a) Isečak originalnog snimak i isečci dobijeni nakon pojačanja prva tri nivoa Laplasove piramide (b) dva, (c) četiri i (d) osam puta. Na (b), (c) i (d) uz ivicu anatomije moguće je uočiti belu prugu, tj. artefakt belog oreola. Prikazane su sve vrednosti snimaka, tj. nije bilo odsecanja vrednosti koje su bile manje od početnog minimuma ili veće od početnog maksimuma.

moidalnom krivom prikazan je na slici 4.26. Na osnovu histograma uočava se da je broj slabih detalja smanjen u odnosu na polaznu sliku. Na slici 4.27 prikazani su isti histogrami pri čemu su vrednosti ordinate prikazane u logaritamskoj skali. Uočava se da su vrednosti pojačanih koeficijenata ograničene na amplitudu određenu



(a)

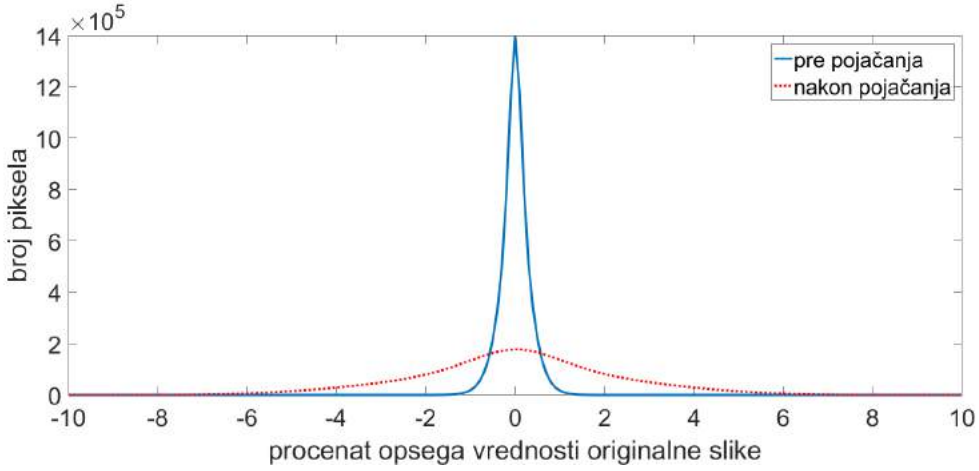


(b)

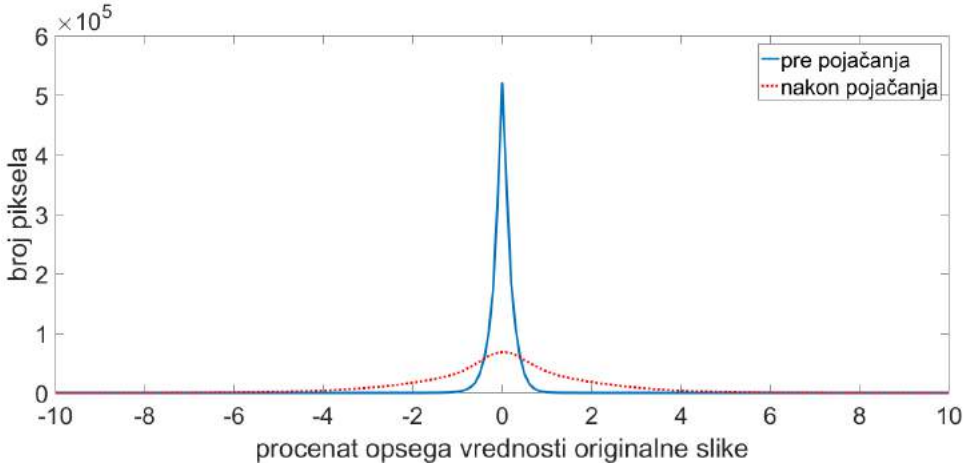
Slika 4.25. (a) Primeri izgleda sigmoidalnih krivih u zavisnosti od izbora parametra k i (b) izbora parametra c.

parametrom c.

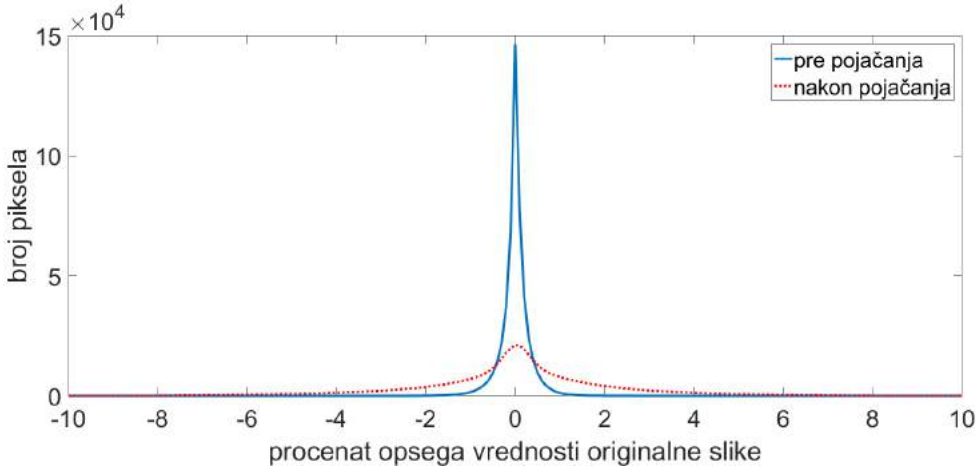
Primer obrađenog snimka koji je dobijen nakon linearnog i nakon nelinearnog pojačanja detalja prikazan je na slici 4.28, a uvećani delovi prikazani su na slici 4.29. Uočava se da je vidljivost detalja pojačana na oba snimka, pri čemu onaj sa nelinearnim pojačanjem ima bolji kontrast. Sa slike apsolutnih razlika linearno i nelinearno pojačanih snimaka (slika 4.30 (a)) uočava se da postoje delovi na kojima se pojačanje veoma razlikuje. Trodimenzionalni prikaz snimaka ((slika 4.30 (b) i (c)) pokazuje da je kod linearnog pojačanja došlo do preteranog uvećanja već dovoljno vidljivih detalja zbog čega njihove vrednosti značajno odstupaju od ostalih vrednosti snimka. Isečci koji to ilustruju prikazani su na slikama 4.31 i 4.32. Poređenjem se dolazi do



(a)

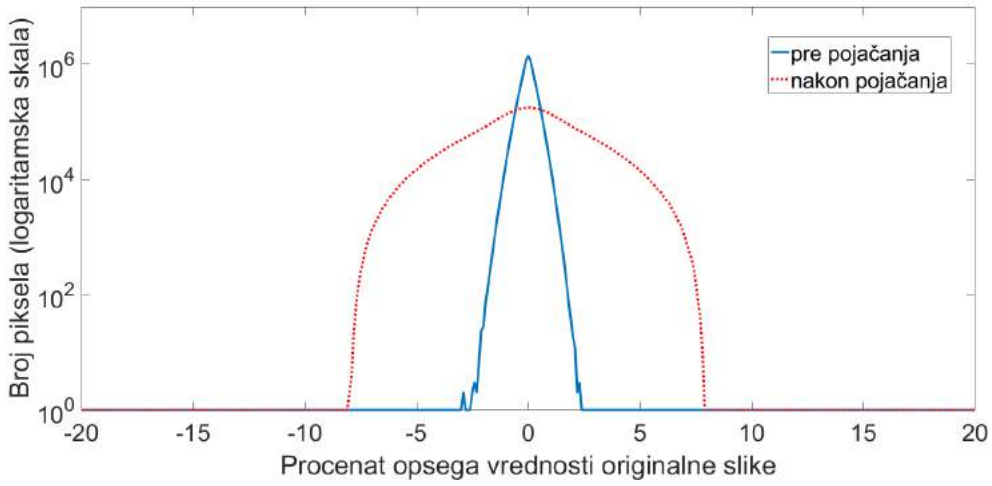


(b)

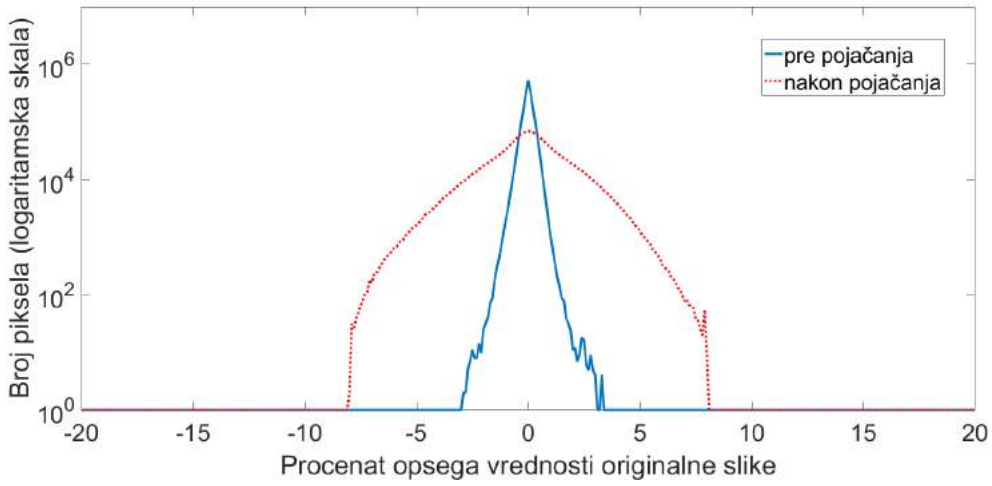


(c)

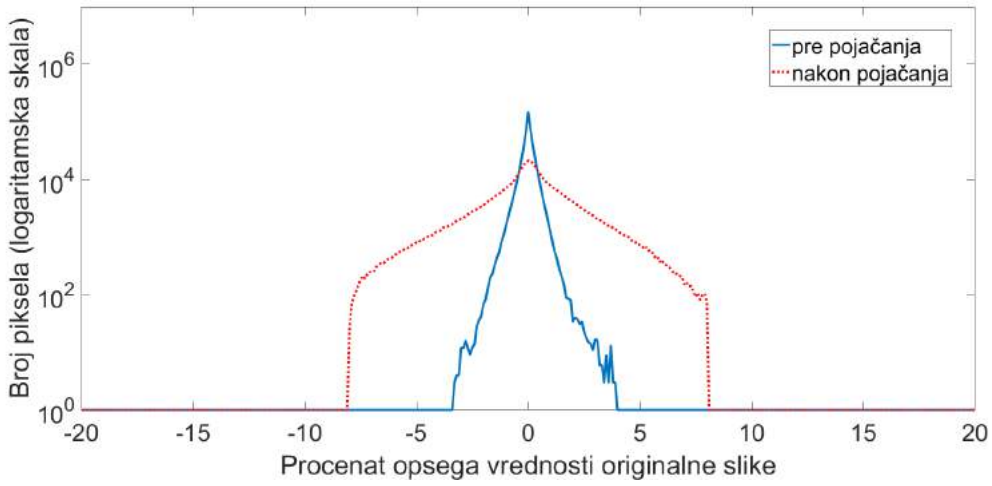
Slika 4.26. Izgled histograma nivoa Laplasove piramide pre i nakon nelinearnog pojačanja detalja na (a) prvom, (b) drugom i (c) trećem nivou. Parametar sigmoidalne krive c podešen je na 8 % vrednosti opsega slike, dok je parametar k podešen tako da se u koordinatnom početku dobija pojačanje 8.



(a)



(b)



(c)

Slika 4.27. Izgled histograma nivoa Laplasove piramide pre i nakon nelinearnog pojačanja detalja na (a) prvom, (b) drugom i (c) trećem nivou. Vrednosti ordinate prikazane su u logaritamskoj skali. Parametar sigmoidalne krive c je podešen na 8 % vrednosti opsega slike, dok je parametar k podešen tako da se u koordinatnom početku dobija pojačanje 8.

zaključka da vidljivost detalja nije povećana linearnim u odnosu na nelinearni pristup iako njihova apsolutna vrednost jeste veća. Razlog za prethodno jeste to što se prilikom prikazivanja jakim detaljima mora dodeliti veliki broj sivih nijansi što ne ostavlja dovoljno nijansi da se ostali detalji i strukture prikazu sa dobrim kontrastom. Nasuprot ovome, nelinearni pristup pojačava detalje, ali ne u tolikoj meri da se njihovim prikazivanjem narušava kontrast snimka.

Nelinearno pojačanje detalja moguće je predstaviti i preko multiplikativnog modela:

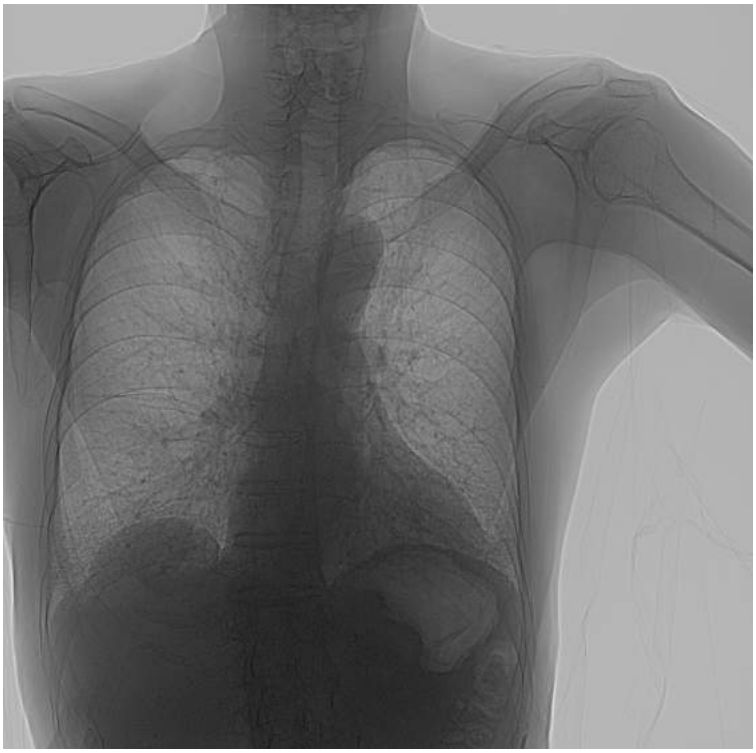
$$\begin{aligned}\hat{L}_i &= 2c_i(\frac{1}{1+e^{-k_i \cdot L_i}} - \frac{1}{2}) \cdot \frac{L_i}{L_i} \\ &= L_i \cdot 2\frac{c_i}{L_i}(\frac{1}{1+e^{-k_i \cdot L_i}} - \frac{1}{2}) \\ &= L_i \cdot \rho(L_i, c_i, k_i)\end{aligned} \tag{4.19}$$

Na osnovu multiplikativnog modela, vrednosti detalja nakon preslikavanja dobijaju se množenjem sa funkcijom pojačanja $\rho(L_i, c_i, k_i)$. Primeri pojačanja koje donosi funkcija ρ prikazani su na slici 4.33. Kao što se vidi, pojačanje je najveće za detalje niske apsolutne vrednosti dok za detalje visokih vrednosti ono prelazi u slabljenje, odnosno, vrednost pojačanja postaje manje od jedan. Pošto se najveća amplituda pojačanih koeficijenata ograničava na vrednost parametra c, svaki koeficijent koji ima vrednost veću od c neće biti pojačan, već će biti oslabljen. Model ne nudi mogućnost direktnog kontrolisanja slabljenja detalja sa visokim vrednostima, već je ono implicitno određeno parametrima c i k koji kontrolišu izgled krive preslikavanja.

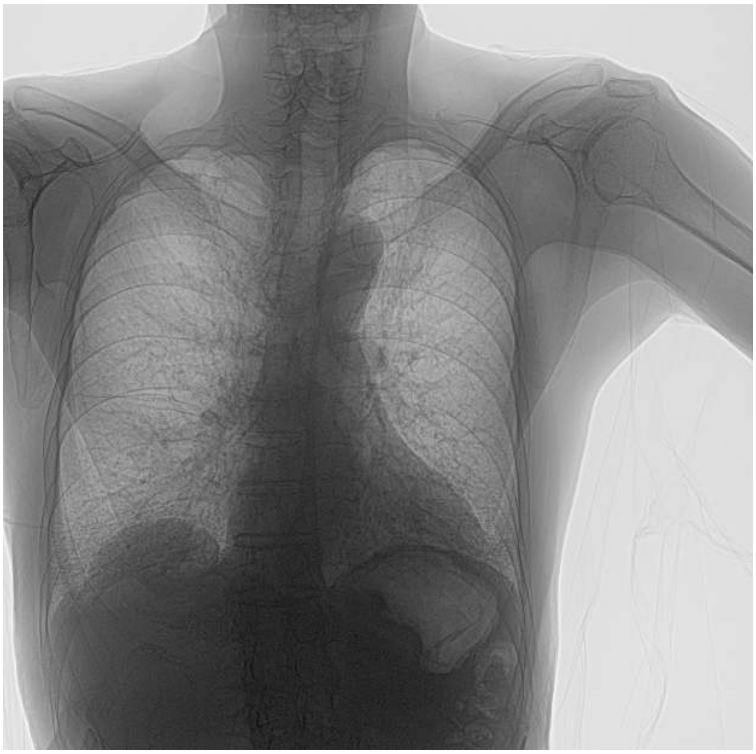
4.3.2 Multiplikativni pristup

Najveće slabljenje detalja visokih intenziteta moguće je kontrolisati upotrebom drugačije krive za preslikavanje vrednosti. Ovakva kriva definisana je izrazom:

$$\begin{aligned}\hat{L}_i &= L_i \cdot (P_n + 2\frac{k - P_n}{1+e^{|\bar{L}_i| \cdot \alpha\sqrt{k-P_n}}}) \\ &= L_i \cdot \varphi(L_i, k_i, P_n)\end{aligned} \tag{4.20}$$

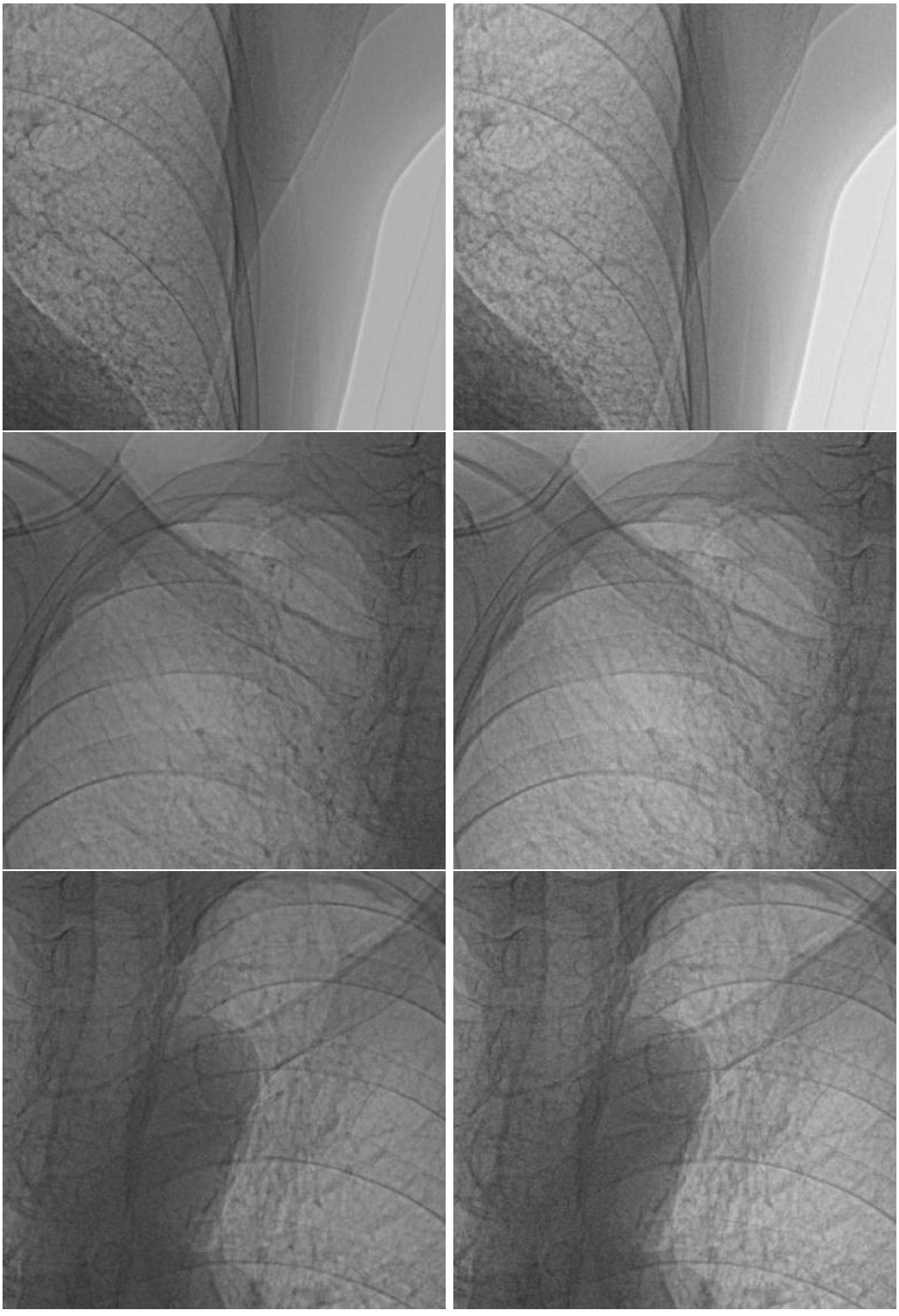


(a)

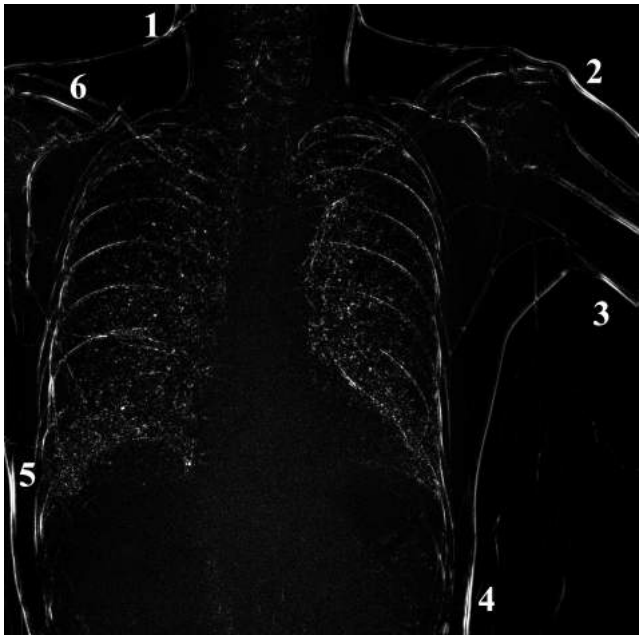


(b)

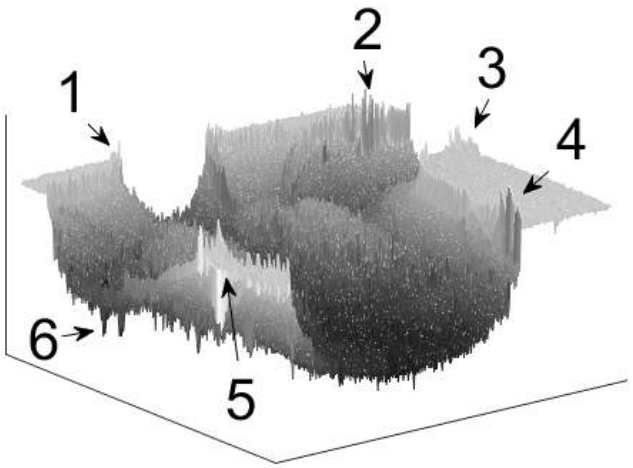
Slika 4.28. Primer snimka nakon (a) linearnog i (b) nelinearnog pojačanja detalja. Kod linernog pojačanja detalji su pojačani 8 puta. Kod nelinearnog pojačanja detalja parametar sigmoidalne krive c podešen je na 8 % vrednosti opsega slike, a parametar k podešen je tako da se u koordinatnom početku dobija ekvivalentno pojačanje 8. Prikazane su sve vrednosti snimaka, tj. nije bilo odsecanja vrednosti koje su bile manje od početnog minimuma ili veće od početnog maksimuma.



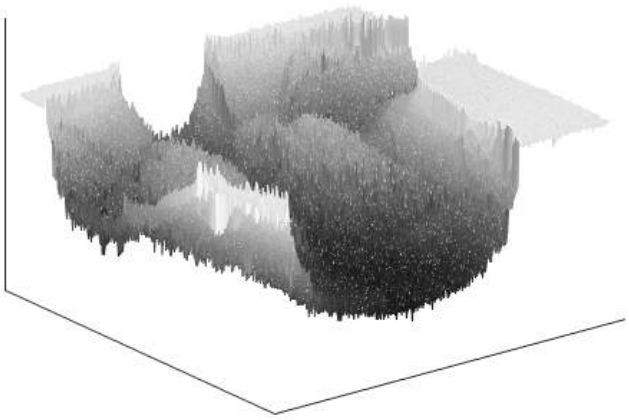
Slika 4.29. (levo) Delovi snimka nakon linearnog i (desno) nelinearnog pojačanja detalja. Kod linernog pojačanja detalji su pojačani 8 puta. Kod nelinearnog pojačanja detalja parametar sigmoidalne krive c podešen je na 8 % vrednosti opsega slike, a parametar k podešen je tako da se u koordinatnom početku dobija ekvivalentno pojačanje 8. Prikazane su sve vrednosti snimaka, tj. nije bilo odsecanja vrednosti koje su bile manje od početnog minimuma ili veće od početnog maksimuma.



(a)

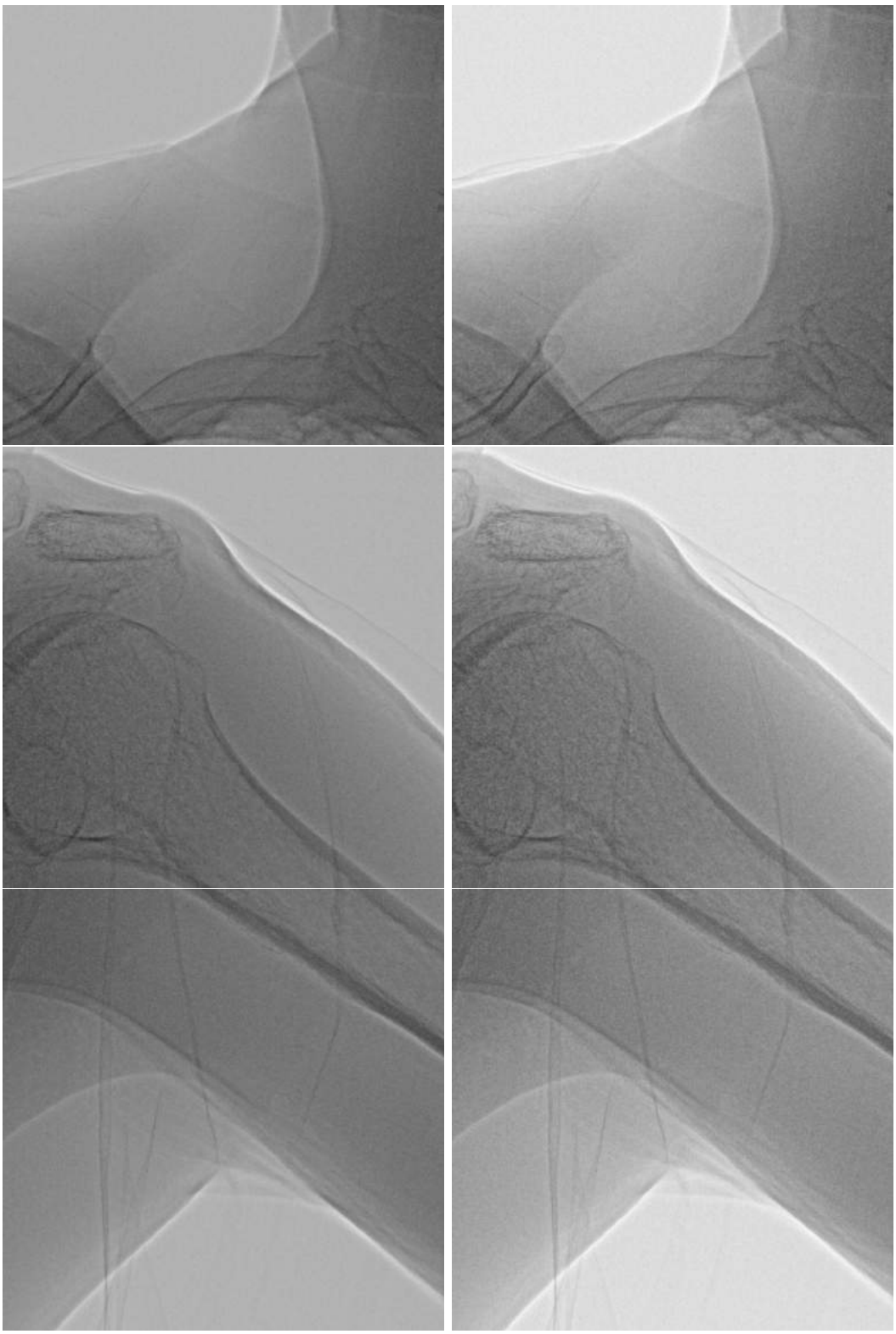


(b)



(c)

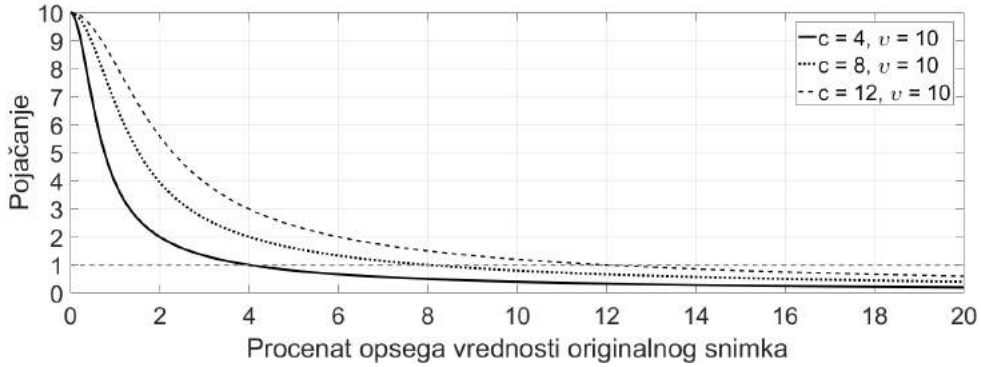
Slika 4.30. (a) Apsolutna razlika snimaka prikazanih na slici 4.28, trodimenzionalni prikaz snimka dobijenog (b) linearnim i (c) nelinearnim pojačanjem detalja. Delovi gde je uočeno preterano pojačanje detalja obeleženi su brojevima, a prikazani su na slikama 4.31 i 4.32.



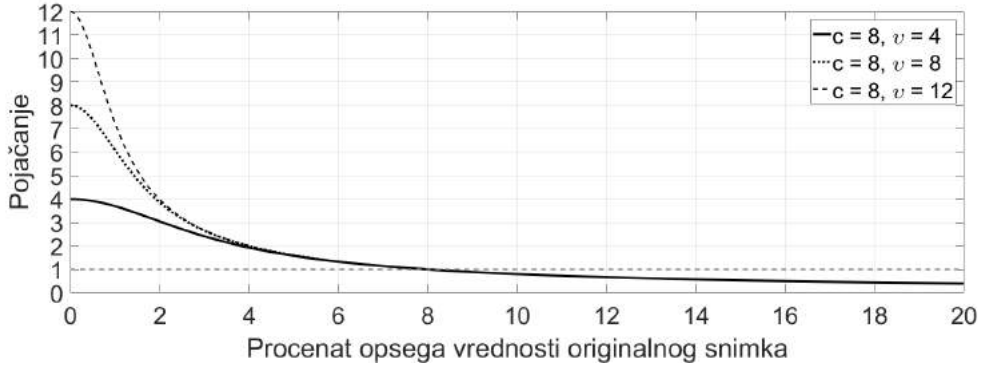
Slika 4.31. (levo) Delovi snimka nakon linearnog i (desno) nelinearnog pojačanja detalja. Od gore na dole prikazani su delovi koji su na slici 4.30 obeleženi brojevima 1, 2 i 3.



Slika 4.32. (levo) Delovi snimka nakon linearnog i (desno) nelinearnog pojačanja detalja. Od gore na dole prikazani su delovi koji su na slici 4.30 obeleženi brojevima 4, 5 i 6.



(a)



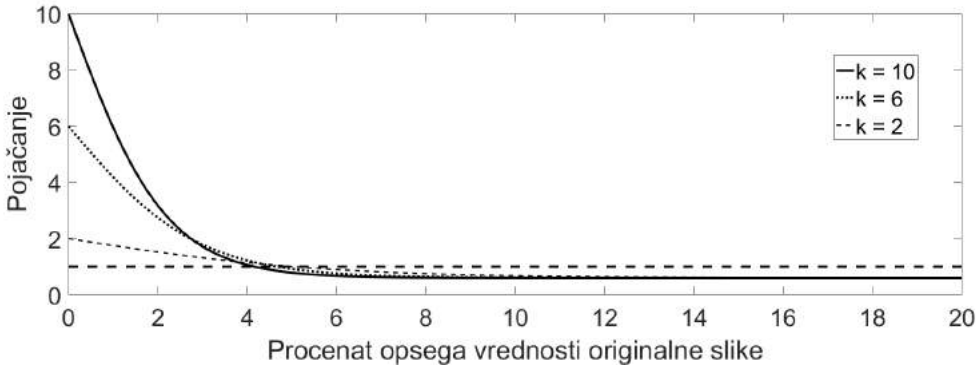
(b)

Slika 4.33. Pojačanje detalja preko sigmoidalnog preslikavanja. (a) Parametar sigmoidalne krive k podešen je tako da se u koordinatnom početku dobija pojačanje $\upsilon = 10$, a menjana je vrednost parametra c. (b) Parametar sigmoidalne krive c podešen je na 8 % opsega vrednosti, a menjana je vrednost pojačanja najslabijih detalja υ. Na oba grafika horizontalna isprekidana linija pokazuje jedinično pojačanje. Pojačanje je pokazano samo za pozitivne vrednosti apscise pošto je funkcija parna.

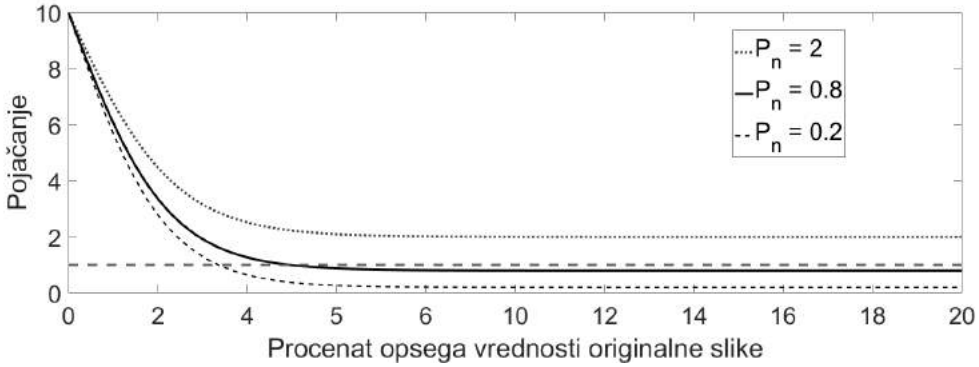
gde L_i predstavlja koeficijente Laplasove piramide pre pojačanja, $\bar{L}_i$ je normalizovana vrednost koeficijenta (podeljen sa vrednošću opsega), $\hat{L}_i$ predstavlja koeficijente nakon pojačanja, k je pojačanje koeficijenata u koordinatnom početku, P_n predstavlja najveće slabljenje koje detalji sa visokim intenzitetom mogu da imaju, α predstavlja konstantu kojom se opadanje krive može dodatno podesiti, a operator $|\cdot|$ predstavlja apsolutnu vrednost. Kvadratni koren je upotrebljen da bi se usporilo opadanje krive u zavisnosti od $k - P_n$.

Primer izgleda funkcije pojačanja φ u zavisnosti od različitih vrednosti parametra k prikazan je na slici 4.34. Uočava se da vrednost parametra k definiše pojačanje

najslabijih detalja. Na slici 4.35 prikazano je pojačanje detalja u zavisnosti od intenziteta konstanta P_n. Kao što je i navedeno, P_n ograničava najveće slabljenje detalja. Vrednost konstante α utiče na brzinu opadanja pojačanja krive kao što je prikazano na slici 4.36. Za veće vrednosti α dobija se brže opadanje pojačanja.

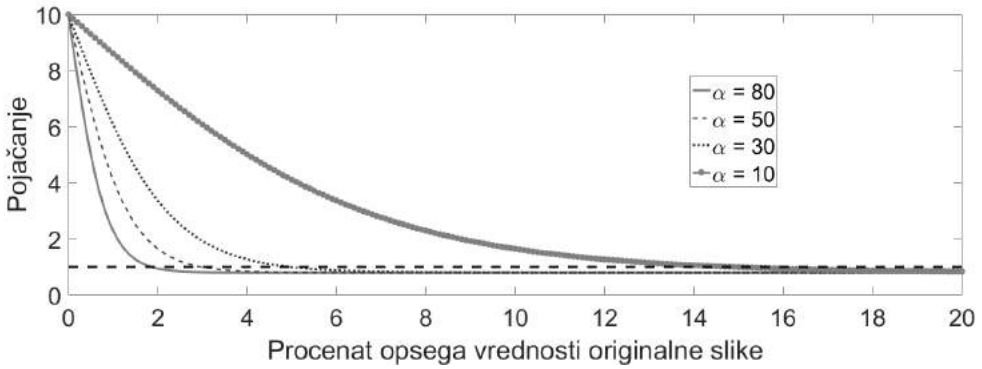


Slika 4.34. Pojačanje detalja preko multiplikativnog pojačanja φ u zavisnosti od vrednosti parametra k, $P_n = 0.8, \alpha = 30$. Horizontalna isprekidana linija prikazuje jedinično pojačanje.



Slika 4.35. Pojačanje detalja preko multiplikativnog pojačanja φ u zavisnosti od vrednosti parametra P_n, $k = 10, \alpha = 30$. Horizontalna isprekidana linija prikazuje jedinično pojačanje.

U okviru teze je ispitana mogućnost upotrebe obe krive za pojačanje koeficijenata Laplasove piramide, i krive ρ i krive φ. Pristup koji koristi krivu ρ biće nazvan sigmoidalni pristup (prvi put je definisan preko sigmoidalne krive), dok će pristup koji koristi krivu sa podesivim slabljenjem za jake detalje biti nazvan multiplikativni pristup (prvi put je definisan preko množenja koeficijenata).

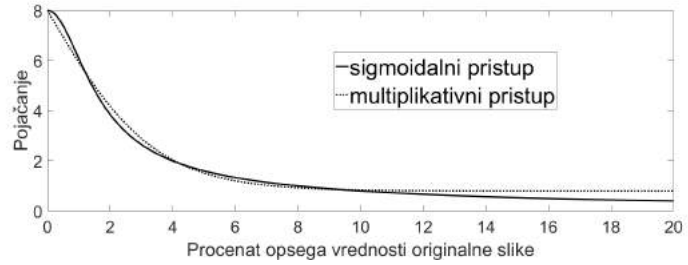


Slika 4.36. Pojačanje detalja preko multiplikativnog pojačanja φ u zavisnosti od vrednosti parametra α, $k = 10$, $P_n = 0.8$. Horizontalna isprekidana linija prikazuje jedinično pojačanje.

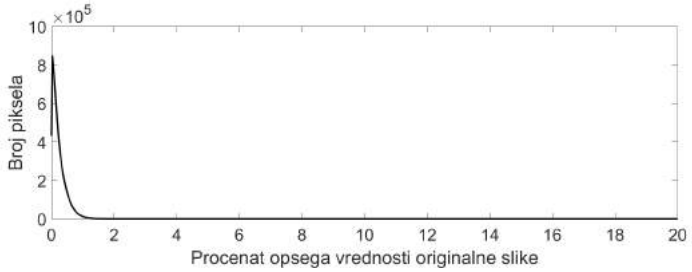
Analiziran je uticaj parametra P_n na pojačanje detalja, kao i koje su razlike u odnosu na sigmoidalni pristup. Parametri su podešeni tako da krive pojačanja za oba pristupa imaju sličan izgled, kao što je prikazano na slici 4.37 (a). Snimci dobijeni korišćenjem ovih krivih prikazani su na slici 4.38, a njihovi isečci prikazani su na slici 4.39. Uočava se da su dobijeni snimci veoma slični. Slika koja prikazuje apsolutne razlike između snimaka dobijenih upotrebom dva različita pristupa prikazana je na slici 4.40. Uočava se da postoje razlike, ali najveća apsolutna razlika predstavlja 1.8 % vrednosti opsega neobrađenog snimka zbog čega ju je i teško uočiti.

Posmatranjem histograma prva tri nivoa Laplasove piramide, prikazanih na slici 4.37, uočava se da se većina koeficijenata nalazi u delu opsega gde su krive pojačanja uporedivog intenziteta, što daje objašnjenje za sličan rezultat pojačanja, tj. rezultati pojačanja moraju biti uporedivi ako su se koristile uporedive krive pojačanja. Da bi se dalje ispitala dva pristupa, pojačani su detalji na snimcima različitih anatomskih struktura. Na slikama 4.41, 4.42 i 4.43 prikazani su neobrađeni snimci različitih delova anatomije i njihovi histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata prva tri nivoa Laplasove piramide. Uočava se da za sve snimke važi isti zaključak kao i za prethodno analizirani snimak pluća, tj. za sve snimke koeficijenti Laplasove piramide nalaze se u opsegu za koji su krive pojačanja uporedive. Delovi snimaka prikazani na slici 4.44 potvrđuju da je dobijen uporediv rezultat.

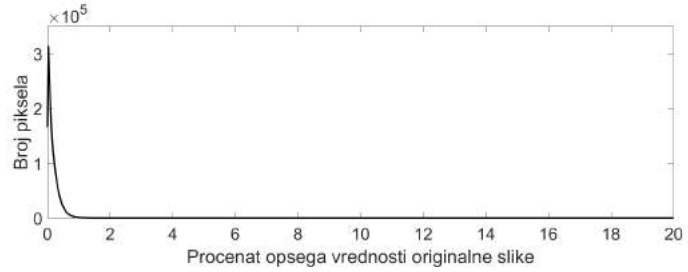
Pošto se multiplikativnim pristupom dobijaju rezultati koji su uporedivi sa sig-



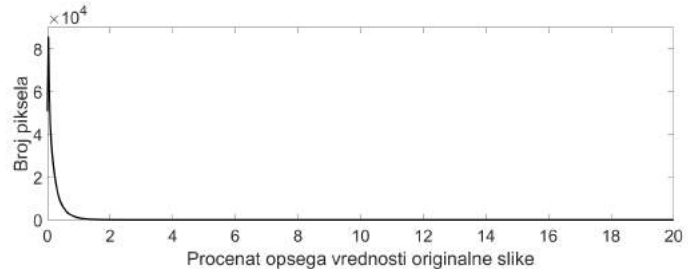
(a)



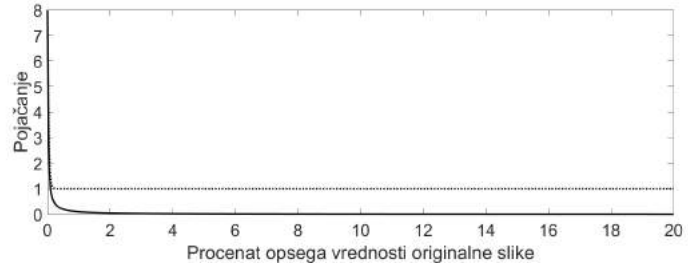
(b)



(c)

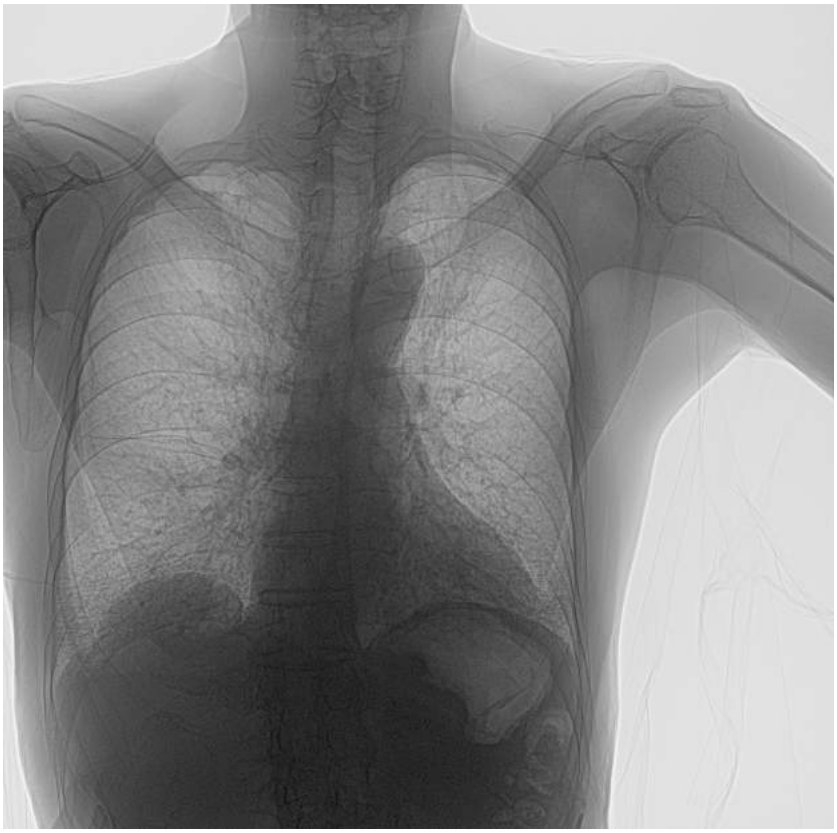


(d)

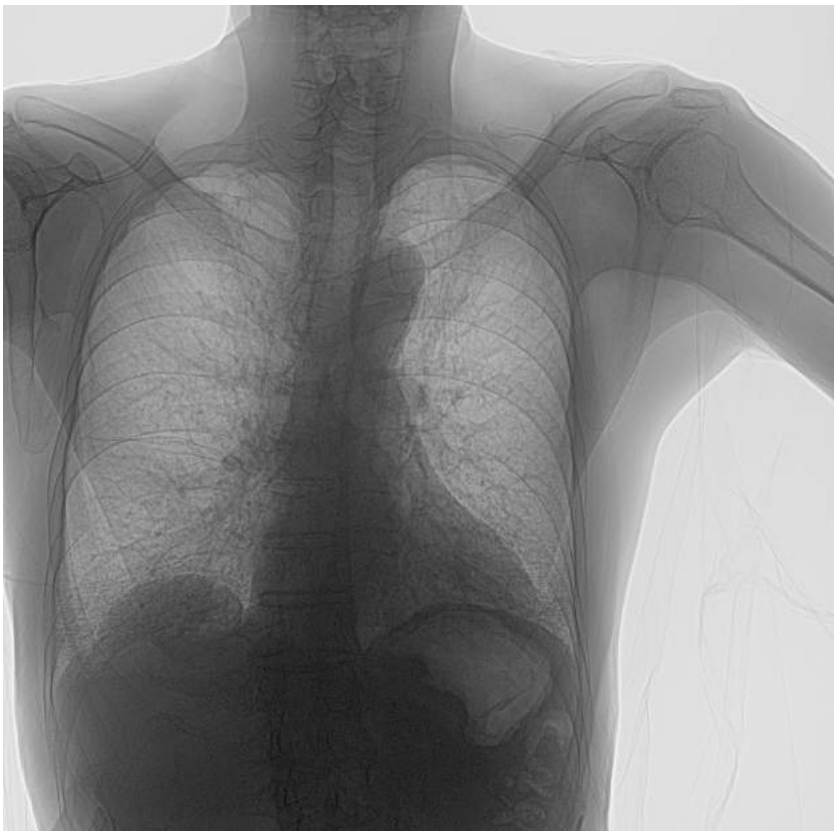


(e)

Slika 4.37. (a) Poređenje pojačanja detalja preko sigmoidalnog (c je 8 % vrednosti opsega) i multiplikativnog pristupa ($P_n = 0.8$, $\alpha = 22$). Kod oba pristupa pojačanje najslabijih detalja podešeno je na 8. Histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata na (b) prvom, (c) drugom i (d) trećem nivou Laplasove piramide. (e) Poređenje pojačanja detalja preko sigmoidalnog (c je 0.1 % vrednosti opsega) i multiplikativnog pristupa ($P_n = 0.8$, $\alpha = 1250$). Kod oba pristupa pojačanje najslabijih detalja podešeno je na 8.

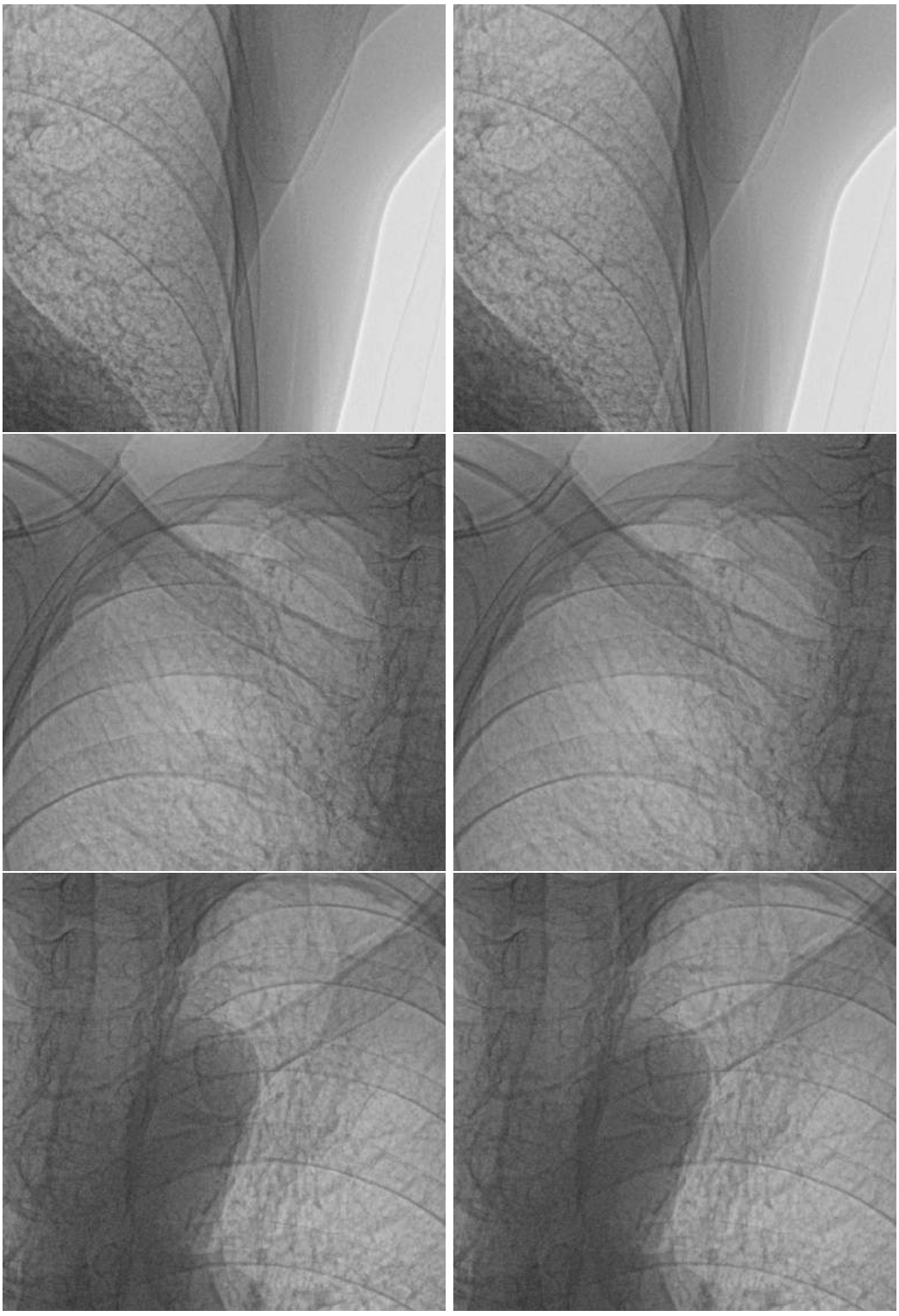


(a)



(b)

Slika 4.38. Primer snimka nakon (a) sigmoidalnog i (b) multiplikativnog pojačanja. Kod oba pristupa pojačanje najslabijih detalja podešeno je na 8, kod sigmoidalnog pristupa c je podešen na 8 % vrednosti dinamičkog opsega slike, a kod multiplikativnog pristupa je $P_n = 0.8$, $\alpha = 22$.



Slika 4.39. (levo) Delovi snimka nakon sigmoidalnog i (desno) multiplikativnog pojačanja detalja. Korišćeni su isti paramteri pojačanja kao na slici 4.38.

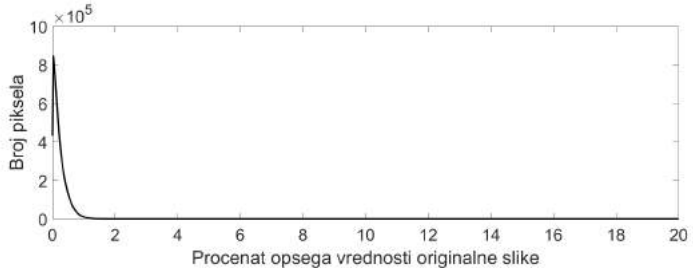


Slika 4.40. Apsolutna razlika snimaka prikazanih na 4.38.

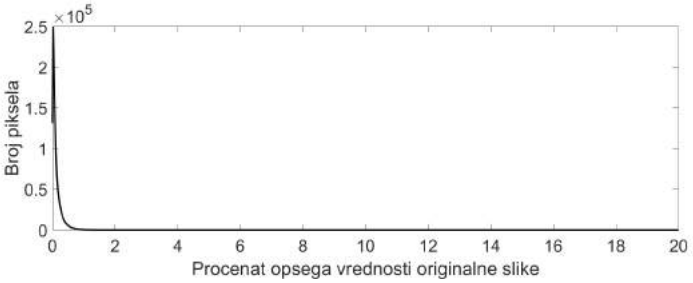
moidalnim, zaključuje se da je i multiplikativni pristup bolji od upotrebe linearnog pojačanja koeficijenata (množenje svih koeficijenata istom vrednošću). Na slici 4.45 prikazano je poređenje isečaka dobijenih nakon linearnog pojačanja i pojačanja multiplikativnim pristupom, pri čemu je korišćena kriva pojačanja prikazana na slici 4.46 (a). Kod korišćenog pojačanja nije bilo slabljenja jakih koeficijenata, tj. parametar P_n postavljen je na vrednost jedan. Histogram intenziteta koeficijenata prva tri nivoa Laplasove piramide pre i nakon pojačanja multiplikativnim pristupom prikazan je na slici 4.46 (b), (c) i (d). Radi poređenja prikazani su i histogrami prva tri nivoa Laplasove piramide nakon linearnog i sigmoidalnog pojačanja (korišćeni isti parametri kao za sliku 4.28). Primećuje se da postoji udeo piksela kod kojih je pojačanje kod multiplikativnog pristupa bilo veće u odnosu na sigmoidalni pristup. Poređenjem sa histogramima dobijenim nakon linearnog pojačanja zaključuje se da za rezultat koji je bolji od linearnog pojačanja nije potrebno ograničiti najveću vrednost koeficijenata nakon pojačanja (kao kod sigmoidalnog pristupa), već je dovoljno primeniti različita pojačanja na koeficijente različitog intenziteta, tj. upotrebiti veće pojačanje za slabije



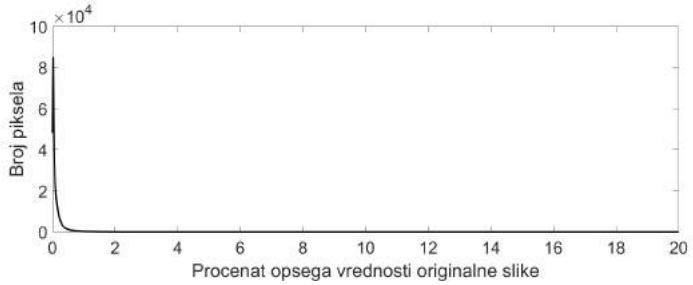
(a)



(b)

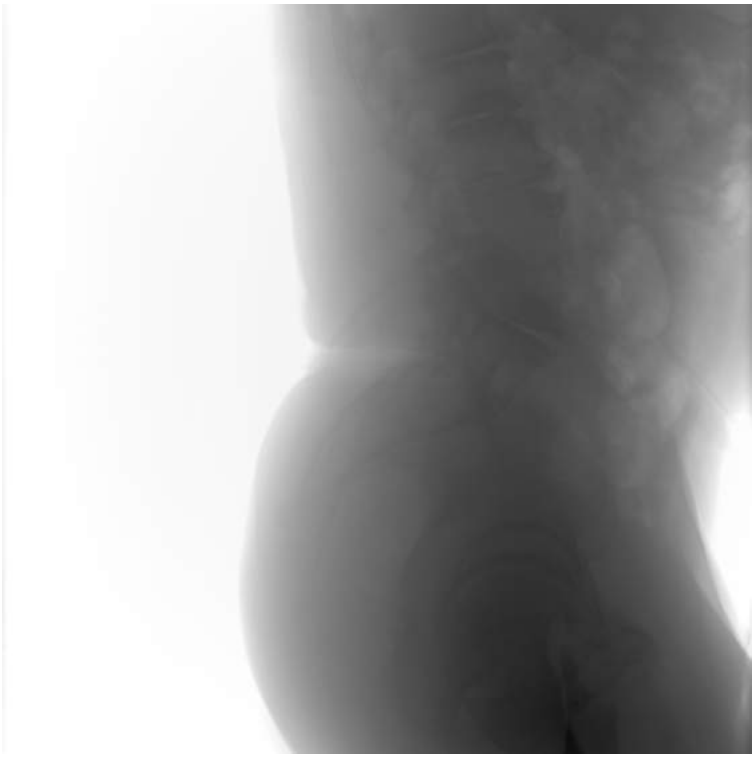


(c)

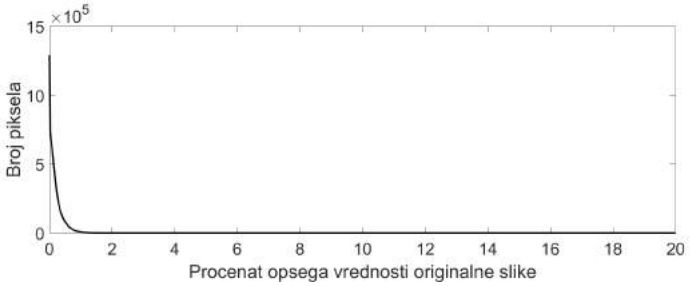


(d)

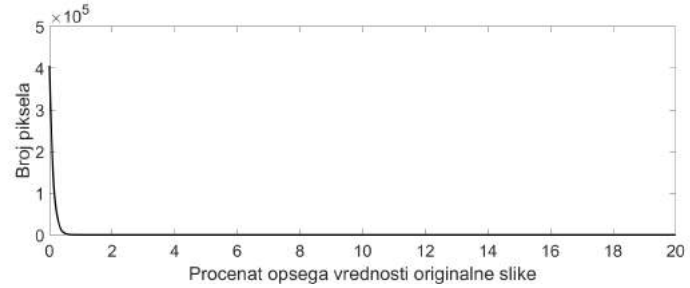
Slika 4.41. (a) Bočni snimak kolena i histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata Laplasove piramide za (b) prvi, (c) drugi i (d) treći nivo.



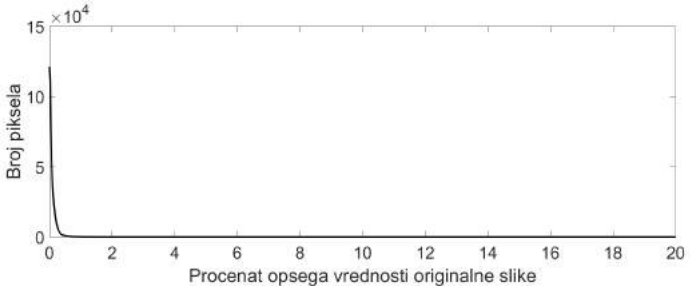
(a)



(b)



(c)

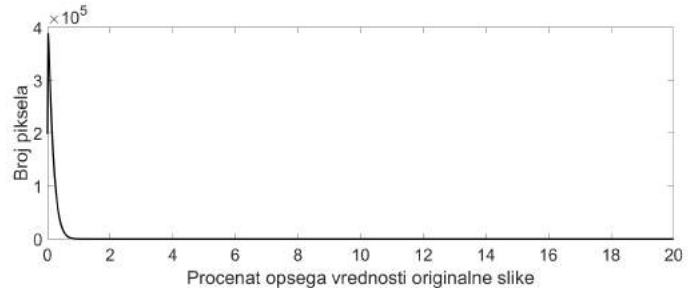


(d)

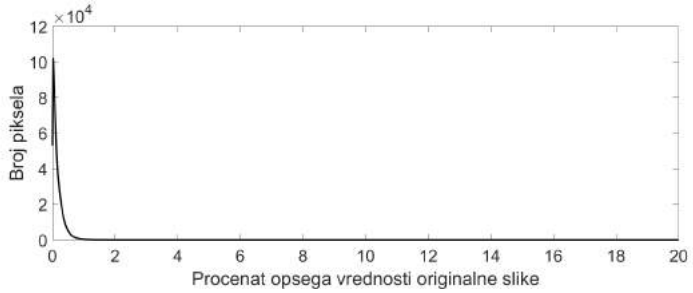
Slika 4.42. (a) Bočni snimak lumbalne (trupne) kičme i histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata Laplasove piramide za (b) prvi, (c) drugi i (d) treći nivo.



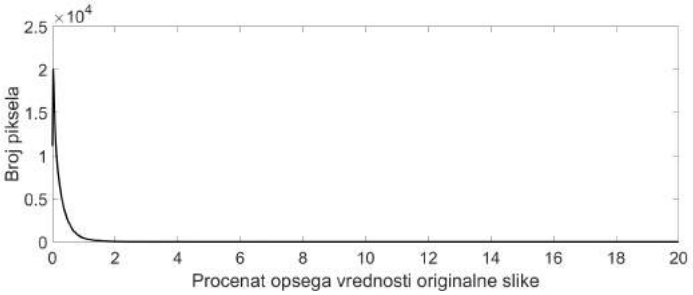
(a)



(b)

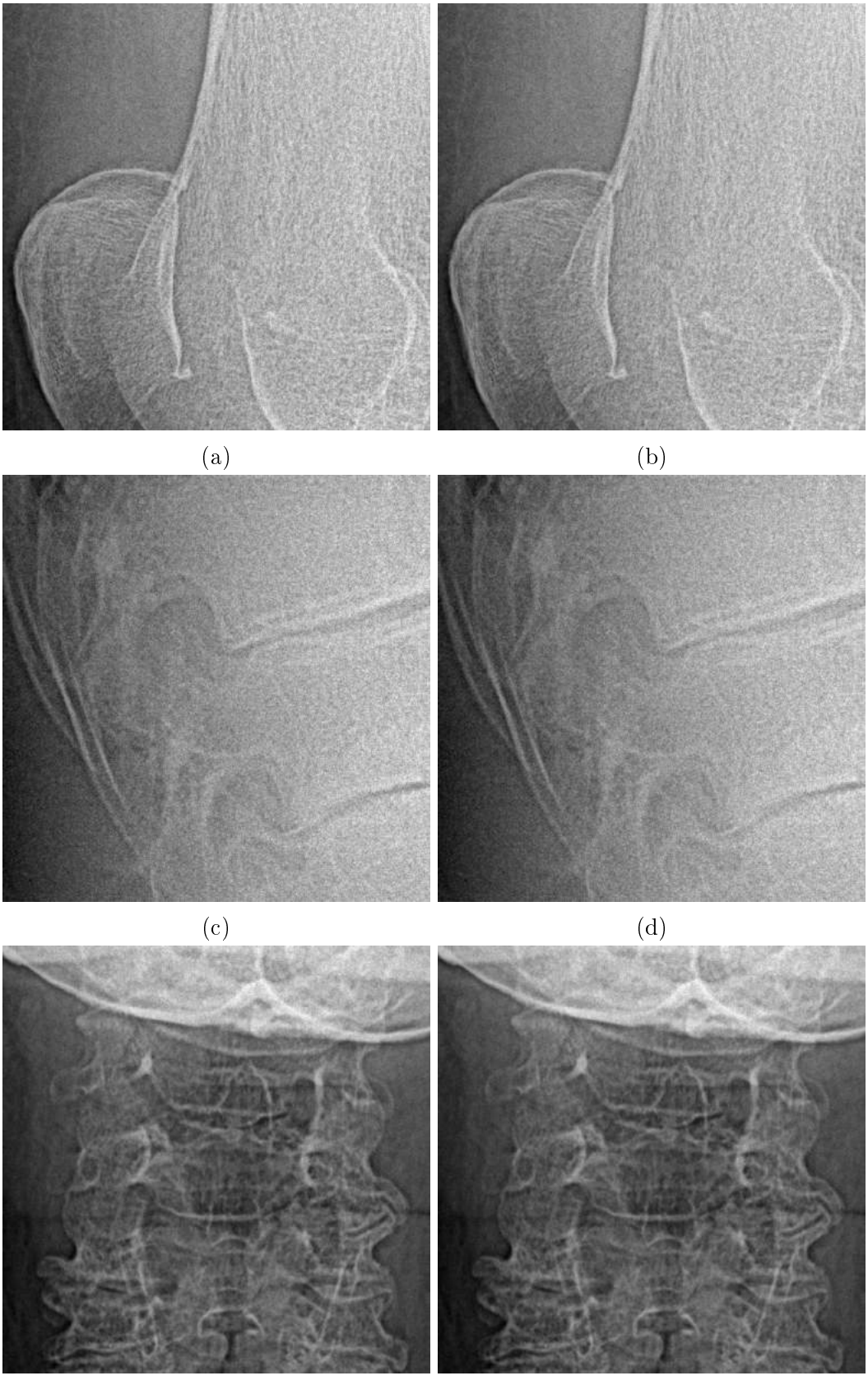


(c)



(d)

Slika 4.43. (a) Snimak cervikalne (vratne) kičme i histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata Laplasove piramide za (b) prvi, (c) drugi i (d) treći nivo.



(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Slika 4.44. (levo) Delovi snimaka obrađenih sigmoidalnim i (desno) multiplikativnim pristupom. Snimci su prikazani u negativu radi bolje vidljivosti struktura.

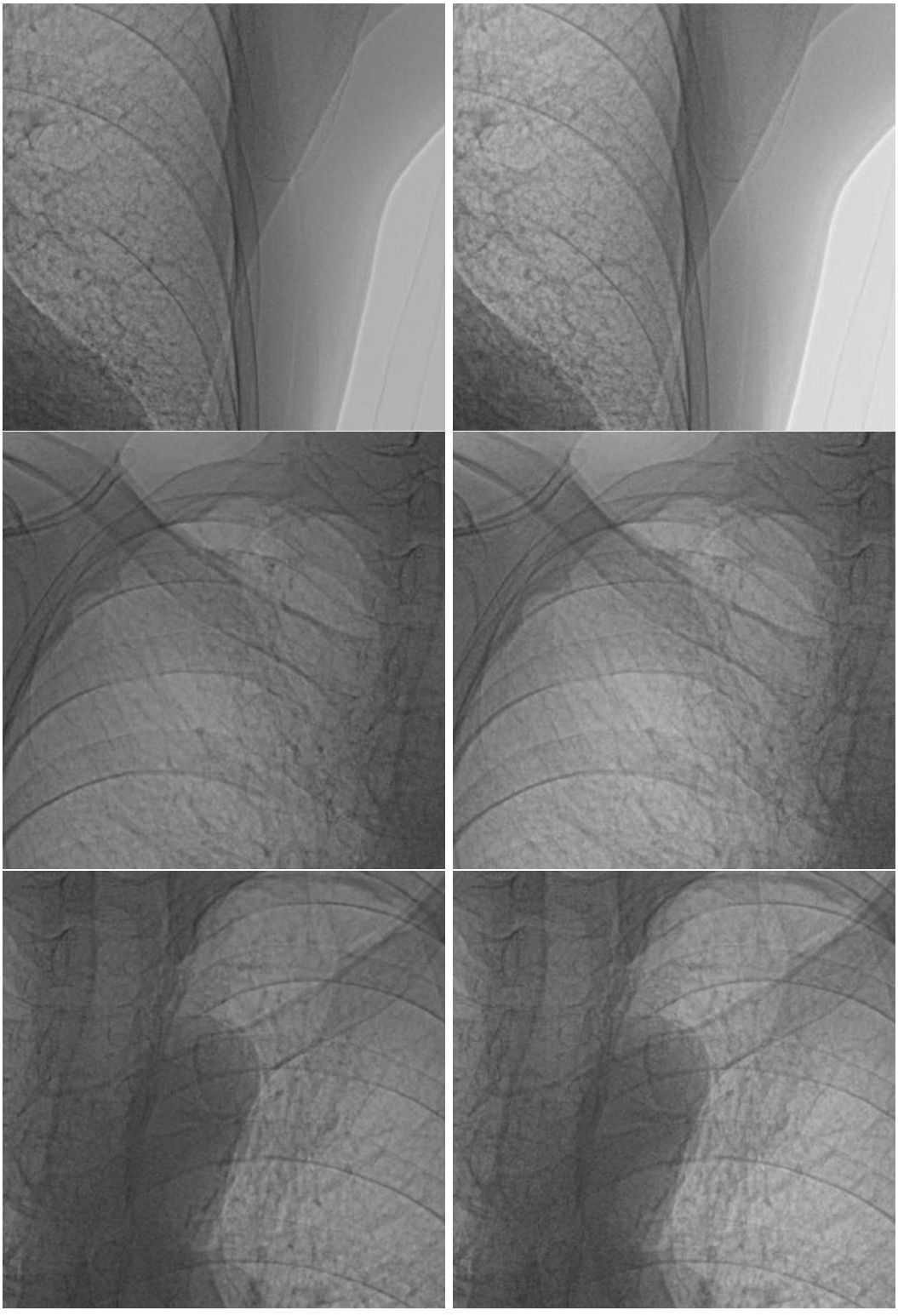
koeficijente i smanjivati ga kako apsolutna vrednost koeficijenata raste.

Da bi se dalje uporedili sigmoidalni i multiplikativni pristupi iskorišćeni su parametri koji će dovesti do pojačanja samo detalja sa izuzetno niskim intenzitetima, kao što je prikazano na slici 4.37 (e). Za razliku od pojačanja prikazanog na slici 4.37 (a), sada će se većina koeficijenata naći u delu gde sigmoidalni pristup značajno slabi koeficijente, dok ih multiplikativni pristup ostavlja na originalne vrednosti ($P_n = 1$). Isečci sa dobijenih snimaka prikazani su na slici 4.47. Uočava se da parametar P_n sada dolazi do izražaja pošto su detalji prikazani na snimku koji je obrađen multiplikativnim pristupom (slika 4.47 (b)) bolje vidljivi nego na snimku obrađenom pomoću sigmoidalnog pristupa (4.47 (a)) gde je zbog opadanja pojačanja došlo do potiskivanja detalja. Međutim, čak i snimak obrađen multiplikativnim pristupom ima izuzetno blago pojačane detalje što nije poželjno u praktičnoj primeni, ali se sa primera uočava da je potencijalna prednost upotrebe parametra P_n upravo u određivanju pojačanja (ili slabljenja) detalja sa jačim intenzitetom, dok takva kontrola nije moguća kod sigmoidalnog pristupa. Iako mogućnost kontrolisanja pojačanja koeficijenata sa jakim intenzitetom nije korisna sa stanovišta pojačanja detalja, u poglavlju 4.5 biće pokazano da se parametar P_n može iskoristiti za smanjenje globalnog kontrasta na način koji smanjuje vidljivost artefakata obrade.

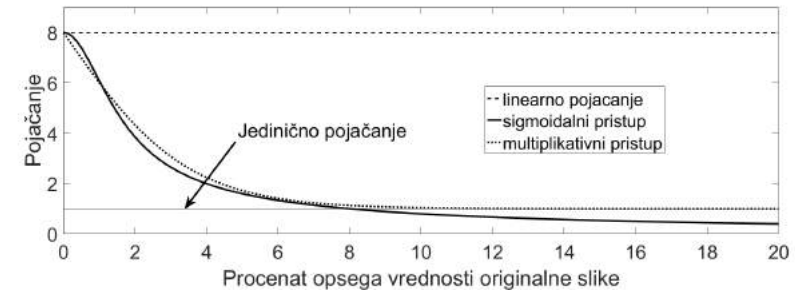
Da bi se dva pristupa pojačanju detalja u potpunosti uporedila, njihove parametre potrebno je podesiti na vrednosti koje će dati najpogodniji izgled krajnjeg obrađenog snimka što je moguće odrediti tek nakon svih koraka obrade. Poređenje praktičnih rezultata dobijenih na osnovu dva pristupa izloženo u poglavlju 6.

4.3.3 Zaključak

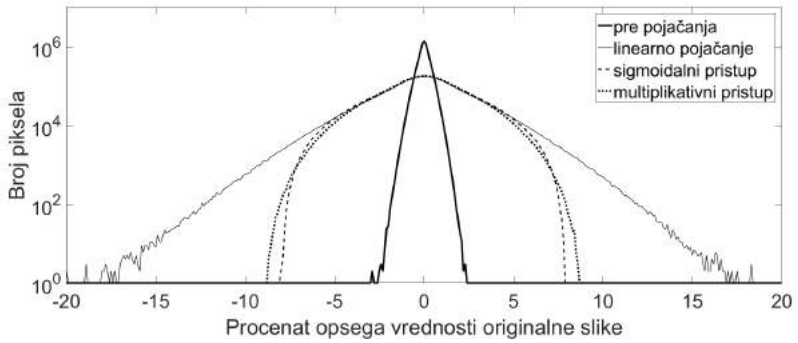
Pokazano je da prva tri nivoa Laplasove piramide, kod snimaka dobijenih pomoću savremenih radiografskih detektora, predstavljaju detalje snimka. Na polju povećanja vidljivost detalja upoređeni su linearni i nelinearni pristup. Kod linearnog pojačanja su svi koeficijenti bili množeni istom konstantom, dok se kod nelinearnog pristupa koristila sigmoidalna krivu da bi se ograničila maksimalna vrednost detalja nakon pojačanja (nelinearni pristup nazvan je sigmoidalnim pristupom). Pokazano je da



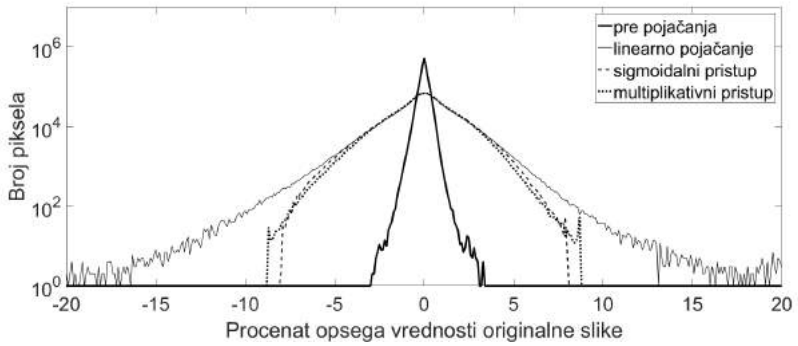
Slika 4.45. (levo) Delovi snimka nakon linearnog i (desno) multiplikativnog pojačanja detalja. Kod linernog pojačanja detalji su pojačani 8 puta. Kod multiplikativnog je podešeno $P_n = 1$, $k = 8$ i $\alpha = 22$.



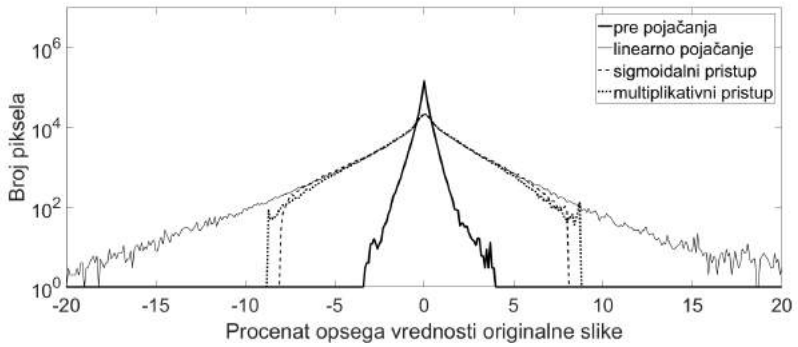
(a)



(b)

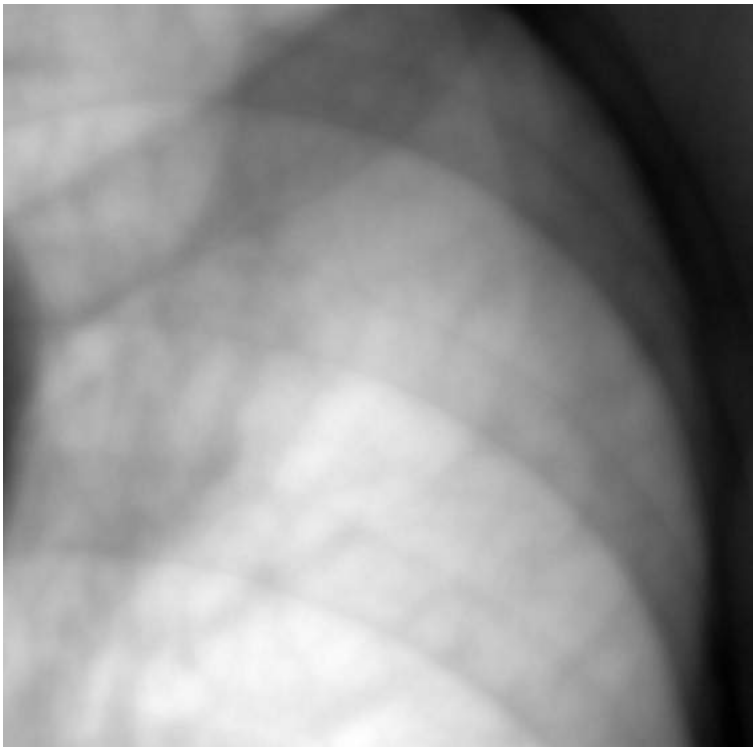


(c)

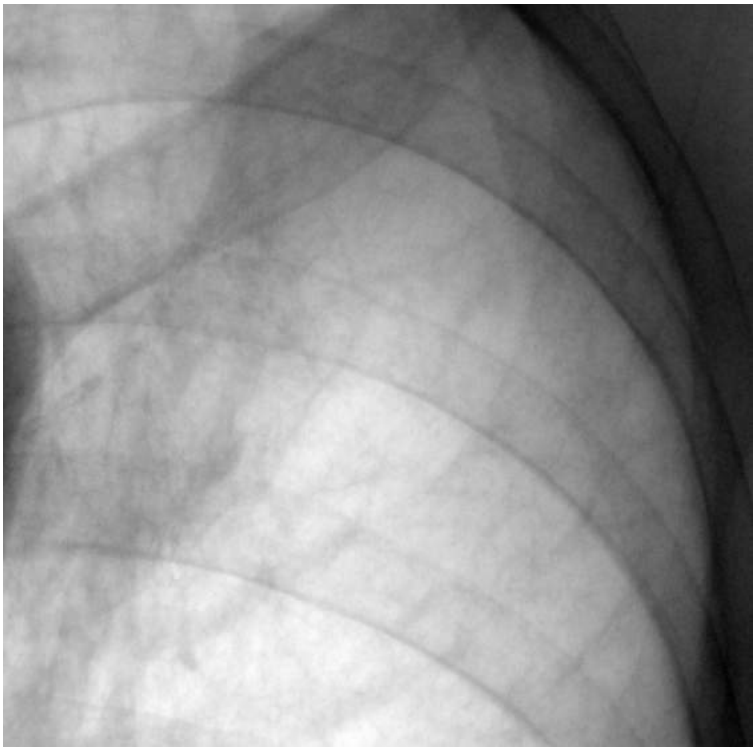


(d)

Slika 4.46. (a) Poređenje linearnog pojačanja (8 puta) i pojačanja kod sigmoidalnog (c je 8 % opsega, pojačanje u koordinatnom početku je 8) i multiplikativnog pristupa ($P_n = 1$, $k = 8$, $\alpha = 22$). Izgled histograma nivoa Laplasove piramide pre i nakon pojačanja detalja na (b) prvom, (b) drugom i (d) trećem nivou. Vrednosti ordinate prikazane su u logaritamskoj skali.



(a)



(b)

Slika 4.47. Primer dela snimka nakon (a) sigmoidalnog i (b) multiplikativnog pojačanja. Za pojačanje slika korišćena su pojačanja prikazana na slici 4.37 (e). Prilikom prikazivanja isečaka iskorišćene su sve sive nijanse da bi se bolje prikazali detalji.

sigmoidalni pristup dovodi do boljeg kontrasta u odnosu na linearni kod kojeg dolazi do preteranog pojačanja detalja koji su već imali veliku amplitudu.

Kod sigmoidalnog pristupa nije moguće direktno podešavati slabljenje koeficijenata sa veoma visokim intenzitetom te je predložen novi multiplikativni model kod kojeg je uz pomoć dodatnog parametra to slabljenje moguće kontrolisati. Poređenjem sa linearnim pojačanjem i sigmoidalnim pristupom pokazano je da je za pojačanje detalja koje neće ugroziti kontrast snimka nije neophodno ograničiti najveću vrednost koeficijenata nakon pojačanja, već je dovoljno smanjivati pojačanje sa porastom apsolutne vrednosti koeficijenata Laplasove piramide.

Poređenje sigmoidalnog i multiplikativnog pristupa pokazalo je da ni jedan od njih nema jasnu prednost po pitanju pojačanja detalja ako se upotrebe na uporediv način. Razlog ovome jeste to što koeficijenti prva tri nivoa Laplasove piramide imaju niske apsolutne vrednosti, te razlika dva pristupa u domenu pojačanja jakih koeficijenata ne dolazi do izražaja.

4.4 Poboljšanje lokalnog kontrasta

Kao što je analizirano u poglavlju 4.3, promena vrednosti koeficijenata na nivoima Laplasove piramide koji su viši od četvrtog utiče na promenu lokalnog kontrasta. Slično kao i u slučaju poboljšanja detalja, lokalni kontrast moguće je linearno pojačati. Slike 4.48 i 4.49 prikazuje snimak dobijen nakon linearnog pojačanja koeficijenata na različitim nivoima piramide. Sa slika se lako uočava da je pojačavanje koeficijenata koji već imaju visoke vrednosti kontraproduktivno pošto kontrast između struktura postaje prenaglašen. Ovo je posebno uočljivo na snimcima dobijenim nakon linearnog pojačanja osmog i devetog nivoa piramide gde guste anatomske strukture (npr. abdomenalni deo) postaju previše tamne u odnosu na meka tkiva (npr. plućno tkivo). Poređenjem snimaka prikazanih u levim i desnim kolonama uočava se da su artefakti (siva pozadina, promene sivih nijansi u okviru pozadine) značajno vidljiviji kod linearnog u odnosu na sigmoidalno pojačanje. Uvećani delovi snimaka na kojima se uočava prisustvo artefakata prikazani su na slikama 4.50 i 4.51. Sa slika se takođe

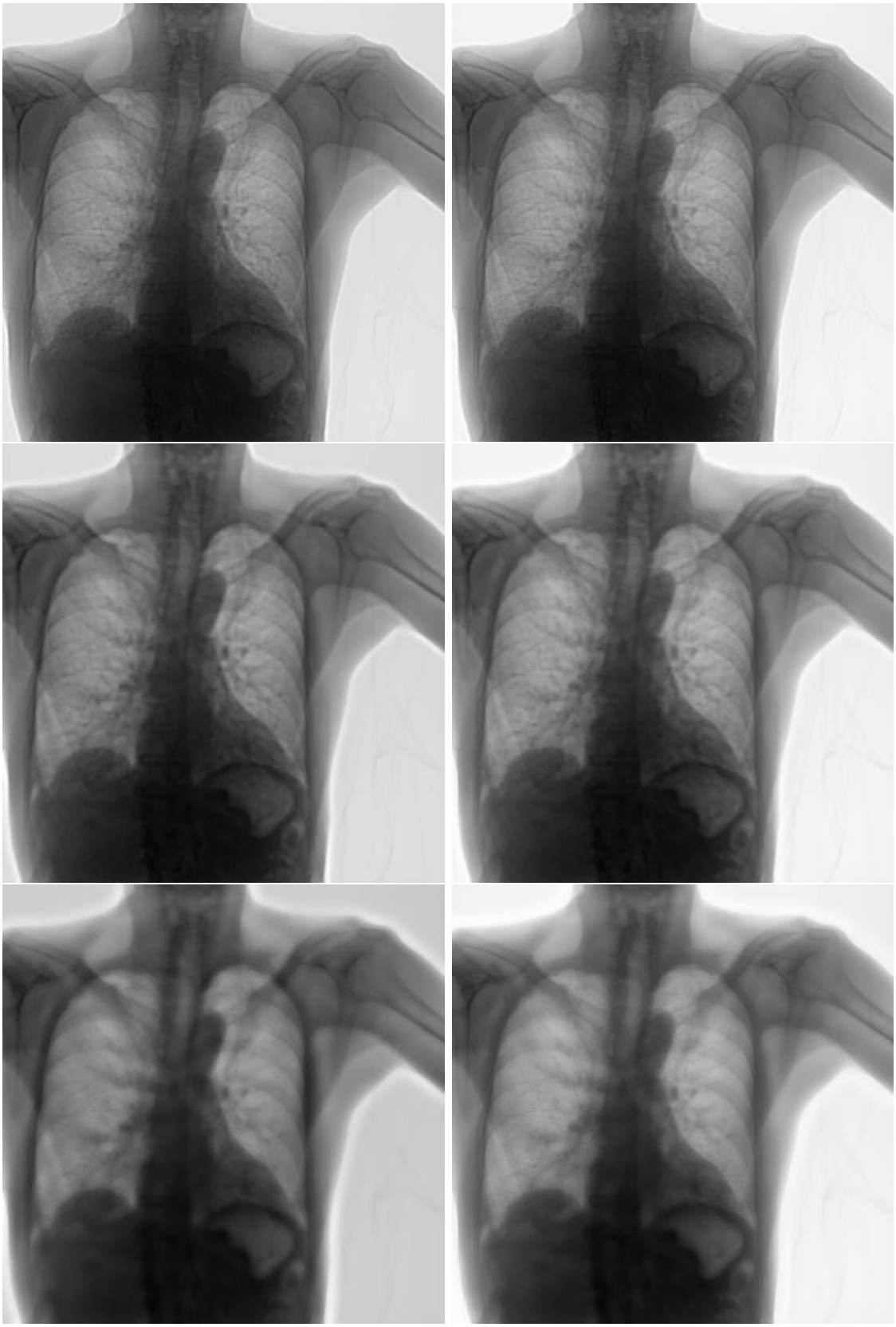
uočava da je upotrebom sigmoidalnog pristupa postignuto lokalno poboljšanje kontrasta (vidljivost koštanih struktura je povećana). Ovakav rezultat predstavlja veliku prednost sigmoidalnog pristupa u odnosu na linearni pošto se strukture selektivno pojačavaju čime je postignut željeni efekat, a sprečena pojava značajnih artefakata.

Promena vrednosti koeficijenata na višim nivoima izaziva promene čija površina raste sa nivoom piramide. Razlog za povećanje površine koja će biti zahvaćena promenama je ukrupnjivanje struktura koje koeficijenti piramide predstavljaju. Ako se pretpostavi da piksel originalnog snimka predstavlja kvadrat čija je stranica 0.15 mm (što je u skladu sa rezolucijom modernih detektora), koeficijent piramide na četvrtom nivou predstavlja strukturu širine 1.2 mm, dok koeficijent na sedmom nivou piramide predstavlja strukturu širine 9.4 mm.

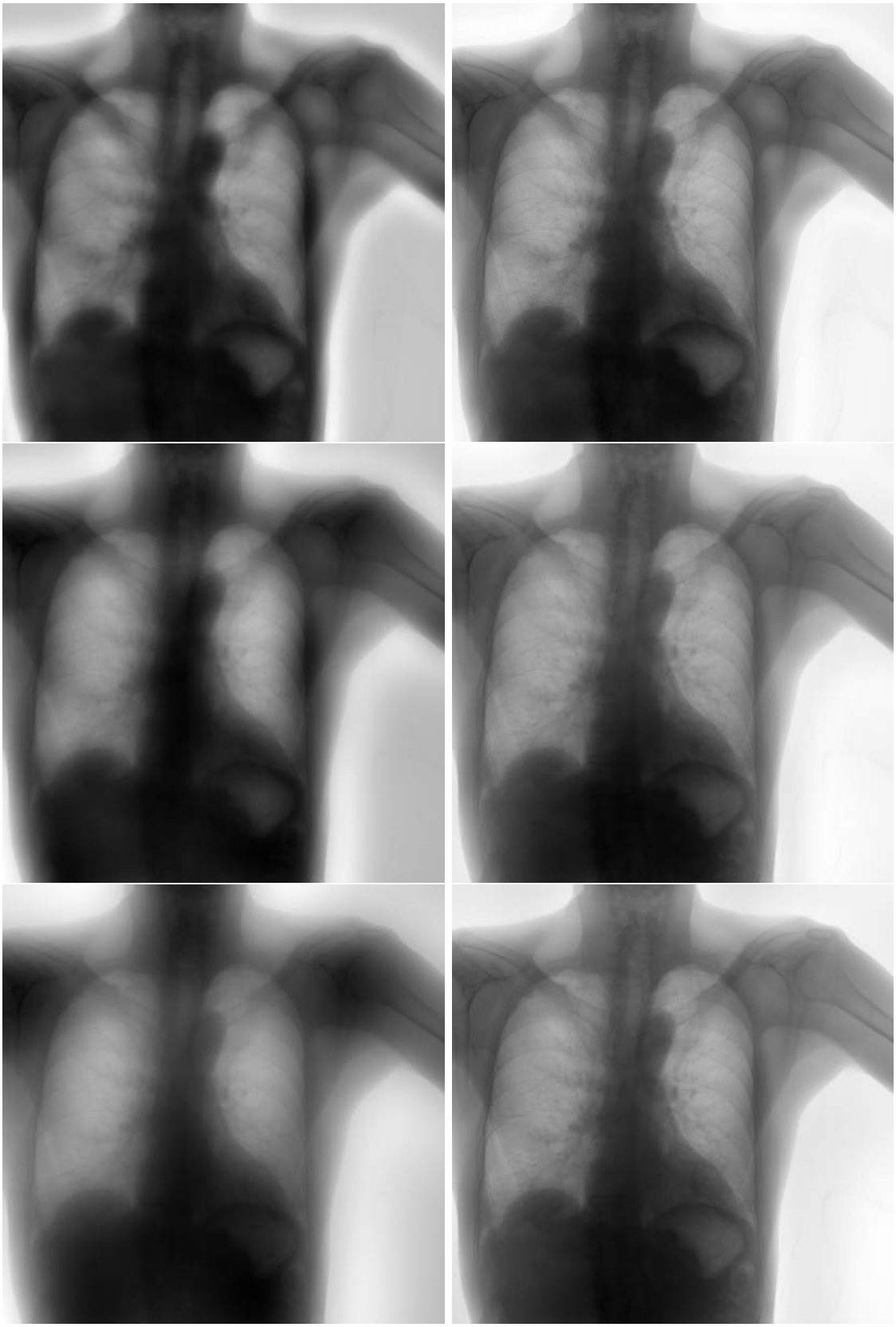
Da bi se analizirale promene koje se dobijaju sigmoidalnim pristupom upoređeni su originalni snimak i snimak dobijen nakon obrade. Na slici 4.52 prikazan je snimak dobijen nakon poboljšanja samo koeficijenata na sedmom nivou piramide. Poređenjem snimaka uočava se da je razlika između originalnog snimka i onog koji je dobijen obradom uočljiva, ali ne na velikom delu snimka. Razlog prethodnome je to što koeficijenti na višim nivoima piramide imaju više vrednosti nego oni na nižim nivoima. Slika 4.54 prikazuje histograme apsolutnih vrednosti koeficijenata na različitim nivoima piramide. Uočava se da svaki nivo ima veći udeo koeficijenata sa visokim intenzitetima u odnosu na niži nivo piramide. Prilikom upotrebe sigmoidalnog pristupa pojačani su samo koeficijenti sa nižim intenzitetima dok su oni sa višim oslabljeni. Upravo zbog toga što se samo mali broj koeficijenata pojačava razlike u odnosu na originalni snimak su uočljive samo na nekim delovima snimka.

4.4.1 Poređenje sigmoidalnog i multiplikativnog pristupa

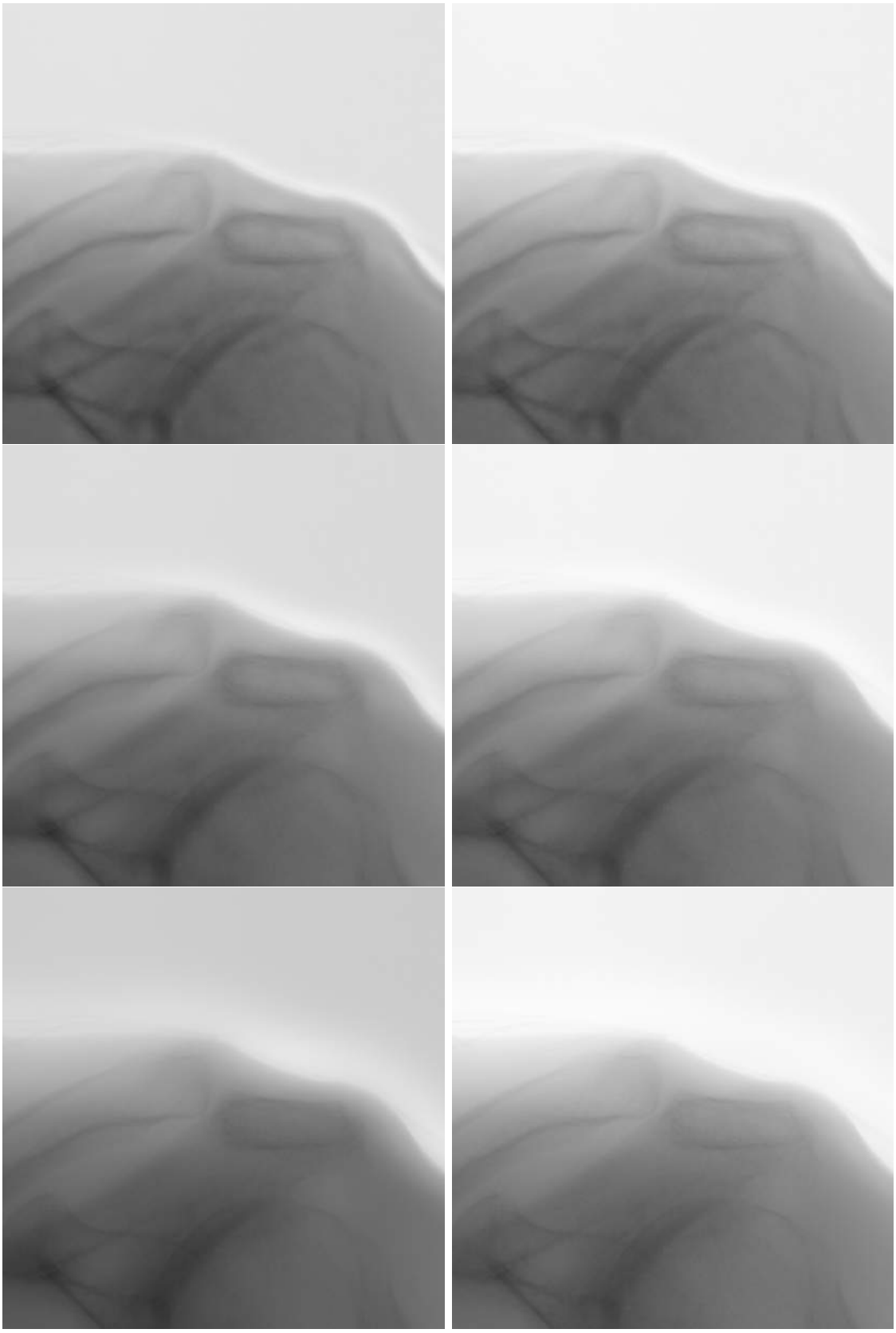
Na slici 4.55 prikazan je primer modifikacije koeficijenata Laplasove piramide na jednodimenzionalnom signalu. Slabljenje koeficijenata na nekom od nivoa narušava idealnu rekonstrukciju kao što se vidi iz srednje kolone slike, dok kombinacija pojačanja koeficijenata na jednom i slabljenja koeficijenata na drugom nivou izaziva stvaranje artefakata. Vidljivost artefakata je značajnija što je povećanje koeficijenata



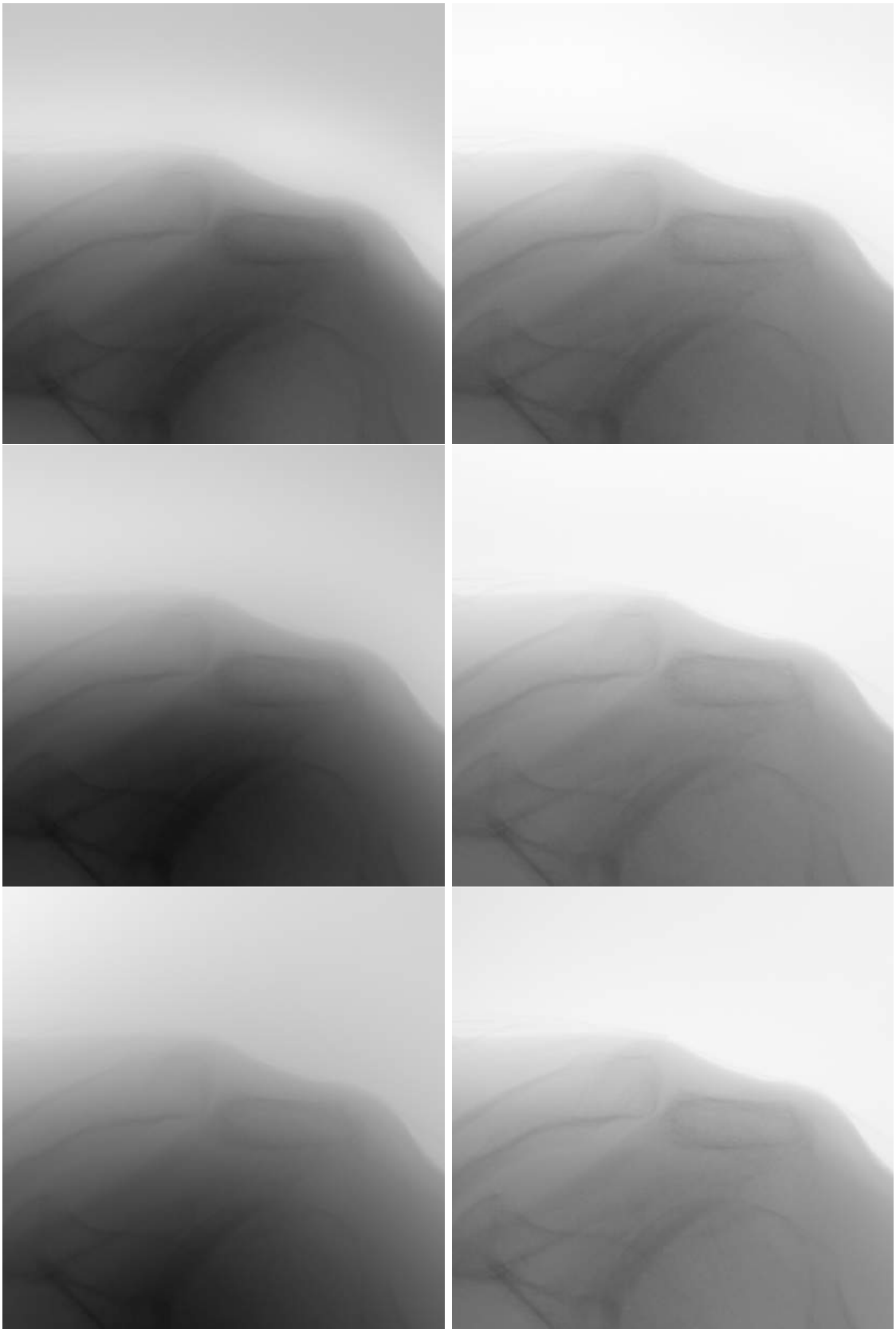
Slika 4.48. Primer snimaka nakon (levo) linearnog i (desno) sigmoidalnog pojačanja koeficijenata samo jednog nivoa Laplasove piramide. Vrste od gore na dole prikazuju dobijeni rezultat nakon pojačanja samo četvrtog, petog i šestog nivoa piramide. Kod obe vrste pojačanja naslabiji detalji su pojačani četiri puta, a kod sigmoidalnog pristupa je parametar c podešen na 8 % opsega vrednosti snimka.



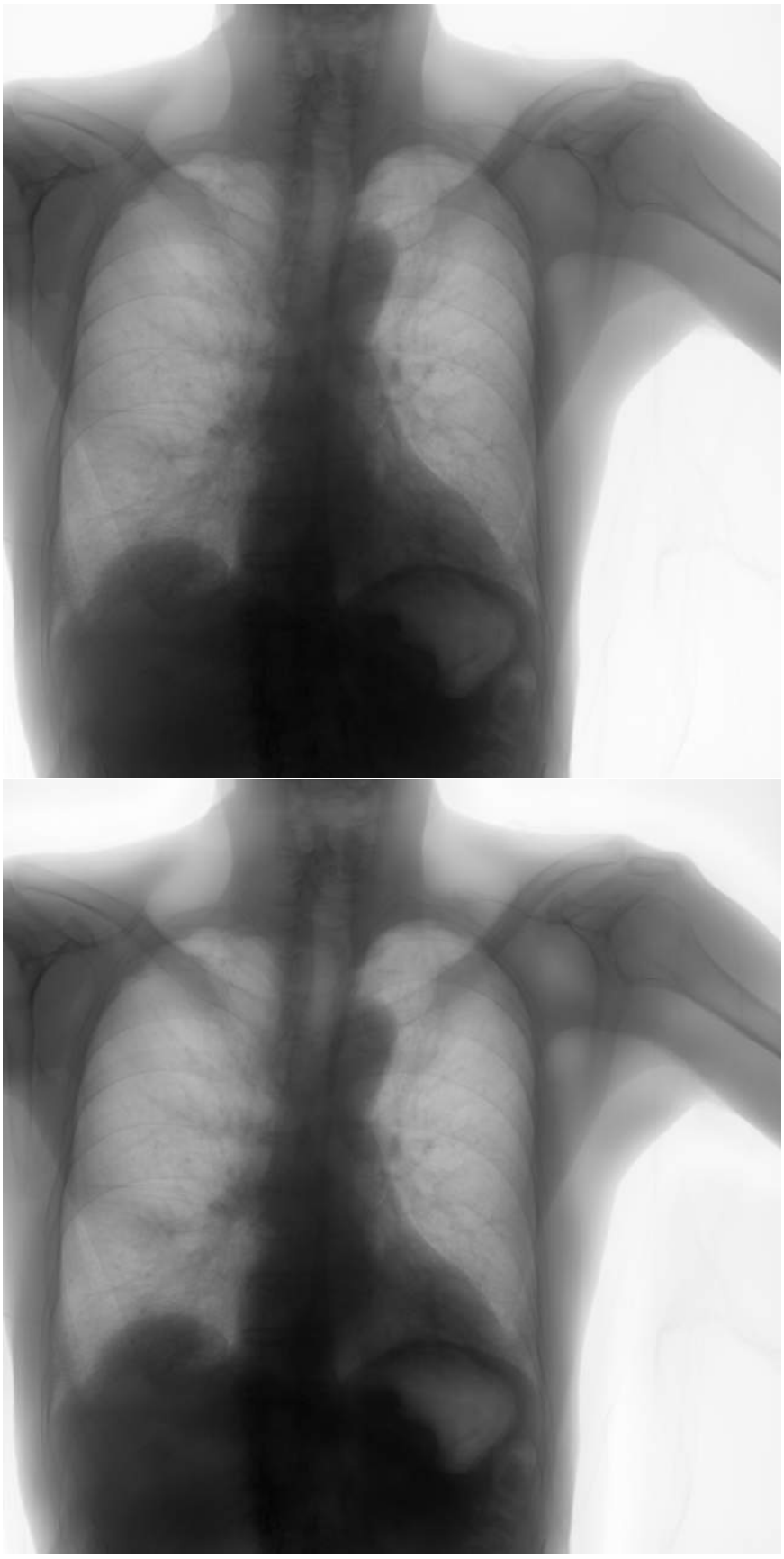
Slika 4.49. Primer snimaka nakon (levo) linearnog i (desno) sigmoidalnog pojačanja koeficijenata samo jednog nivoa Laplasove piramide. Vrste od gore na dole prikazuju dobijeni rezultat nakon pojačanja samo sedmog, osmog i devetog nivoa piramide. Kod obe vrste pojačanja naslabiji detalji su pojačani četiri puta, a kod sigmoidalnog pristupa je parametar c podešen na 8 % opsega vrednosti snimka.



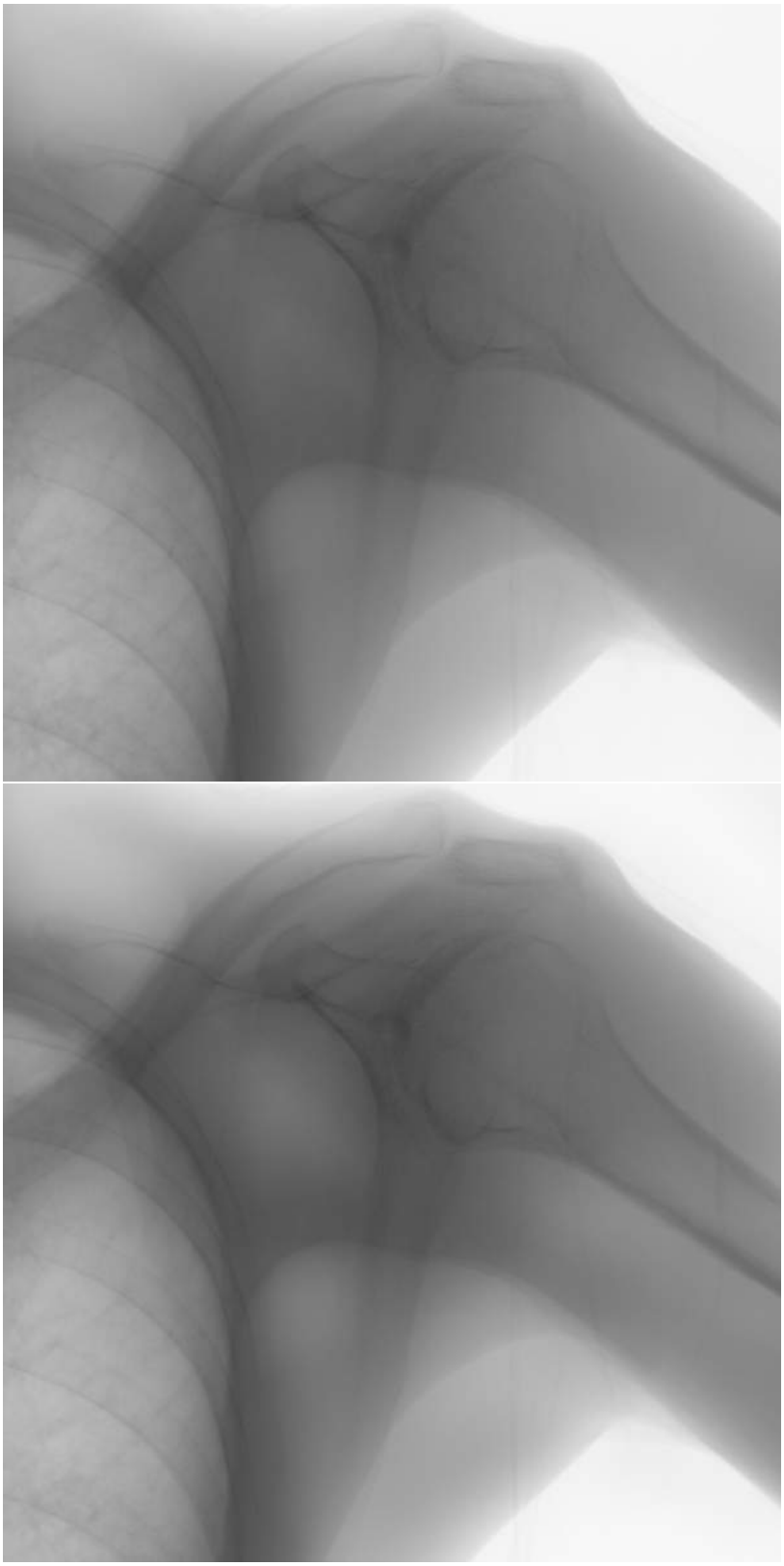
Slika 4.50. Delovi snimaka nakon (levo) linearnog i (desno) sigmoidalnog pojačanja koeficijenata samo jednog nivoa Laplasove piramide. Vrste od gore na dole prikazuju dobijeni rezultat nakon pojačanja samo četvrtog, petog i šestog nivoa piramide. Kod obe vrste pojačanja naslabiji detalji su pojačani četiri puta, a kod sigmoidalnog pristupa je parametar c podešen na 8 % opsega vrednosti snimka.



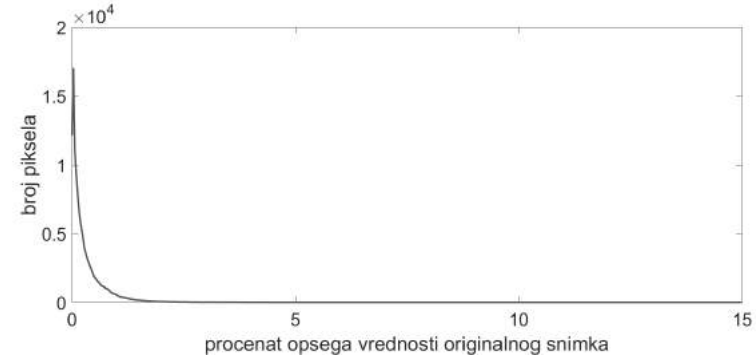
Slika 4.51. Delovi snimaka nakon (levo) linearnog i (desno) sigmoidalnog pojačanja koeficijenata samo jednog nivoa Laplasove piramide. Vrste od gore na dole prikazuju dobijeni rezultat nakon pojačanja samo sedmog, osmog i devetog nivoa piramide. Kod obe vrste pojačanja naslabiji detalji su pojačani četiri puta, a kod sigmoidalnog pristupa je parametar c podešen na 8 % opsega vrednosti snimka.



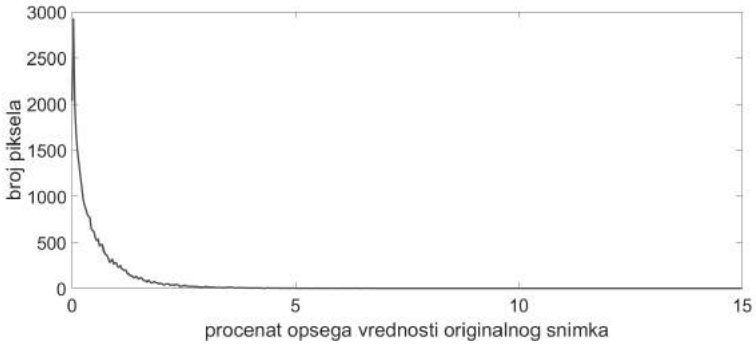
Slika 4.52. (gore) Originalni snimak i (dole) snimak dobijen preko sigmoidalnog pristupa na sedmom nivou piramide. Korišćeni su isti parametri kao i za sliku 4.48.



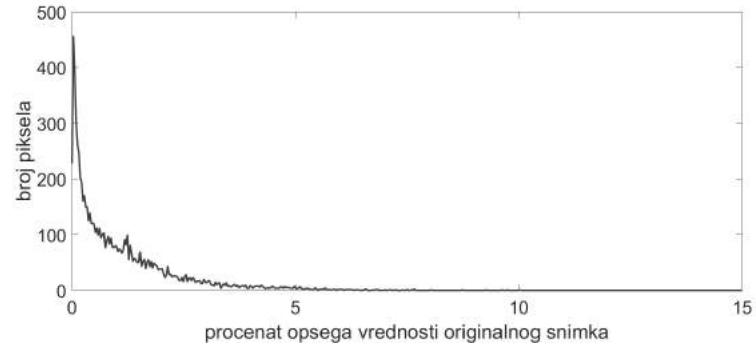
Slika 4.53. (gore) Uvećani deo originalnog snimka i (dole) deo snimka dobijenog preko sigmoidalnog pristupa na sedmom nivou piramide. Korišćeni su isti parametri kao i za sliku 4.48.



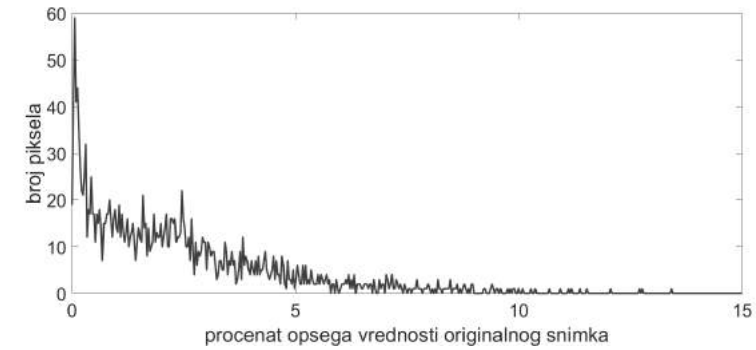
(a)



(b)



(c)



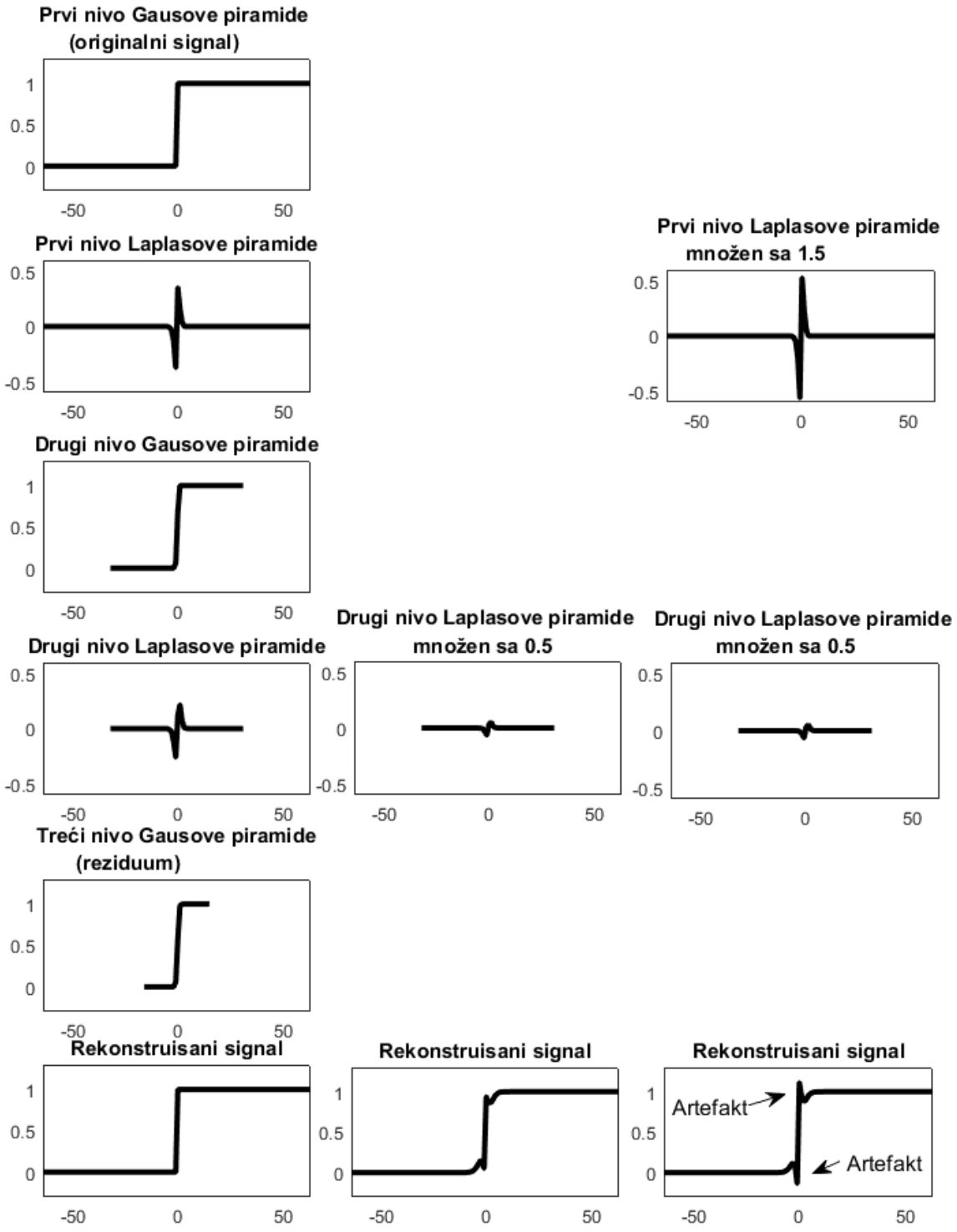
(d)

Slika 4.54. Histogrami apsolutnih vrednosti koeficijenata Laplasove piramide na (a) četvrtom, (b) petom, (c) šestom i (d) sedmom nivou.

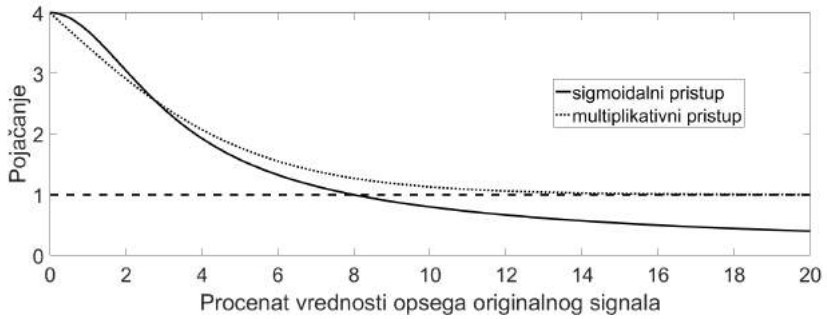
nekog nivoa veće u odnosu na slabljenje drugih nivoa.

Poboljšanje lokalnog kontrasta na medicinskim snimcima potrebno je uraditi za strukture svih veličina, tj. na svim nivoima Laplasove piramide, a ne samo na pojedinačnim kao što je prethodno analizirano. Da bi se uporedili sigmoidalni i multiplikativni pristupi, krive pojačanja podešene su da pojačanje bude uporedivo, kao što je prikazano na slici 4.56. Treba primetiti da kod multiplikativnog pristupa nije bilo slabljenja koeficijenata sa velikim apsolutnim vrednostima, tj. parametar P_n definisan u (4.20) podešen je na vrednost 1. Od četvrtog do devetog nivoa Laplasove piramide korišćeno je isto pojačanje, dok prva tri nivoa nisu menjana (pošto predstavljaju detalje).

Snimci dobijeni nakon modifikacije lokalnog kontrasta prikazani su na slici 4.57. Uvećani delovi snimaka koji pokazuju da je došlo do poboljšanja lokalnog kontrasta prikazani su na slici 4.58. Poređenjem prikazanih snimaka uočava se da je kod sigmoidalnog pristupa došlo do pojave artefakata uz ivicu anatomije (uvećani delovi snimaka prikazani su na slici 4.59). Za razliku od toga kada je pojačavan samo jedan nivo Laplasove piramide, ovde su pojačani nivoi od četvrtog do devetog te je došlo do sabiranja pojačanja i slabljenja koeficijenata na ivicama anatomije. Na slici 4.60 prikazane su binarne maske koje pokazuju koji su koeficijenti pojačavani (crna boja), a koji slabljeni (bela boja). Uočava se da su svi koeficijenti na četvrtom i petom nivou bili pojačani, a da slabljenje postaje značajnije na višim nivoima. Ovo je u skladu sa konstatacijom da koeficijenti na nižim nivoima imaju manje vrednosti, te su svi bili pojačani, i da na višim nivoima Laplasove piramide ima više koeficijenata sa visokim vrednostima te su oni bili oslabljeni zbog opadanja pojačanja kod sigmoidalnog pristupa. Slično kao i kod jednodimenzionalnog primera prikazanog na slici 4.55, usled kombinovanja pojačanja i slabljenja koeficijenata došlo je do stvaranja artefakata. Za razliku od sigmoidalnog, kod multiplikativnog pristupa jeste moguće kontrolisati slabljenje koeficijenata. Na slikama 4.61 i 4.61 prikazani su histogrami koeficijenata Laplasove piramide pre i nakon pojačanja. Uočava se da zbog ograničavanja najveće apsolutne vrednosti nakon preslikavanja upotreba sigmoidalnog pristupa dovodi do grupisanja vrednosti koeficijenata na najveću dozvoljenu vrednost, dok to nije izra-



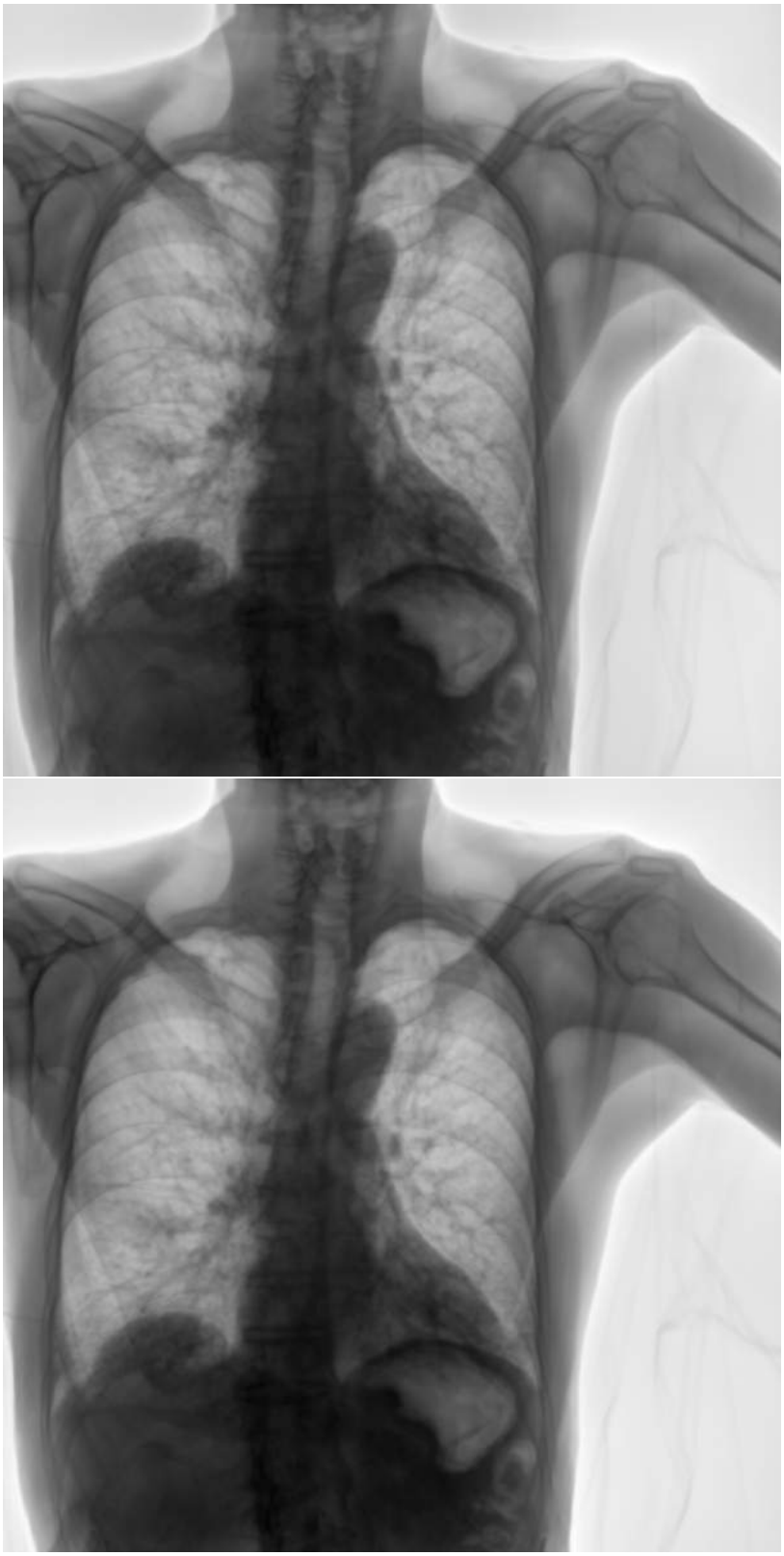
Slika 4.55. (levo) Primer jednodimenzionalnog signala nakon razlaganja na dva nivoa Gausove i Laplasove piramide. (sredina) Smanjenje vrednosti koeficijenata drugog nivoa Laplasove piramide za 50 % i signal dobijen rekonstrukcijom. (desno) Pojačanje koeficijenata prvog nivoa Laplasove piramide za 50 %, smanjenje vrednosti koeficijenata drugog nivoa Laplasove piramide za 50 % i signal dobijen rekonstrukcijom.



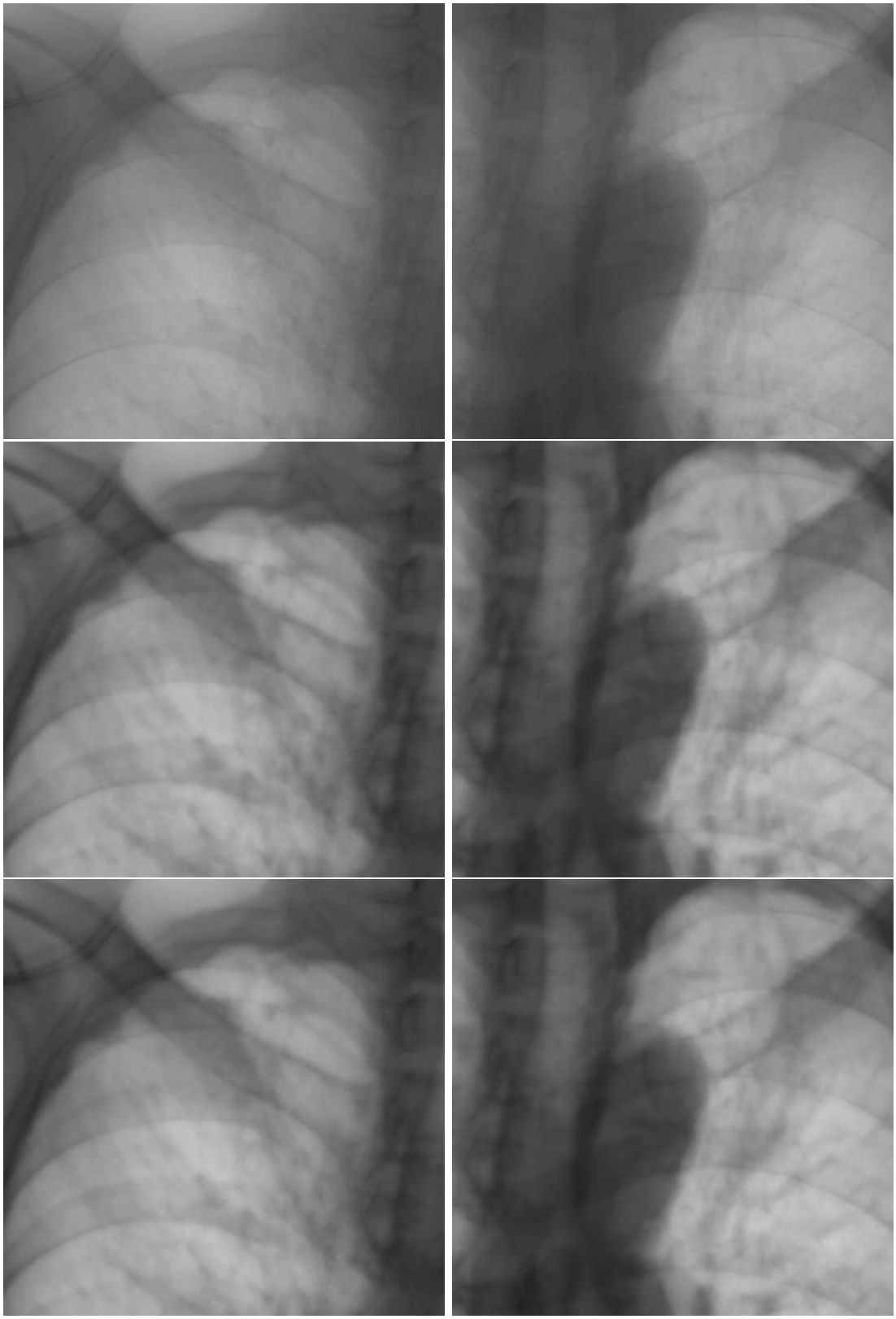
Slika 4.56. Krive pojačanja korišćene za poređenje sigmoidalong i multiplikativnog pristupa. Kod sigmoidalnog pristupa parametar c podešen je na 8 % opsega vrednosti, a kod multiplikativnog pristupa parametri su podešeni na $\alpha = 22$ i $P_n = 1$. Za oba pristupa pojačanje najslabijih koeficijenata podešeno je na 4.

ženo kod multiplikativnog pristupa. Pošto je odabrano $P_n = 1$, slabljenja koeficijenata sa visokim apsolutnim vrednostima nije bilo, čime je stvaranje artefakata oslabljeno. Ovo je veoma bitna prednost multiplikativnog pristupa pošto je slabe koeficijente moguće pojačavati, a da se pri tome vrednosti jakih koeficijenata ne modifikuju, čime se stvaranje artefakata slabi. Artefakti koji su prisutni na snimcima dobijenim multiplikativnim pristupom su nastali zbog pojačanja koeficijenata na nižim nivoima, čime su oni relativno pojačani u odnosu na jake koeficijente na višim nivoima, bez obzira što ovi nisu bili slabljeni. Slično kao i kod pojačanja oštrih detalja (poglavlje 4.3), dobijeni su uporedivi rezultati po pitanju poboljšanja lokalnog kontrasta pošto su za pojačanje koeficijenata korišćene uporedive krive.

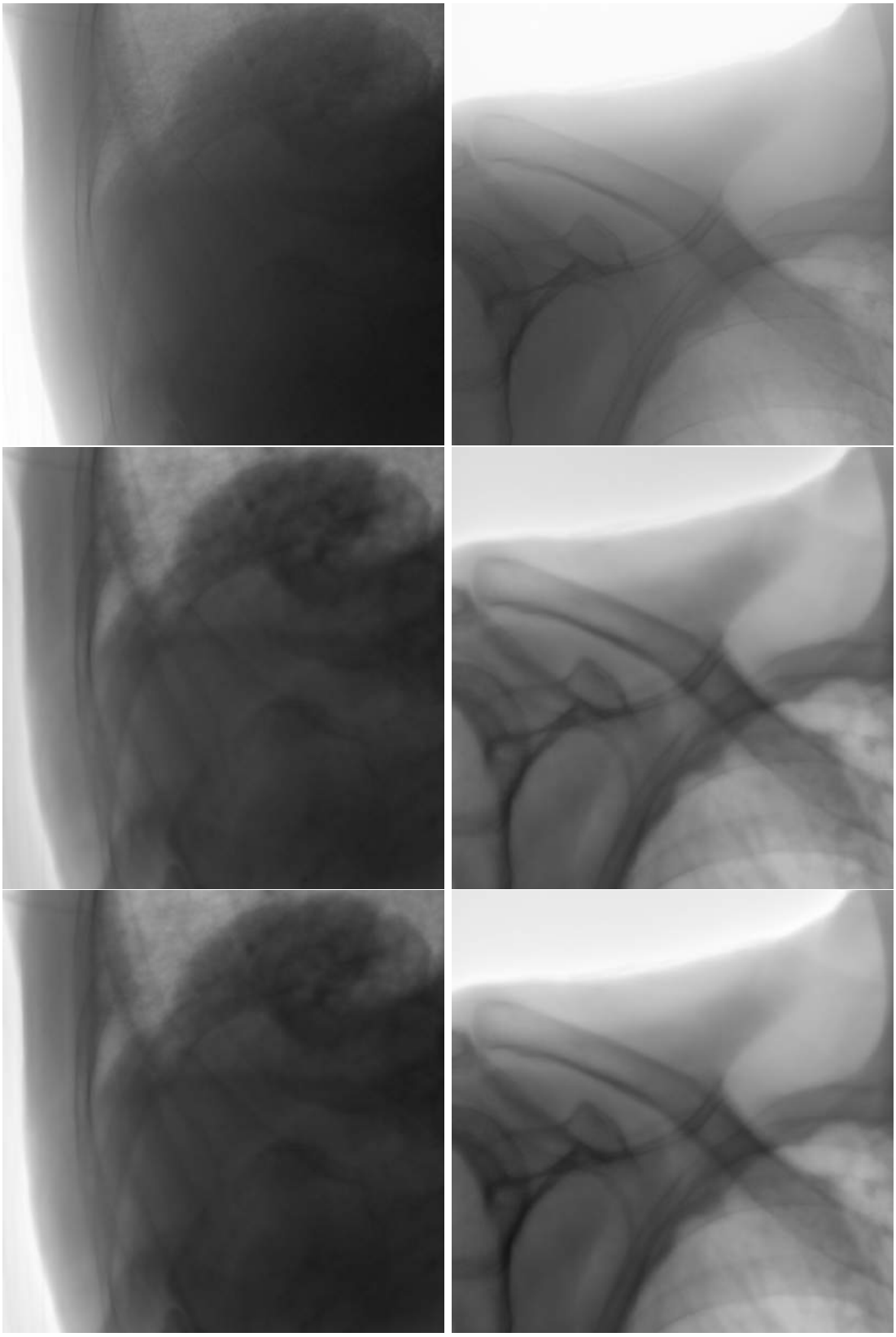
Slabljenje koeficijenata Laplasove piramide koji predstavljaju značajne lokalne kontraste osim stvaranja artefakata za posledicu ima i relativno pojačanje vidljivosti detalja i koeficijenata koji predstavljaju regione sa slabijim kontrastom. Sa ciljem analize efekta posledičnog relativnog pojačanja detalja, na slici 4.63 prikazan je poprečni presek snimka na kojem su oslabljeni samo najjači koeficijenti od četvrtog do devetog nivoa. Koeficijenti su slabljeni upotrebom sledećeg izraza:



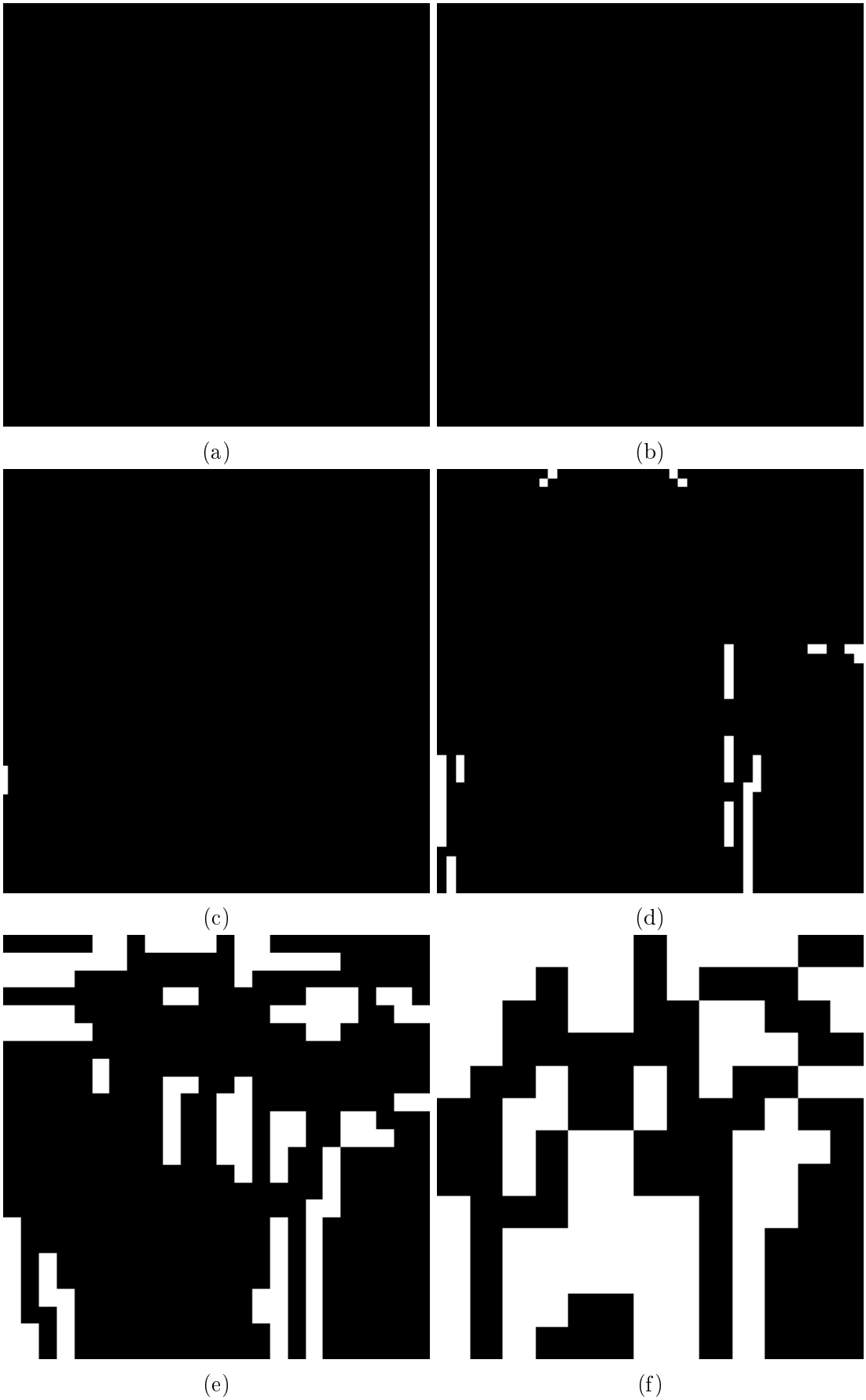
Slika 4.57. (gore) Snimak dobijen nakon sigmoidalnog i (dole) multiplikativnog pojačanja lokalnog kontrasta. Korišćena su pojačanja koja su prikazana na slici 4.56. Pojačanje korišćeno od četvrtog do devetog nivoa Laplasove piramide.



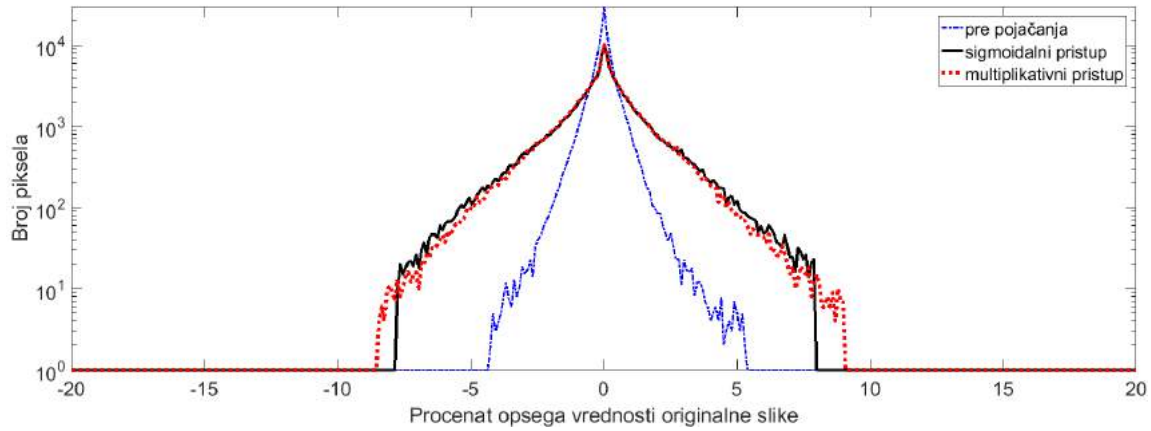
Slika 4.58. (gore) Delovi neobrađenog i snimaka dobijenih nakon (sredina) sigmoidalnog i (dole) multiplikativnog pojačanja lokalnog kontrasta. Korišćena ista obrada kao za snimke na slici 4.57.



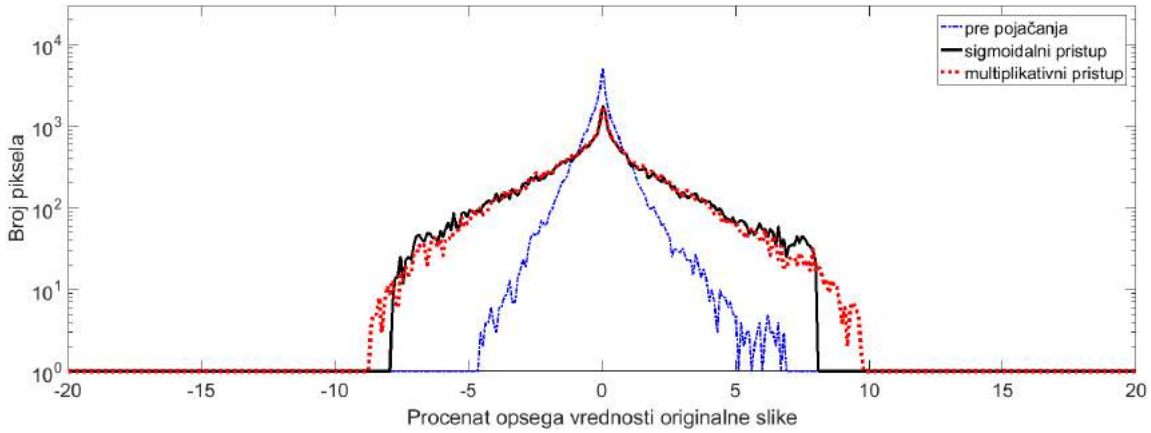
Slika 4.59. (gore) Delovi neobrađenog i snimaka dobijenih nakon (sredina) sigmoidalnog i (dole) multiplikativnog pojačanja lokalnog kontrasta. Korišćena ista obrada kao za snimke na slici 4.57.



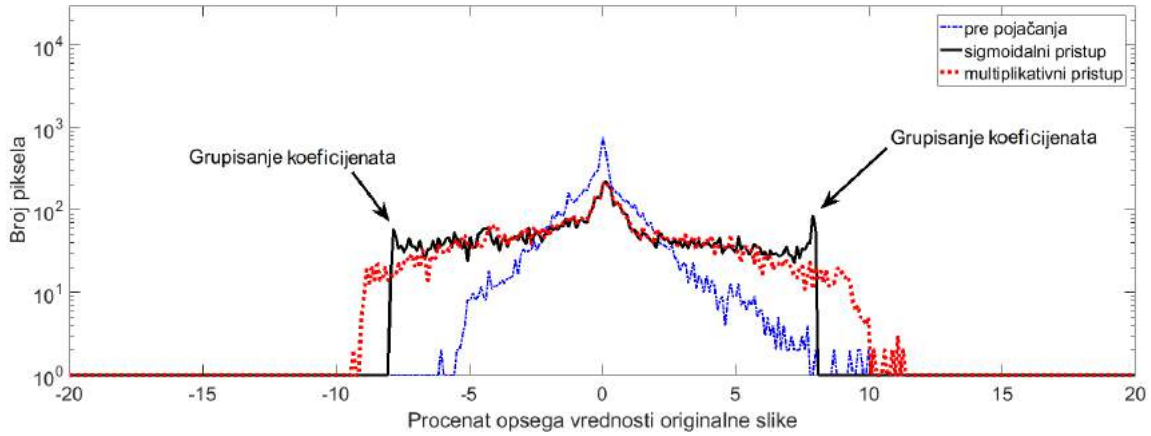
Slika 4.60. Binarne slike koje prikazuju koeficijente Laplasove piramide koji su bili oslabljeni sigmoidalnim pristupom na: (a) četvrtom, (b) petom, (c) šestom, (d) sedmom, (e) osmom i (f) devetom nivou Laplasove piramide. Sve slike su interpolirane na veličinu četvrtog nivoa piramide radi lakšeg poređenja. Binarne slike odgovaraju nivoima Laplasove piramide snimka prikazanog na slici 4.57.



(a)

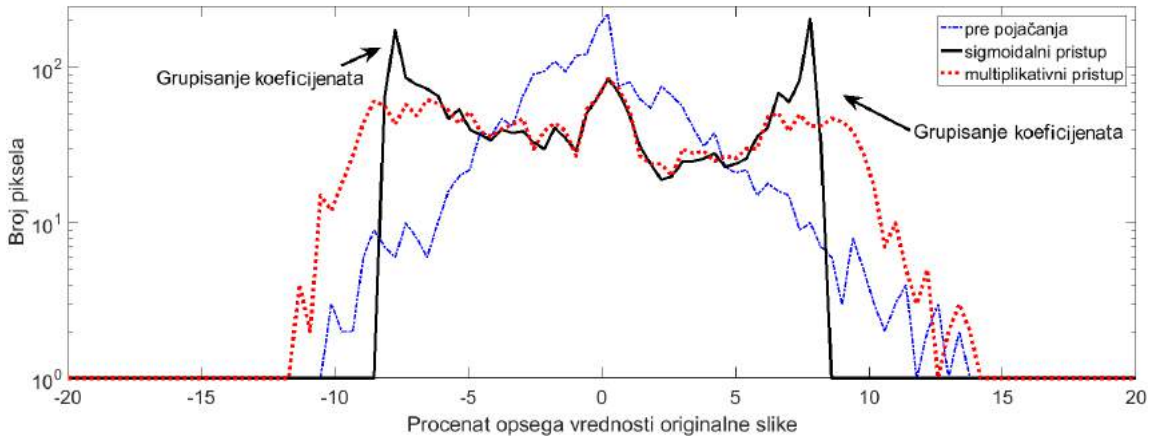


(b)

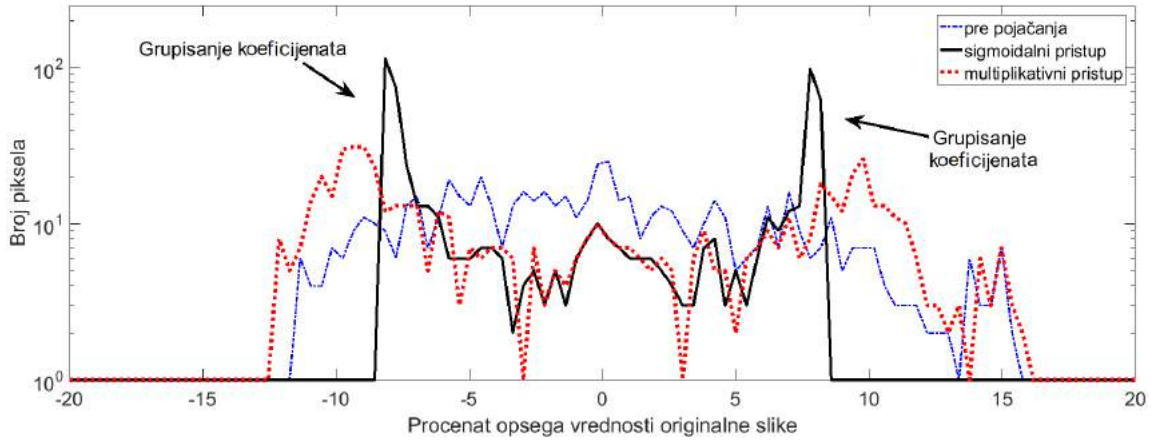


(c)

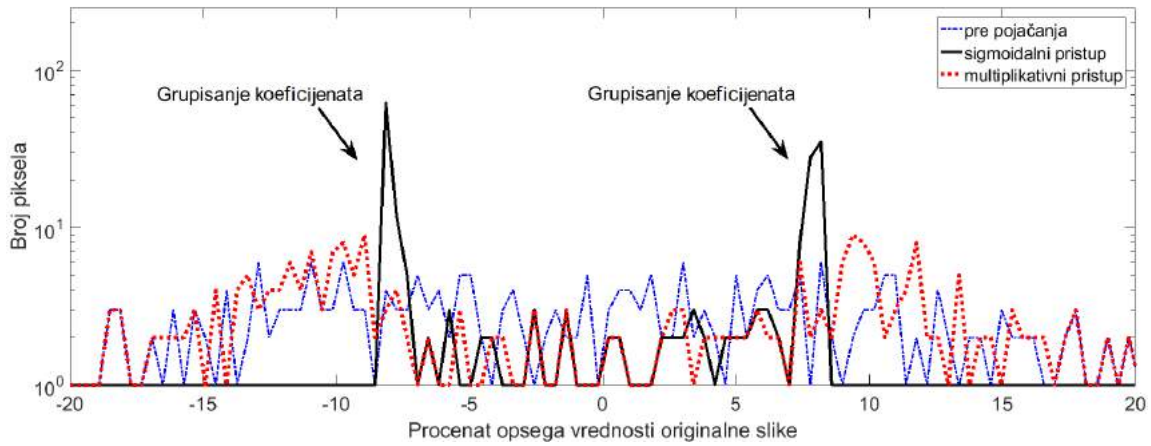
Slika 4.61. Histogrami koeficijenata pre i nakon pojačanja sigmoidalnim i multiplikativnim pristupom na: (a) četvrtom, (b) petom i (c) šestom nivou Laplasove piramide. Vrednosti ordinate prikazane su u logaritamskoj skali.



(a)



(b)



(c)

Slika 4.62. Histogrami koeficijenata pre i nakon pojačanja sigmoidalnim i multiplikativnim pristupom na: (a) sedmom, (b) osmom i (c) devetom nivou Laplasove piramide. Vrednosti ordinate prikazane su u logaritamskoj skali.

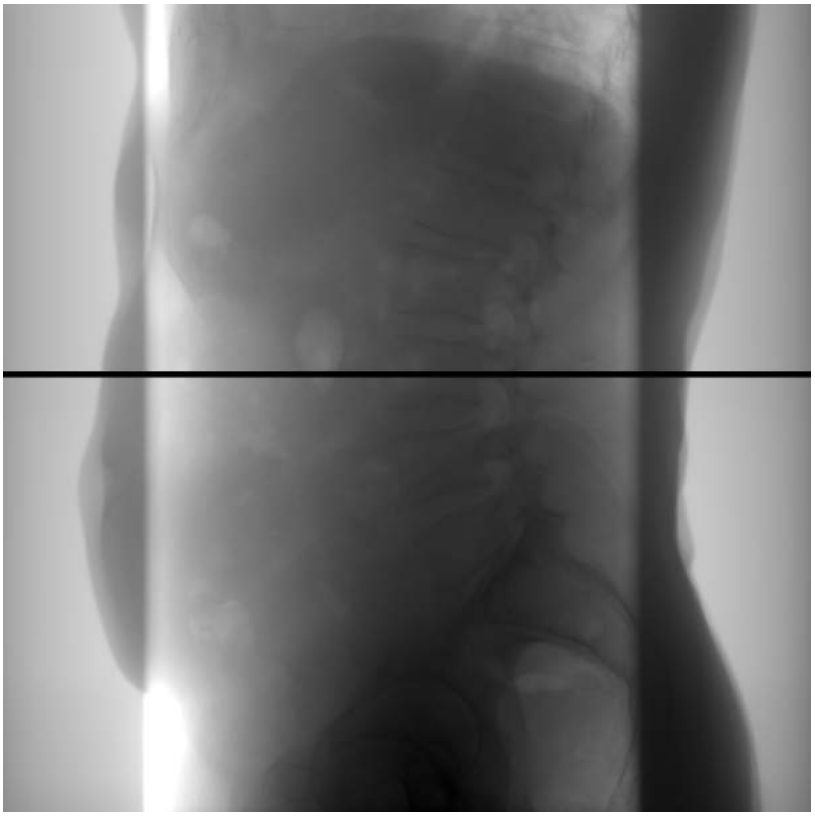
$$\hat{L}_i = \begin{cases} L_i, & \text{ako je } |L_i| < C \\ C, & \text{ako je } L_i \geq C \\ -C, & \text{ako je } L_i \leq -C \end{cases} \tag{4.21}$$

gde C predstavlja 2 % vrednosti opsega originalnog snimka. Sa slike 4.63 uočava se da je smanjenje koeficijenata sa visokim intenzitetom dovelo do suženja opsega vrednosti slike, te su relativno posmatrano slabiji koeficijenti zauzeli veći deo opsega nakon obrade, kao što je prikazano na slici 4.64. Ovakvo relativno pojačanje jeste karakteristično za sigmoidalni pristup pošto je kod njega slabljenje jakih koeficijenata urođeno, dok multiplikativni pristup omogućava balansiranje između relativnog povećanja slabijih koeficijenata i izrazitosti artefakata preko odabira vrednosti P_n. Ova karakteristika će biti detaljnije ispitana u poglavlju 4.5.

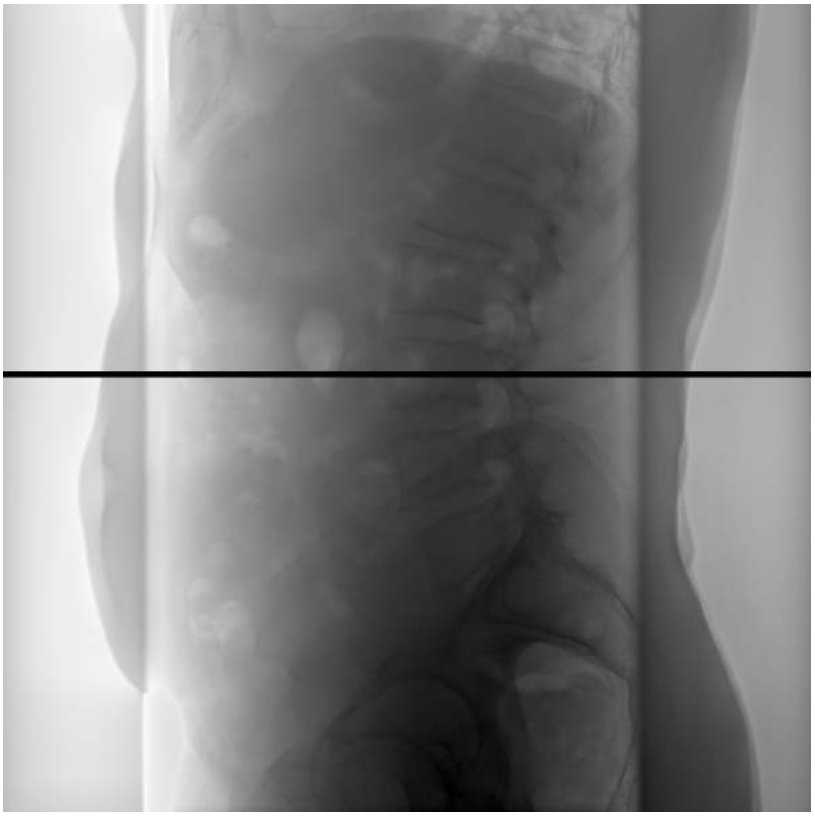
4.4.2 Promena pojačanja za različite nivoe piramide

Poboljšanje lokalnog kontrasta se, pored pojačanja i slabljenja koeficijenata na jednom nivou piramide, odnosi i na uravnotežavanje vrednosti lokalnih kontrasta na različitim nivoima. Kao što se vidi sa histograma prikazanih na slici 4.54, koeficijenti na višim nivoima Laplasove piramide imaju veći udeo koeficijenata sa višim apsolutnim vrednostima u odnosu na niže nivoe, te se nameće ideja da bi na različitim nivoima piramide bilo moguće koristiti različita pojačanja koeficijenata. Drugim rečima, koeficijente na višim nivoima moguće je slabije pojačavati u odnosu na one na nižim nivoima, a da se pri tome postigne ista ili bolja vidljivost lokalnih struktura pošto pojačavanje jakih struktura (predstavljaju ih koeficijenti visokih vrednosti) ne doprinosi njihovoj vidljivosti. Dodatnu motivaciju za ovakav pristup predstavlja zaključak iz poglavlja 4.4.1 gde je pokazano da smanjivanje jakih koeficijenata dovodi do relativnog povećanja slabijih.

Da bi se ispitala ispravnost slabijeg pojačanja na višim nivoima analiziran je slučaj kada se koeficijenti viših nivoa oslabe najviše moguće, tj. svi koeficijenti se postave

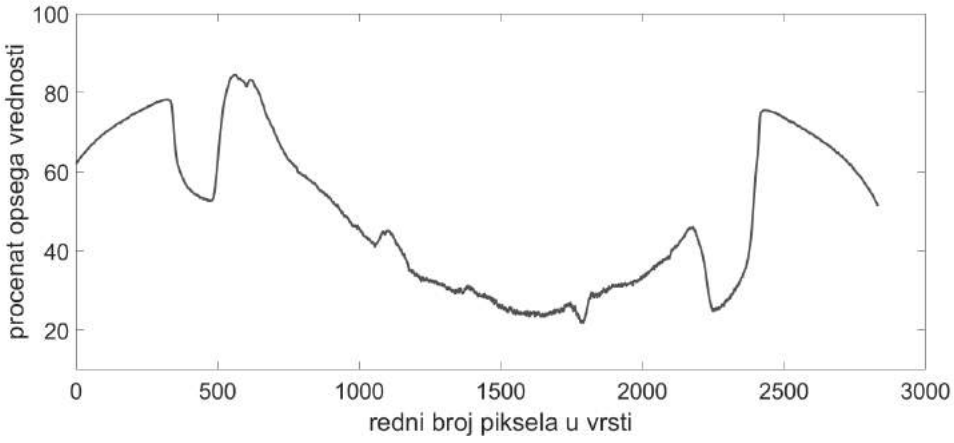


(a)

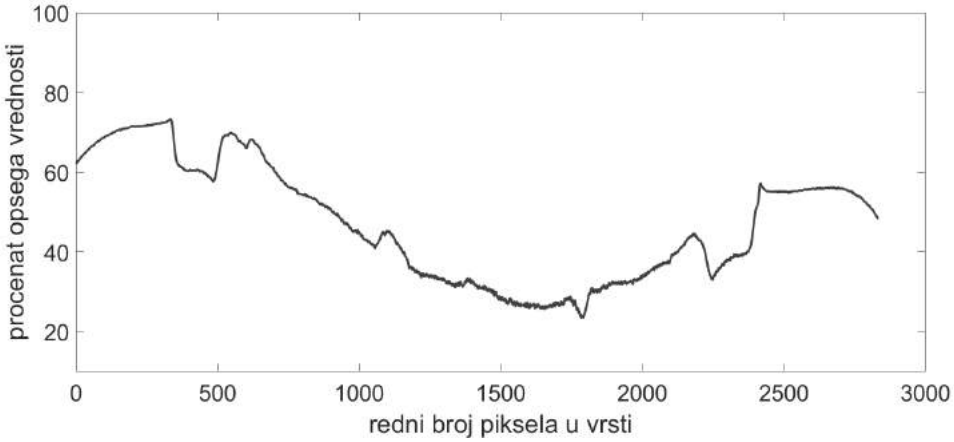


(b)

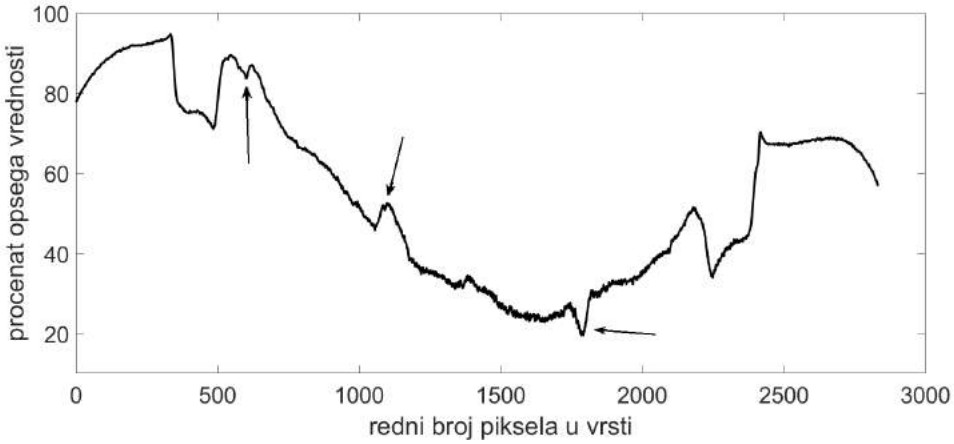
Slika 4.63. (a) Primer snimka pre i (b) nakon slabljenja jakih koeficijenata putem izraza (4.21). Poprečni presek obeležen crnom trakom prikazan je na slici 4.64.



(a)



(b)



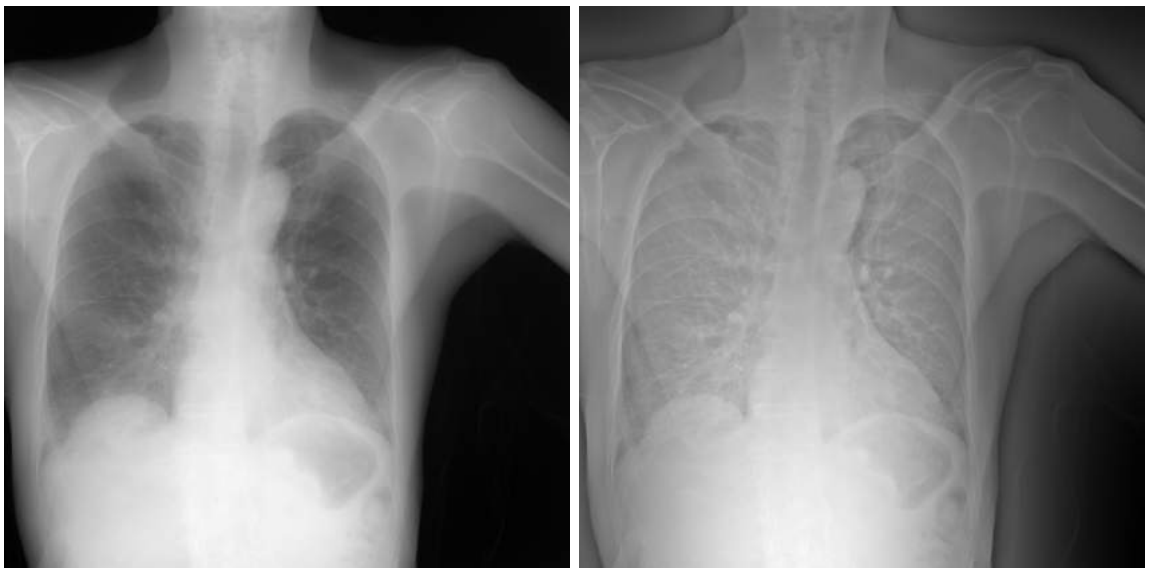
(c)

Slika 4.64. Poprečni presek obeležen crnom trakom na snimku 4.63 (a) prikazan je na (a). Poprečni presek obeležen crnom trakom na snimku 4.63 (b) prikazan je na (b) i (c), pri čemu je opseg vrednosti na (b) postavljen da odgovara vrednostima originalnog snimka, a na (c) da odgovara vrednostima obrađenog snimka 4.63 (b). Strelice na (c) prikazuju delove gde je lako uočiti relativno povećanje vidljivosti struktura.

na vrednost nula. Ostali nivoi piramide nisu niti pojačavani, niti slabljeni. Dobijeni snimci prikazani su na slici 4.65, a uvećani delovi su prikazani na slici 4.66. Na slikama se uočava da je vidljivost sitnijih struktura bolja ako se viši nivoi potisnu. Međutim, snimci takođe pokazuju da potpuno potiskivanje viših nivoa dovodi do gubitaka informacija o krupnim strukturama. Ovo nagoveštava da bi predloženi kompromis gde se viši nivoi slabije pojačavaju u odnosu na niže očuvao informacije o grubljim strukturama, a da bi se pri tome povećala vidljivost sitnijih anatomskih struktura.

Na slikama 4.67 i 4.68 prikazani su koeficijenti Laplasove piramide od četvrtog ka višim nivoima pre i nakon pojačanja sigmoidalnim pristupom, pri čemu je za svaki viši nivo korišćeno slabije pojačanje. Radi poređenja, prikazani su i nivoi kod kojih je korišćeno isto pojačanje. Uočava se da promena pojačanja kroz nivoe dovodi do slabijeg pojačanja struktura na višim nivoima. Snimci dobijeni nakon istog i pojačanja koje slabi sa porastom nivoa prikazani su na slici 4.69. Poređenjem snimaka uočava se da su sitnije strukture bolje vidljive (npr. plućno tkivo prikazano na 4.70). Razlog za bolju vidljivost je smanjenje opsega snimka izazvano slabijim pojačanjem koeficijenata na višim nivoima. Efekat slabijeg pojačanja koeficijenata na višim nivoima moguće je tumačiti i preko povećanja površine koju koeficijenti predstavljaju. Veće površine predstavljaju krupnije anatomske strukture koje su jasno vidljive na snimcima, te njihovim relativnim slabljenjem sitnije, slabije vidljive strukture dobijaju veći udeo u dinamičkom opsegu i postaju uočljivije.

Eksperiment je ponovljen i za multiplikativni pristup. Snimci dobijeni nakon što su upotrebljena ista pojačanja na svim nivoima i nakon što su upotrebljena pojačanja koja slabe sa porastom nivoa prikazani su na slici 4.71, a uvećani delovi snimaka prikazani su na slici 4.72. Uočava se da je isto kao i kod sigmoidalnog pristupa došlo do povećanja vidljivosti sitnijih struktura. Uvećani delovi snimka dobijenog na osnovu sigmoidalnog i snimka dobijenog na osnovu multiplikativnog pristupa prikazani su na slici 4.73. Uočava se da su pristupi dali uporedive rezultate što pokazuje da nezavisno od toga da li se jaki koeficijenti implicitno slabe (sigmoidalni pristup) ili ne (kod obrade multiplikativnim pristupom korišćeno je $P_n = 1$), slabije pojačanje



(a)

(b)

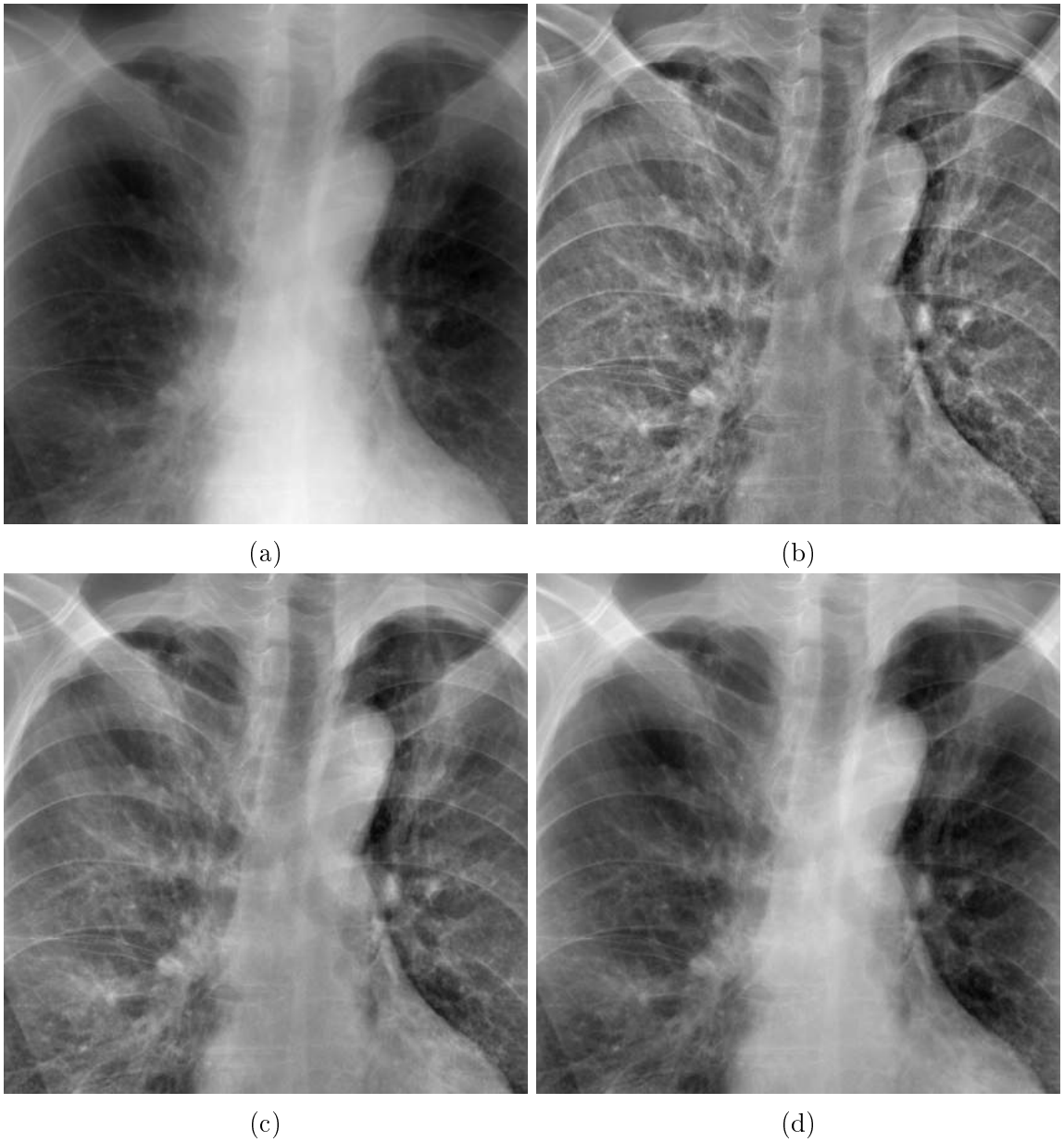


(c)



(d)

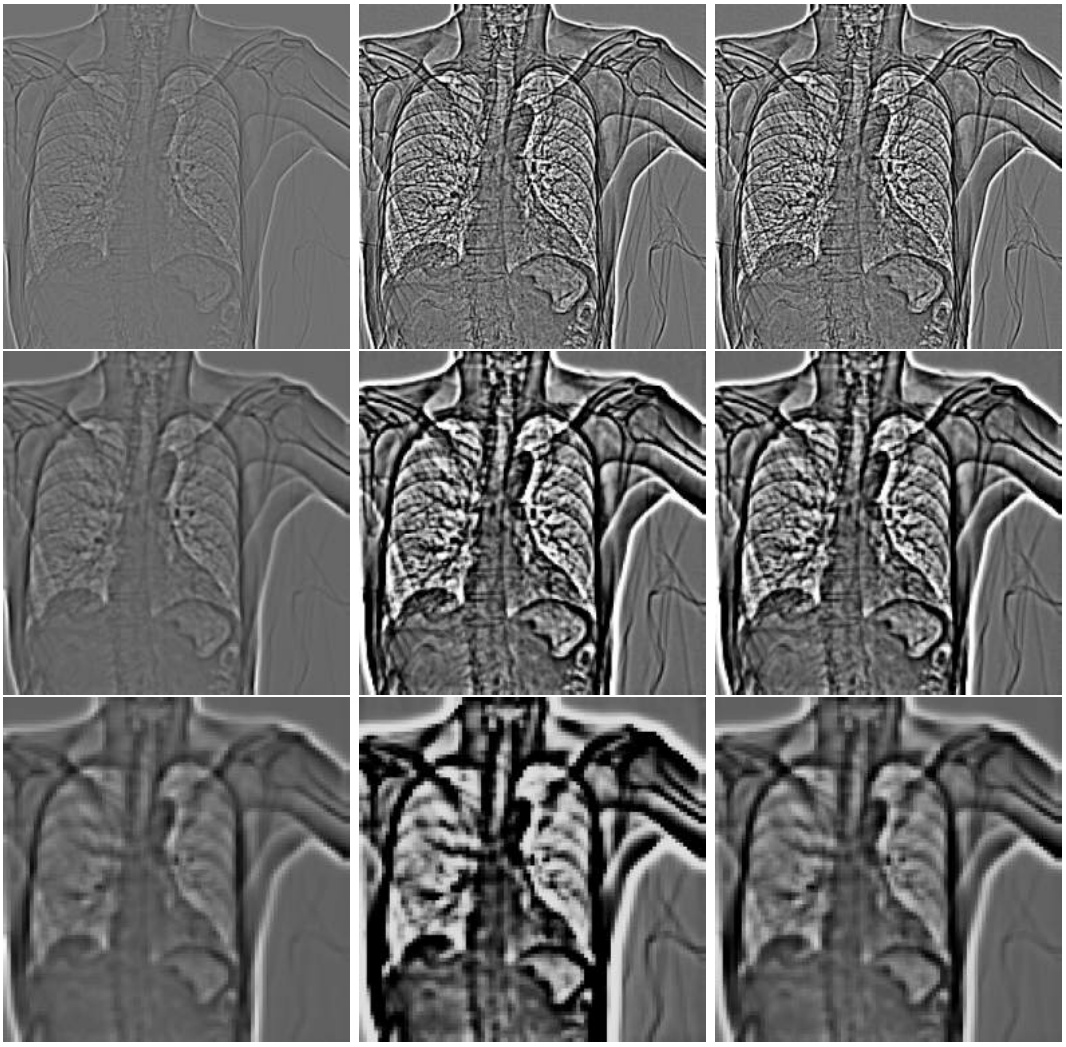
Slika 4.65. (a) Originalni snimak i snimci dobijeni nakon što su svi koeficijenti od (b) sedmog, (c) osmog, (d) devetog pa do krajnjeg nivoa Laplasove piramide postavljeni na vrednost nula. Korišćeno je 13 nivoa piramide. Slike su prikazane u negativu radi bolje vidljivosti.



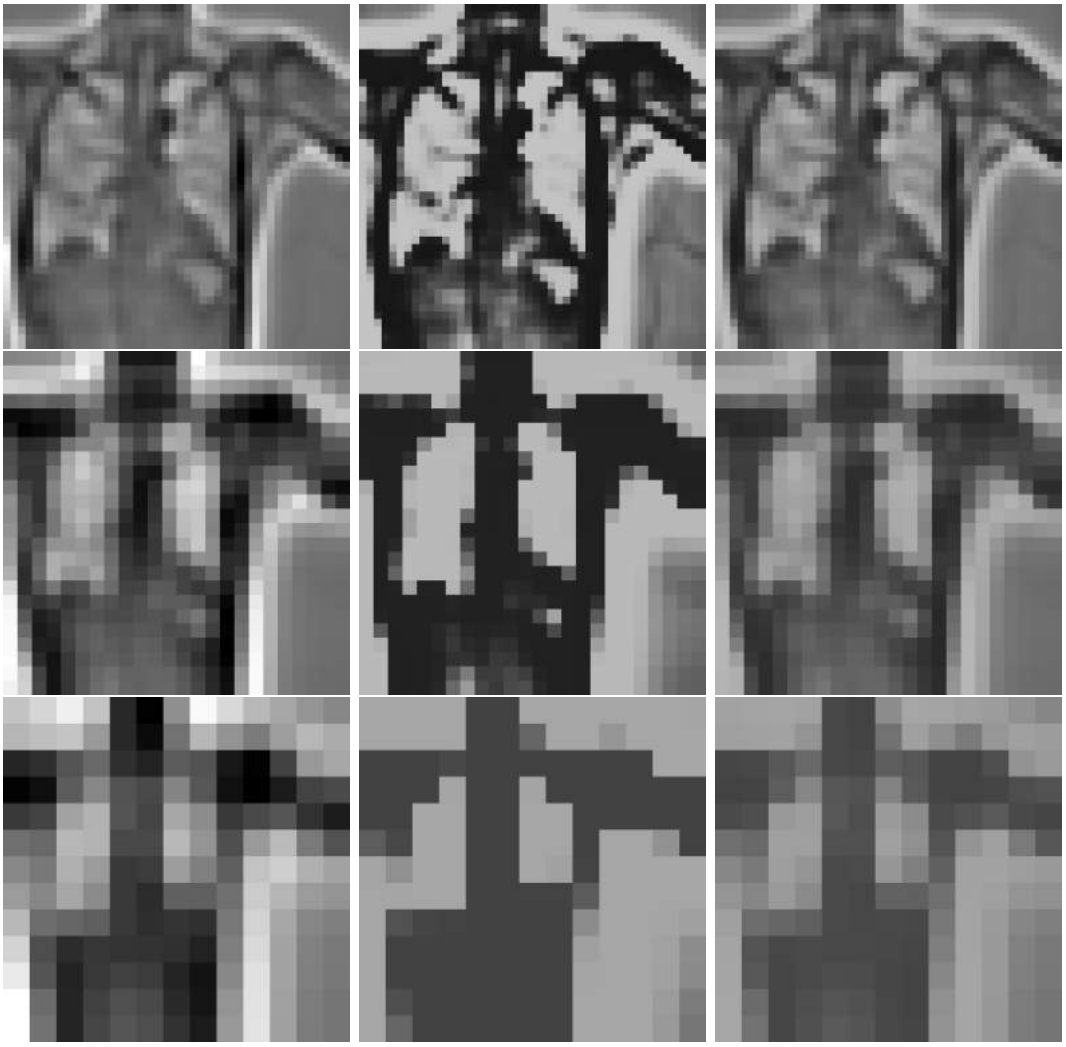
(a) (b)

(c) (d)

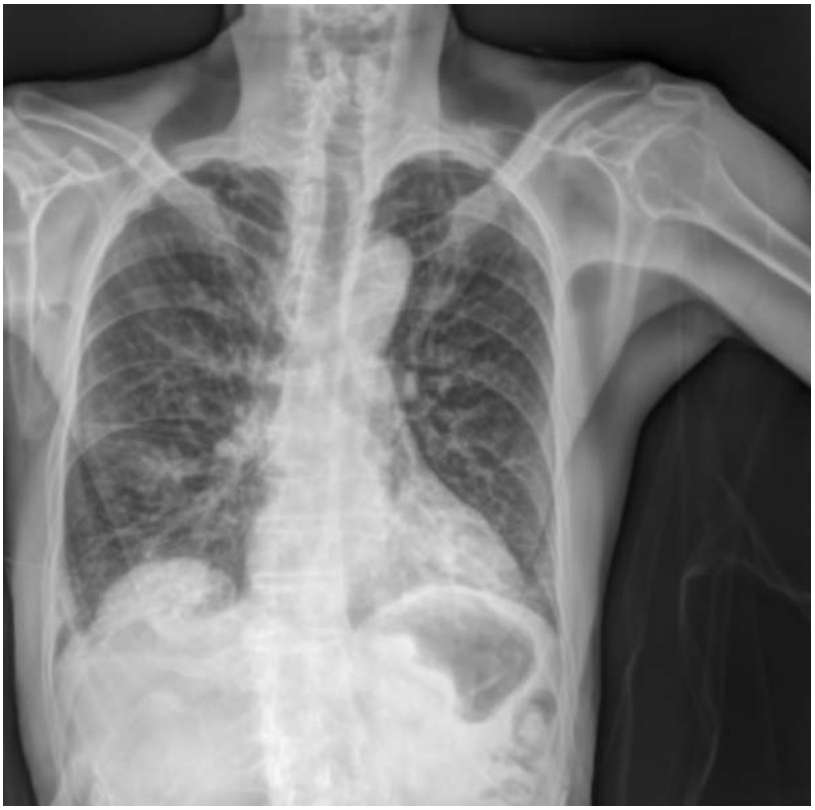
Slika 4.66. (a) Uvećani deo originalnog snimaka i uvećani delovi snimaka dobijenih nakon što su svi koeficijenti od (b) sedmog, (c) osmog i (d) devetog do krajnjeg nivoa Laplasove piramide postavljeni na vrednost nula. Najprihvatljiviji, tj. najprirodniji izgled ima isečak prikazan na (d). Korišćeno je 13 nivoa piramide. Slike su prikazane u negativu radi bolje vidljivosti. Za prikazivanje delova snimaka iskorišćene su sve nijanse sive boje da bi se postigla bolja vidljivost.



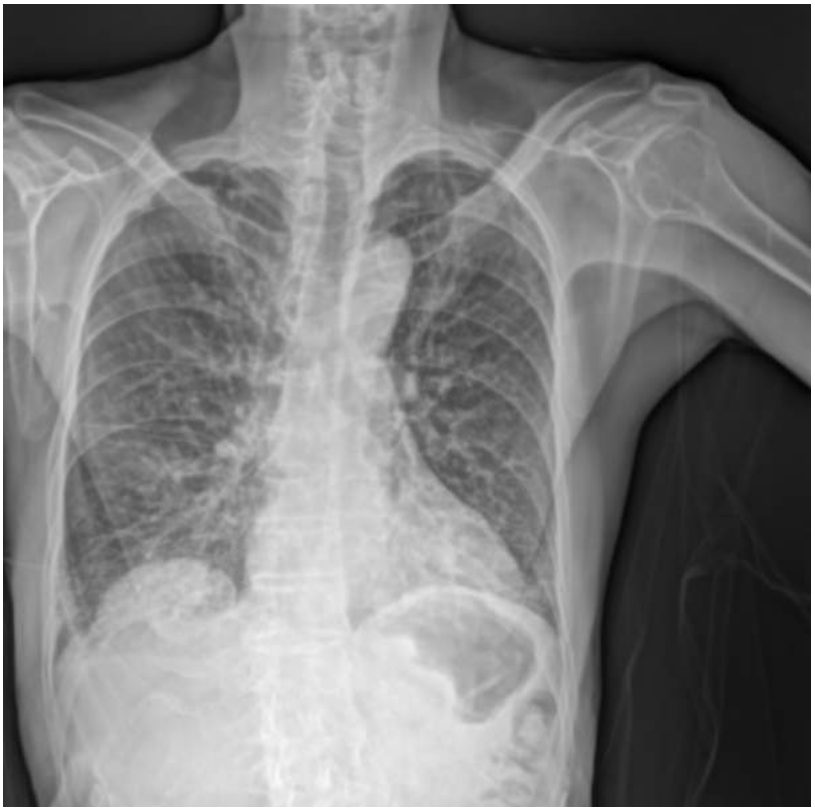
Slika 4.67. (leva kolona) Koeficijenti Laplasove piramide bez pojačanja. (srednja kolona) Koeficijenti nakon što je upotrebljen sigmoidalni pristup kod kojeg je parametar c postavljen na 8 % opsega vrednosti originalnog snimka, a pojačanje najslabijih koeficijenata podešeno na 6. (desna kolona) Koeficijenti nakon što je upotrebljen sigmoidalni pristup kod kojeg je parametar c postavljen na 8 % opsega vrednosti originalnog snimka, a pojačanje najslabijih koeficijenata postavljeno je na 6, 5 i 2 za slike od gore na dole. Vrste od gore na dole predstavljaju četvrti, peti i šesti nivo Laplasove piramide.



Slika 4.68. (leva kolona) Koeficijenti Laplasove piramide bez pojačanja. (srednja kolona) Koeficijenti nakon što je upotrebljen sigmoidalni pristup kod kojeg je parametar c postavljen na 8 % opsega vrednosti originalnog snimka, a pojačanje najslabijih koeficijenata podešeno na 6. (desna kolona) Koeficijenti nakon što je upotrebljen sigmoidalni pristup kod kojeg je parametar c postavljen na 8 % opsega vrednosti originalnog snimka, a pojačanje najslabijih koeficijenata postavljeno je na 1.5, 1 i 1 za slike od gore na dole. Vrste od gore na dole predstavljaju sedmi, osmi i deveti nivo Laplasove piramide.



(a)



(b)

Slika 4.69. (a) Snimak koji je dobijen nakon što su koeficijenti Laplasove piramide od četvrtog do devetog nivoa jednako pojačavani i (b) snimak kod kojeg je svaki viši nivo slabije pojačan. Kod (a) je pojačanje najslabijih detalja postavljeno na 6 za sve nivoe, a kod (b) su pojačanja postavljena na 6, 5, 2, 1.5, 1 i 1 za četvrti i više nivoe, tim redom. Korišćen je sigmoidalni pristup, parametar c je postavljen na 8 % opsega vrednosti originalnog snimka.



(a)



(b)

Slika 4.70. Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.69.

koeficijenata na višim nivoima doprinosi boljoj uočljivosti sitnijih lokalnih struktura.

4.4.3 Zaključak

Pokazano je da promena koeficijenata na četvrtom i višim nivoima Laplasove piramide doprinosi promeni lokalnog kontrasta na radiografskim snimcima. Slično kao i kod pojačanja detalja, pokazno je da je linearna promena koeficijenata inferiorna u smislu stvaranja artefakata u poređenju sa sigmoidalnim i multiplikativnim pristupom.

Poređenje sigmoidalnog i multiplikativnog pristupa pokazalo je da je moguće postići uporedivo pojačanje lokalnog kontrasta. Zaključeno je da ograničavanje maksimalne apsolutne vrednosti koeficijenta nakon pojačanja, koje je urođeno za sigmoidalni pristup, rezultira većim artefaktima u odnosu na multiplikativni pristup kod kojeg je ovo pojačanje moguće odrediti podešavanjem vrednosti parametra P_n.

Analizirana je upotreba različitih pojačanja slabih detalja na različitim nivoima Laplasove piramide. Upotreba slabijeg pojačanja na višim nivoima dovodi do smanjenja opsega vrednosti krajnjeg obrađenog snimka što dovodi do relativnog pojačanja sitnijih struktura i posledično dovodi do njihove bolje vidljivosti.

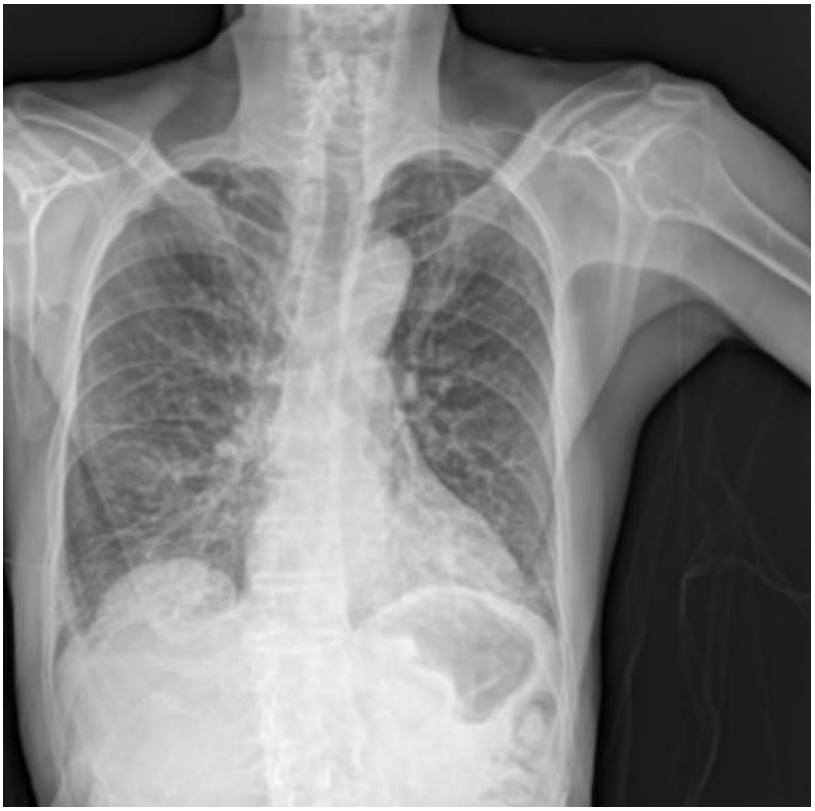
4.5 Smanjenje globalnog kontrasta

Na slici 4.74 prikazan je jednostavan jednodimenzionalni signal. Prikazani signal je razložen na niskofrekvencijsku aproksimaciju, odnosno reziduum i lokalne strukture koje se određuju kao razlika originalnog signala i reziduuma. Uočava se da je razlika intenziteta koja predstavlja globalni kontrast sadržana u reziduumu. Smanjenjem vrednosti reziduuma na pola i naknadnom sintezom signala na osnovu njega i lokalnih struktura uočava se da je došlo do povećanja relativnog udela dinamičkog opsega koji zauzimaju lokalne strukture.

Na slici 4.75 (a) prikazan je primer snimka lumbalne kičme, na 4.75 (b) prikazan je najniži nivo Gausove piramide snimka, odnosno reziduum, dok je na slici 4.75 (c) prikazana razlika originalnog snimka i reziduuma. Uočava se da su globalne razlike



(a)



(b)

Slika 4.71. (a) Snimak koji je dobijen nakon što su koeficijenti Laplasove piramide od četvrtog do devetog nivoa jednako pojačavani i (b) snimak kod kojeg je svaki viši nivo slabije pojačan. Kod (a) je pojačanje najslabijih detalja postavljeno na 6 za sve nivoe, a kod (b) su pojačanja postavljena na 6, 5, 2, 1.5, 1 i 1 za četvrti i više nivoe, tim redom. Korišćen je multiplikativni pristup, vrednost parametra α podešena je na 22, $P_n = 1$.



(a)



(b)

Slika 4.72. Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.71. Za prikazivanje su iskorišćene sve nijanse sive boje.

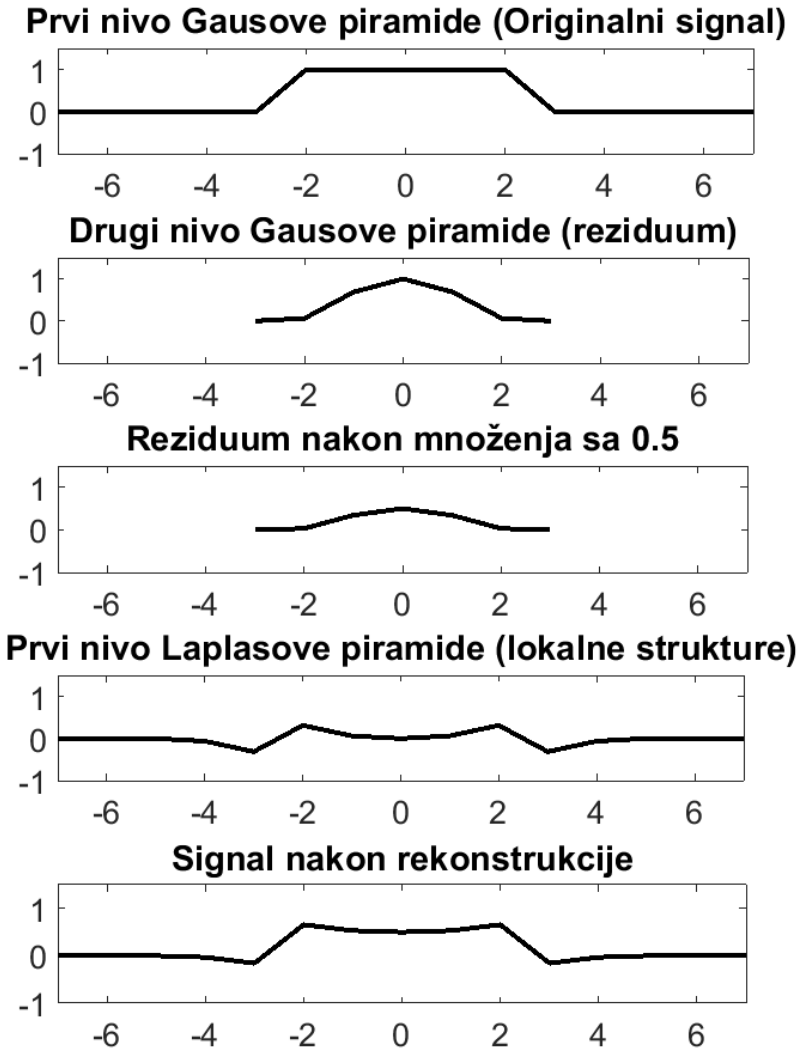


(a)



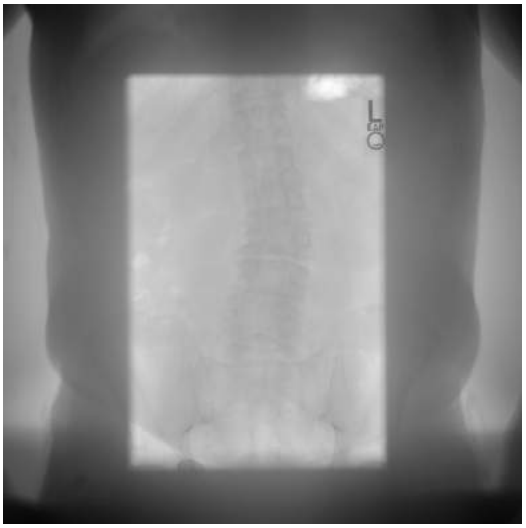
(b)

Slika 4.73. Uvećani deo snimka dobijenog na osnovu (a) sigmoidalnog i (b) multiplikativnog pojačanja. Korišćeni su isti prametri kao za slike 4.69 i 4.71.

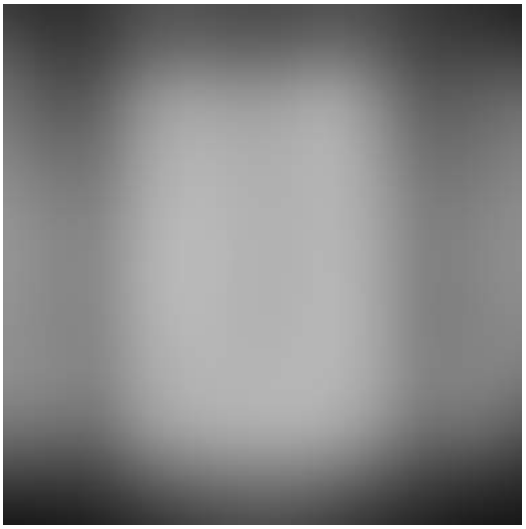


Slika 4.74. Primer relativnog pojačanja vidljivosti lokalnih struktura na jednodimenzionalnom signalu.

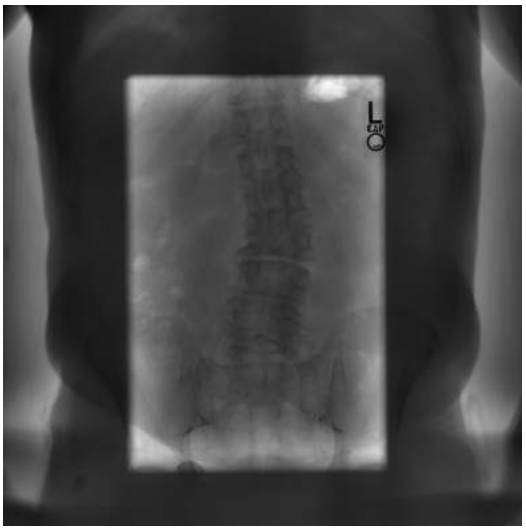
u osvetljaju sadržane u reziduumu snimka, kao što je bio slučaj i sa jednodimenzionalnim signalom prikazanim na slici 4.74. Posmatranjem snimka prikazanog na slici 4.75 (a) uočava se da najveći kontrast na snimku postoji između direktno ozračenih delova anatomije i pozadine koja se nalazi u delu koji je zaštićen kolimatorom (tamni okvir oko anatomije). Ovakav globalni kontrast nije pogodan pošto predstavlja razliku između anatomije koja je snimana i dela snimka koji nema nikakav dijagnostički značaj. Cilj smanjenja globalnog opsega jeste smanjenje opsega vrednosti koji će biti dodeljen globalnim razlikama da bi se taj opseg preraspodelio na prikazivanje snimane anatomije. Da bi se uočene globalne razlike smanjile moguće je smanjiti dinamički



(a)



(b)



(c)

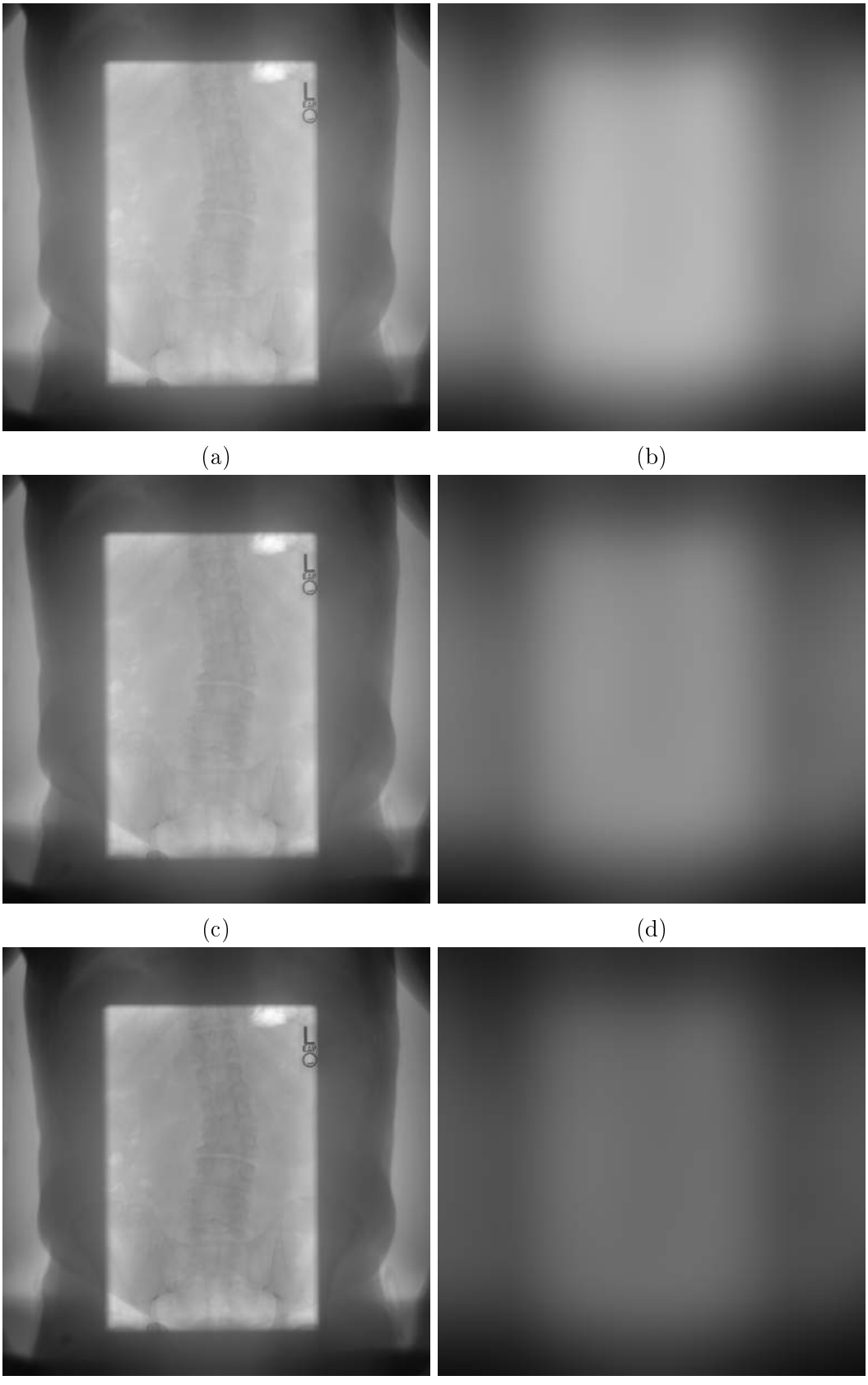
Slika 4.75. (a) Primer snimka lumbalne kičme od napred, (b) reziduum određen na desetom nivou piramide i (c) lokalne strukture, tj. razlika originalnog snimka i prikazanog reziduuma. Reziduum je interpoliran na veličinu originalnog snimka.

opseg koji je dodeljen reziduumu upotrebom sledećeg izraza:

$$\hat{R} = \beta R \tag{4.22}$$

gde $\hat{R}$ predstavlja reziduum nakon smanjenja vrednosti, R predstavlja ulazni reziduum, a β predstavlja konstantu čija se vrednost bira iz opsega $[0, 1]$. Postavljanje vrednosti β na 1 ne dovodi do smanjenja opsega vrednosti, dok odabir vrednosti 0 u potpunosti uklanja reziduum. Na slikama 4.76 i 4.77 prikazani su snimci koji se dobijaju nakon smanjenja globalnog kontrasta za vrednosti konstante β od 1 (bez smanjenja) do 0 (potpuno potiskivanje). Sa prikazanih snimaka uočava se da je smanjenjem vrednosti reziduuma postignuto smanjenje globalnog kontrasta i da je vidljivost lokalnih struktura uspešno povećana. Potrebno je naglasiti da vrednosti intenziteta snimka nakon predložene promene reziduuma više ne predstavljaju gustinu anatomije, ali je postignuto poboljšanje vidljivosti lokalnih struktura. Na slici 4.78 prikazan je poprečni presek snimka pre i nakon smanjenja globalnog kontrasta. Uočava se da je smanjenjem globalnih intenzitetskih razlika relativno povećan opseg vrednosti koji pripada lokalnim strukturama.

Predloženo smanjenje globalnog kontrasta može se primeniti i nad snimcima na kojima nije korišćena kolimacija. Na slici 4.79 prikazan je snimak bez kolimacije kao i njegov rezuduum. Uočava se da globalne intenzitetske razlike između najgušćeg dela anatomije i direktno ozračenog dela snimka zauzimaju najveći deo opsega vrednosti. Isto kao i u slučajevima kada je korišćena kolimacija, ovu globalnu razliku moguće je smanjiti predloženim pristupom. Na slici 4.79 (c) prikazan je snimak dobijeni nakon smanjenja globalnog kontrasta. Uvećani deo snimka pre i nakon smanjenja globalnog kontrasta prikazan je na slici 4.80. Uočava se da je postignuto željeno smanjenje globalnog kontrasta kao i pojačanje vidljivosti lokalnih struktura čime je pokazano da je predloženi pristup moguće koristiti nezavisno od kolimacije, što ga čini pogodnim za obradu svih radiografskih snimaka.

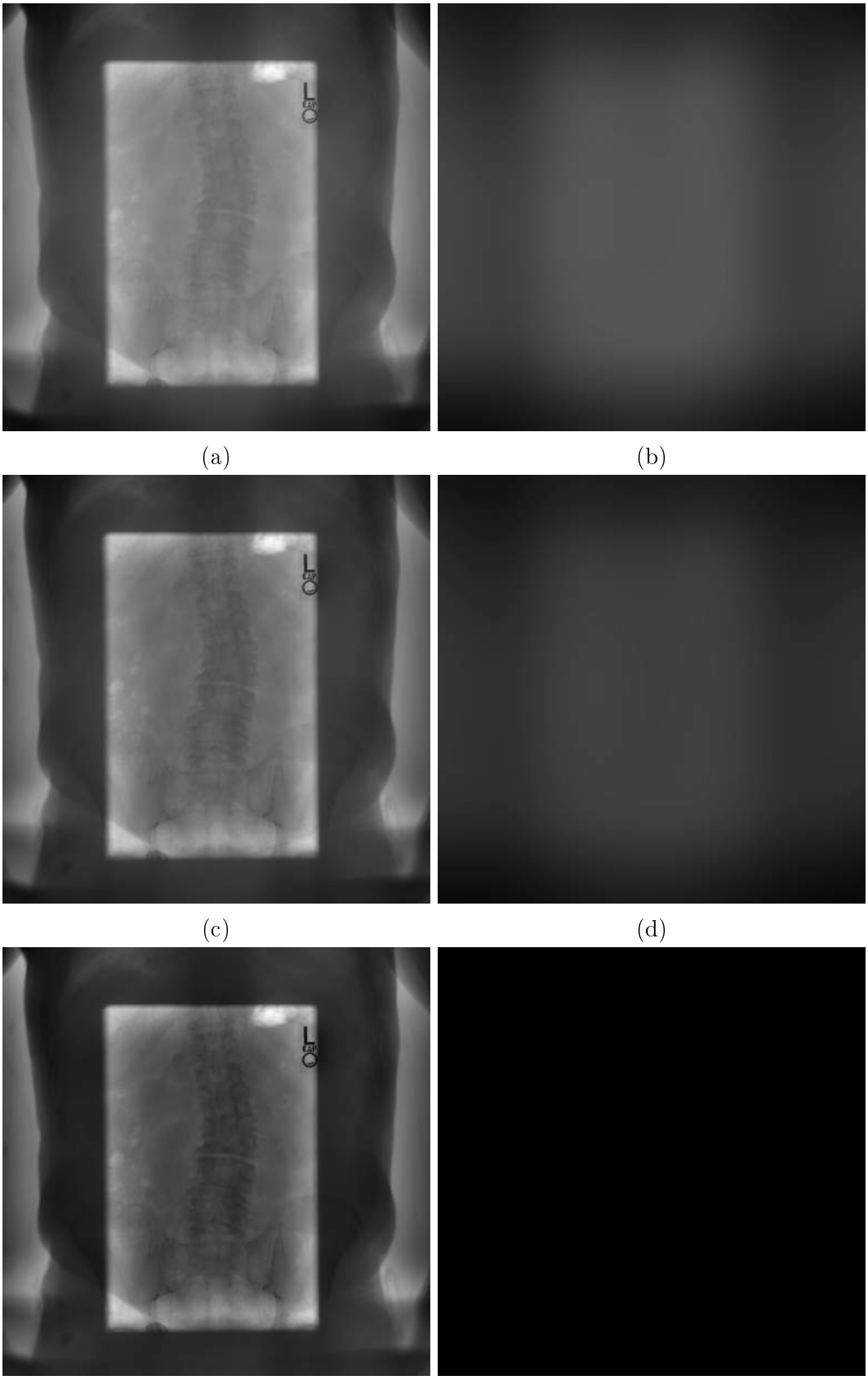


(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Slika 4.76. (levo) Snimci dobijeni nakon smanjenja globalnog kontrasta za vrednost parametra β: (a) 1, (c) 0.8 i (d) 0.6. (desno) Reziduumi nakon množenja sa parametrom β. Snimak dobijen za $\beta = 1$ predstavlja situaciju kada nema smanjenja globalnog opsega.

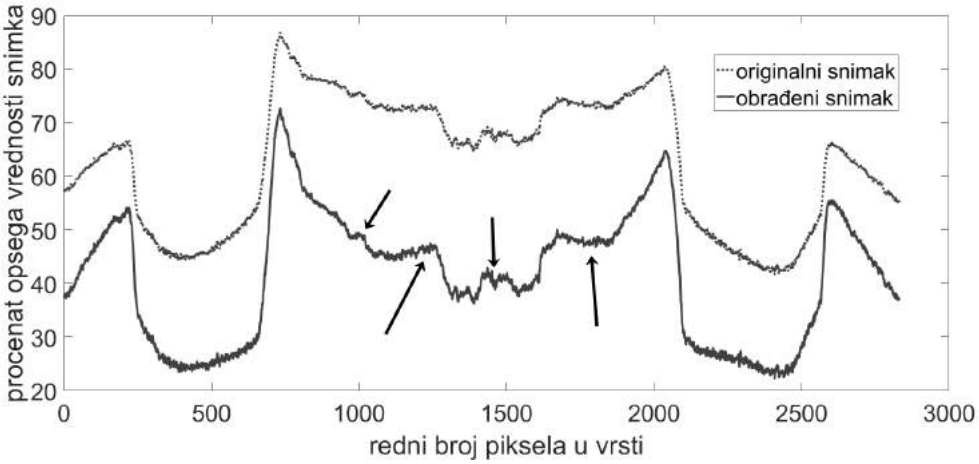


(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Slika 4.77. (levo) Snimci dobijeni nakon smanjenja globalnog kontrasta za vrednost parametra β: (a) 0.4, (c) 0.2 i (d) 0. (desno) Reziduumi nakon množenja sa parametrom β. Snimak dobijen za $\beta = 0$ predstavlja situaciju kada je globalni kontrast u potpunosti potisnut.

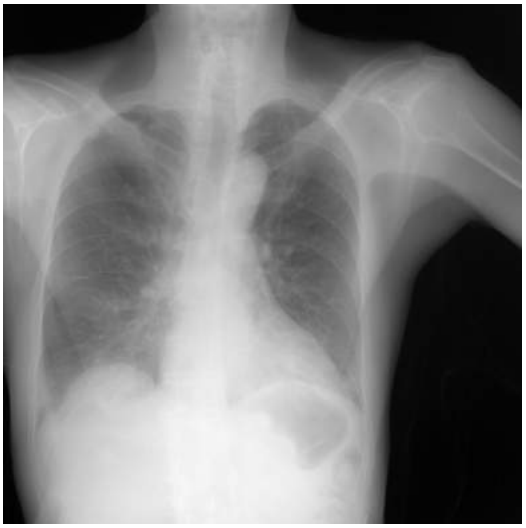


Slika 4.78. Poprečni presek (srednja vrsta) originalnog snimka i poprečni presek snimka nakon postavljanja $\beta = 0.3$. Strelicama su označeni delovi gde je relativno povećanje lokalnih struktura lako uočljivo.

4.5.1 Optimalan broj nivoa piramide za sigmoidalni pristup

Analizirano je koji je broj nivoa piramide pogodan za optimalno smanjenje globalnog kontrasta. Na slici 4.81 prikazani su rezuduumi koji odgovaraju piramidama sa različitim brojem nivoa. Ako se koristi previše malo nivoa, reziduum neće predstavljati samo razlike u globalnom kontrastu već će predstavljati i lokalne strukture. Ako se nasuprot tome koristi mnogo nivoa piramide, najviši nivoi Laplasove piramide predstavljaće sve krupnije globalne razlike u intenzitetu dok će reziduum predstavljati sve sporije promene te njegovim smanjenjem neće doći do smanjenja globalnog kontrasta koji će ostati sadržan u višim nivoima Laplasove piramide (prikazani su na slici 4.82).

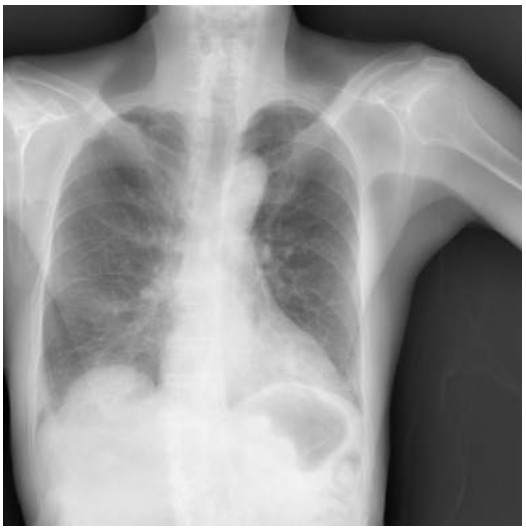
U tabeli 4.1 prikazane su veličine piksela za različite savremene detektore zračenja koji se koriste u dijagnostičkoj radiografiji. Pošto se broj piksela u piramidi smanjuje četiri puta po nivou (dva puta po svakoj dimenziji) može se smatrati da pikseli na svakom višem nivou predstavljaju duplo veći piksel, tj. da je njegova ekvivalentna veličina dva puta veća po dimenziji. Uočava se da pikseli na desetom nivou predstavljaju strukture koje su širine oko 7 cm, dok pikseli na trinaestom nivou predstavljaju strukture koje su široke čak 50 cm. Ako se uzme u obzir da je uobičajena veličina detektora 43 x 43 cm, zaključuje se da jedan piksel na trinaestom nivou predstavlja



(a)



(b)



(c)

Slika 4.79. (a) Primer snimka, (b) reziduum određen na desetom nivou piramide i (c) snimak dobijen sa $\beta = 0.5$. Snimci su prikazani u negativu radi lakšeg uočavanja detalja.

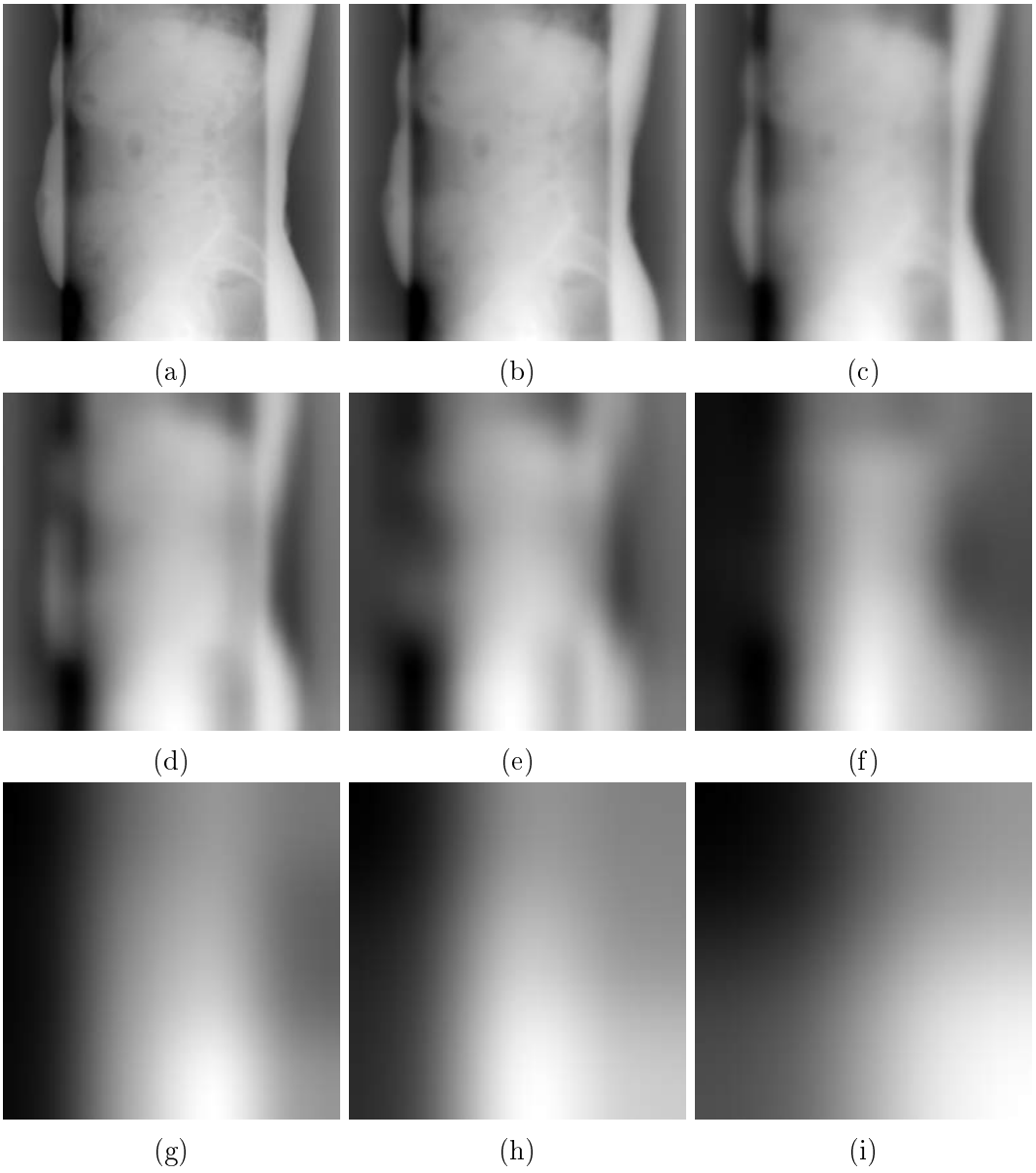


(a)



(b)

Slika 4.80. Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.79.

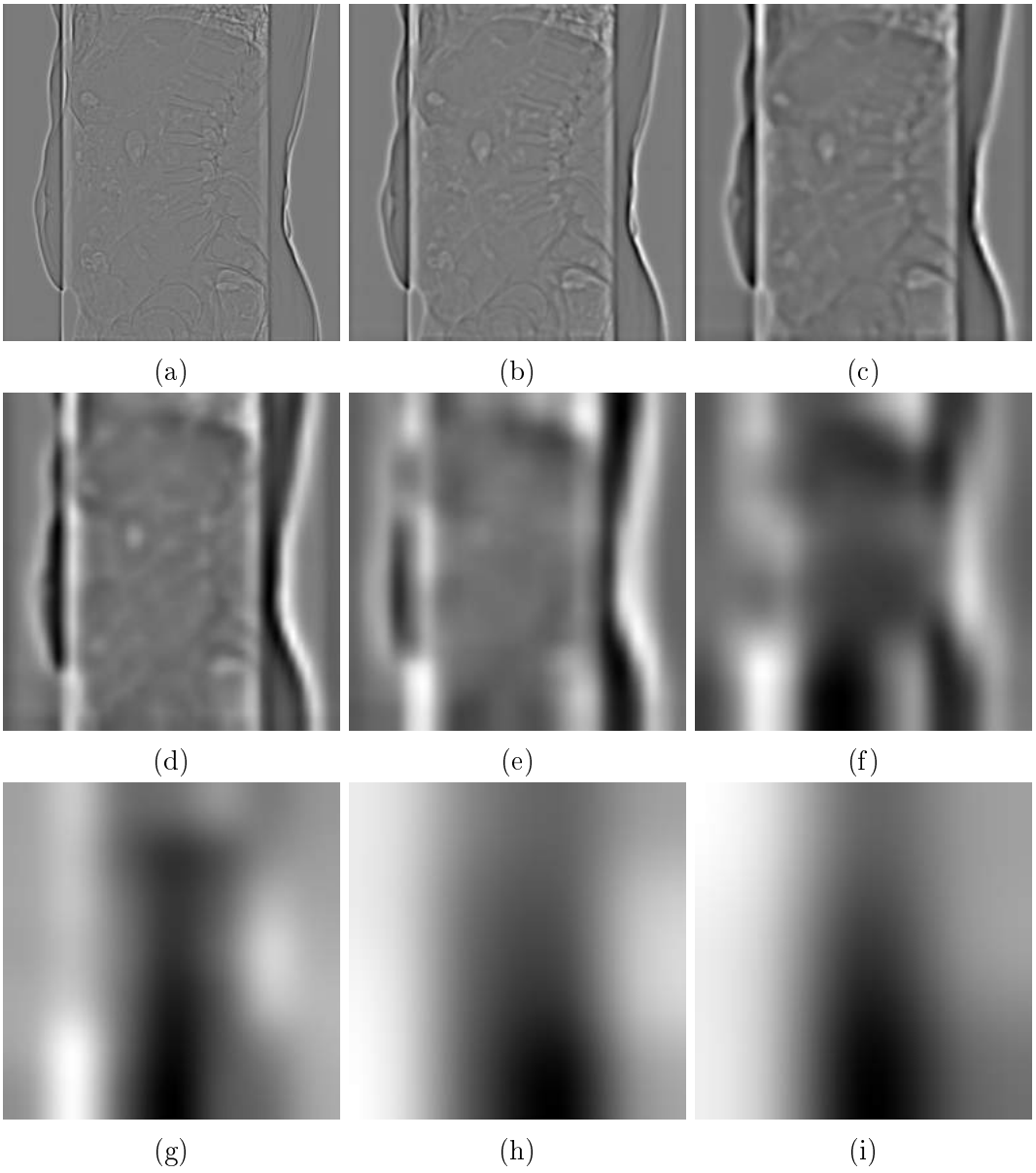


Slika 4.81. Primeri reziduuma koji odgovaraju piramidama sa: (a) 4, (b) 5, (c) 6, (d) 7, (e) 8, (f) 9, (g) 10, (h) 11 i (i) 12 nivoa. Snimci su interpolirani na veličinu originalnog snimka i prikazani u negativu.

ceo snimak. U praksi je svaki nivo piramide moguće proširiti, što se često i radi da bi se dobio paran broj vrsta i kolona pre decimacije, te je moguće odrediti proizvoljno mnogo nivoa. Stoga, trinaesti nivo ne treba posmatrati kao poslednji mogući nivo piramide, već kao poslednji smislen nivo, jer će nakon njega u višim nivoima biti više piksela koji predstavljaju proširenje, nego piksela koji predstavljaju informacije iz snimka.

Tabela 4.1. Ekvivalentna veličina piksela za različite nivoe Laplasove piramide. Veličina izražena u milimetrima.

Nivo piramide	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Tip detektora													
Trixell Pixium 4600	0.143	0.286	0.572	1.14	2.29	4.58	9.15	18.30	36.61	73.22	146.43	292.86	585.73
Trixell Pixium 3543pR	0.144	0.288	0.576	1.15	2.30	4.61	9.22	18.43	36.86	73.73	147.46	294.91	589.82
Trixell Pixium 4143C	0.148	0.296	0.592	1.18	2.37	4.74	9.47	18.94	37.89	75.78	151.55	303.10	606.21
Toshiba FDX4343R	0.143	0.286	0.572	1.14	2.29	4.58	9.15	18.30	36.61	73.22	146.43	292.86	585.73
Toshiba FDX4343RPW	0.14	0.28	0.56	1.12	2.24	4.48	8.96	17.92	35.84	71.68	143.36	286.72	573.44
Perkin Elemer 4336	0.1	0.2	0.4	0.80	1.60	3.20	6.40	12.80	25.60	51.20	102.40	204.80	409.60
Careray 1500P	0.154	0.308	0.616	1.23	2.46	4.93	9.86	19.71	39.42	78.85	157.70	315.39	630.78
Varian PaxScan 4336Wv4	0.139	0.278	0.556	1.11	2.22	4.45	8.90	17.79	35.58	71.17	142.34	284.67	569.34
Konica 2430	0.175	0.35	0.7	1.40	2.80	5.60	11.20	22.40	44.80	89.60	179.20	358.40	716.80
DRTech FDXD 810	0.129	0.258	0.516	1.03	2.06	4.13	8.26	16.51	33.02	66.05	132.10	264.19	528.38
Samsung Xmaru1717	0.143	0.286	0.572	1.14	2.29	4.58	9.15	18.30	36.61	73.22	146.43	292.86	585.73



Slika 4.82. Prikaz nivoa: (a) 4, (b) 5, (c) 6, (d) 7, (e) 8, (f) 9, (g) 10, (h) 11 i (i) 12 Laplasove piramide.

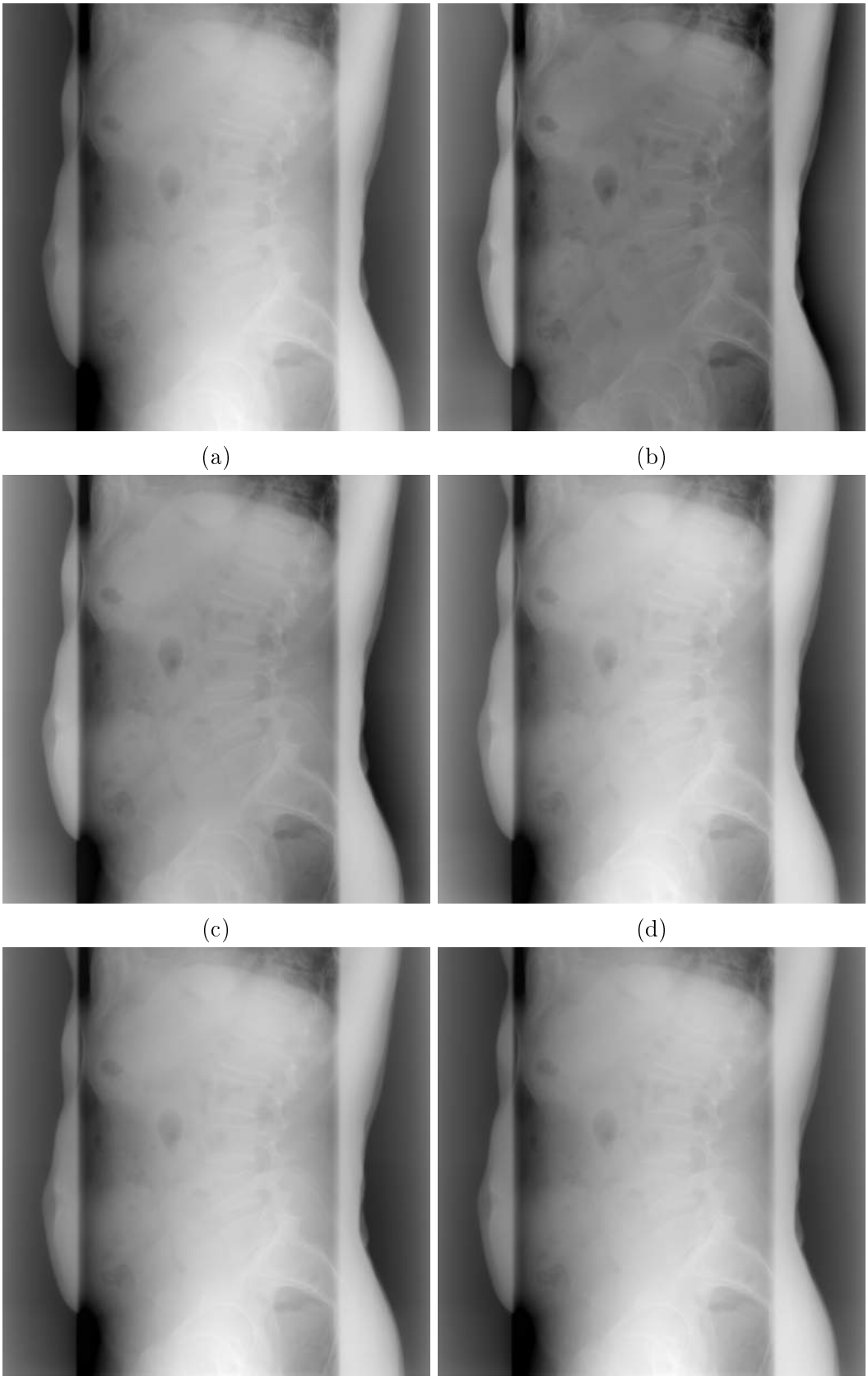
Posmatranjem slika 4.81 i 4.82 uočava se da reziduum koji se dobija kada se koristi deset nivoa Laplasove piramide predstavlja globalne promene opsega dok nivoi pre njega sadrže više informacija o lokalnim strukturama, a nivoi posle njega predstavljaju previše grube aproksimacije polaznog snimka da bi se uspešno mogli iskoristiti za smanjenje globalnog opsega koji je moguće kontrolisati preko konstante β. Na slici 4.83 prikazan je rezultat smanjenja globalnog kontrasta za reziduum određen za

različit broj nivoa Laplasove piramide. Na slici se uočava da ako se koristi više od deset nivoa Laplasove piramide smanjenje globalnog kontrasta preko manipulacije reziduumom ne donosi uočljive razlike u odnosu na originalni snimak. Treba primetiti da je odabir da se reziduum uzima sa deset nivoa Laplasove piramide prilagođen posmatranim snimcima koji su pribavljeni putem savremenih radiografskih sistema koji imaju piksele veličine oko 0.15 mm i sliku veličine oko 9 megapiksela. U slučaju da se koristi drugačiji sistem za pribavljanje snimaka, opisanu analizu moguće je ponoviti i utvrditi pogodan broj nivoa.

4.5.2 Smanjivanje globalnog kontrasta kod multiplikativnog pristupa

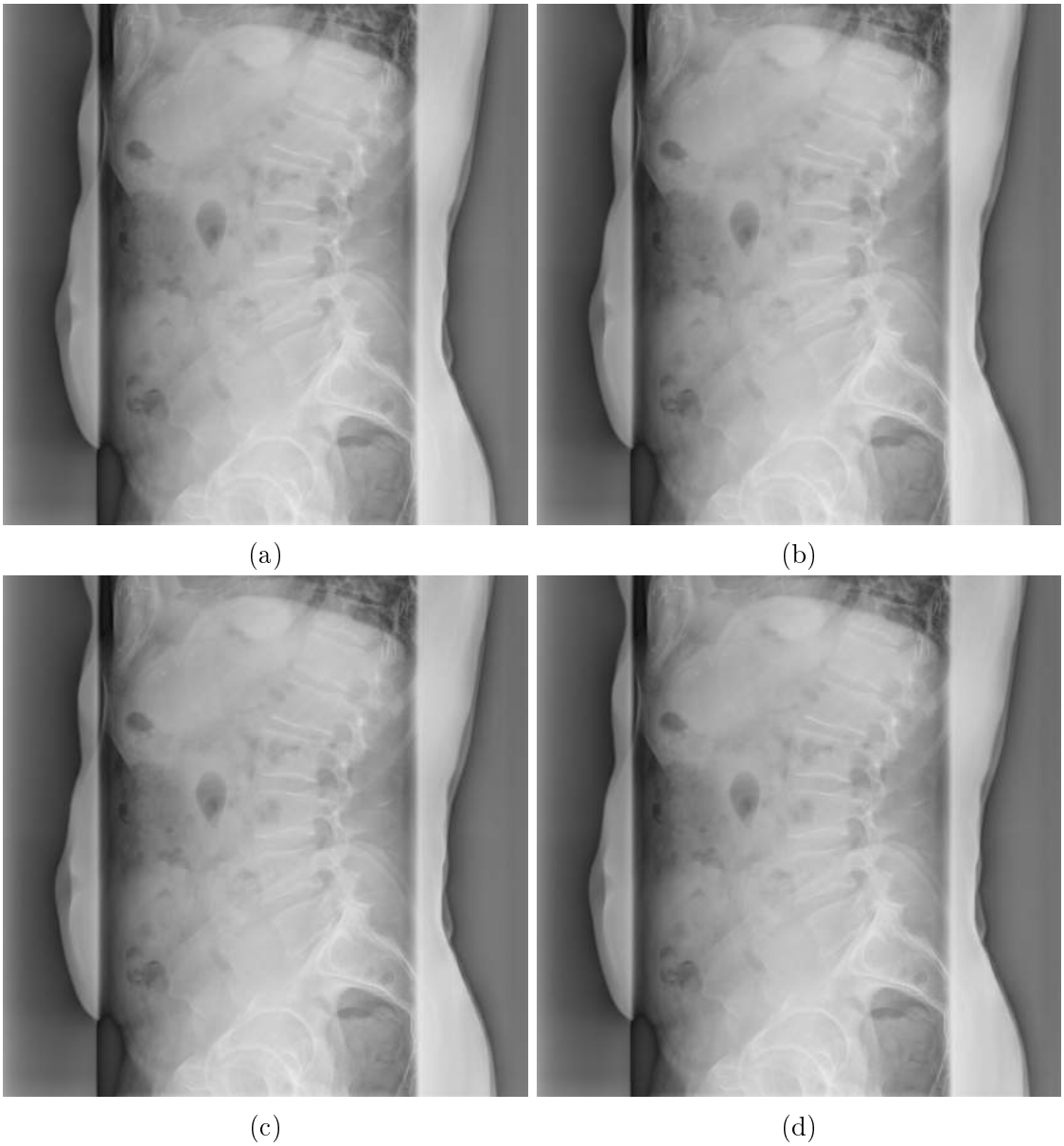
Slika 4.84 predstavlja snimak kod kojeg je korišćen sigmoidalni pristup za pojačanje detalja i poboljšanje globalnog kontrasta za trinaest nivoa Laplasove piramide. Snimak je obrađen pre smanjenja globalnog kontrasta da bi se rezultat osmotrio u realnom scenariju gde su prisutni i ostali koraci obrade. Određivanje poboljšanja detalja i lokalnog kontrasta preko samo jednog parametra obrazloženo je u poglavlju 4.6 (u datom slučaju taj parametar podešen je na $Z = 3.4$). Uvećani delovi snimaka prikazani su na slici 4.85. Uočava se da promena parametra β ne doprinosi promeni globalnog kontrasta pošto je korišćeno previše nivoa piramide. Međutim uočava se da je globalni kontrast smanjen u odnosu na originalni snimak. Razlog za ovo smanjenje globalnog kontrasta je to što se koeficijenti Laplasove piramide na visokim nivoima slabe u skladu sa nelinearnom karakteristikom sigmoidalnog pristupa (detaljno obrazloženje je izneseno u poglavlju 4.4.1). Drugim rečima, globalni kontrast moguće je slabiti u sklopu poboljšanja lokalnog kontrasta sigmoidalnim pristupom, ali ga je u takvom scenariju nemoguće direktno kontrolisati preko vrednosti parametra β.

Analiza pogodnog broja nivoa piramide menja se prilikom upotrebe multiplikativnog pristupa, tj. deset nivoa nije optimalno. Za razliku od sigmoidalnog pristupa, ako se upotrebi više od deset nivoa piramide slabljenje globalnog kontrasta moguće je kontrolisati izjednačavanjem vrednosti parametra P_n (definisan izrazom (4.20)) sa



(a) (b) (c) (d) (e) (f)

Slika 4.83. (a) Originalni snimak i rezultat smanjenja globalnog kontrasta kad je reziduum određen sa: (b) 9, (c) 10, (d) 11, (e) 12 i (f) 13 nivoa Laplasove piramide. U svim slučajevima korišćeno je $\beta = 0$. Snimci su prikazani u negativu.

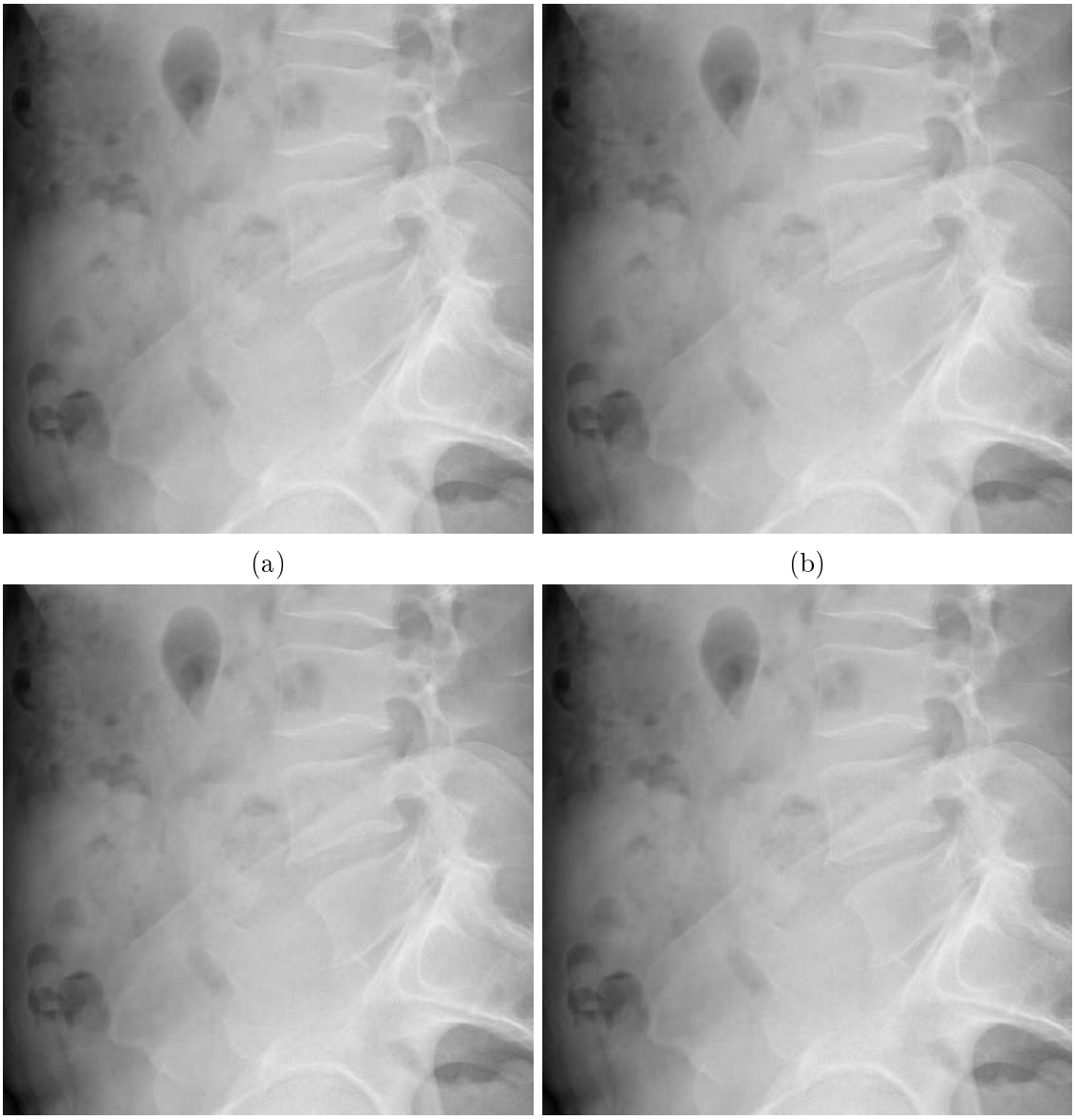


(a) (b)

(c) (d)

Slika 4.84. Snimak dobijen obradom preko sigmoidalnog pristupa za vrednosti konstante β: (a) 1, (b) 0.5, (c) 0.25 i (d) 0, tj. bez smanjenja globalnog kontrasta za vrednost $\beta = 1$ do potpunog smanjenja za vrednost $\beta = 0$. Snimci su prikazani u negativu.

konstantom β. Primeri snimaka dobijenih za različite vrednosti parametra β u kombinaciji sa sigmoidalnim i multiplikativnim pristupom prikazani su na slici 4.86. Slično kao i prethodno, za oba pristupa su poboljšani detalji i lokalni kontrast da bi se efekti smanjenja globalnog kontrasta osmotrili u sklopu ostalih koraka obrade (parametar pojačanja iz poglavlja 4.6 podešen na $Z = 2.79$).



(a) (b)

(c) (d)

Slika 4.85. Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.84.

Uočava se da promena parametra β ima uticaja na smanjenje globalnog kontrasta iako je korišćeno trinaest nivoa piramide, za razliku od slučaja kada je korišćen sigmoidalni pristup (slika 4.84). Ovakva mogućnost kombinovanja parametra za smanjenje globalnog kontrasta i parametra za poboljšanje lokalnog kontrasta donosi smanjenje prisustva artefakata obrade. Na slici 4.86 prikazano je poređenje snimaka koji su obrađeni sigmoidalnim i multiplikativnim pristupom sa smanjenjem globalnog kontrasta. Uočava se da je prisustvo artefakata (siva pozadina) smanjeno kod multiplikativnog

pristupa. Razlog uočenom smanjenju artefakata je ujednačeno smanjenje vrednosti koeficijenata Laplasove piramide koji predstavljaju značajne lokalne strukture i onih koji predstavljaju globalni kontrast (koeficijenti na najvišim nivoima) što predstavlja veliku prednost upotrebe multiplikativnog pristupa. Za razliku od ovoga, kod sigmoidalnog pristupa slabljenje jakih lokalnih kontrasta i globalnog kontrasta nije povezano te zbog razlike u slabljenju dolazi do stvaranja značajnijih artefakata.

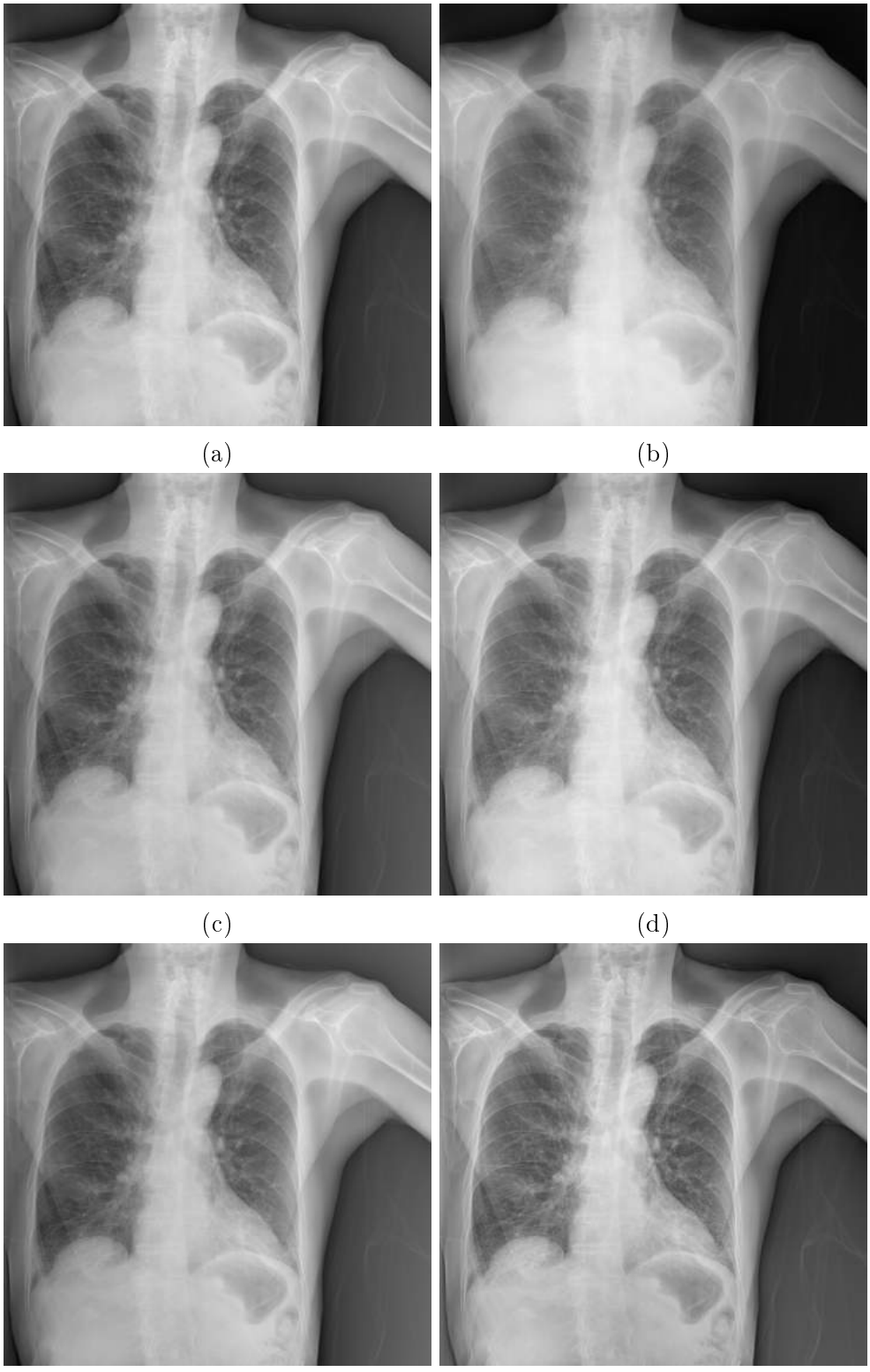
Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.86 prikazani su na slikama 4.87, 4.88 i 4.89. U slučaju kada je parametar β podešen na vrednost 0.5 na snimku obrađenom sigmoidalnim pristupom (slika 4.87) primećuje se blago jače smanjenje globalnog kontrasta nego kod multiplikativnog pristupa. Ovo je posledica jačeg implicitnog smanjenja jakih lokalnih kontrasta u odnosu na multiplikativni pristup gde su jaki lokalni kontrasti smanjeni samo za 50 %. Međutim, kao što se vidi sa slike 4.86 gde je prikazan ceo snimak, kod multiplikativnog pristupa nije došlo do pojave artefakata. Na slici 4.88 prikazani su delovi snimaka dobijeni za parametar $\beta = 0.2$. Sa slika se uočava da je multiplikativni pristup doveo do boljeg isticanja lokalnih struktura u odnosu na sigmoidalni pristup, a poređenjem celih snimaka uočava se da je pri tome multiplikativni pristup proizveo slabije artefakte. Za vrednost $\beta = 0$ dobijaju se uporedivi artefakti za oba pristupa (nešto blaži za multiplikativni pristup) dok se sa uvećanih delova (slika 4.89) vidi da je multiplikativni pristup bolje istakao lokalne strukture.

4.5.3 Zaključak

Smanjenje globalnog kontrasta moguće je postići smanjenjem opsega vrednosti reziduuma, tj. reziduum je moguće množiti konstantom koja je iz opsega od 0 do 1. Za vrednost 1 neće biti smanjenja globalnog opsega, a za vrednost 0 će reziduum u potpunosti biti potisnut.

Pokazano je da je deset nivoa optimalno za sigmoidalni pristup. Upotrebom više nivoa ne postiže se smanjenje globalnog opsega, a sa manje nivoa se osim globalnog kontrasta potiskuju i krupne lokalne strukture.

Kod multiplikativnog pristupa moguće je koristiti trinaest nivoa piramide pošto

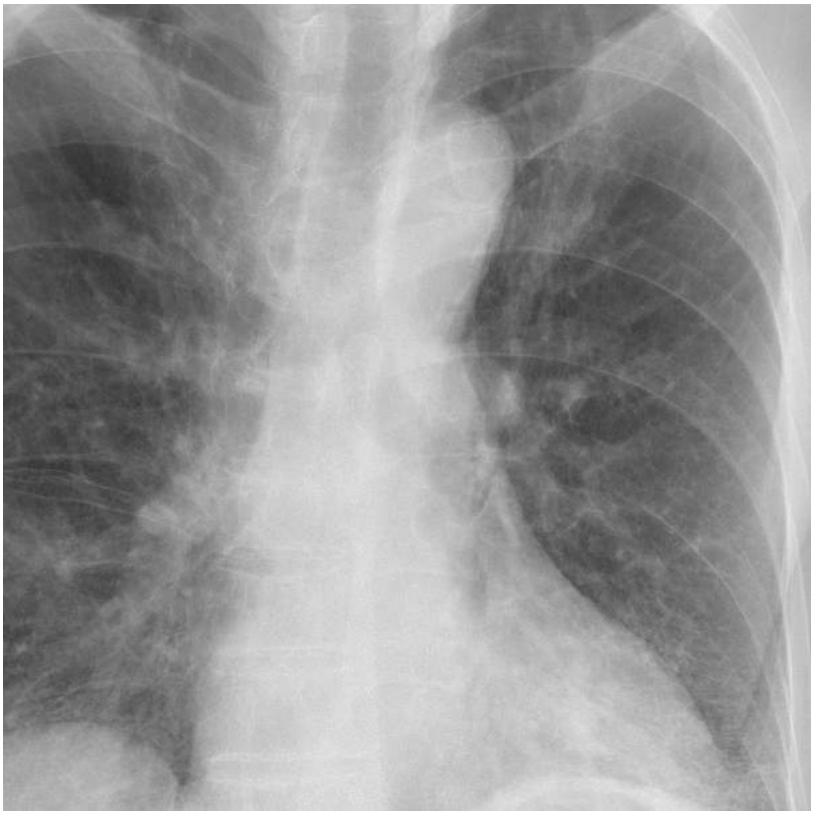


(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Slika 4.86. Poređenje snimaka dobijenih preko (leva kolona) sigmoidalnog i (desna kolona) multiplikativnog pristupa. Vrste od gore na dole predstavljaju snimke dobijene sa parametrom β podešenim na vrednost 0.5, 0.2 i 0. Kod sigmoidalnog pristupa korišćeno je 10, a kod multiplikativnog 13 nivoa Laplasove piramide. Snimci su prikazani u negativu.

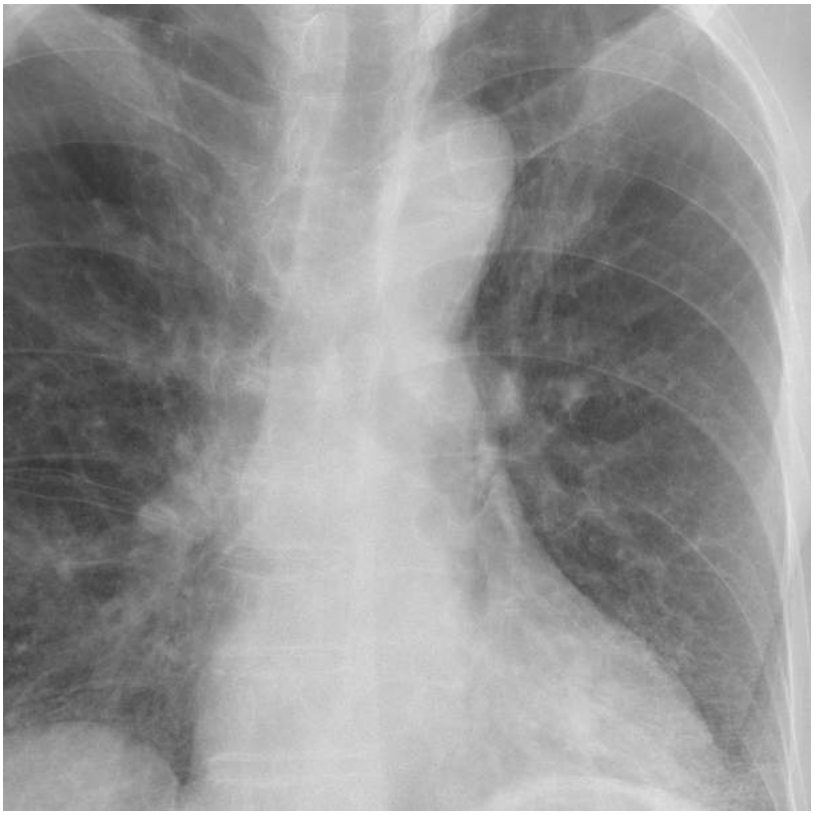


(a)

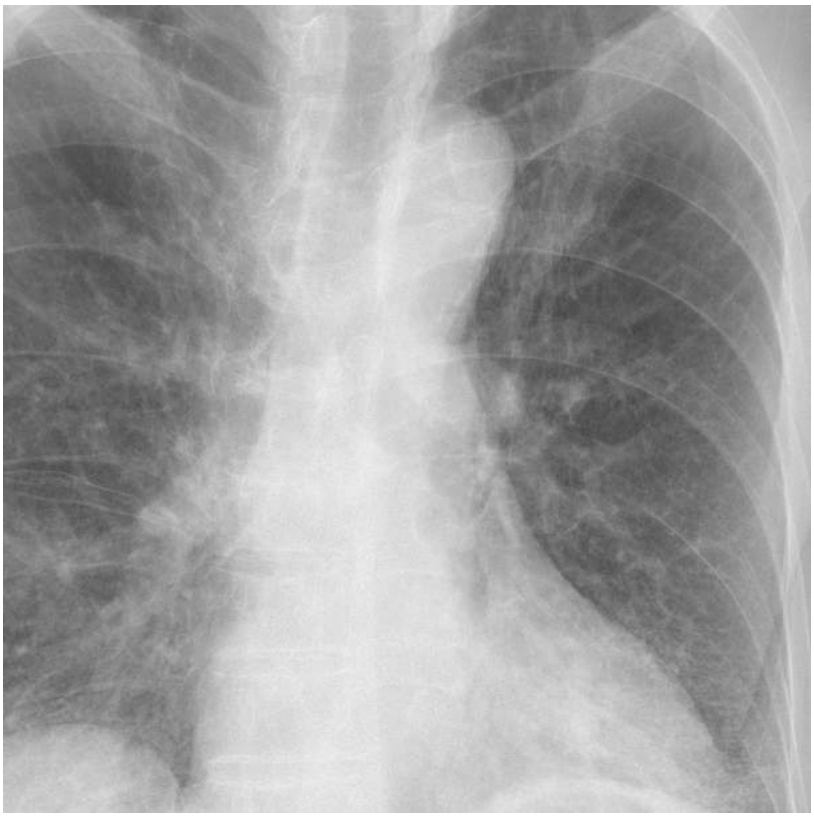


(b)

Slika 4.87. Delovi snimaka dobijenih nakon smanjenja globalnog kontrasta (a) sigmoidalnim i (b) multiplikativnim pristupom. Parametar β je podešen na vrednost 0.5. Kod sigmoidalnog pristupa korišćeno je 10, a kod multiplikativnog 13 nivoa Laplasove piramide.



(a)

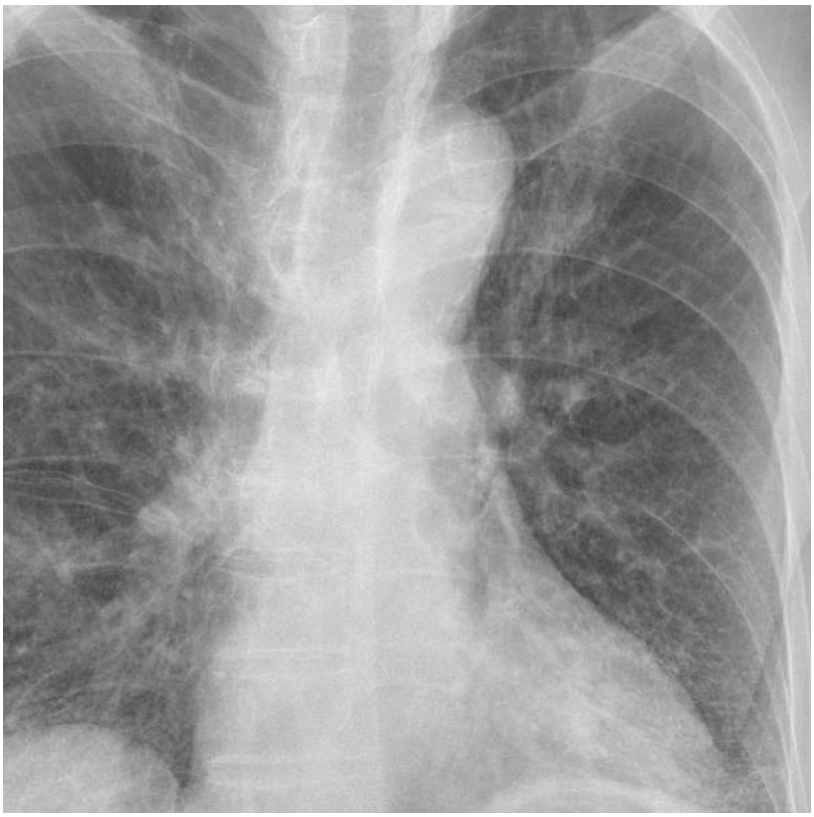


(b)

Slika 4.88. Delovi snimaka dobijeni nakon smanjenja globalnog kontrasta (a) sigmoidalnim i (b) multiplikativnim pristupom. Parametar β je podešen na vrednost 0.2. Kod sigmoidalnog pristupa korišćeno je 10, a kod multiplikativnog 13 nivoa Laplasove piramide.



(a)



(b)

Slika 4.89. Delovi snimaka dobijeni nakon smanjenja globalnog kontrasta (a) sigmoidalnim i (b) multiplikativnim pristupom. Parametar β je podešen na vrednost 0. Kod sigmoidalnog pristupa korišćeno je 10, a kod multiplikativnog 13 nivoa Laplasove piramide.

je konstantu koja se koristi za smanjenje globalnog opsega moguće izjednačiti sa parametrom koji određuje slabljenje jakih lokalnih kontrasta. Ovo izjednačavanje dovodi do ujednačenog slabljenja svih jakih struktura čime se smanjuje prisustvo artefakata, a da se pri tome ostvaruje smanjenje globalnog kontrasta.

4.6 Parametarska kontrola procesa obrade

Krajnji obrađeni snimak dobija se sintezom piramide kojoj su koeficijenti modifikovani radi pojačanja detalja, poboljšanja kontrasta i suzbijanja globalnog kontrasta. Sam algoritam sinteze opisan je u poglavlju 4.2.3. U ovom poglavlju se analizira objedinjeni uticaj pojedinačnih koraka na krajnji obrađeni snimak. Za svaki nivo Laplasove piramide potrebno je odrediti parametre koji kontrolišu pojačanje najslabijih koeficijenata, dok je za sigmoidalni pristup pored toga potrebno odrediti i maksimalnu amplitudu koju koeficijenti nakon pojačanja mogu da imaju. Kod multiplikativnog pristupa je umesto najveće amplitude potrebno odrediti konstantu α koja kontroliše opadanje krive koja kontroliše promenu koeficijenata, takođe za svaki nivo piramide. Pored toga, i za sigmoidalni i za multiplikativni pristup, potrebno je odrediti konstantu β koja kontroliše smanjenje globalnog kontrasta. Uočava se da je za piramidu od deset nivoa potrebno podesiti dvadeset i jedan parametar, što je veoma nepovoljno jer izuzetno otežava praktičnu primenu gde bi se od korisnika očekivalo da podešava svaki parametar.

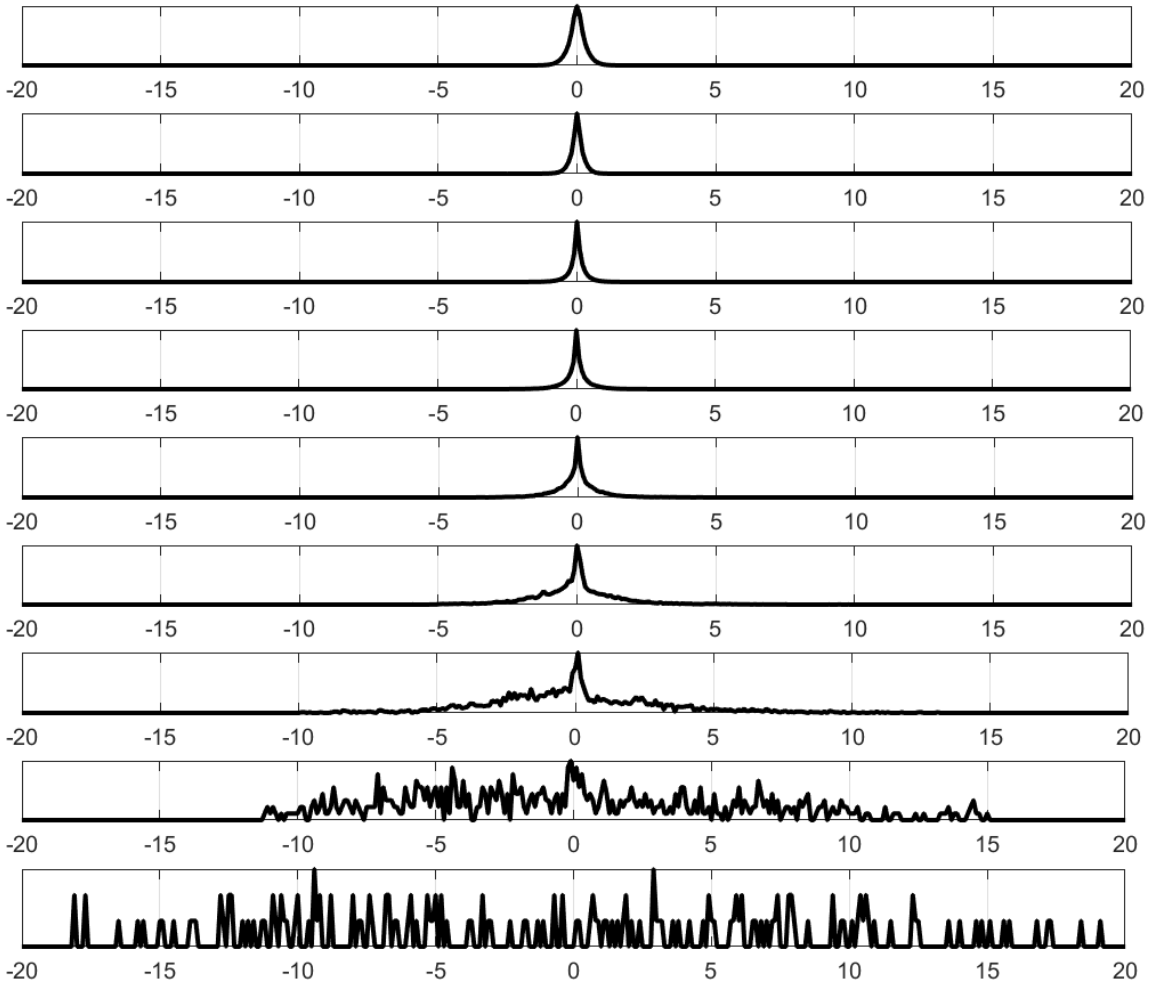
Da bi se omogućila jednostavnija kontrola multiveličinske obrade, neke od parametara neophodno je unapred definisati. Međutim, odabir neke vrednosti za jedan parametar menja odabir vrednosti za ostale parametre pošto će svi oni uticati na izgled obrađenog snimka. Ako se pretpostavi da je za svaki parametar predefinisano samo tri moguće vrednosti dobija se 3^{21} mogućih kombinacija parametara, što je praktično nemoguće isprobati. Da bi se podešavanje parametara omogućilo, odabrano je da se kod sigmoidalnog pristupa parametar koji određuje maksimalnu amplitudi koeficijenata nakon pojačanja fiksira za sve nivoe piramide, a da se menja parametar koji određuje pojačanje najslabijih koeficijenata. Slično ovome, kod multiplikativnog

pristupa moguće je fiksirati parametar α kojim se kontroliše opadanje pojačanja i dozvoliti da se menja pojačanje najslabijih koeficijenata.

Prilikom određivanja najveće amplitude koeficijenata nakon pojačanja kod sigmoidalnog pristupa potrebno je u obzir uzeti nekoliko faktora. Pošto najveća amplituda određuje granicu do koje koeficijenti mogu biti pojačani, potrebno ju je podesiti tako da se za sve slabije koeficijente omogući pojačanje. Ako bi se najveća amplituda podesila previše nisko izgubio bi se potencijal za pojačanje slabijih koeficijenata i najjači koeficijenti bi bili previše oslabljeni, dok bi se za previše visoku vrednost pojačavali i već jaki koeficijenti. Na slici 4.90 prikazani su histogrami koeficijenata Laplasove piramide za snimak pluća prikazane na slici 4.79 (a) (neobrađeni snimak). Uočava se da je amplitudu najvećeg pojačanja moguće podesiti tako da svi (ili skoro svi) koeficijenti na nižim nivoima budu pojačani, a da se pri tome najjači koeficijenti na najvišim nivoima oslabe.

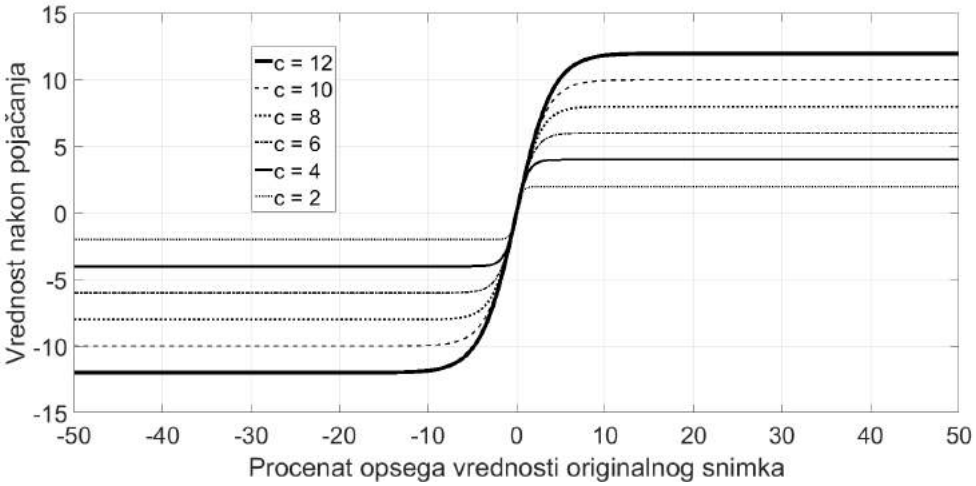
Da bi se odredila optimalna vrednost najveće amplitude nakon pojačanja analiziran je njen uticaj na izgled snimaka. Korišćene sigmoidalne krive prikazane su na slici 4.91. Pojačanje najslabijih koeficijenata za sve nivoe podešeno je na vrednost tri, korišćeno je 10 nivoa Laplasove piramide. Na slici 4.92 prikazani su dobijeni snimci. Sa prikazanih snimaka uočava se da odabir previše niske vrednosti za najveću amplitudu pojačanih koeficijenata (2 %, 4 % i 6 % opsega) previše slabi jake koeficijente i stvara neprirodan izgled snimka kao i izrazitije artefakte obrade (uvećani delovi snimaka na kojima se lakše uočavaju artefakti prikazani su na slici 4.93). Odabir najveće amplitude koja predstavlja 8 % smanjuje prisustvo artefakata, a da je pri tome vidljivost sitnijih lokalnih struktura zadovoljavajuća. Povećavanje najveće amplitude na 10 % ili 12 % ne donosi primetno smanjenje artefakata obrade, a dovodi do blago slabije vizualizacije sitnih struktura pošto se veći deo dinamičkog opsega dodeljuje većim strukturama (jaki koeficijenti na višim nivoima se više povećavaju, uvećani delovi snimaka prikazani su na slici 4.94). Zaključuje se da odabir 8 % opsega vrednosti snimka predstavlja kompromis između prirodnosti izgleda obrađenog snimka, vidljivosti sitnijih struktura i prisustva artefakata obrade.

Analizirani su snimci dobijeni multiplikativnim pristupom za različite vredno-



Slika 4.90. Primer histograma koeficijenata Laplasove piramide za prvih devet nivoa. Gornji grafik predstavlja histogram za prvi nivo, sledeći grafik za drugi nivo itd. Oznake po vertikalnoj osi su izostavljene radi vidljivosti dok horizontalna osa predstavlja procenat opsega vrednosti originalnog snimka.

sti parametra α sa ciljem određivanja njegove optimalne vrednosti. Korišćene krive pojačanja koeficijenata prikazane su na slici 4.95. Pojačanje najslabijih detalja postavljeno je na 3, vrednost parametra P_n postavljena je na 1, tj. nije bilo slabljenja jakih koeficijenata. Korišćeno je trinaest nivoa piramide i za svaki je korišćena ista kriva pojačanja. Na slici 4.96 prikazani su dobijeni snimci. Uvećani delovi snimaka prikazani su na slici 4.97. Uočava se da ako se parametru α dodele vrednosti 5, 10 i 15 vidljivost manjih struktura jeste slabija pošto je dozvoljeno pojačanje jakih detalja (velikih struktura), tj. povećan je globalni kontrast čime je opseg dodeljen sitnijim strukturama smanjen. Za vrednosti 90 i 180 opseg detalja kojima je pojačanje

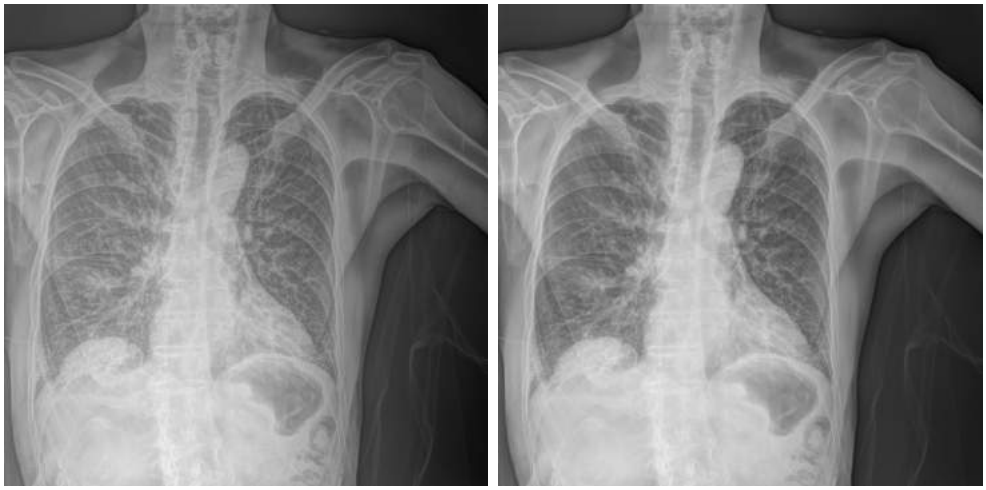


Slika 4.91. Sigmoidalne krive korišćene za određivanje optimalne vrednosti parametra c. Pojačanje najslabijih detalja podešeno je na vrednost 3.

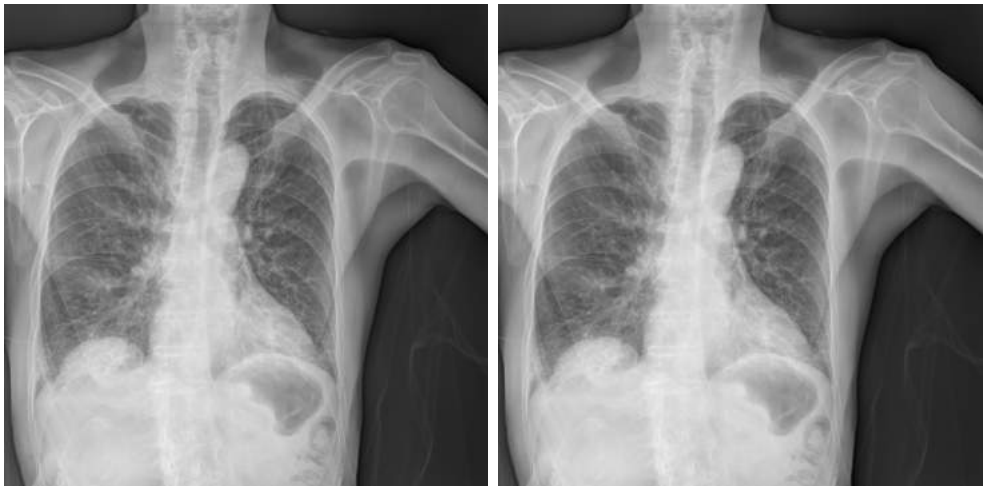
omogućeno je veoma sužen te sitnije strukture dominiraju u snimku čime se dobija neprirodan izgled. Zaključuje se da vrednost $\alpha = 30$ predstavlja kompromis između dominacije krupnih i slabih struktura na snimku. Pošto je razlika između analiziranih vrednosti za parametar α velika (od 5 do 180 u šest koraka), upoređeni su rezultati koji se dobijaju za vrednosti parametra koje su bliske vrednosti 30. Dobijeni snimci prikazani su na slici 4.98. Poređenjem se zaključuje da se za vrednost 38 dobija jači globalni kontrast zbog čega se tanje strukture (meko tkivo) prikazuje kao tamnije, dok je globalni kontrast najslabiji za vrednost 18 (uveličani delovi prikazani na slici 4.99). Međutim, za vrednost 18 vidljivost koštanih struktura nešto je slabija (uveličani delovi prikazani na slici 4.100). Kompromis između vidljivosti koštanih struktura i smanjenja globalnog kontrasta opet predstavlja vrednost 30 te je ona odabrana za vrednost na koju će se fiksirati parametar α.

4.6.1 Parametri pojačanja

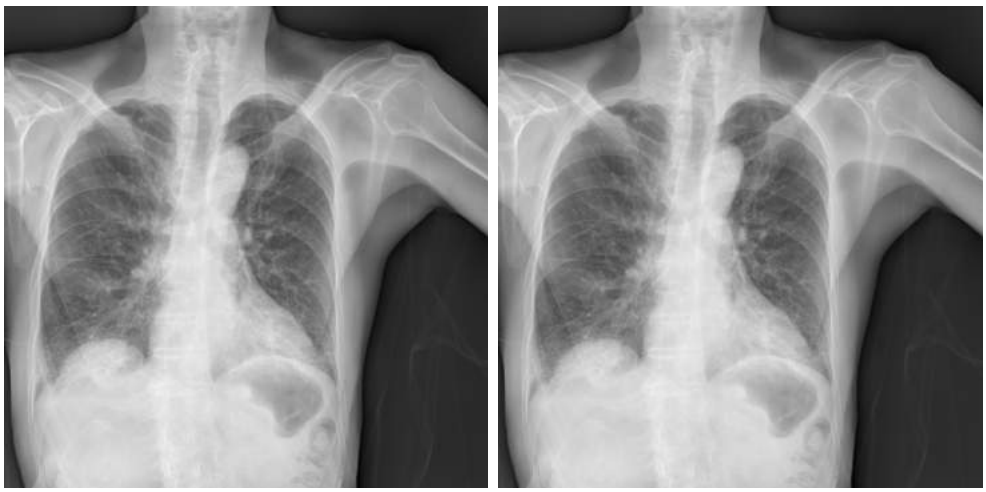
Da bi se podesilo pojačanje najslabijih koeficijenata konstruisan je eksperiment. Na slici 4.101 prikazani su snimci dobijeni sa različitim pojačanjima. Uvećani delovi prikazani su na slici 4.102. Uočava se da snimci prikazani na 4.101 (a), (b) i (c) imaju neprirodan izgled pošto su pojačanja na različitim nivoima disproporcionalna



(a) (b)

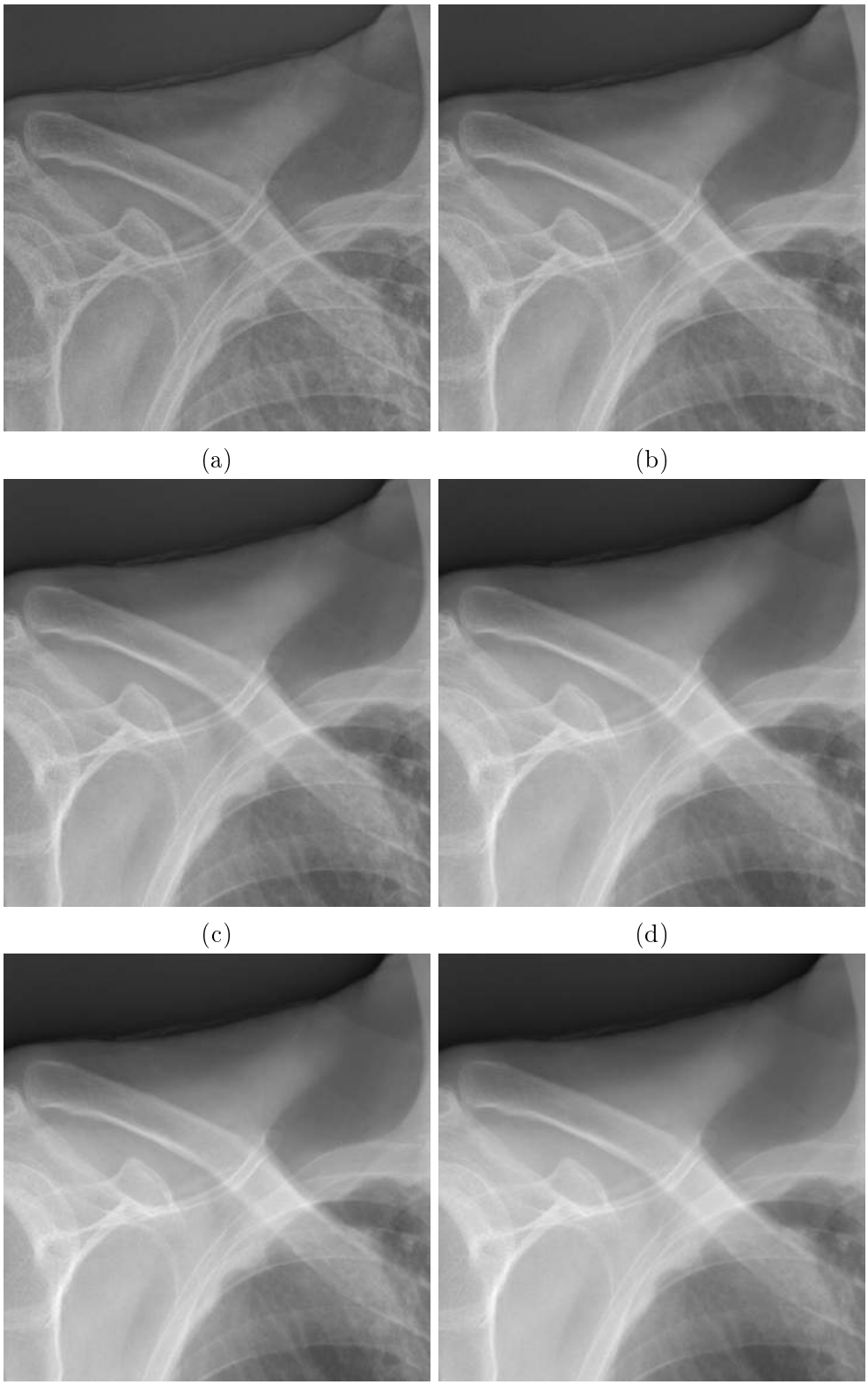


(c) (d)



(e) (f)

Slika 4.92. Primer snimaka dobijenih sigmoidalnim pristupom za različitu amplitudu najvećeg pojačanja: (a) 2 %, (b) 4 %, (c) 6 %, (d) 8 %, (e) 10 % i (f) 12 % opsega vrednosti snimka. Pojačanje najslabijih detalja je za sve nivoe piramide podešeno na tri. Slike prikazane u negativu radi bolje vidljivosti detalja.

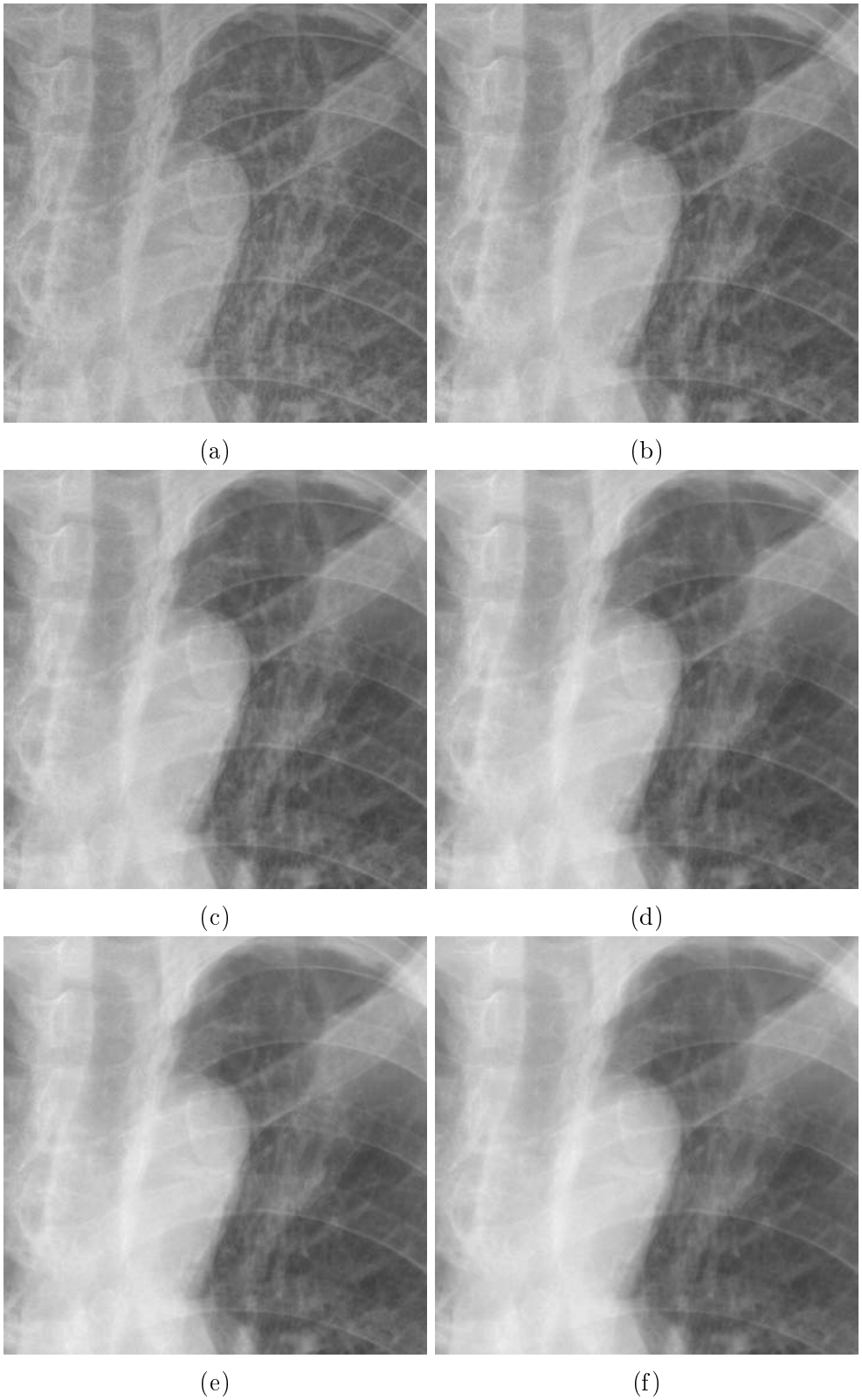


(a) (b)

(c) (d)

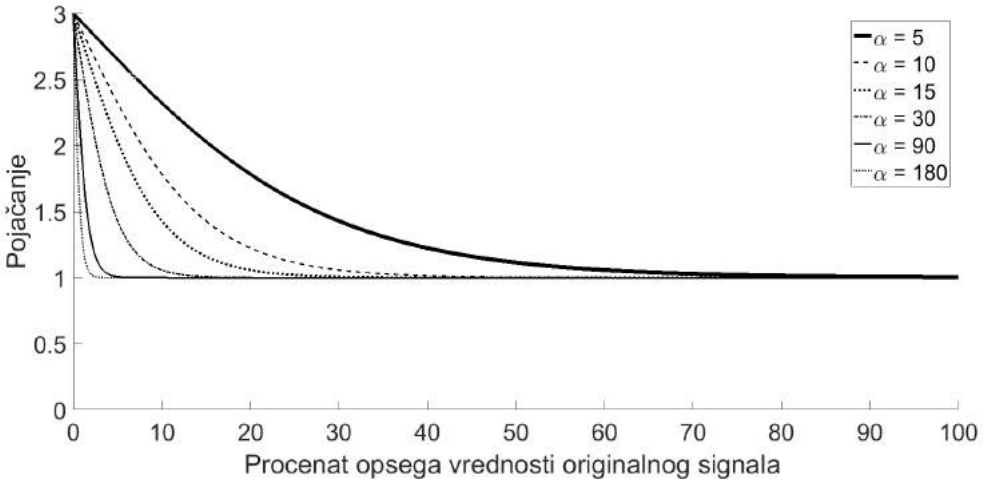
(e) (f)

Slika 4.93. Uvećani delovi snimaka prikazanih na 4.92.



(a) (b) (c) (d) (e) (f)

Slika 4.94. Uvećani delovi snimaka prikazanih na 4.92.



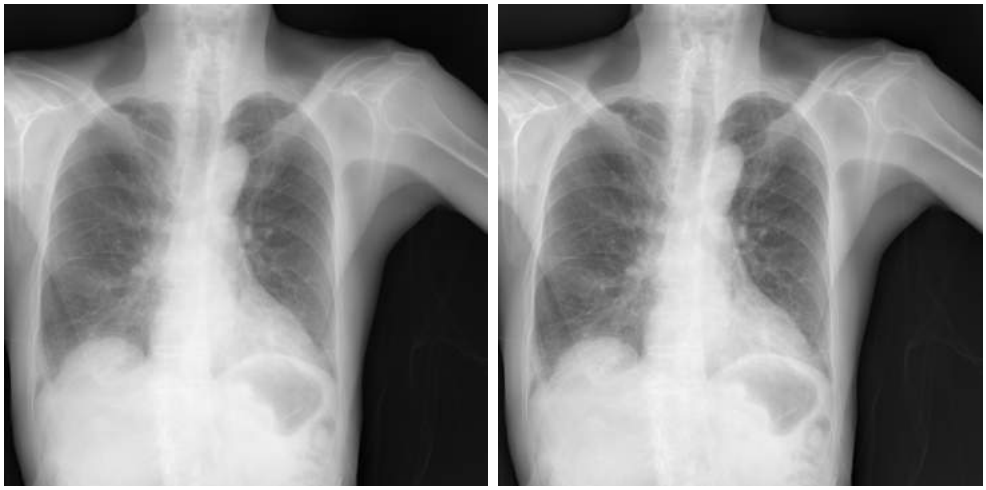
Slika 4.95. Pojačanja korišćena za određivanje optimalne vrednosti parametra α. Pojačanje najslabijih detalja podešeno je na 3, a parametar P_n podešen na vrednost 1.

u odnosu na susedne nivoe. Snimak prikazan na 4.101 (d) je dobijen tako što su svi nivoi jednako pojačani. Uočava se da je odnos vidljivosti struktura, kako sitnijih tako i krupnijih, balansiran i da su sve strukture pojačane srazmerno. Zaključuje se da naglo pojačanje jednog nivoa u odnosu na susedne izaziva neprirodan izgled snimka. Ovaj zaključak veoma je bitan pošto smanjuje prostor u kojem mogu da se traže smislena pojačanja pošto ona treba postepeno da se menjaju kroz nivoe.

Da bi se dodatno ograničio skup mogućih pojačanja iskorišćen je zaključak da jače pojačanje na nižim nivoima u odnosu na više donosi bolju vidljivost lokalnih struktura (analizirano u poglavlju 4.4.2). Pored toga, vidljivost veoma sitnih struktura poboljšava se pojačanjem detalja snimka (prva tri nivoa Laplasove piramide). Da bi se navedeni zaključci objedinili konstruisana su dva vektora $\vec{\eta}$ i $\vec{\zeta}$:

$$\begin{aligned} \vec{\eta} &= [2.375\ 1.357\ 1.055\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1\ 1] \\ \vec{\zeta} &= [1\ 1\ 1.1\ 1.2\ 1.1\ 0.8\ 0.5\ 0.3\ 0.2\ 0.1\ 0.1\ 0.1\ 0.1] \end{aligned} \tag{4.23}$$

Vektor $\vec{\eta}$ oslikava jača pojačanja za prva tri nivoa piramide koja predstavljaju detalje, dok je vektor $\vec{\zeta}$ vezan za pojačanja nivoa na kojima se poboljšava lokalni kontrast. Treba primetiti da vrednosti u $\vec{\zeta}$ opadaju nakon četvrte, što odgovara slabijem poja-



(a)

(b)



(c)



(d)

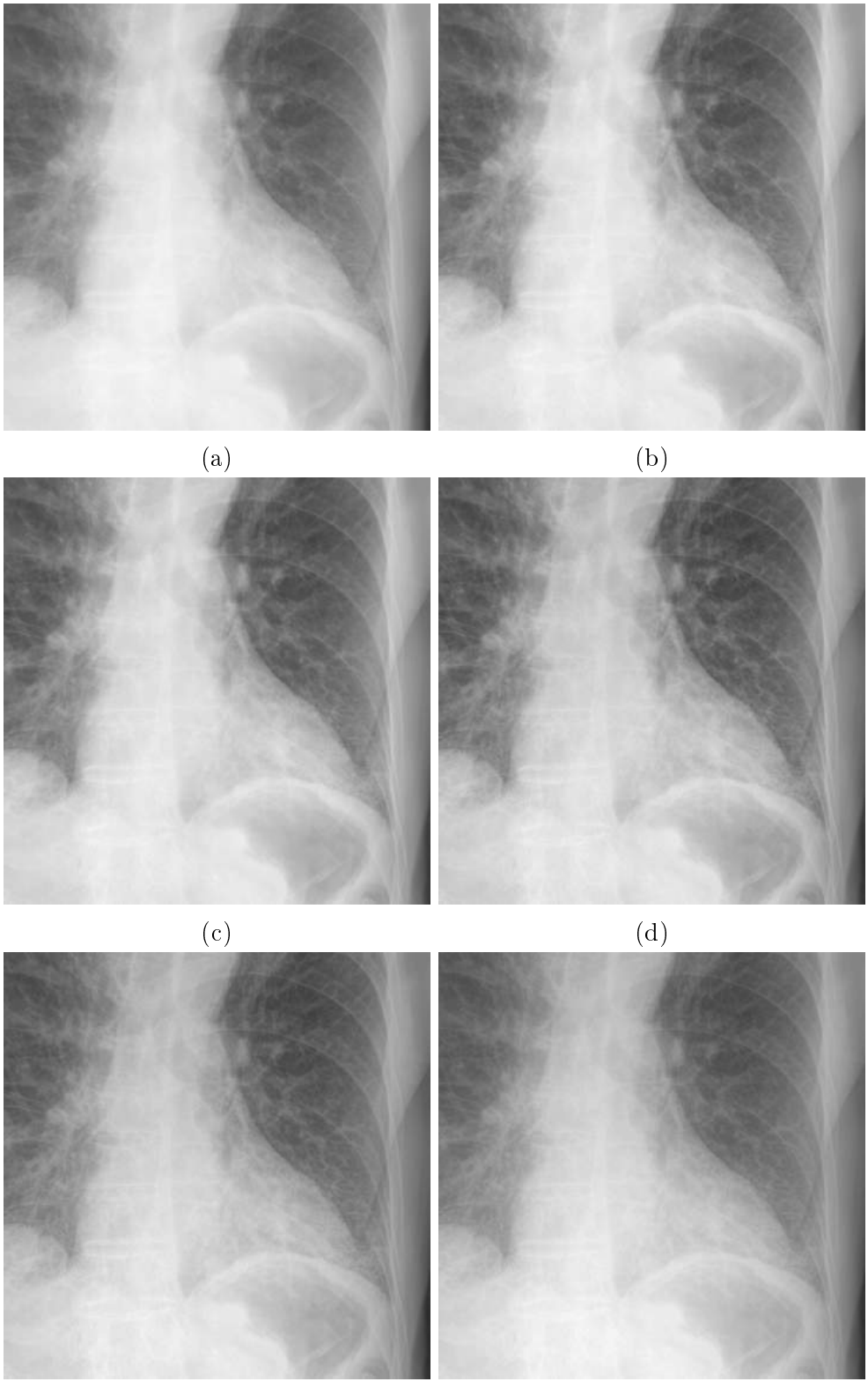


(e)



(f)

Slika 4.96. Primer snimaka dobijenih multiplikativnim pristupom za različitu vrednost parametra α: (a) 5, (b) 10, (c) 15, (d) 30, (e) 90 i (f) 180. Pojačanje najslabijih detalja je za sve nivoe piramide podešeno na tri, nije bilo slabljenja koeficijenata sa visokim apsolutnim vrednostima ($P_n = 1$). Slike prikazane u negativu radi bolje vidljivosti detalja.

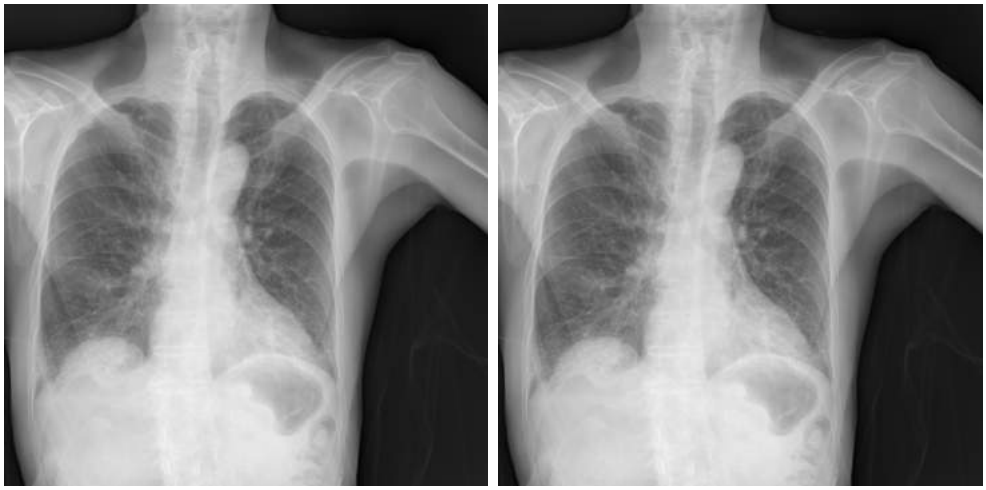


(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Slika 4.97. Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.96.



(a)

(b)



(c)



(d)

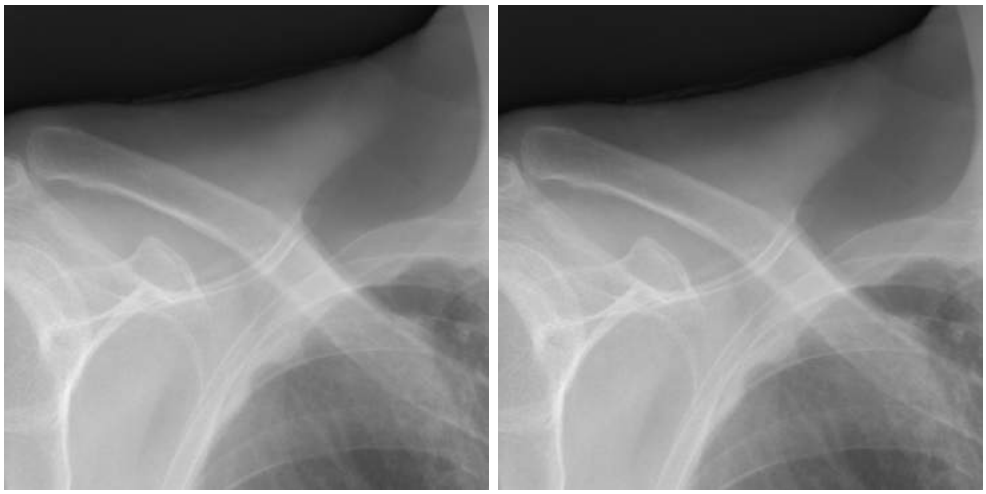


(e)



(f)

Slika 4.98. Primer snimaka dobijenih multiplikativnim pristupom za različitu vrednost parametra α: (a) 18, (b) 22, (c) 26, (d) 30, (e) 34 i (f) 38. Pojačanje najslabijih detalja je za sve nivoe piramide podešeno na tri, nije bilo slabljenja koeficijenata sa visokim apsolutnim vrednostima ($P_n = 1$). Slike prikazane u negativu radi bolje vidljivosti detalja.



(a)

(b)



(c)



(d)

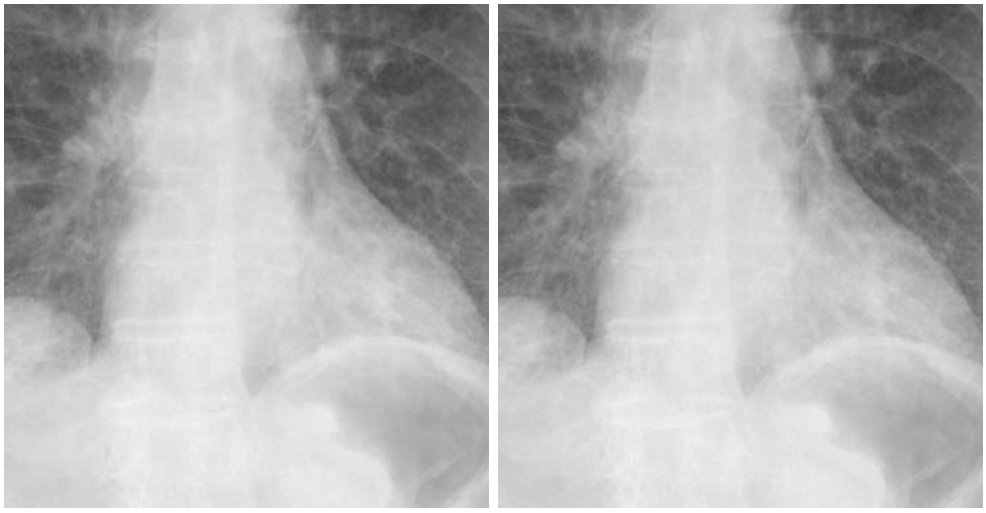


(e)



(f)

Slika 4.99. Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.98.



(a)

(b)



(c)



(d)

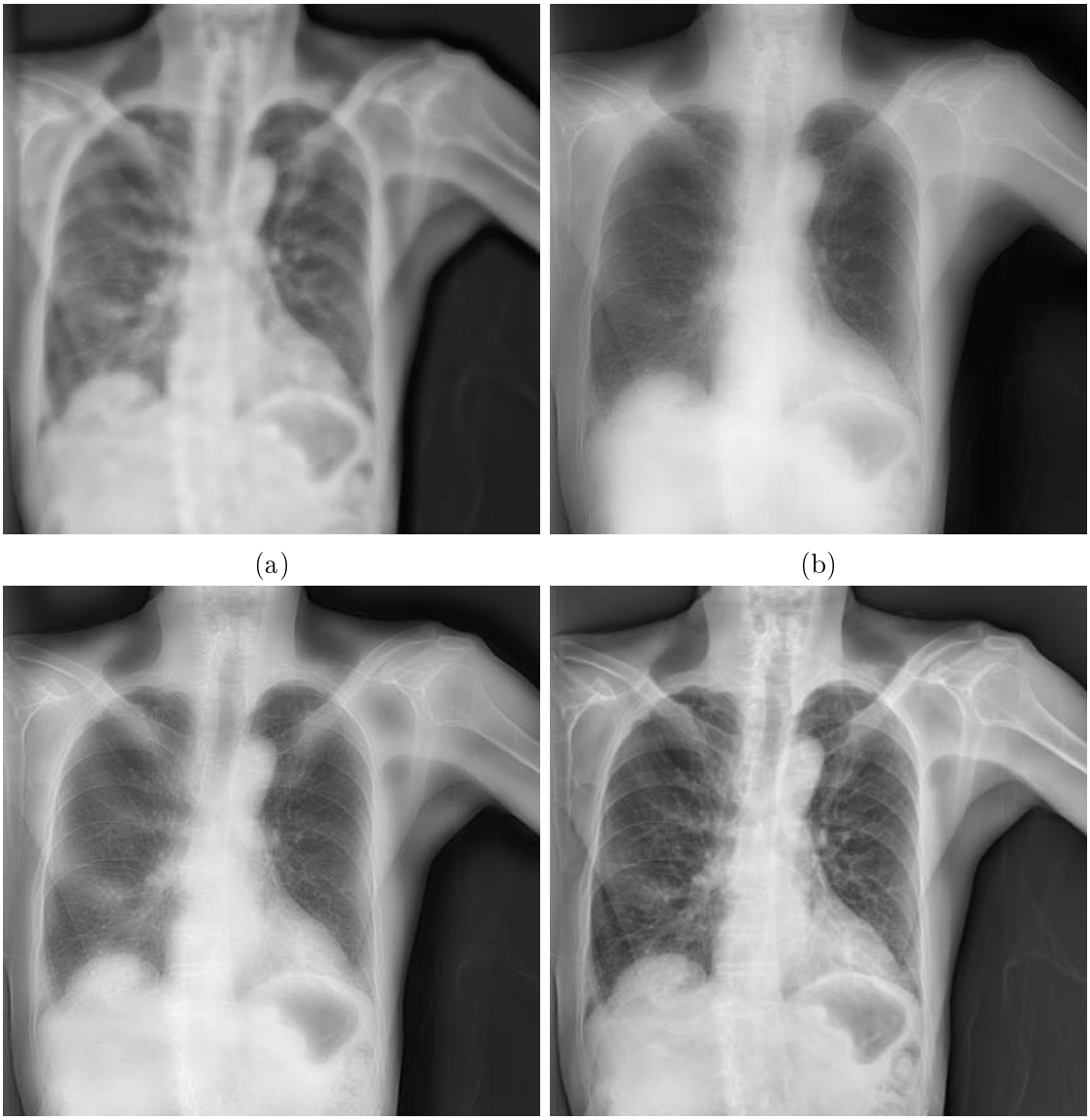


(e)



(f)

Slika 4.100. Uvećani delovi snimaka prikazanih na slici 4.98.

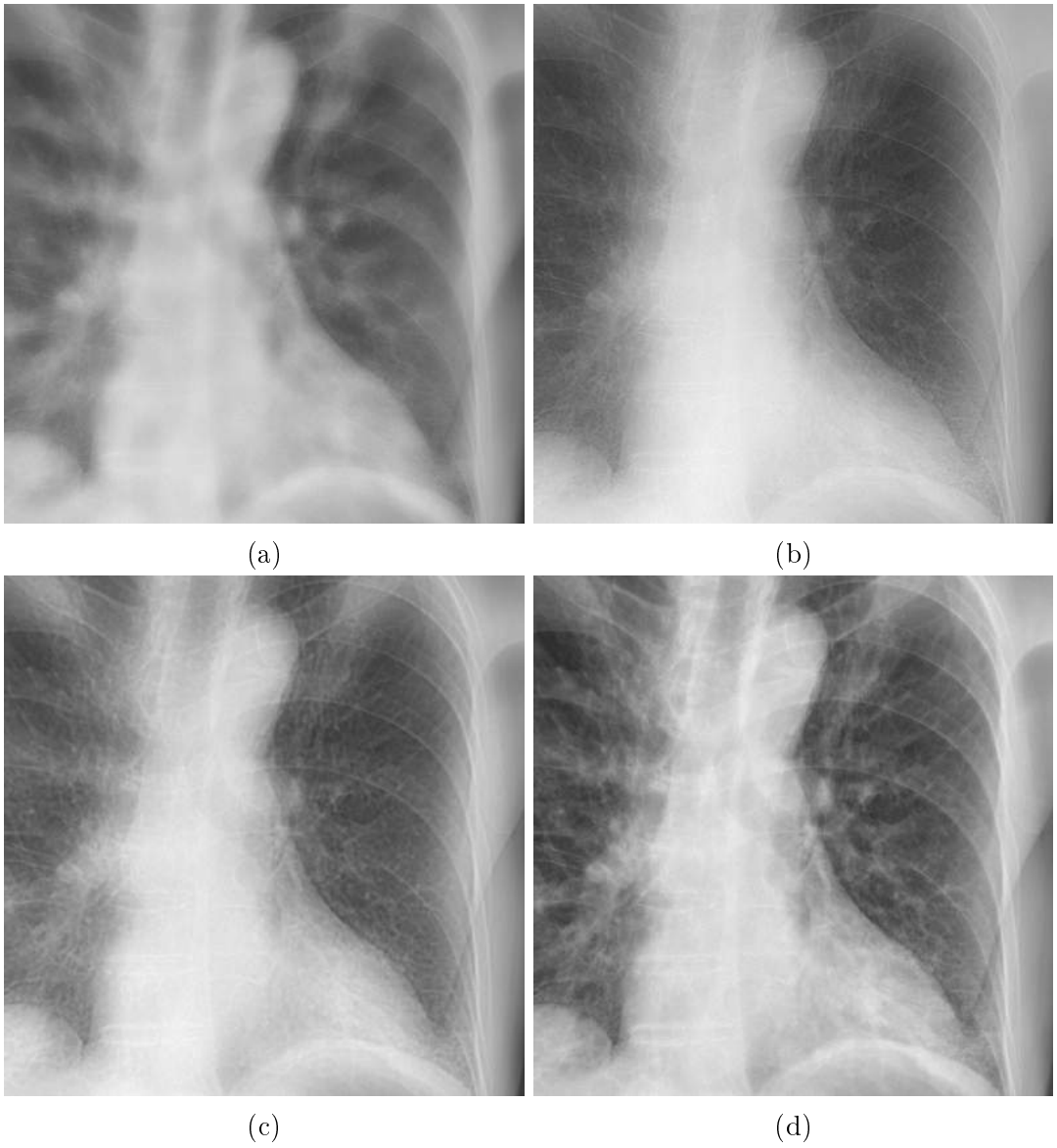


(a) (b)

(c) (d)

Slika 4.101. Primer snimaka dobijenih za različita pojačanja najslabijih koeficijenata. Pojačanje najslabijih koeficijenata postavljano je na šest za: (a) prvi i šesti, (b) drugi i osmi, (c) treći i sedmi i (d) sve nivoe Laplasove piramide. Pojačanje najslabijih detalja postavljeno je na jedan za sve nivoe koji nisu navedeni. Korišćeno je deset nivoa piramide. Snimci su prikazani u negativu radi lakšeg uočavanja detalja.

čanju viših nivoa piramide. Takođe, prve dve vrednosti $\vec{\zeta}$ podešene su na jedan pošto je pojačanje prva dva nivoa određeno vektorom $\vec{\eta}$. Treći element u $\vec{\zeta}$ podešen je na vrednost 1.1 da bi se obezbedio postepeni prelaz u pojačanjima kroz nivoe. Pošto su navedena pojačanja fiksna, uveden je parametar kojim se ona mogu dodatno poja-



(a) (b)

(c) (d)

Slika 4.102. Uvećani delovi snimaka sa slike 4.101.

čavati ili smanjivati. Da bi se odredilo pojačanje najslabijih koeficijenata na nivou i korišćen je sledeći izraz:

$$P_i = (1 + \zeta_i \cdot Z) \cdot \eta_i \tag{4.24}$$

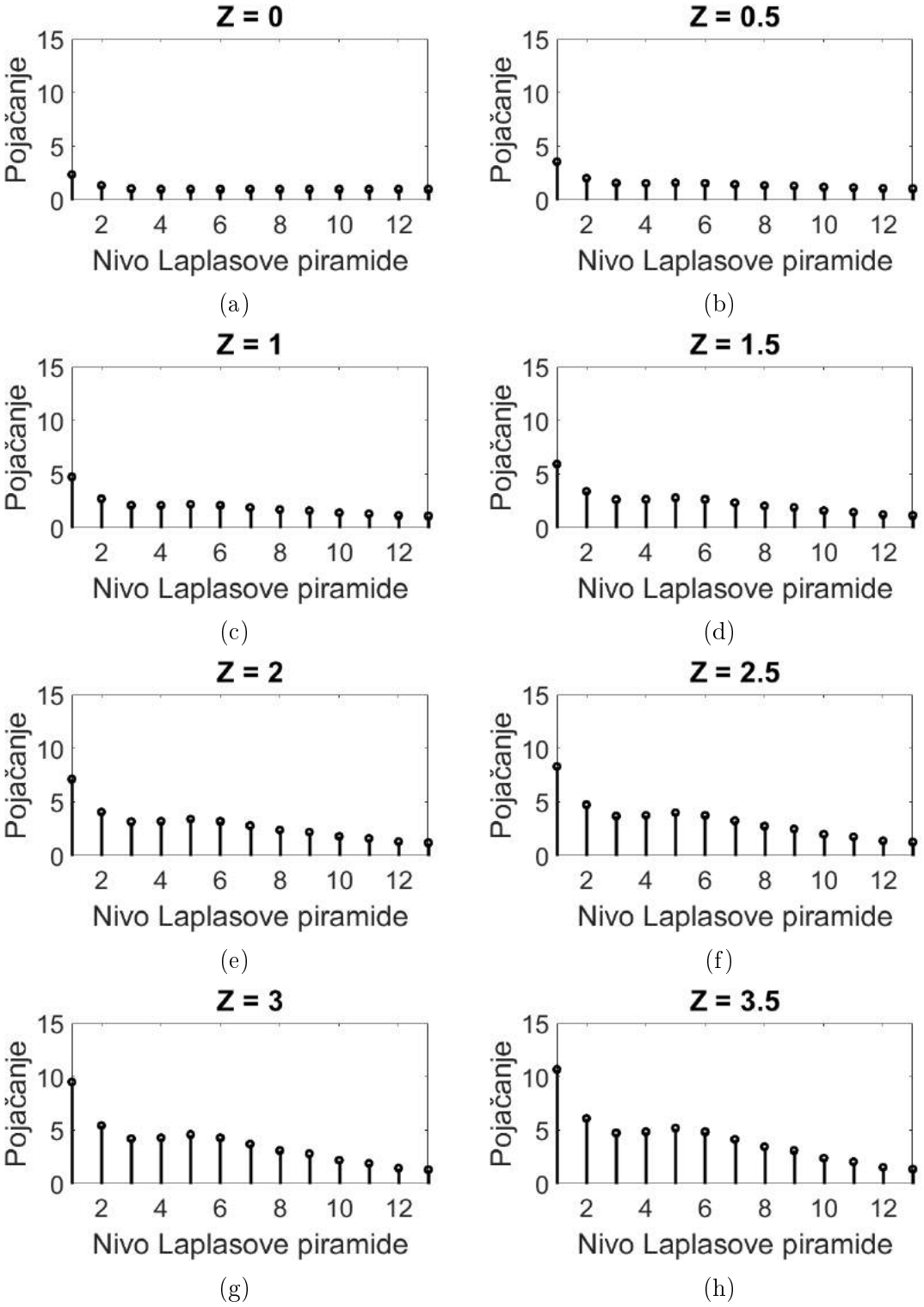
gde $Z \geq 0$ predstavlja konstantu koja kontroliše pojačanje. Treba primetiti da je nakon fiksiranja maksimalne amplitude koju koeficijenti mogu da imaju kod sigmoidalnog pristupa (za multiplikativni pristup je umesto najvećeg pojačanja fiksiran

parametra α), kao i definisanja izraza (4.24), jedini parametar kojim se kontroliše pojačanje detalja i poboljšanje lokalnog kontrasta upravo konstanta Z koja ima istu vrednost za sve nivoe piramide. Na slici 4.103 prikazan je izgled pojačanja najslabijih koeficijenata za različite nivoe i različite vrednosti konstante Z. Promenom vrednosti konstante Z dobija se familija pojačanja najslabijih koeficijenata kod kojih je pojačanje na najnižim nivoima najjače, pojačanje opada sa porastom rednog broja nivoa i promene pojačanja su postepene u odnosu na susedne nivoe. Analizirani način određivanja pojačanja najslabijih koeficijenata koristi se i za sigmoidalni i za multiplikativni pristup.

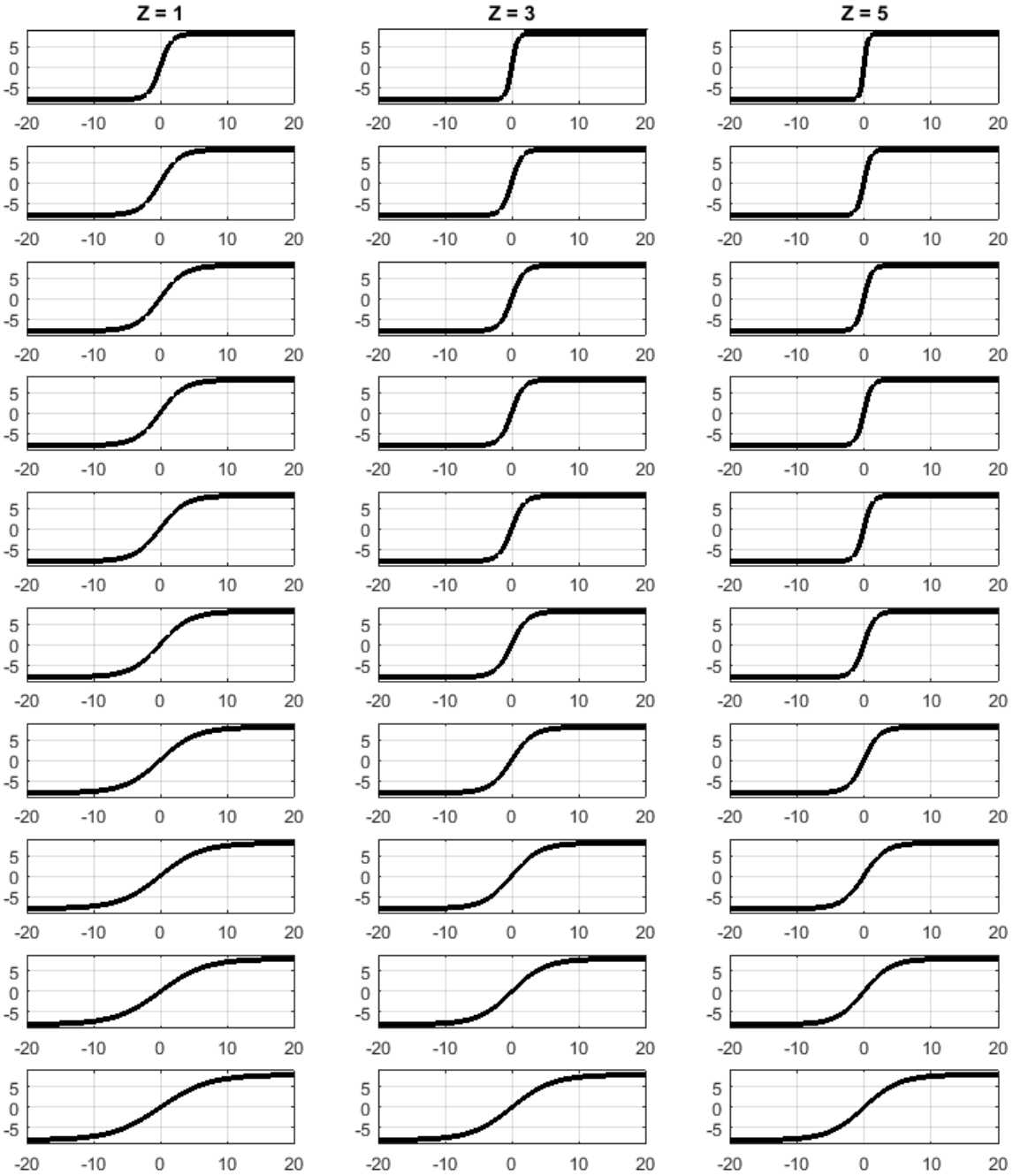
Primeri sigmoidalnih krivih koje se dobijaju za različite vrednosti parametra Z prikazane su na slici 4.104. Pošto je maksimalna amplituda koeficijenata nakon pojačanja fiksirana na 8 % opsega vrednosti, primećuje se da različita pojačanja najslabijih detalja (određena parametrom Z i izrazom (4.24) menjaju nagib sigmoidalne krive u koordinatnom početku čime se postižu različita pojačanja za različite nivoe Laplasove piramide. Takođe, nagib svih krivih se povećava za veću vrednost parametra Z. Na slici 4.105 prikazane su krive multiplikativnog pojačanja za različitu vrednost parametra Z. Primećuje se da se pojačanja najslabijih detalja kroz nivoe menjaju tako da slabiji koeficijenti na nižim nivoima značajnije pojačavaju u odnosu na slabe koeficijente na višim nivoima. Povećanje vrednosti parametra Z povećava i pojačanja koja su pridružena svakom od nivoa Laplasove piramide.

4.6.2 Efekti promene parametara

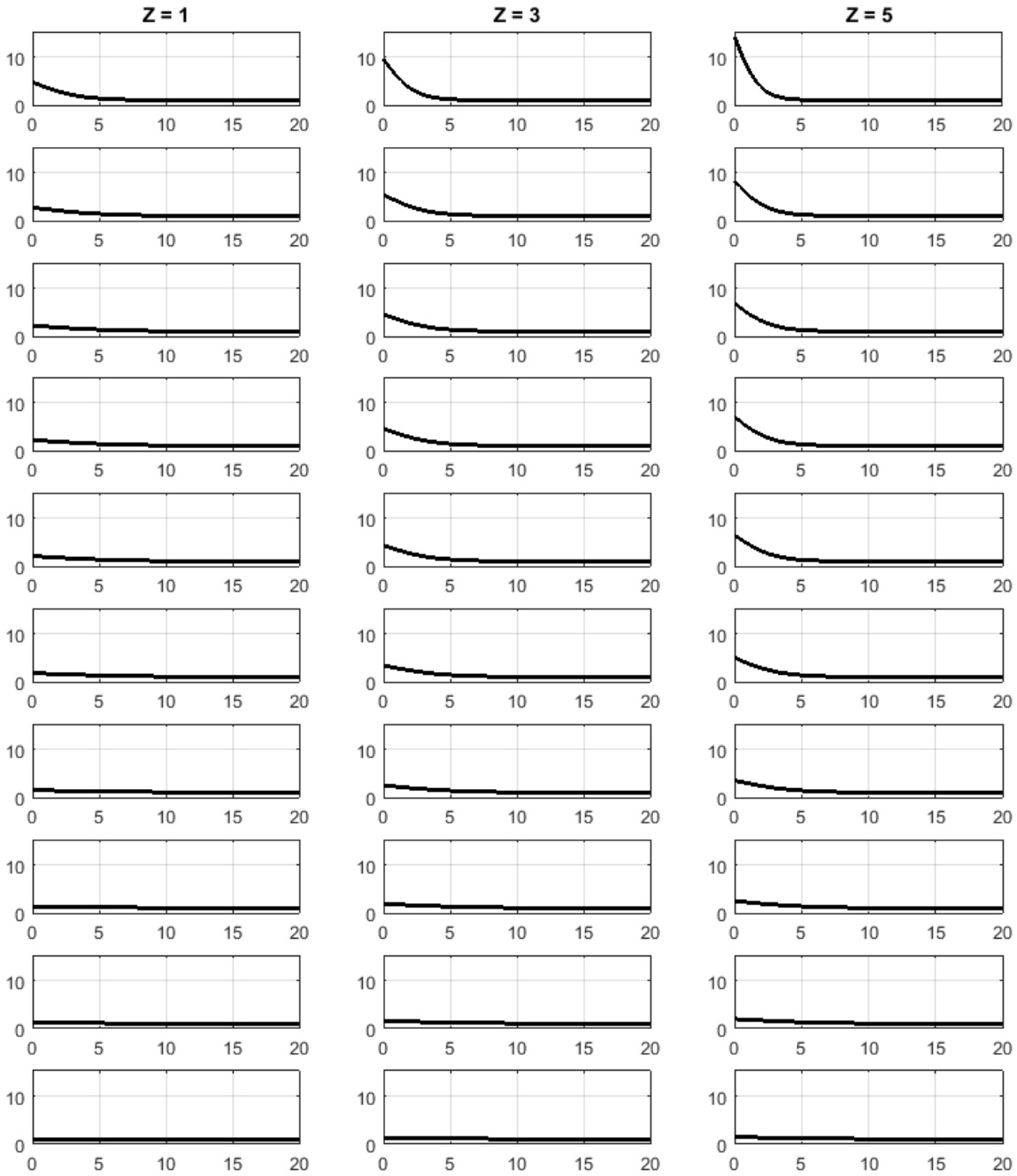
Promenom vrednosti parametra Z menja se celokupna obrada snimka čime je kontrola multiveličinske obrade svedena na samo dva parametra: konstanta Z i konstanta β koja kontroliše smanjenje globalnog kontrasta. Ova dva parametra se međusobno nadopunjuju. Preko Z se kontroliše pojačanje nižih nivoa i obezbeđuje blaže pojačanje viših nivoa Laplasove piramide, dok se preko β obezbeđuje kontrola nad reziduumom, a kod multiplikativnog pristupa kontroliše se i slabljenje najjačih detalja. Na slikama 4.106, 4.107, 4.108, 4.109, 4.110, 4.111, 4.112 i 4.113 prikazani su primeri snimaka dobijeni za različite vrednosti Z i β, za sigmoidalni i multiplikativni pristup.



Slika 4.103. Primer pojačanja najslabijih koeficijenata za različite nivoe Laplasove piramide i različite vrednosti parametra Z.



Slika 4.104. Izgled sigmoidalnih krivih za različite vrednosti parametra Z: (levo) 1, (sredina) 3 i (desno) 5. Vrste od gore na dole predstavljaju krive preslikavanja od prvog do desetog nivoa Laplasove piramide. Vrednosti apscise predstavljaju procanat opsega vrednosti originalnog snimka, a vrednosti ordinate predstavljaju vrednost koeficijenata Laplasove piramide nakon preslikavanja. Najveća apsolutna vrednost koeficijenata nakon pojačanja postavljena je na 8 % opsega vrednosti.



Slika 4.105. Izgled krivih pojačanja kod multiplikativnog pristupa za različite vrednosti parametra Z: (levo) 1, (sredina) 3 i (desno) 5. Vrste od gore na dole predstavljaju krive pojačanja od prvog do desetog nivoa Laplasove piramide. Vrednosti apscise predstavljaju procenat opsega vrednosti originalnog snimka, a vrednosti ordinate predstavljaju faktor pojačanja koeficijenata Laplasove piramide. Korišćeno je $\alpha = 30$ i $P_n = 1$.

Analizom slika uočava se da kod oba pristupa smanjenje parametra β dovodi do smanjenja globalnog kontrasta, odnosno do ujednačavanja intenziteta kojima su predstavljene manje i više guste anatomske strukture. Ovim ujednačavanjem se deo opsega vrednosti koji je bio upotrebljen na prikazivanje globalnih razlika preraspodeljuje za prikazivanje lokalnih razlika čime se ističu lokalne strukture. Promene parametra β ima veći uticaj na izgled snimaka koji su obrađeni multiplikativnim u odnosu na sigmoidalni pristup. Razlog ovakvom ponašanju jeste povezanost parametra sa slabljenjem jakih koeficijenata kod multiplikativnog pristupa. Kod sigmoidalnog pristupa uvek je prisutno implicitno slabljenje jakih koeficijenata te se za više vrednosti β dobija bolje smanjenje globalnog kontrasta, ali se istovremeno gubi na fleksibilnosti obrade pošto nije moguće isključiti slabljenje jakih koeficijenata. Daljom analizom slika zaključuje se da se promenom vrednosti parametra Z direktno kontrolišu oštrina i kontrast snimka. Za oba pristupa se jasno uočava povećanje oštrine i kontrasta sa povećanjem vrednosti parametra Z, a pri čemu se u kombinaciji sa nižim vrednostima β dobija dodatno poboljšanje kontrasta.

Na slikama koje prikazuju uvećane delove snimaka (slike 4.107, 4.109, 4.111 i 4.113) uočava se da povećanje lokalnog kontrasta (povećanje Z i smanjenje β) dovodi do lakše uočljivosti promena kako u mekim tkivima (plućno tkivo), tako i kod kostiju (kičma). Izoštravanje snimaka dodatno doprinosi lakšoj uočljivosti sitnijih promena. Međutim, prenaglašavanje sitnih struktura dovodi do težeg uočavana promena koje se posmatraju na većoj površini. Npr., promene u osvetljaju koje se manifestuju na većim površinama bi se lakše uočile na snimcima pluća koji su obrađeni sa $Z = 1$ (gornja vrsta u slikama) nego na onima koji su obrađeni sa $Z = 5$ (donja vrsta u slikama) pošto isticanje sitnijih struktura maskira sporije promene. Ovde jednostavnost kontrole obrade dodatno dolazi do izražaja pošto je promenu izgleda snimaka moguće postići sa samo dva parametra čiji se efekat jasno uočava: β menja globalni kontrast, a Z menja oštrinu i lokalni kontrast.

Kombinovanjem različitih vrednosti β i Z moguće je dobiti mnoštvo različitih rezultata obrade za snimke različitih anatomskih struktura, bez obzira što se koriste samo dva parametra. Zaključuje se da su navedena dva parametra dovoljna da se

ponudi velika fleksibilnost obrade, a da se pri tome obezbedi izuzetno jednostavna kontrola algoritma.

4.6.3 Zaključak

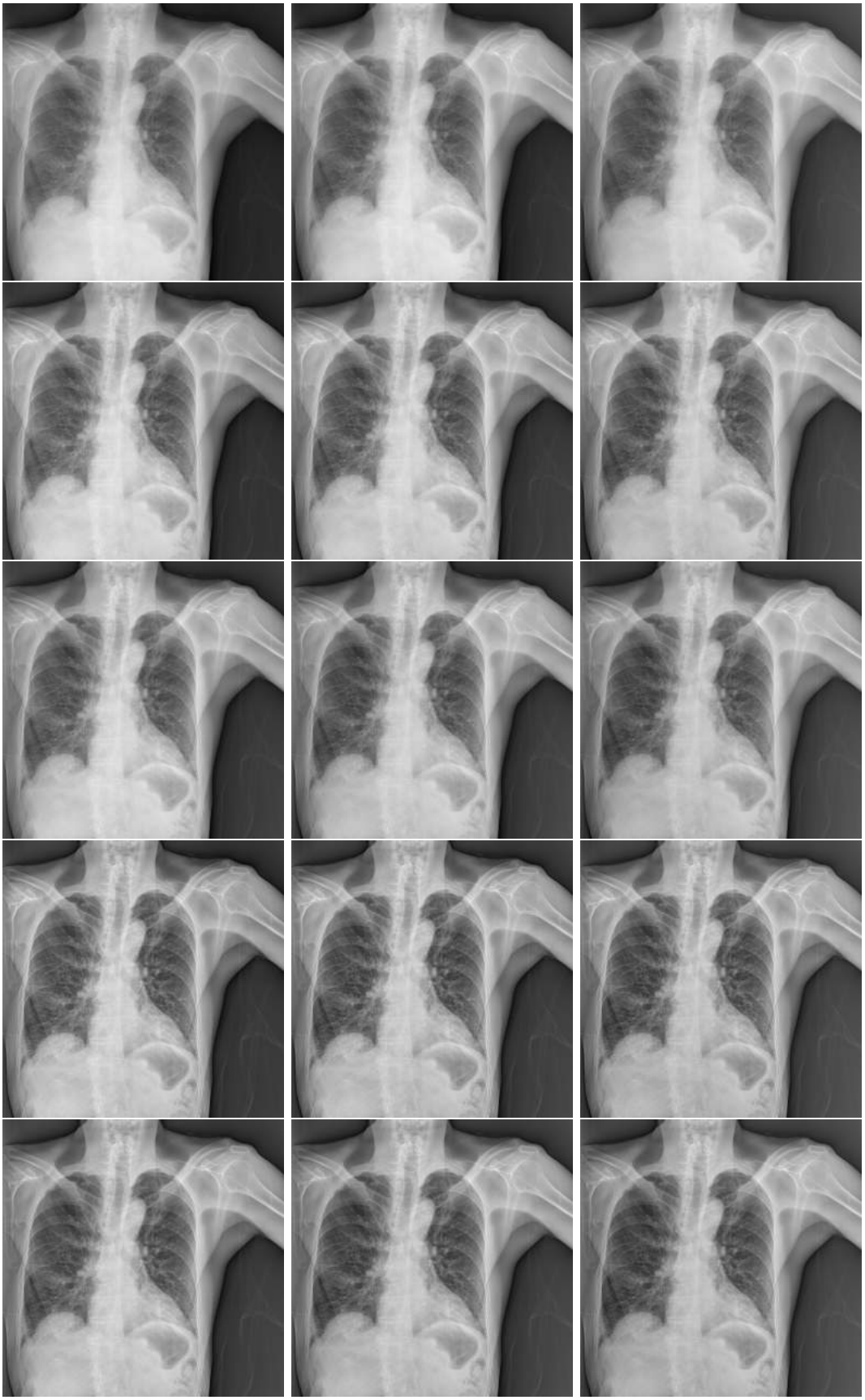
Prilikom obrade snimaka, nezavisno od toga da li su obrađeni sigmoidalnim ili multiplikativnim pristupom, potrebno je podesiti parametre za modifikaciju koeficijenta na svakom nivou Laplasove piramide.

Pokazano je da se kod sigmoidalnog pristupa može fiksirati najveća apsolutna vrednost koeficijenata nakon modifikacije. Analizom je utvrđeno da 8 % opsega vrednosti predstavlja kompromis između vidljivosti lokalnih struktura i prisustva artefakata. Kod multiplikativnog pristupa je utvrđeno da je moguće fiksirati vrednost parametra α koji kontroliše brzinu kojim opada pojačanje koeficijenata. Nakon analize određeno je da $\alpha = 30$ predstavlja kompromis između suzbijanja globalnog kontrasta i vidljivosti veoma sitnih struktura.

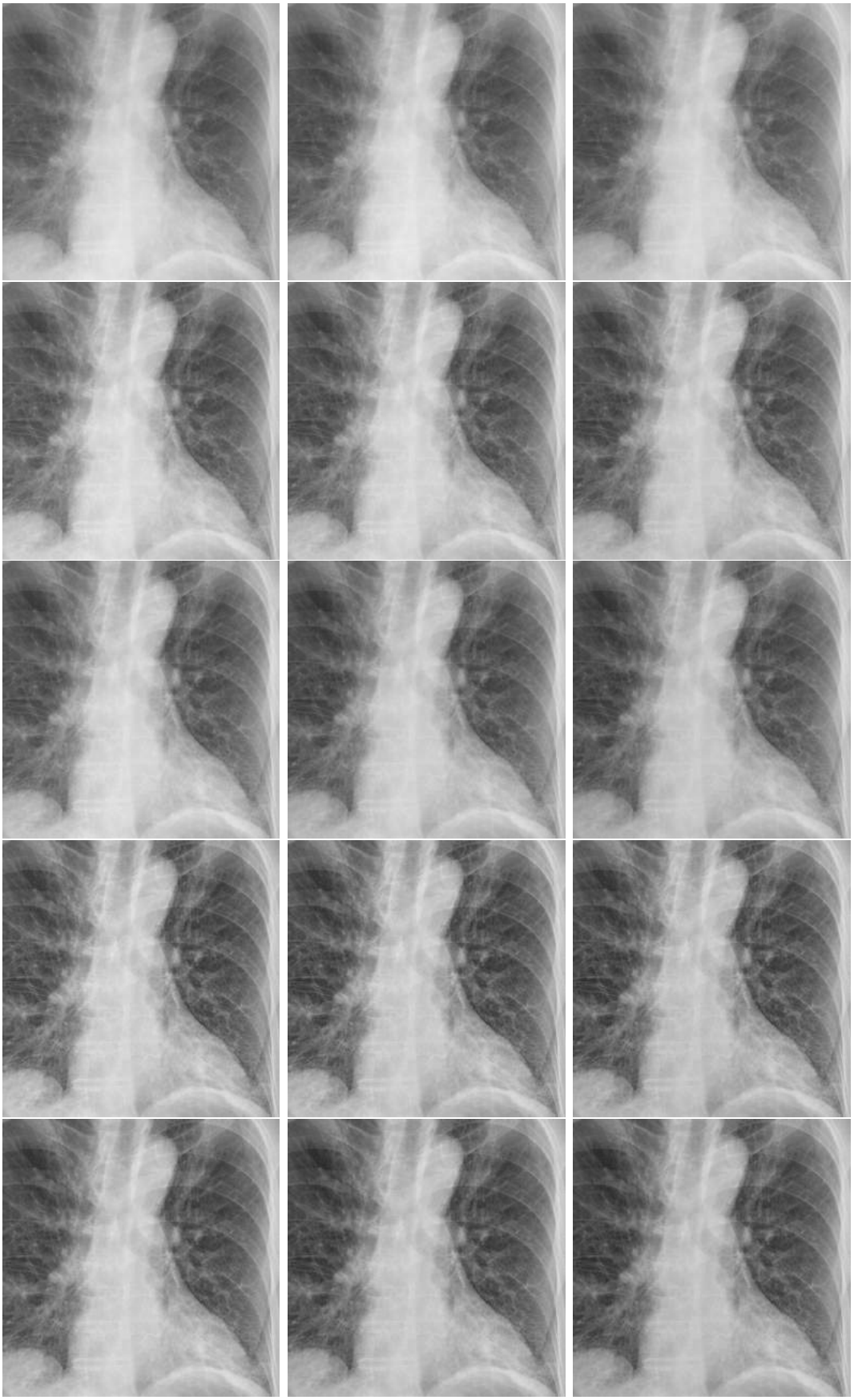
Pokazano je da nesrazmerno pojačanje koeficijenata susednih nivoa Laplasove piramide izaziva neprirodan izgled snimka. Ovaj zaključak iskorišćen je da se formira izraz preko kojeg je moguće ujednačeno pojačavati susedne nivoe piramide. Pored toga, iskorišćena je i činjenica da slabije pojačanje viših nivoa piramide dovodi do boljeg lokalnog kontrasta. Navedeni izraz omogućava kontrolu pojačanja detalja svih nivoa piramide preko samo jednog parametra Z.

Drugi parametar kojim se kontroliše obrada jeste β kojim se kontroliše suzbijanje globalnog kontrasta čime se obezbeđuje manja ili veća intenzitetska razlika između krupnih struktura u snimku. Analizom snimaka pokazano je da je parametar Z komplementaran kontroli globalnog kontrasta pošto se njime kontroliše oštrina i kontrast snimka.

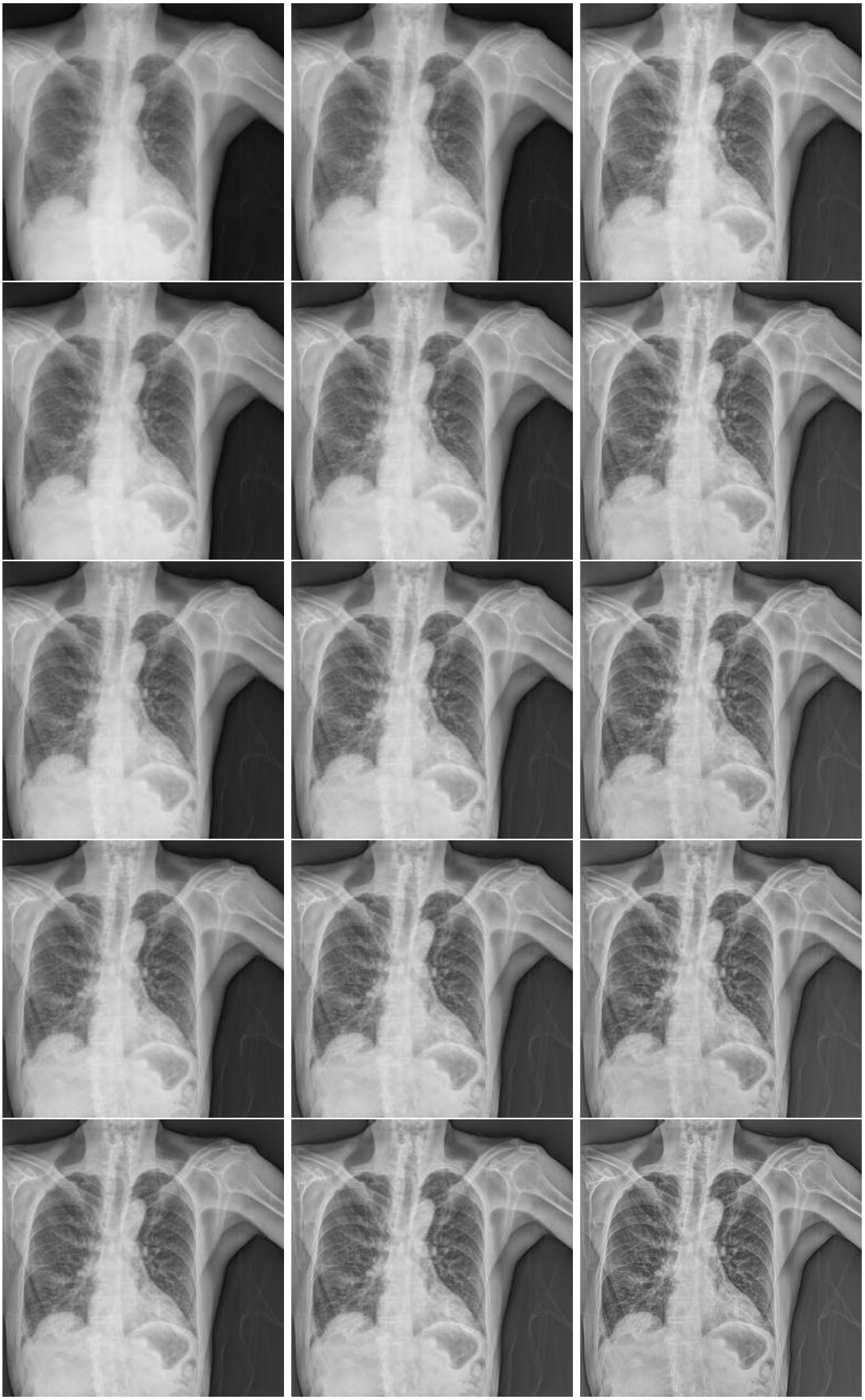
Zaključuje se da je celokupno pojačanje detalja, poboljšanje lokalnog kontrasta i smanjenje globalnog kontrasta moguće kontrolisati preko samo dva parametra pri čemu su efekat i jednog i drugog veoma jasno uočljivi na obrađenim snimcima. Ovako jednostavna kontrola veoma je bitna pošto korisnika algoritma oslobađa potrebe od podešavanja mnoštva parametara, a pri tome je omogućeno i intuitivno razumevanje



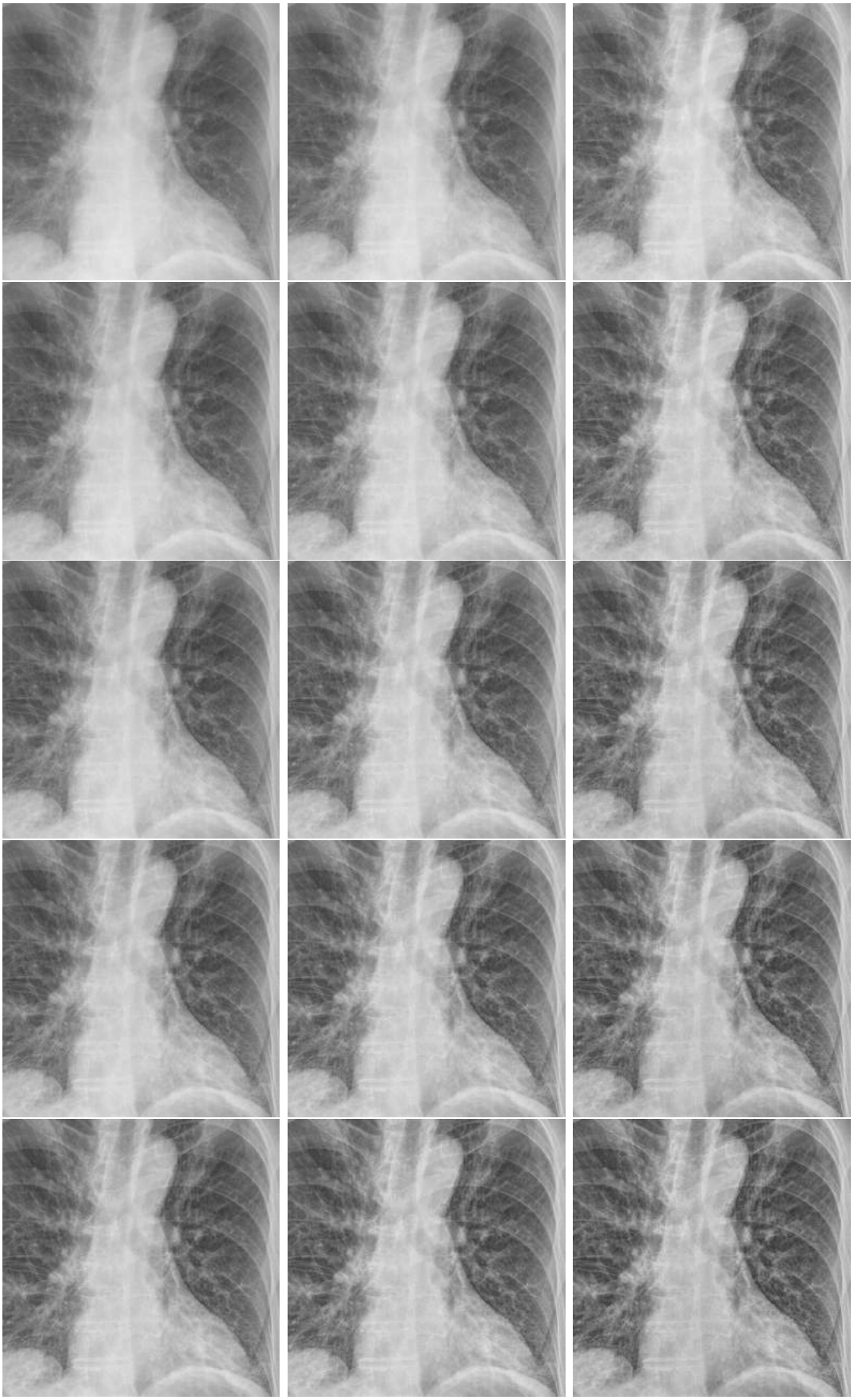
Slika 4.106. Primeri snimaka obrađenih sigmoidalnim pristupom. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja.



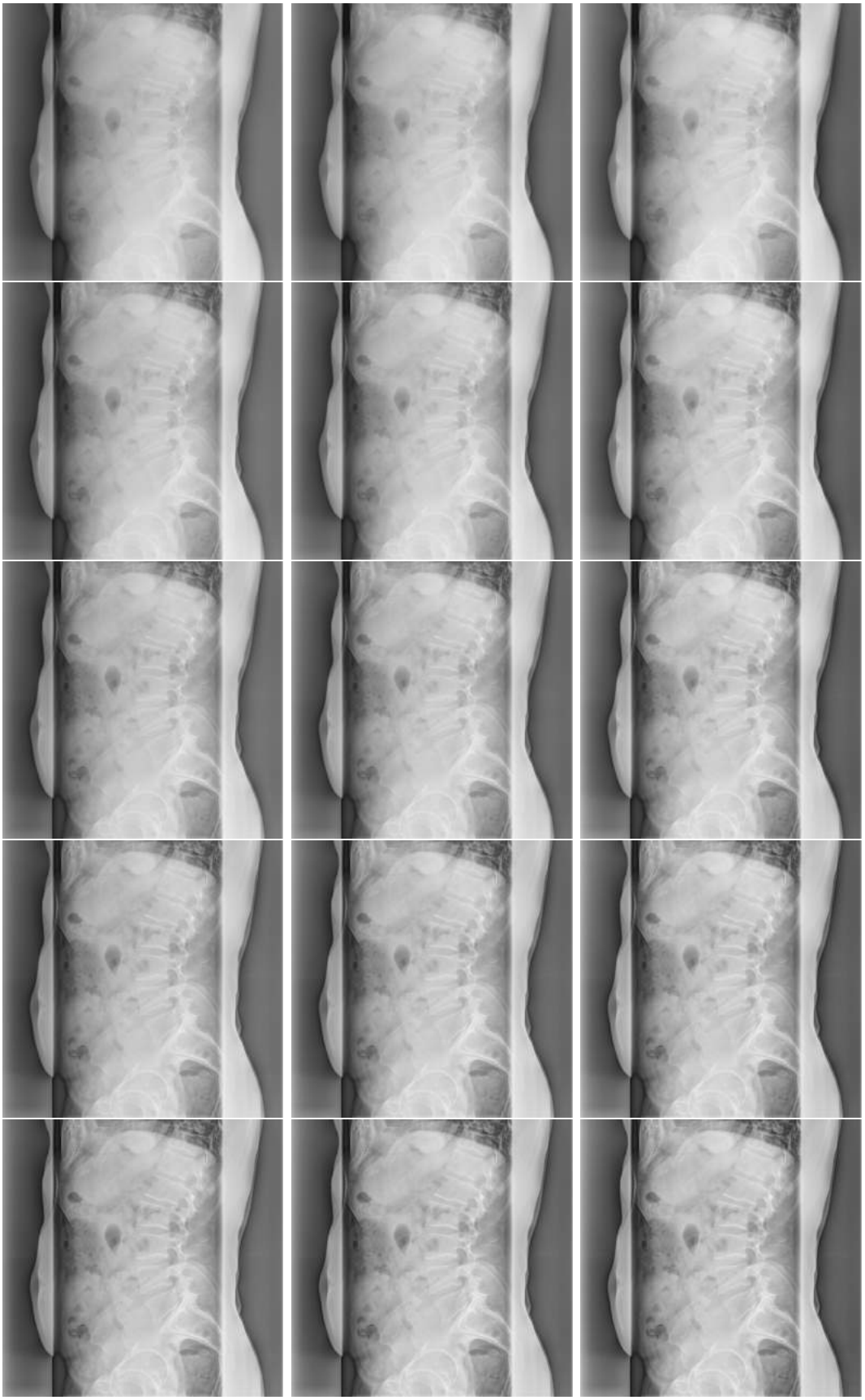
Slika 4.107. Uvećani delovi snimaka dobijenih sigmoidalnim pristupom prikazanih na slici 4.106. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja.



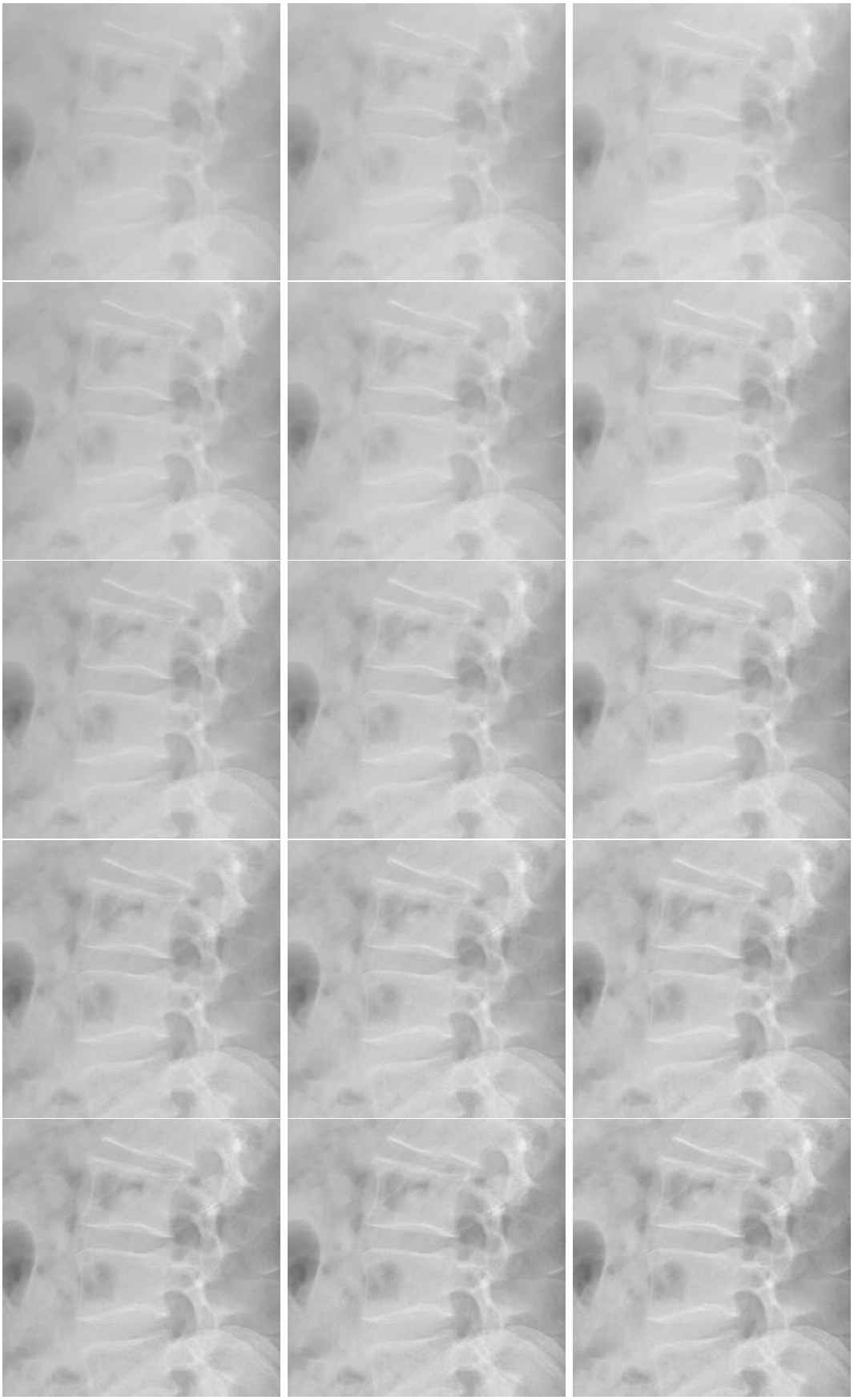
Slika 4.108. Primeri snimaka obrađenih multiplikativnim pristupom. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja.



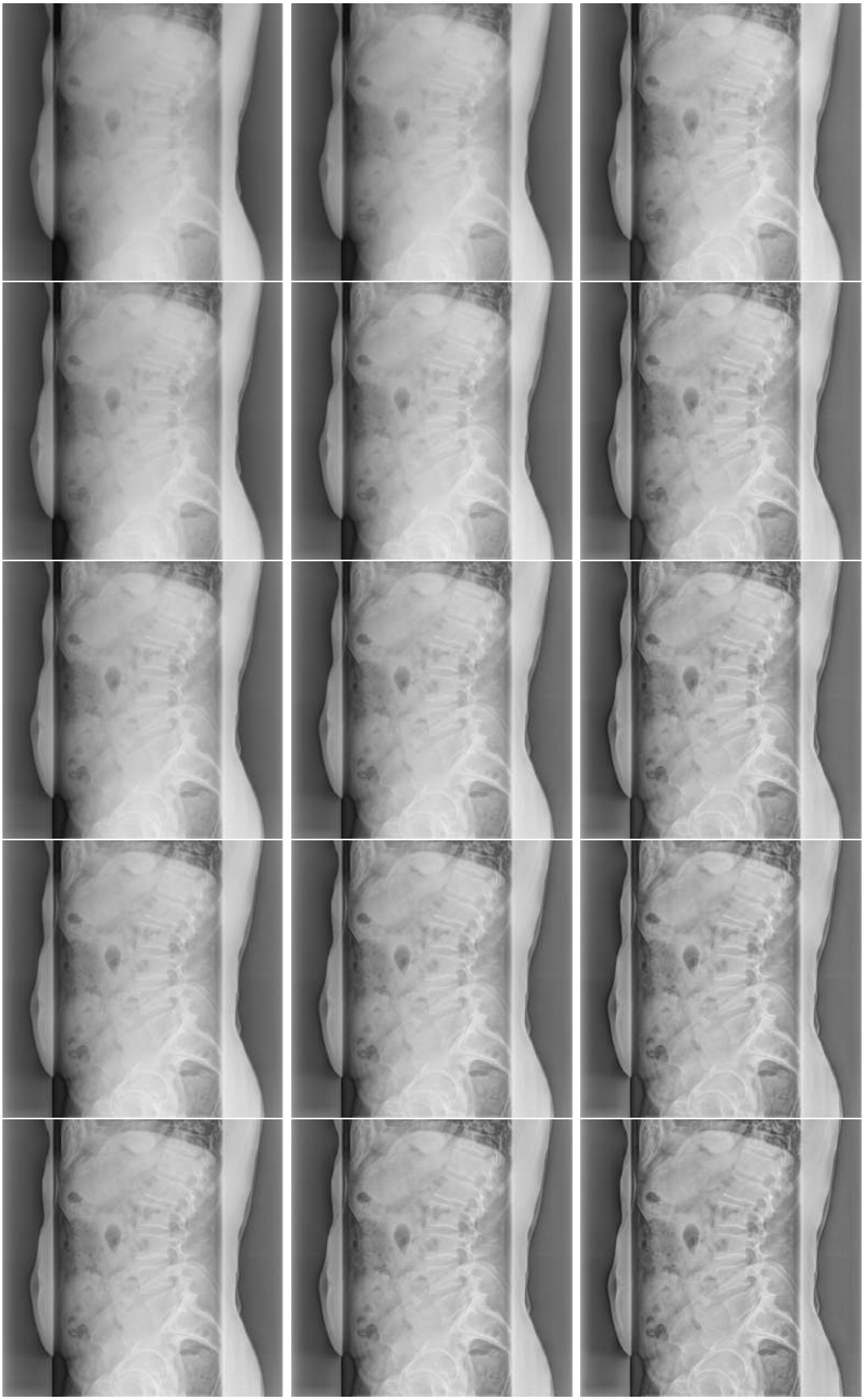
Slika 4.109. Uvećani delovi snimaka dobijenih multiplikativnim pristupom prikazanih na slici 4.108. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja.



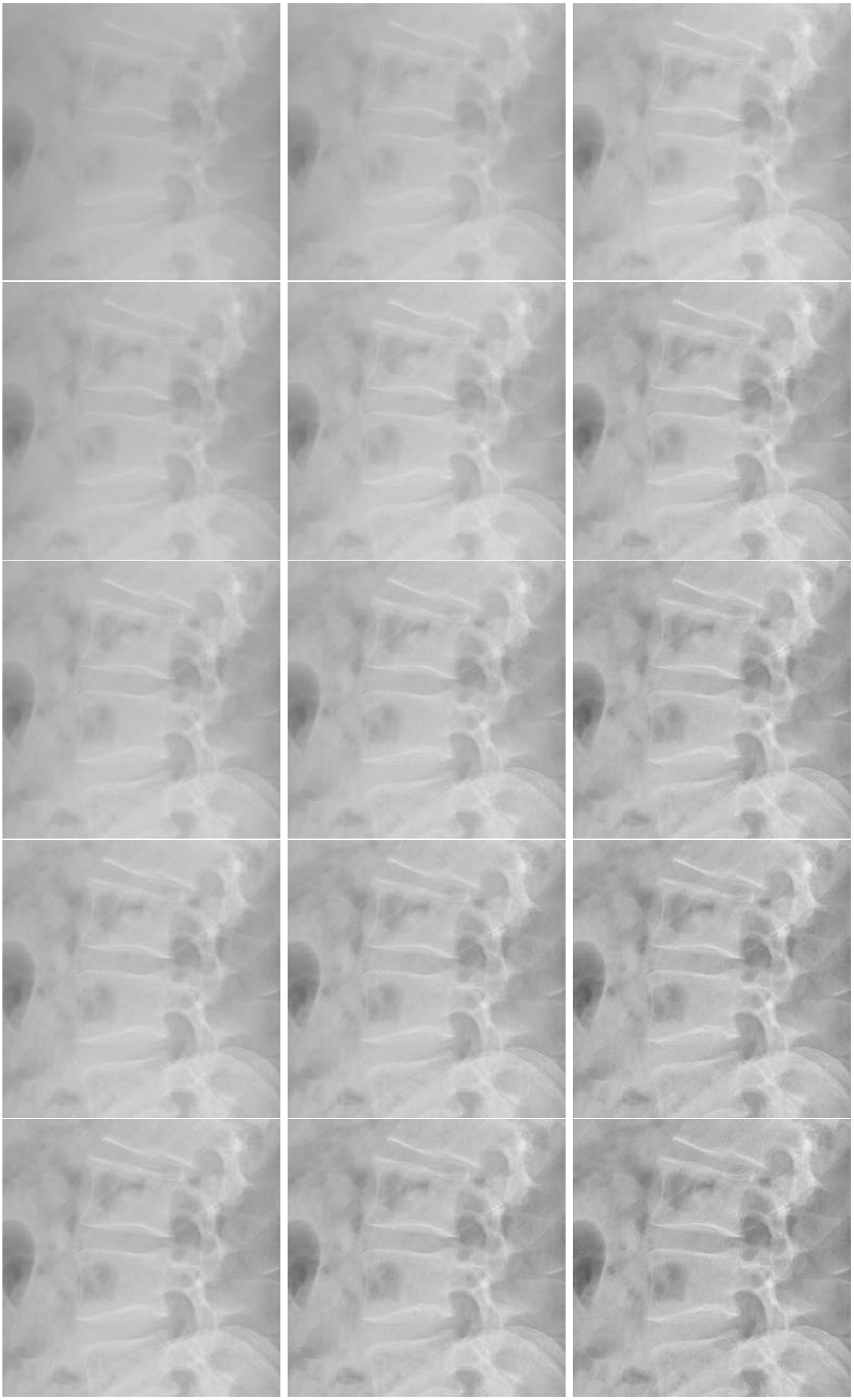
Slika 4.110. Primeri snimaka obrađenih sigmoidalnim pristupom. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja.



Slika 4.111. Uvećani delovi snimaka dobijenih sigmoidalnim pristupom prikazanih na slici 4.110. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja.



Slika 4.112. Primeri snimaka obrađenih multiplikativnim pristupom. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja.



Slika 4.113. Uvećani delovi snimaka dobijenih multiplikativnim pristupom prikazanih na slici 4.112. Vrste od gore na dole dobijane su za $Z = 1$, $Z = 2$, $Z = 3$, $Z = 4$ i $Z = 5$. Prva kolona dobijena za $\beta = 0.9$, druga za $\beta = 0.6$ i treća za $\beta = 0.3$. Snimci prikazani u negativu radi bolje vidljivosti detalja.

efekata promene parametara na izgled obrađenog snimka.

Glava 5

Podešavanje tonske skale

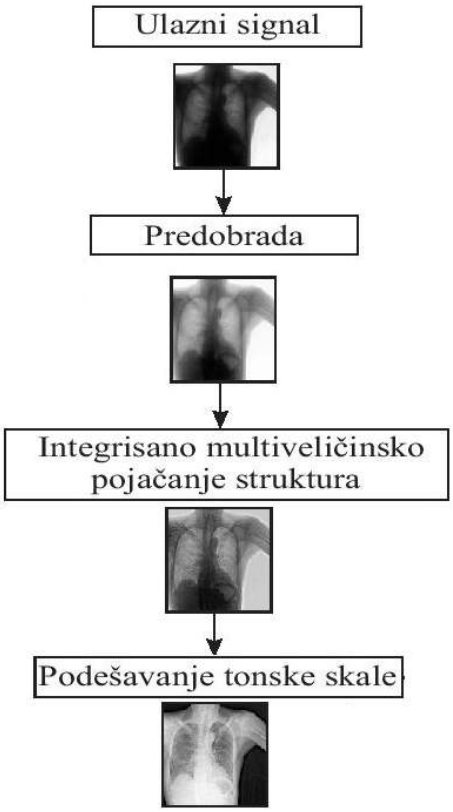
5.1 Uvod

Podešavanje tonske skale radiografskih snimaka je korak obrade koji dolazi nakon multiveličinske obrade u kojoj su pojačani detalji, poboljšan lokalni i smanjen globalni kontrast. Cilj podešavanja tonske skale jeste da se opsega vrednosti snimka podesi prema željenom izlaznom opsegu što nudi mogućnost da se sva prethodna poboljšanja snimka zadrže, a da se pri tome omogući dodatno isticanje anatomskih struktura. Blok-šema koja podešavanje tonske skale prikazuje u sklopu celokupne obrade prikazana je na slici 5.1.

Uobičajeno je da se radiografski snimci nekih modaliteta (npr. rendgensko snimanje) prikazuju u negativu, tj. da se kosti prikazuju kao bele, dok se pozadina prikazuje tamnim nijansama. Snimak koji je dobijen nakon multiveličinske obrade je u pozitivu gde veći intenzitet piksela predstavlja veći intenzitet zračenja. Određivanje negativa i podešavanje tonske skale radi pojačavanja vidljivosti anatomskih struktura izneseno je u poglavlju 5.2. Primer snimka pre i nakon prikazivanja u negativu predstavljen je na slici 5.2.

Podešavanjem tonske skale moguće je postići različitu vizualizaciju anatomskih struktura te ju je potrebno parametrizovati da bi se omogućila lakša kontrola. Takođe, pogodno je razviti automatsko podešavanje parametara kako bi se korisniku algoritma ponudio standardizovan izgled snimaka koji predstavljaju istu anatomsku strukturu.

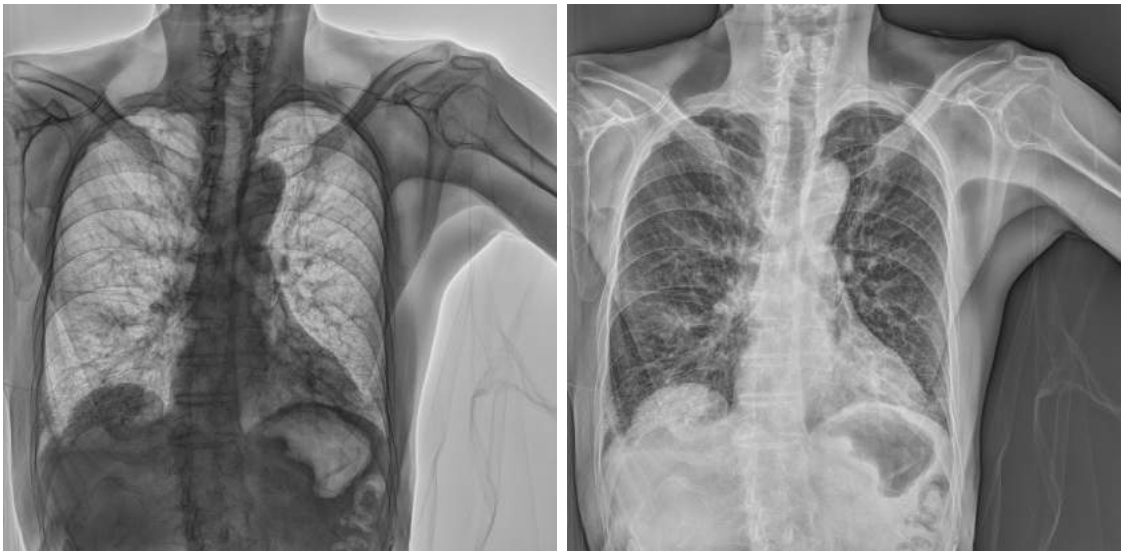
Automatsko određivanje parametara tonske skale opisano je u poglavlju 5.3.



Slika 5.1. Blok-šema obrade sa podešavanjem tonske skale.

5.2 Određivanje tonske skale obrađenog snimka

Radiografski snimci mogu imati različite opsege vrednosti u zavisnosti od načina na koji su obrađeni te je pre njihovog prikazivanja potrebno odrediti način na koji će se njihove vrednosti vizualizovati, odnosno kojoj vrednosti će se dodeliti koja nijansa sive boje. Pošto različiti monitori imaju različit broj nijansi sive boje koje mogu da prikažu, radi lakše dalje analize će se smatrati da vrednost nula predstavlja najtamniju nijansi sive boje koju monitor može da prikaže (crna), dok će vrednost jedan predstavljati najsvetliju nijansu (bela boja). Na ovaj način se problem određivanja tonske skale snimka svodi na određivanje preslikavanja koje će vrednosti piksela preslikati u opseg od nula do jedan. Radi jednostavnosti, vrednosti snimka pre preslikavanja će



(a) (b)

Slika 5.2. Primer snimka prikazanoug u (a) pozitivu i (b) negativu.

biti nazvane ulaznim vrednostima, dok će vrednosti nakon preslikavanja biti nazvane izlaznim vrednostima. Određivanje tonske skale će se kraće nazivati toniranje. Celokupna analiza koja će biti iznesena u ovom poglavlju ne podrazumeva da je poznato da li je snimak obrađen sigmoidalnim ili multiplikativnim pristupom te je nezavisna od tipa obrade. U analizi se takođe smatra da ni jedan od parametara obrade nije poznat. Svi snimci koji će biti prikazani u okviru analize obrađeni su sigmoidalnim pristupom, ali je i za snimke koji su obrađeni multiplikativnim pristupom moguće ponoviti analizu sa istim zaključcima.

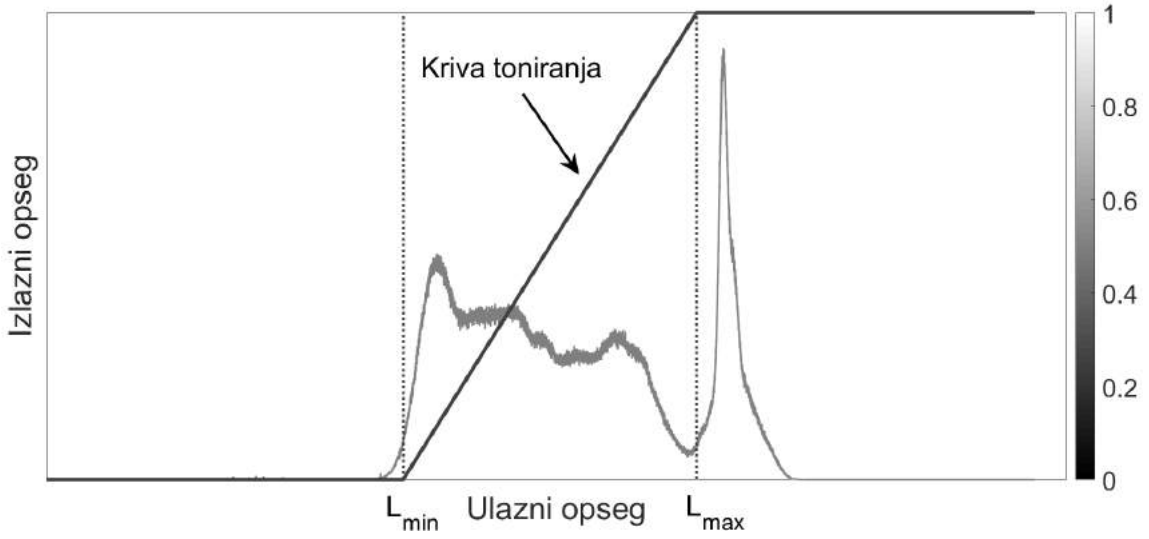
Za toniranje radiografskih snimaka moguće je upotrebiti različite pristupe [88,116]. Međutim, cilj je da se krajnjem korisniku (lekaru) omogući napredno podešavanje tonske skale koje je jednostavno za korišćenje. U okviru izloženog istraživanja analiziran je način toniranja koji podrazumeva definisanje samo dva parametra. Ovakav pristup je jednostavan za korišćenje, a pri tome nudi veliku fleksibilnost u određivanju izgleda toniranog snimka, kao što će biti pokazno na kraju poglavlja. Pored navedenog, analizirani pristup ekvivalentan je određivanju vrednosti prozora za toniranje koji se koristi u DICOM standardu (engl. *Digital Imaging and Communications in Medicine* - DICOM) [117] da bi se omogućila kompatibilnost opreme za medicinsko snimanje

proizvede od strane različitih proizvođača.

Jednostavan način da se definiše preslikavanje vrednosti snimka je preko zadavanja dve vrednosti L_{min} i L_{max} na osnovu kojih se određuje preslikavanje:

$$\hat{I}(x,y) = \begin{cases} 0, \text{ ako } I(x,y) < L_{min} \\ \frac{I(x,y)-L_{min}}{L_{max}-L_{min}}, \text{ ako } L_{min} \leq I(x,y) \leq L_{max} \\ 1, \text{ ako } I(x,y) > L_{max} \end{cases} \tag{5.1}$$

gde $I(x,y)$ predstavlja ulaznu vrednost piksela na prostornim koordinatama x i y, $\hat{I}(x,y)$ predstavlja izlaznu vrednost piksela. Šematski prikaz preslikavanja vrednosti prikazan je na slici 5.3 gde je preko histograma prikazana kriva toniranja. Vrednost L_{min} predstavlja graničnu vrednost sa donje strane opsega vrednosti pošto će se svi pikseli sa nižom vrednošću preslikati u vrednost nula (crno), dok vrednost L_{max} predstavlja gornju graničnu vrednost pošto će se svi pikseli sa većom vrednošću preslikati u jedan (belo). Vrednosti između L_{min} i L_{max} se linearno raspoređuju u opsegu nula do jedan (sive nijanse).



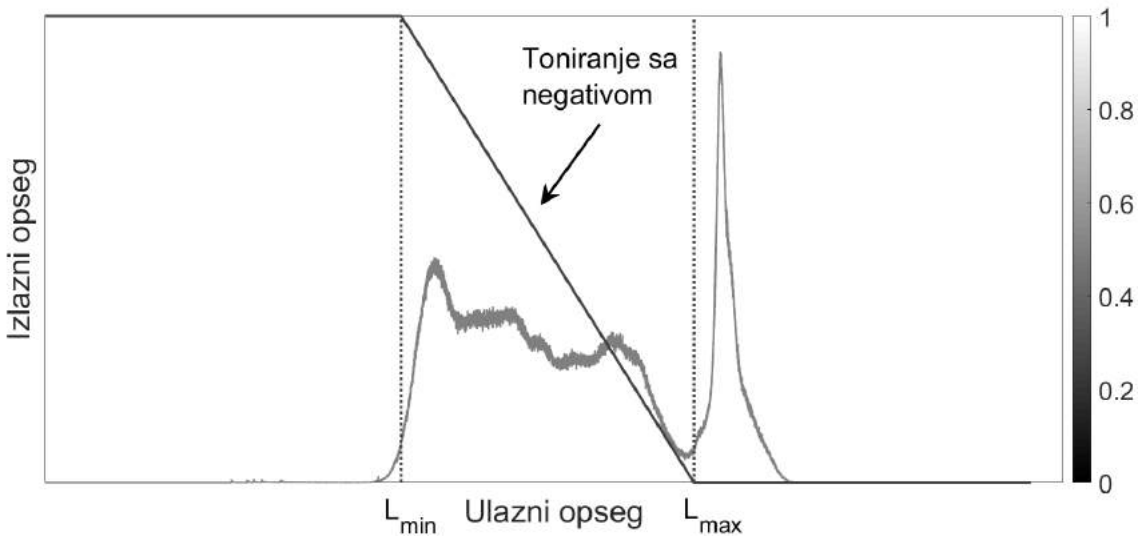
Slika 5.3. Šematski prikaz toniranja.

U slučajevima kada je uobičajeno da se radiografski snimci prikazuju u negativu, kao što je slučaj sa rendgenskim snimcima, nakon toniranja je potrebno izračunati negativ snimka. Pošto negativ predstavlja oduzimanje vrednosti piksela od maksimalne

moguće vrednosti, operaciju preslikavanja vrednosti i negativ moguće je objediniti:

$$\hat{I}(x,y) = \begin{cases} 1, \text{ ako } I(x,y) < L_{min} \\ 1 - \frac{I(x,y)-L_{min}}{L_{max}-L_{min}}, \text{ ako } L_{min} \leq I(x,y) \leq L_{max} \\ 0, \text{ ako } I(x,y) > L_{max} \end{cases} \tag{5.2}$$

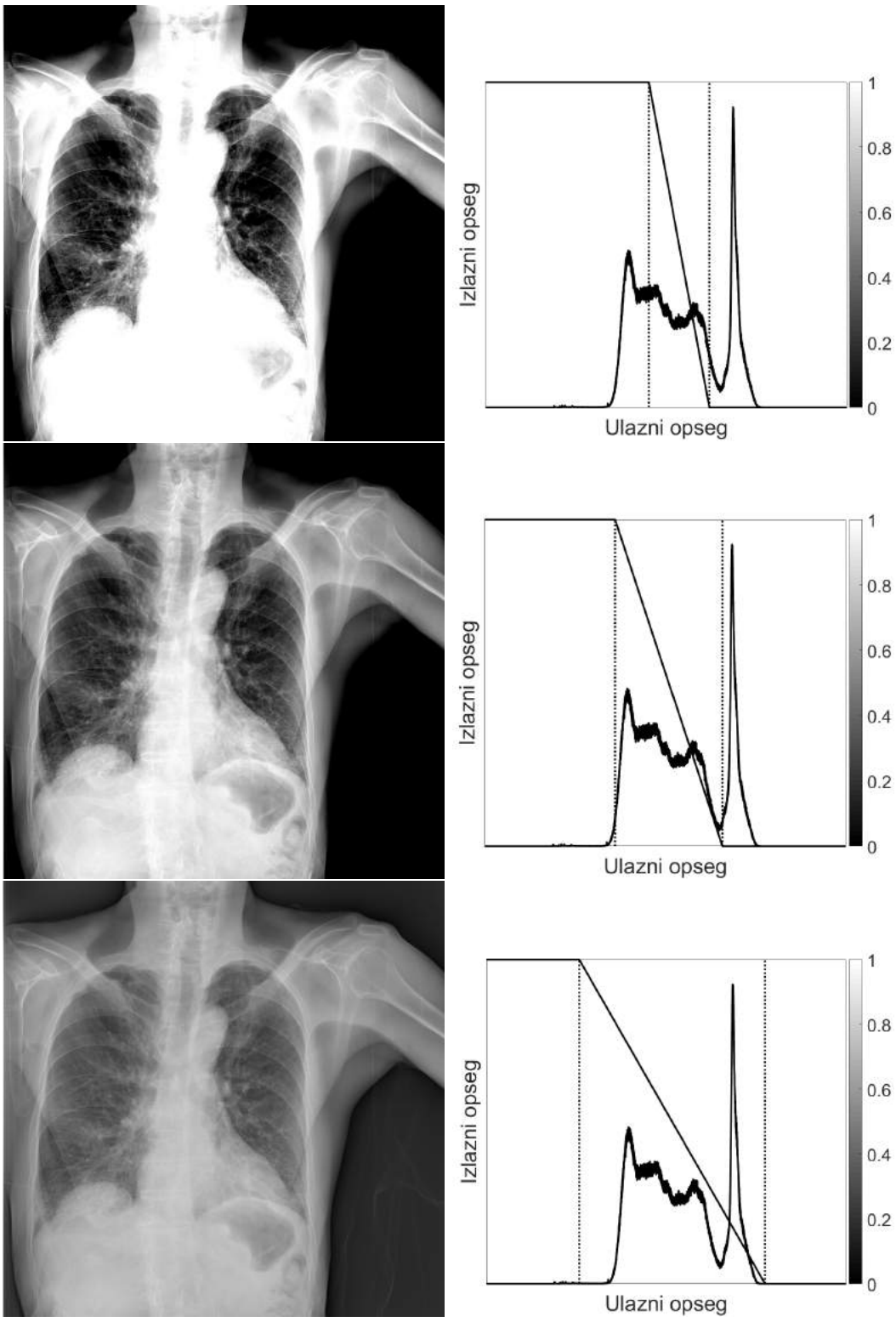
Toniranje koje sadrži negativ šematski je prikazano na slici 5.4.



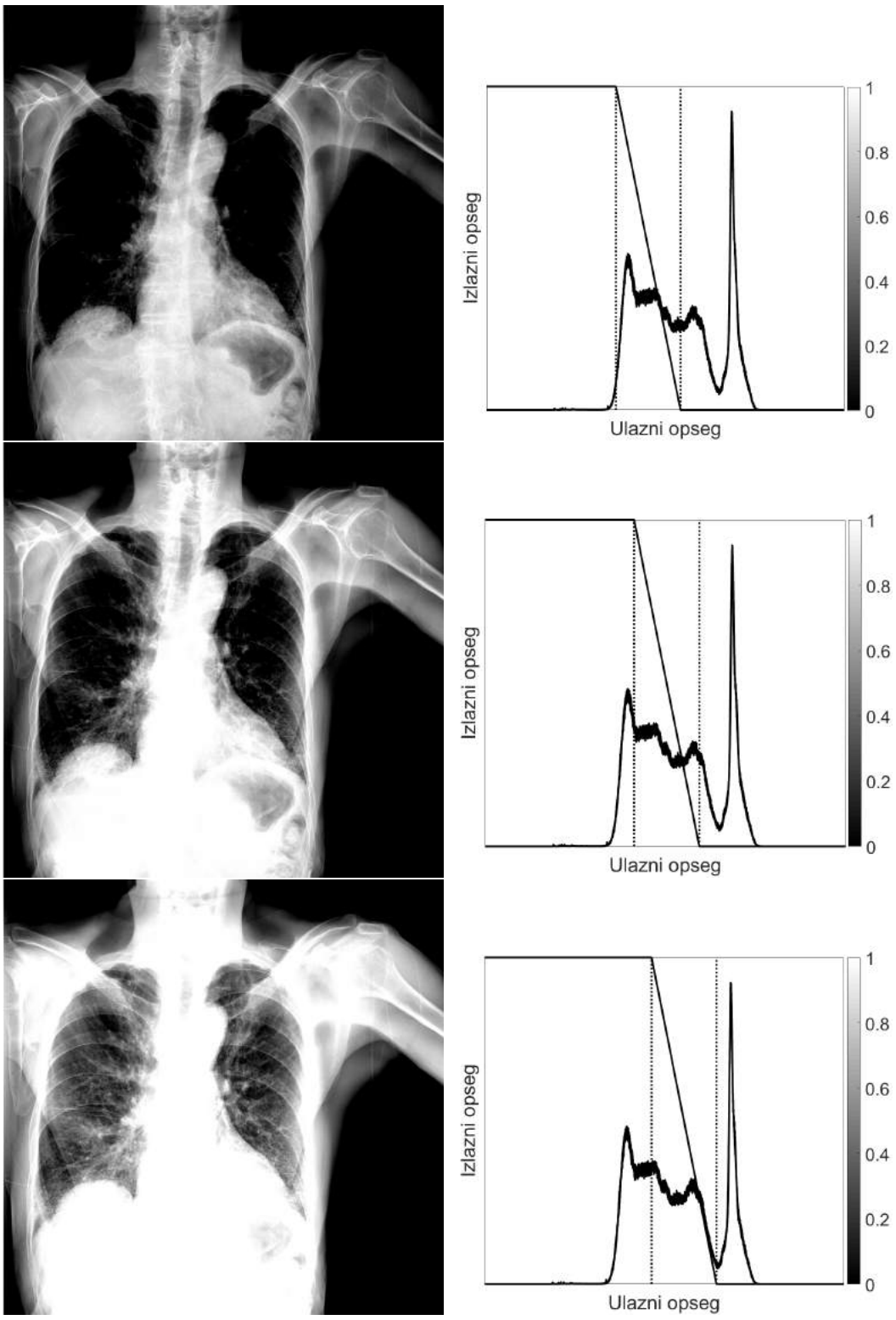
Slika 5.4. Šematski prikaz toniranja sa negativom.

Udaljenost između L_{min} i L_{max} određuje deo ulaznog opsega koji će biti predstavljen sivim nijansama. Primeri snimaka dobijenih za različite vrednosti širine ulaznog opsega koji se preslikava u nijanse sive boje prikazani su na slici 5.5. Što je opseg uži, to će razlika između prikazanih nijansi sive boje biti veća. Suprotno, sa povećanjem širine opsega smanjuje se razlika između nijansi koja će biti dodeljene susednim ulaznim intenzitetima. Lako se uočava da je kontrast toniranog snimka obrnuto proporcionalan širini ulaznog opsega koji se preslikava u sive nijanse.

Srednja siva nijansa dodeljuje se ulaznom intenzitetu određenom aritmetičkom sredinom vrednosti L_{min} i L_{max}. Na slici 5.6 prikazani su snimci dobijeni za istu širinu opsega definisanog sa L_{min} i L_{max}, ali za različitu vrednost aritmetičke sredine. Uočava se da je različitim pozicioniranjem srednje sive nijanse moguće dobiti snimke kod kojih je veći deo izlaznog opsega dodeljen različitim anatomskim strukturama.

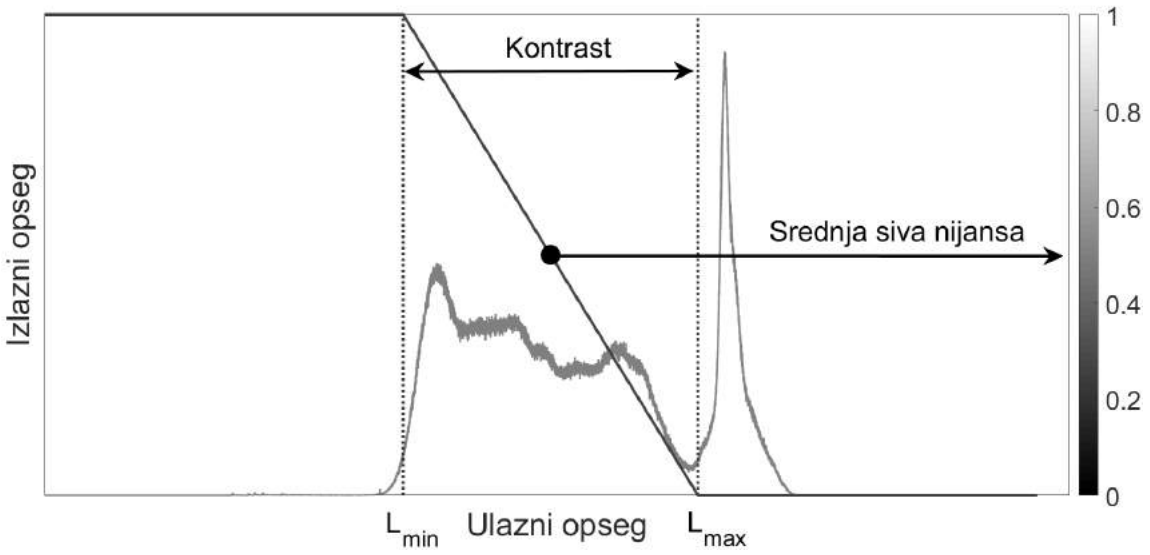


Slika 5.5. Primeri snimaka dobijenih za različite širine opsega koji se preslikava u sive nijanse (leva kolona) i odgovarajući histogrami sa krivama toniranja (desna kolona).



Slika 5.6. Primeri snimaka dobijeni za istu širinu, ali različitu srednju vrednost opsega koji se preslikava u sive nijanse (leva kolona) i odgovarajući histogrami sa krivama toniranja (desna kolona).

Primera radi, na snimku u gornjoj vrsti na slici 5.6 izlazni opseg iskorišćen je za isticanje koštanih struktura, dok je na snimku u donjoj vrsti na istoj slici akcenat stavljen na plućno tkivo. Zaključuje se da je odabirom drugačijih vrednosti za L_{min} i L_{max} (čime se menja i aritmetička sredina) moguće odabrati koji deo anatomske strukture će biti optimalno prikazan sivim nijansama kao i koliki će da bude kontrast prikazanih struktura. Šematski prikaz prethodne konstatacije prikazan je na slici 5.7. Sa snimaka prikazanih na slikama 5.5 i 5.6 uočava se da je promenama parametara L_{min} i L_{max} moguće proizvesti različite efekte toniranja čime je pokazana velika fleksibilnost pristupa, bez obzira na njegovu jednostavnost.



Slika 5.7. Šematski prikaz uticaja odabira vrednosti L_{min} i L_{max} na kontrast i preslikavanje ulaznog opsega u odnosu na srednju sivu nijansu izlaznog opsega.

Prozor za toniranje definisan DICOM standardom zahteva da se odredi centar prozora c kao i njegova širina w. Širina prozora određuje se kao rastojanje između L_{min} i L_{max}:

$$c = L_{max} - L_{min} \tag{5.3}$$

dok se centar prozora određuje kao aritmetička sredina graničnih vrednosti:

$$w = (L_{max} + L_{min})/2 \tag{5.4}$$

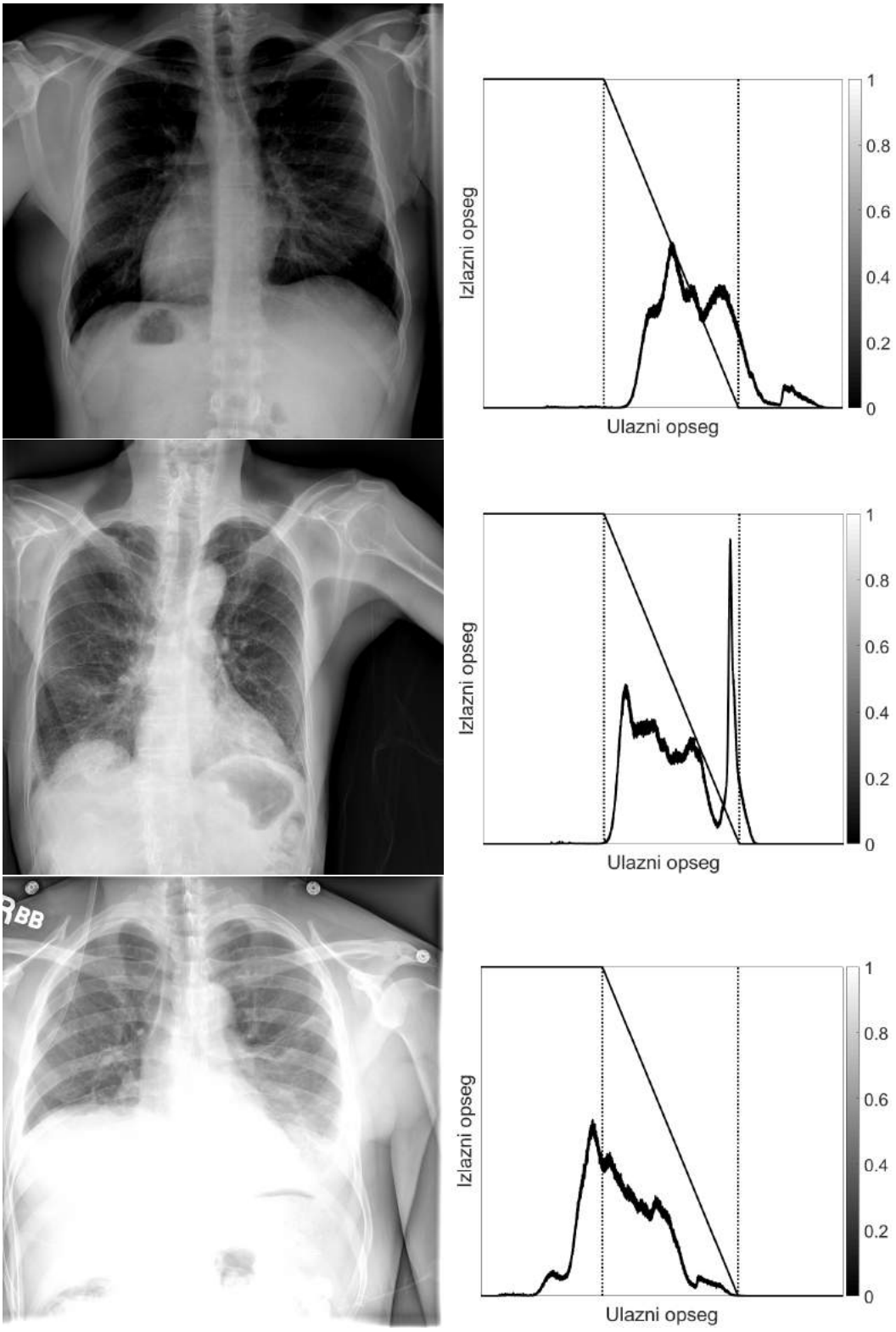
Da bi dobijene vrednosti za prozor toniranja imale smisla potrebno je uvesti ograničenje $L_{max} > L_{min}$, što je do sada implicitno i bilo podrazumevano.

5.3 Automatsko određivanje graničnih vrednosti tonske skale

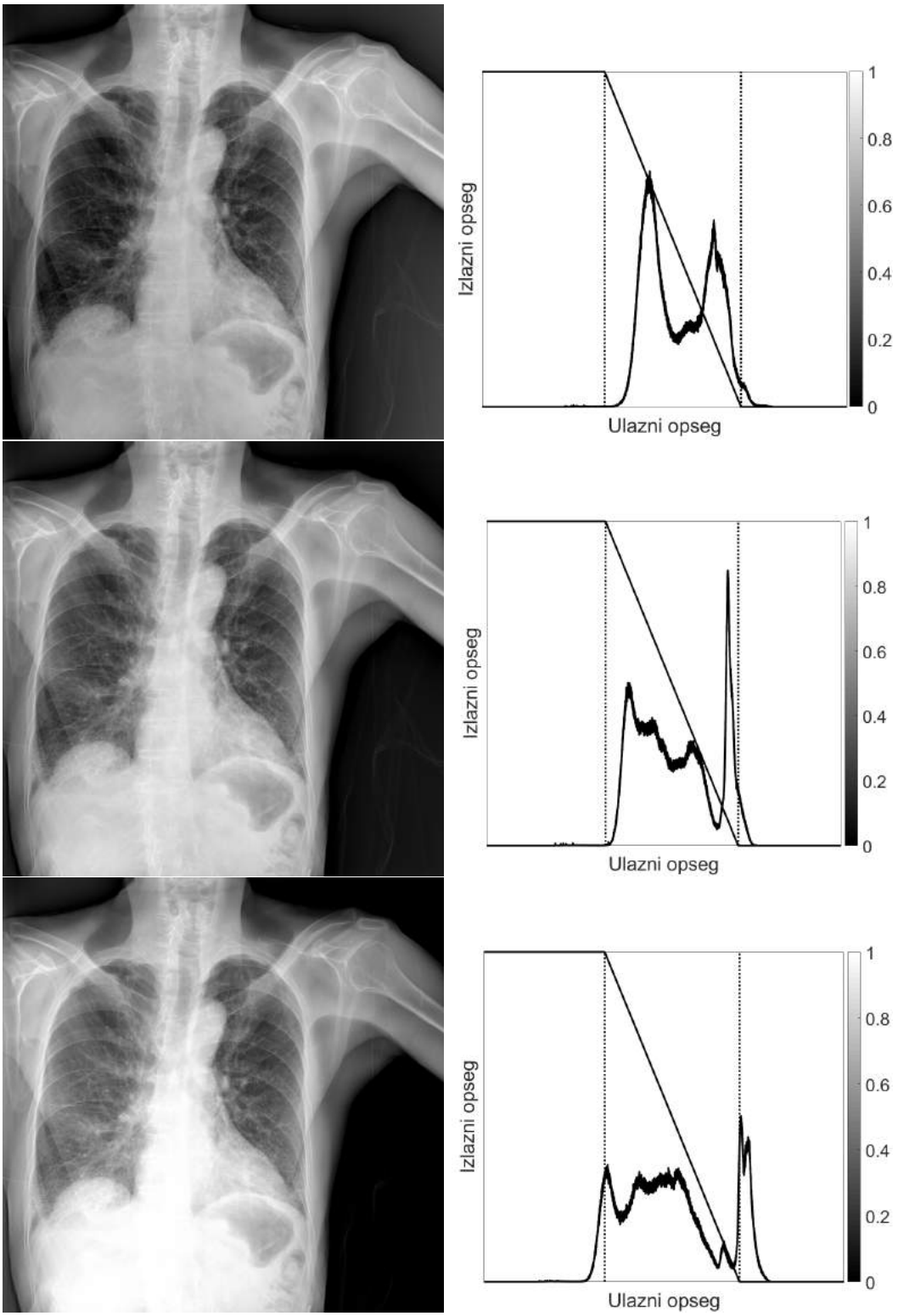
Granice toniranja L_{min} i L_{max} vezane su za intenzitete piksela nakon obrade koji zavise od tipa snimane anatomije, izgleda same anatomije kao i parametara multiveličinske obrade. Primeri snimaka istog dela ljudske anatomske (grudni koš) za iste vrednosti granica toniranja prikazani su na slici 5.8. Posmatranjem snimaka u gornjoj i donjoj vrsti uočava se da upotreba istih granica ne mora dovesti do zadovoljavajućeg toniranja kod snimaka koji prikazuju isti tip anatomije. Na snimku u gornjoj vrsti plućno tkivo je prikazao kao previše tamno pošto se ono našlo van granica toniranja, dok je kod snimka prikazanog u donjoj vrsti nemoguće razlikovati guste anatomske strukture (kičma, abdomen).

Snimci dobijeni za različite parametre obrade, a sa istim granicama tonske skale prikazani su na slici 5.9. Na gornjem snimku plućno tkivo je previše tamno, a na donjem snimku je abdomenalni deo zasićen. Zaključuje se da postavljanje fiksnih granica može da dovede do lošeg toniranja čak i ako je u pitanju jedan isti snimak koji je obrađen sa različitim parametrima obrade.

Da bi se za jedan tip anatomije dobio standardan izgled snimaka nakon toniranja, granice toniranja potrebno je prilagoditi samom snimku. Posmatranjem histograma prikazanih na slikama 5.8 i 5.9 uočava se da je toniranje dalo zadovoljavajući rezultat kada su granice toniranja prividno odgovarale graničnim intenzitetima koji su prisutni u snimku (snimak u srednjoj koloni za obe slike). Iz prethodnog se pogrešno može zaključiti da bi dobre automatske vrednosti za granice toniranja bile minimalna i maksimalna vrednost u snimku. Situacije u kojima samo nekoliko piksela ima drastično različite vrednosti u odnosu na ostatak slike česte su u praksi pošto se pojedini pikseli detektora kvare između dva procesa kalibracije (radi se periodično, obično na



Slika 5.8. Primeri različitih snimaka dobijeni za iste vrednosti L_{min} i L_{max} (leva kolona) i odgovarajući histogrami sa krivama toniranja (desna kolona).



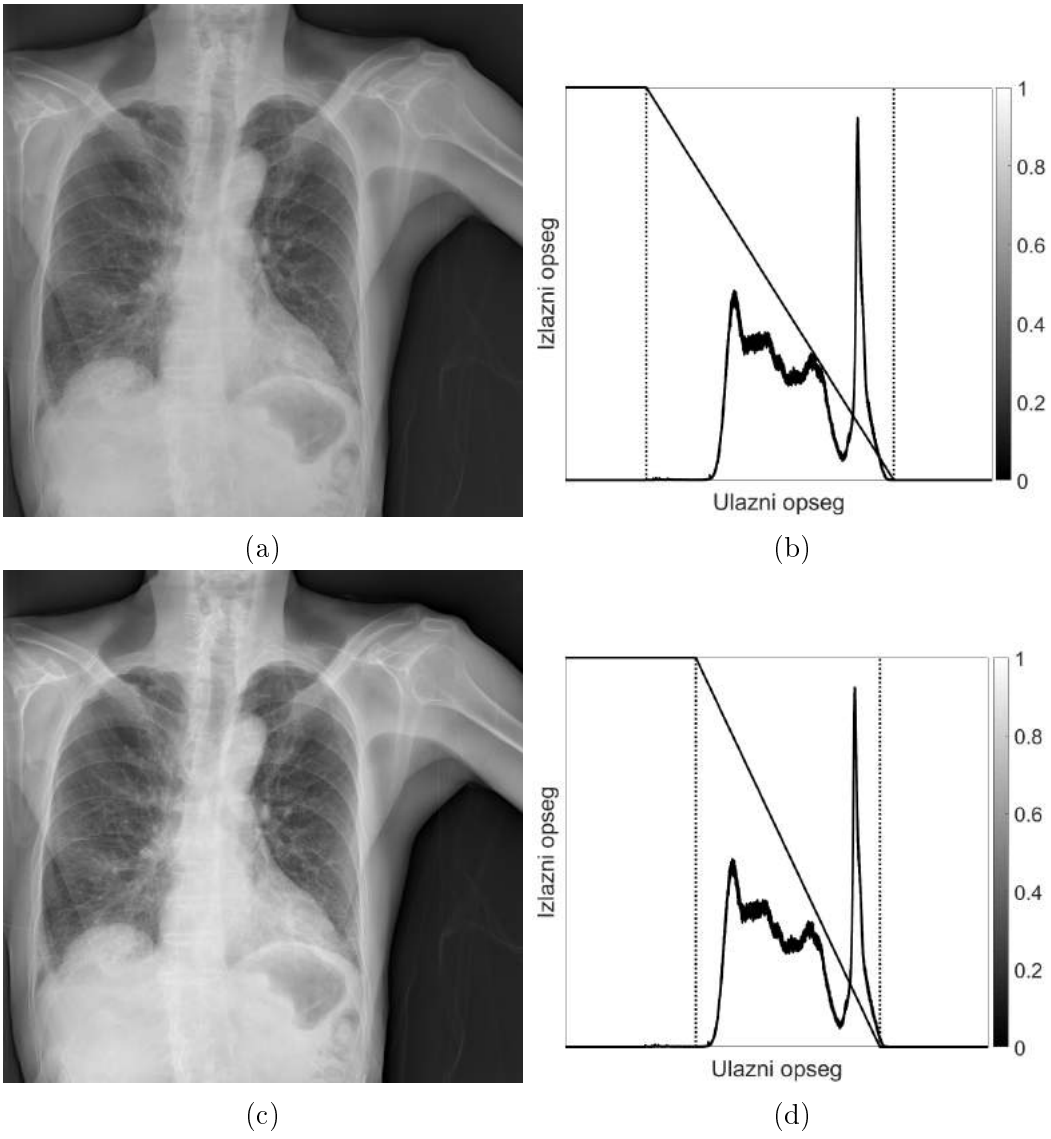
Slika 5.9. (leva kolona) Tonirani snimci dobijeni za iste vrednosti L_{min} i L_{max}, a različite vrednosti parmetara obrade (za gornji snimak korišćeno $\beta = 0$, za srednji $\beta = 0.5$ i za donji $\beta = 1$, za sve snimke korišćeno $Z = 1.8$) i (desna kolona) odgovarajući histogrami sa krivama toniranja.

nivou od nekoliko meseci). Pokvareni pikseli daju vrednost koja nije vezana za detektovano zračenje, te se ona može značajno razlikovati od vrednosti ostalih piksela u slici. U slučaju da snimak sadrži čak i samo jedan pokvareni piksel, širina opsega kojem se dodeljuju nijanse sive može da se drastično raširi ako se za granice toniranja biraju minimalna i maksimalna vrednost. Čak i u situaciji kada u snimku nema pokvarenih piksela, biranjem minimalne i maksimalne vrednosti za granice može se izazvati širenje opsega koji će biti prikazan sivim nijansama što će rezultirati smanjenjem kontrasta. Na slici 5.10 (a) prikazan je snimak dobijen toniranjem gde su granice postavljene na minimalnu i maksimalnu vrednost u snimku. Uočava se da je širenje opsega toniranja dovelo je do smanjenja kontrasta u snimku pošto su nijanse sive boje dodeljene ulaznim opsezima koji sadrže malo piksela ili uopšte ne sadrže piksele.

Širenje opsega toniranja moguće je sprečiti tako što će se umesto minimalne i maksimalne vrednosti za granice toniranja uzeti vrednosti za koje će se određeni udeo piksela naći izvan granica. Ako se za donju granicu toniranja uzme vrednost za koju će se samo 0.1 % piksela slike zasititi (prikazati kao crni), a isto se uradi i za gornju granicu, dobija se bolji rezultat nego kada se za granice biraju minimum i maksimum, što je i pokazano na slici 5.10 (c) (tamnija pozadina i bolji kontrast između pluća i abdomena).

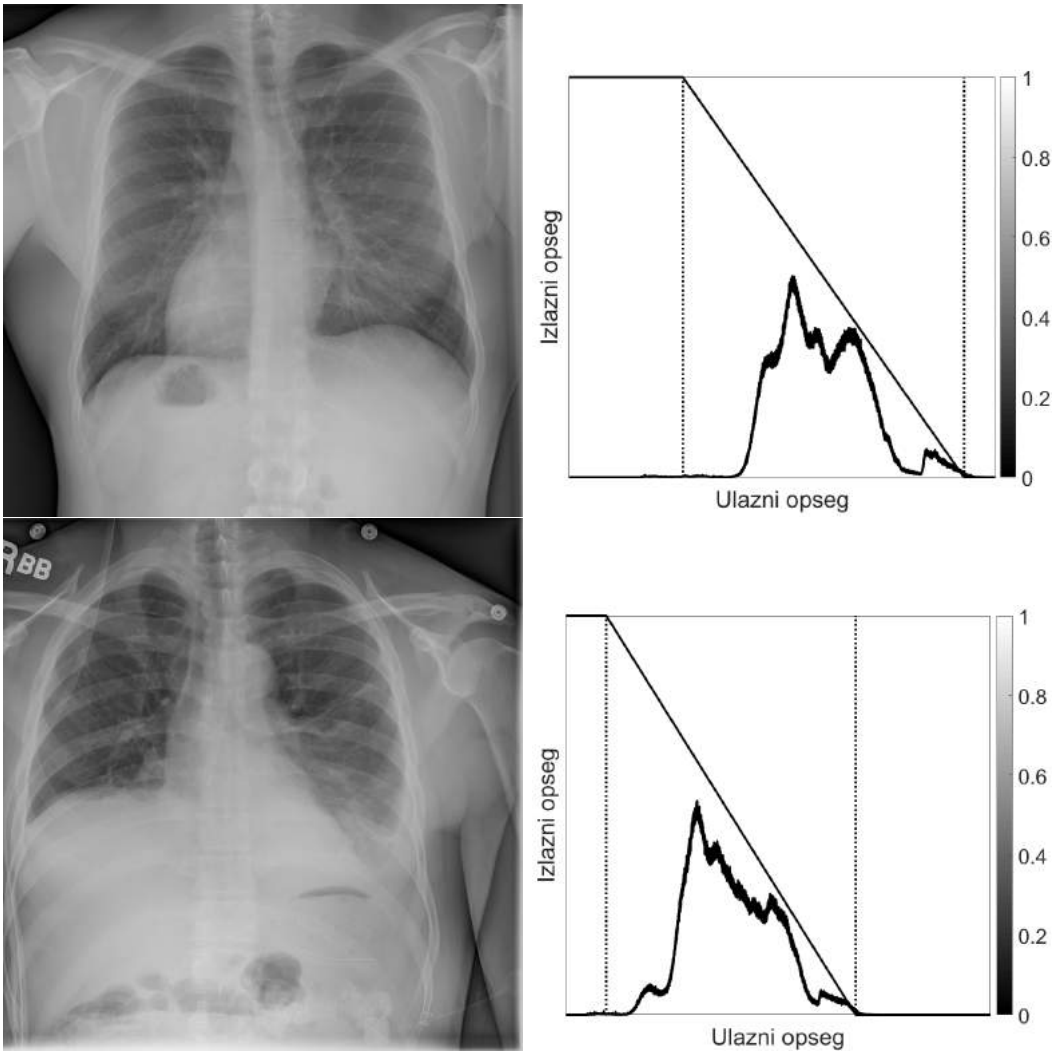
Slika 5.11 prikazuje primere različitih snimaka dobijenih tako što su granice podešene da se zasiti 0.1 % piksela sa obe strane ulaznog opsega. Dobijeni snimci adekvatno prikazuju anatomske strukture u odnosu na primere prikazane na slici 5.8. Ovo pokazuje da odabir granica toniranja preko procenata zasićenih piksela, pored toga što sužava opseg toniranja, namešta i granice toniranja prema sadržaju snimka. Ovo je veoma bitan zaključak pošto je pokazano da postavljanje fiksnih vrednosti za granice toniranja dovodi do loših rezultata. Na slici 5.12 prikazani su snimci dobijeni sa različitim parametrima obrade i granicama toniranja postavljenim da se zasiti 0.1 % piksela sa obe strane opsega. Isto kao i na snimku 5.11, uočeno je da su anatomske strukture adekvatno prikazane, tj. da nema zasićenih anatomskih struktura.

Posmatranjem histograma prikazanih na slikama 5.11 i 5.12 uočava se da su krajevi



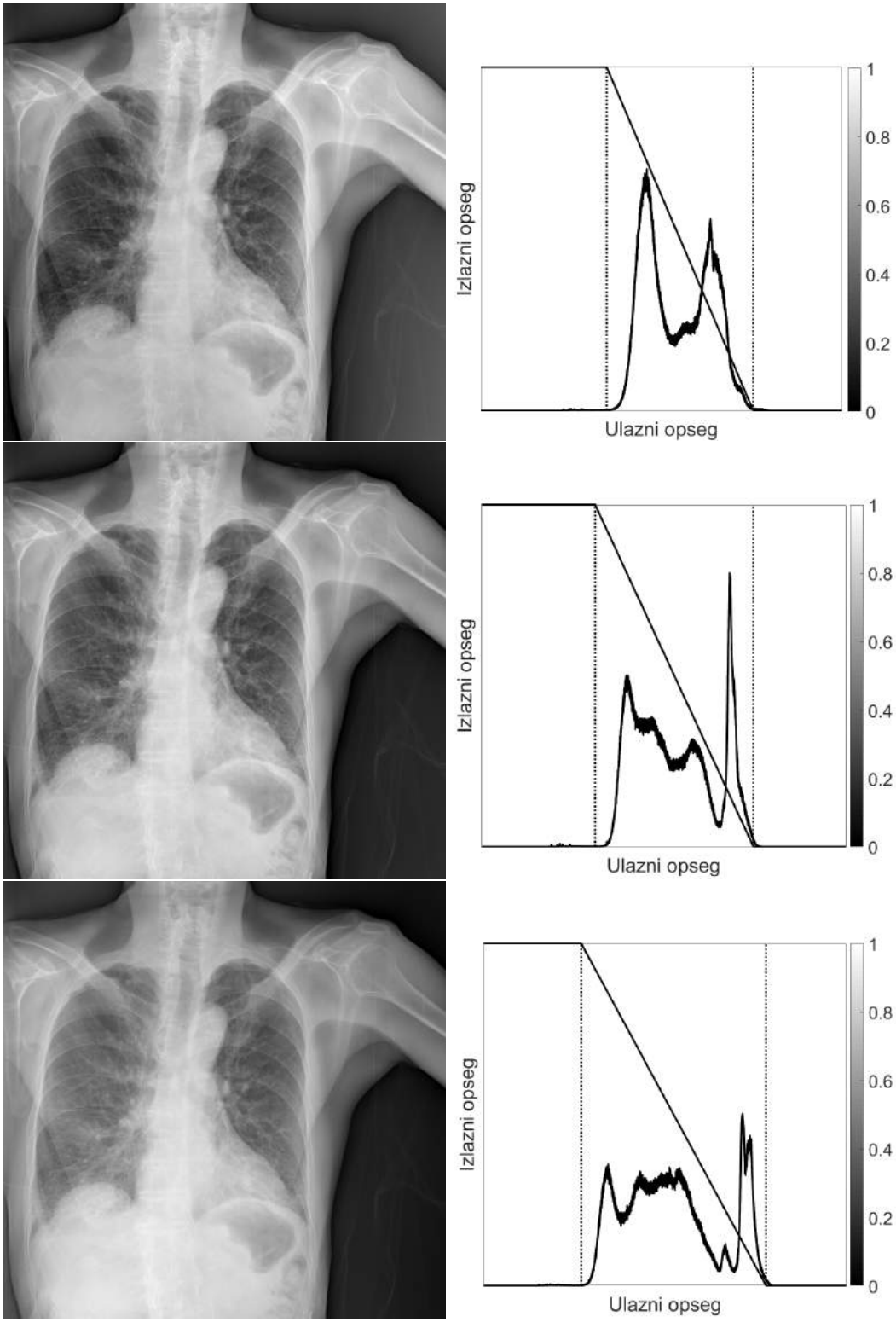
Slika 5.10. (a) Snimak dobijen toniranjem gde su za granice uzeti minimum i maksimum vrednosti snimka i (b) histogram snimka sa krivom toniranja. (c) Snimak nakon toniranja gde su za granice uzete vrednosti za koje se zasititi 0.1 % piksela sa najnižim i najvišim vrednostima i (d) histogram snimka sa krivom toniranja.

histograma izduženi, te se uzimanjem granica koje zasićuju samo mali udeo piksela ne postiže toniranje koje će rezultovati jakim kontrastom. Na slici 5.13 prikazani su primeri histograma na kojima su obeleženi izduženi krajevi. Da bi se odredili procenti zasićenja koji se mogu koristiti za sve snimke koji prikazuju isti deo ljudske anatomije (npr. pluća) potrebno je analizirati mnoštvo snimaka i odabrati zasićenja koja daju pogodne rezultate za svaki od tih snimka. Na slici 5.14 prikazani su tonirani

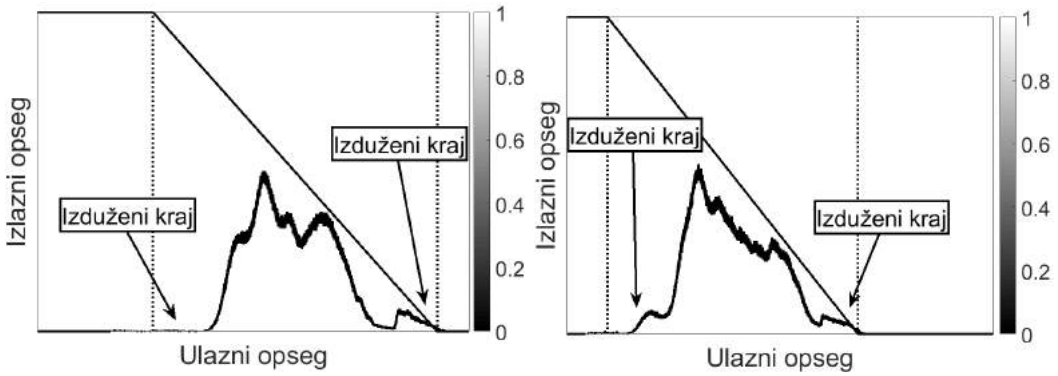


Slika 5.11. Snimci dobijeni tako što su granice toniranja podešene da se zasiti 0.1 % piksela sa najnižim i najvišim vrednostima (leva kolona) i histogrami slika sa krivama toniranja (desna kolona).

snimci i odgovarajuće binarne slike koje prikazuju zasićene piksele koji se dobijaju za različite procente zasićenja. Uočava se da vrednosti piksela koje odgovaraju krajevima histograma imaju ograničen značaj pošto odgovaraju pozadini, ivici kože ili najgušćim delovima anatomije, te je bez ugrožavanja vidljivosti značajnih anatomskih struktura (u datom primeru plućno tkivo) moguće zasititi veći udeo od 0.1 %. Sa toniranih snimaka i binarnih slika vidi se da zasićenje ne mora da bude isto sa obe strane opsega. Ako se zasiti veći deo snimka sa gornje strane opsega (linija kože za 2 % zasićenja) ne gube se značajne anatomske informacije, dok se recimo za zasićenje od



Slika 5.12. (leva kolona) Snimci dobijeni tako što su granice toniranja podešene da se zasiti 0.1 % piksela sa najnižim i najvišim vrednostima i (desna kolona) histogrami slika sa krivama toniranja. Korišćeni su isti parametri obrade kao i za sliku 5.9 (za gornji snimak korišćeno $\beta = 0$, za srednji $\beta = 0.5$ i za donji $\beta = 1$, za sve snimke korišćeno $Z = 1.8$).

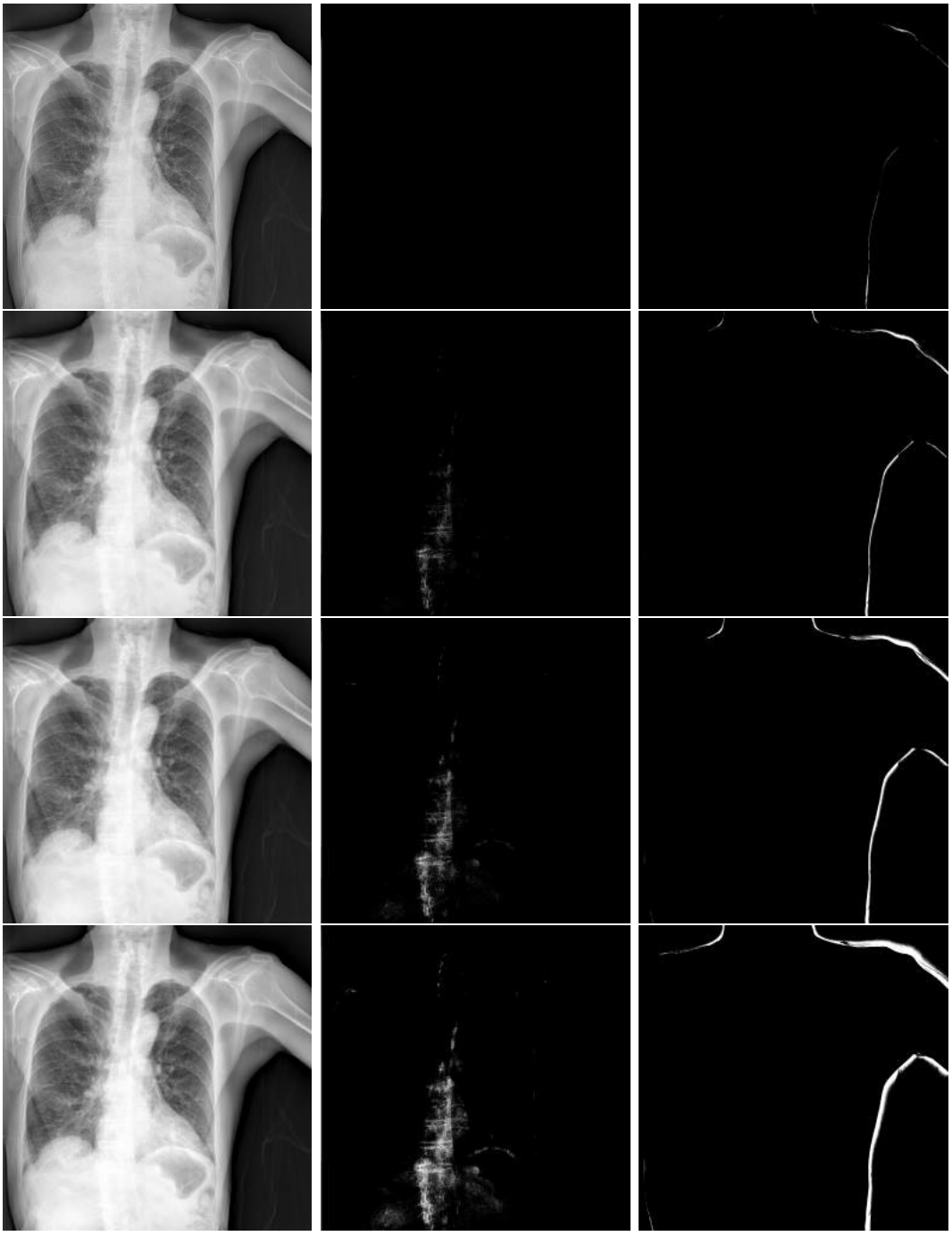


Slika 5.13. Primeri histograma na kojima su obeleženi izduženi krajevi. Radi lakšeg poređenja sa ostalim histogramima predstavljena je i kriva toniranja koja se dobija kada se zasiti 0.1 % piksela sa najnižim i najvišim vrednostima.

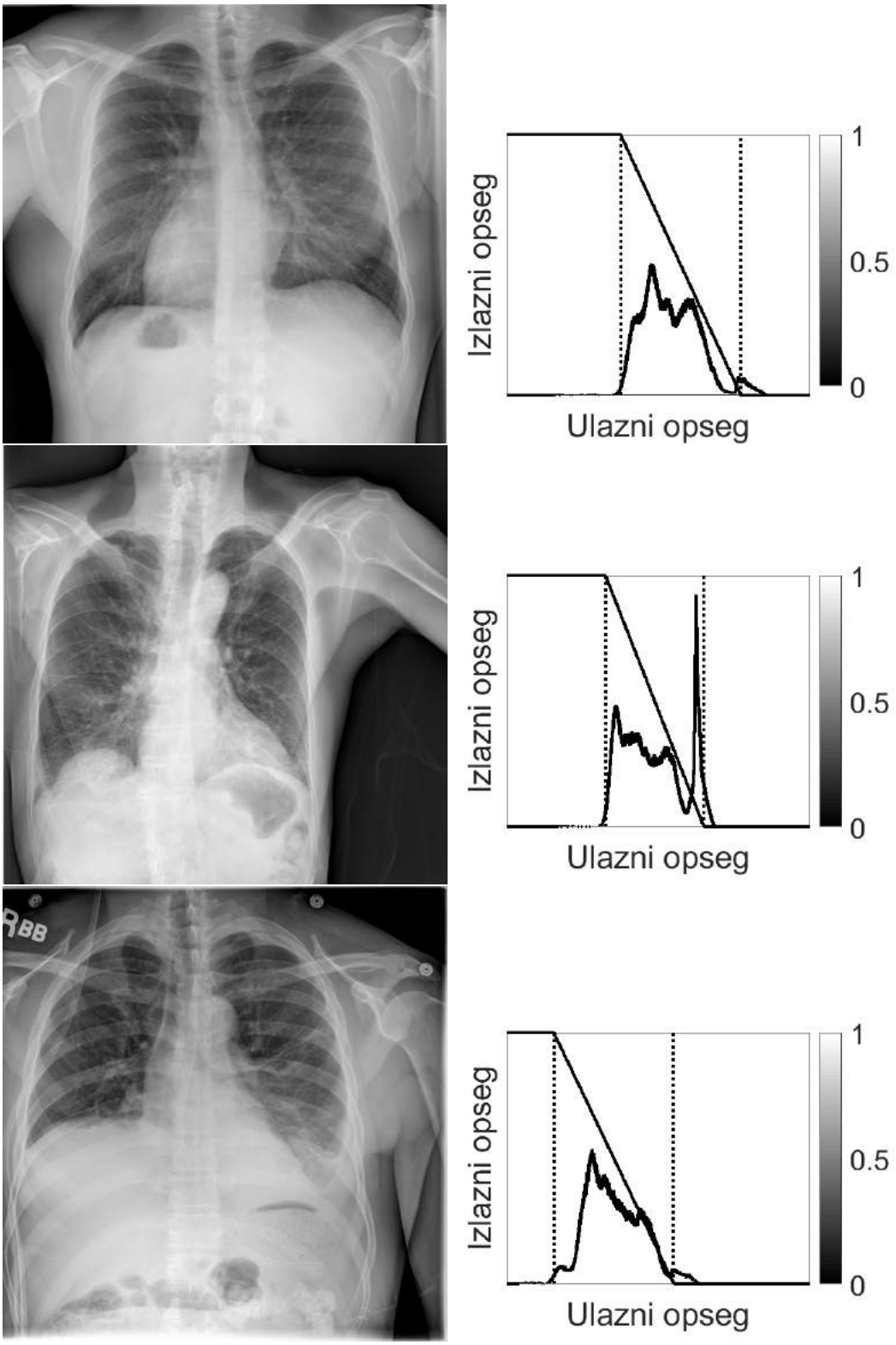
2 % sa donje strane opsega gube anatomske informacije u abdomenalnom delu. Pre nego što se donese zaključak koja zasićenja su pogodna, prethodnu analizu potrebno je ponoviti nad više snimaka pluća. Međutim, zbog sličnosti anatomskih delova kod različitih pacijenata analizom se dolazi do sličnih zaključaka. Konkretno, zaključeno je da je za snimke pluća moguće zasititi 0.5 % piksela sa donje strane i 2.7 % piksela sa gornje strane opsega. Primeri snimaka dobijenih sa ovim zasićenjima prikazani su na slici 5.15.

5.4 Podešavanje zasićenja

Isti princip za pronalaženje optimalnih vrednosti zasićenja koji je korišćen za snimke koji prikazuju pluća može se primeniti i na snimke koji prikazuju druge anatomije. Treba primetiti da zaključci dobijeni za jednu grupu snimaka ne moraju nužno da važe i za ostale. Na slici 5.16 prikazani su bočni snimci lumbalne kičme, kao i binarne slike koje se dobijaju za različita zasićenja. Uočava se da je i sa donje i sa gornje strane moguće zasititi značajan udeo piksela, a da se pri tome ne ugrozi vidljivost anatomije od interesa, tj. kičme. Za razliku od snimaka pluća gde se izbegavalo zasićenje gustih anatomskih struktura, kod bočnih snimaka lumbalne kičme moguće je zasititi deo koji predstavlja karlicu i kukove pošto oni nisu od značaja, a predstavljaju veoma guste strukture te narušavaju kontrast snimka i vidljivost anatomije od



Slika 5.14. Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1%, za drugu na 0.5%, za treću na 1%, a za donju na 2% piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega.



Slika 5.15. Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 0.5 % piksela sa donje i 2.7 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona).

interesa. Analizom izvedenom nad dodatnim snimcima koji prikazuju bočne snimke lumbalne kičme različitih pacijenata utvrđeno je da je pogodno zasititi 1.59 % piksela sa donje strane i 2 % sa gornje strane. Na slici 5.17 prikazani su primeri snimaka dobijenih za navedena zasićenja. Sa prikazanih snimaka se uočava da izabrane vrednosti procenata zasićenja rezultiraju obrađenim snimcima konzistentnog izgleda.

Za razliku od snimaka lumbalne kičme, kod snimaka karlice nije poželjno zasititi guste anatomske delove. Na slici 5.18 prikazani su snimci karlice, kao i binarne slike koje se dobijaju za različita zasićenja. Sa slike se uočava da čak i malo zasićenje sa donje strane (0.1 %) dovodi do gubitka informacija u anatomiji od interesa, tj. karlici i kukovima pošto oni predstavljaju najgušći deo anatomije koji je prisutan na snimku. Kod snimaka karlice meka tkiva nisu od velikog interesa te je zasićenje sa gornje strane moguće podesiti na visoke vrednosti da bi se pojačao kontrast koštanih struktura. Nakon analize drugih snimaka karlice zaključeno je da je sa donje strane moguće zasititi samo 0.1 % piksela da bi se obezbedila zaštita od pokvarenih piksela, dok je sa gornje strane moguće zasiti 3.14 % piksela. Na slici 5.19 prikazani su primeri snimaka karlice dobijeni sa utvrđenim zasićenjima.

Kod snimaka šake i ekstremiteta prelaz kože i pozadine čini veliki udeo slike zbog prisustva prstiju. Na slici 5.20 prikazani su snimci šake, kao i binarne slike koje se dobijaju za različita zasićenja. Uočava se da čak i ako se zasiti 6 % piksela sa gornje strane opsega neće doći do ugrožavanja vidljivosti anatomije. Slično kao i kod snimaka karlice, nije moguće zasititi veliki procenat sa donje strane, a da se pri tome ne izgubi na vidljivosti kostiju. Analizom je utvrđeno da je za snimke šake pogodno zasititi čak 5.12 % piksela sa gornje strane i 0.1 % sa donje strane. Primeri snimaka dobijenih sa navedenim zasićenjima prikazani su na slici 5.21.

Snimci kolena zanimljivi su sa stanovišta analize toniranja pošto prikazuju i duge kosti, i kosti zgloba i meko tkivo, a da se pri tome kosti zgloba nalaze blizu linije kože. Na slici 5.24 prikazani su snimci kolena, kao i binarne slike koje se dobijaju za različita zasićenja. Slično kao kod snimaka šake, zasićenje sa donje strane će dovesti do gubitka struktura u kostima, dok je sa gornje strane moguće zasititi veći procenat piksela. Ponavljanjem iste analize na drugim snimcima kolena zaključuje se da je sa

gornje strane moguće zasititi 4.16 % piksela, dok se radi očuvanja koštanih struktura sa donje strane zasićuje samo 0.1 %. Primeri toniranih snimaka kolena prikazani su na slici 5.25.

Kod snimaka torakalne kičme česta je upotreba kolimatora radi sprečavanja ozračivanja delova tela koji nisu od interesa. Upravo zbog ovoga nije poželjno zasititi veliki procenat piksela ni sa jedne strane opsega pošto je anatomija od interesa već određena korišćenim poljem zračenja. Na slici 5.22 prikazani su snimci torakalne kičme spreda, kao i binarne slike koje se dobijaju za različita zasićenja. Uočava se da zasićenje sa bilo koje strane dovodi do gubitaka informacija o anatomskim strukturama. Međutim, prilikom snimanja kičme meke strukture nisu od jednakog značaja kao koštane strukture, pa se zaključuje da je meke strukture moguće zasititi u meri koja neće dovesti do neprirodnog izgleda snimka. Da bi se obezbedila zaštita od pokvarenih piksela i ekstremnih vrednosti, i nakon analize na drugim snimcima određeno je da je za ovaj tip snimanja pogodno zasititi samo 0.1 % piksela sa donje strane opsega da se ne bi gubile informacije u koštanim strukturama, a da je sa gornje strane moguće zasititi 0.5 % piksela čime se povećava kontrast, a zadržava prirodnost izgleda mekih tkiva. Primeri snimaka dobijenih sa odabranim zasićenjima prikazani su na slici 5.23.

Kao što je pokazano, predloženi način određivanja procenata zasićenja moguće je upotrebiti nad snimcima različitih tipova anatomija kod kojih je fokus stavljen na različite karakteristike snimka, čime je pokazana univerzalnost korišćenog pristupa. Procenti zasićenja dobijeni za različite tipove anatomija prikazani su u tabeli 5.1. Analizom snimaka utvrđeno je da je visok procenat zasićenja sa donje strane pogodan jedino za bočne snimke lumbalne kičme pošto jedino kod njih najgušća anatomija nije od interesa. Pokazalo se da je najveći procenat zasićenja sa gornje strane moguće koristiti kod snimaka šaka i stopala. Analiza snimaka ruku, nogu, vrata i glave pokazala je da se dobijaju veoma slični rezultati kao i kod snimaka kolena, te su za sve njih odabrani isti procenti zasićenja kao za koleno. Poređenjem snimaka abdomena i snimaka karlice pokazalo se da je i za njih moguće iskoristiti ista zasićenja. Za snimke lumbalne kičme spreda i otpozadi (pacijent se pozicionira licem i leđima prema izvoru zračenja) došlo se do istih zasićenja koja se koriste za snimke torakalne kičme, pošto

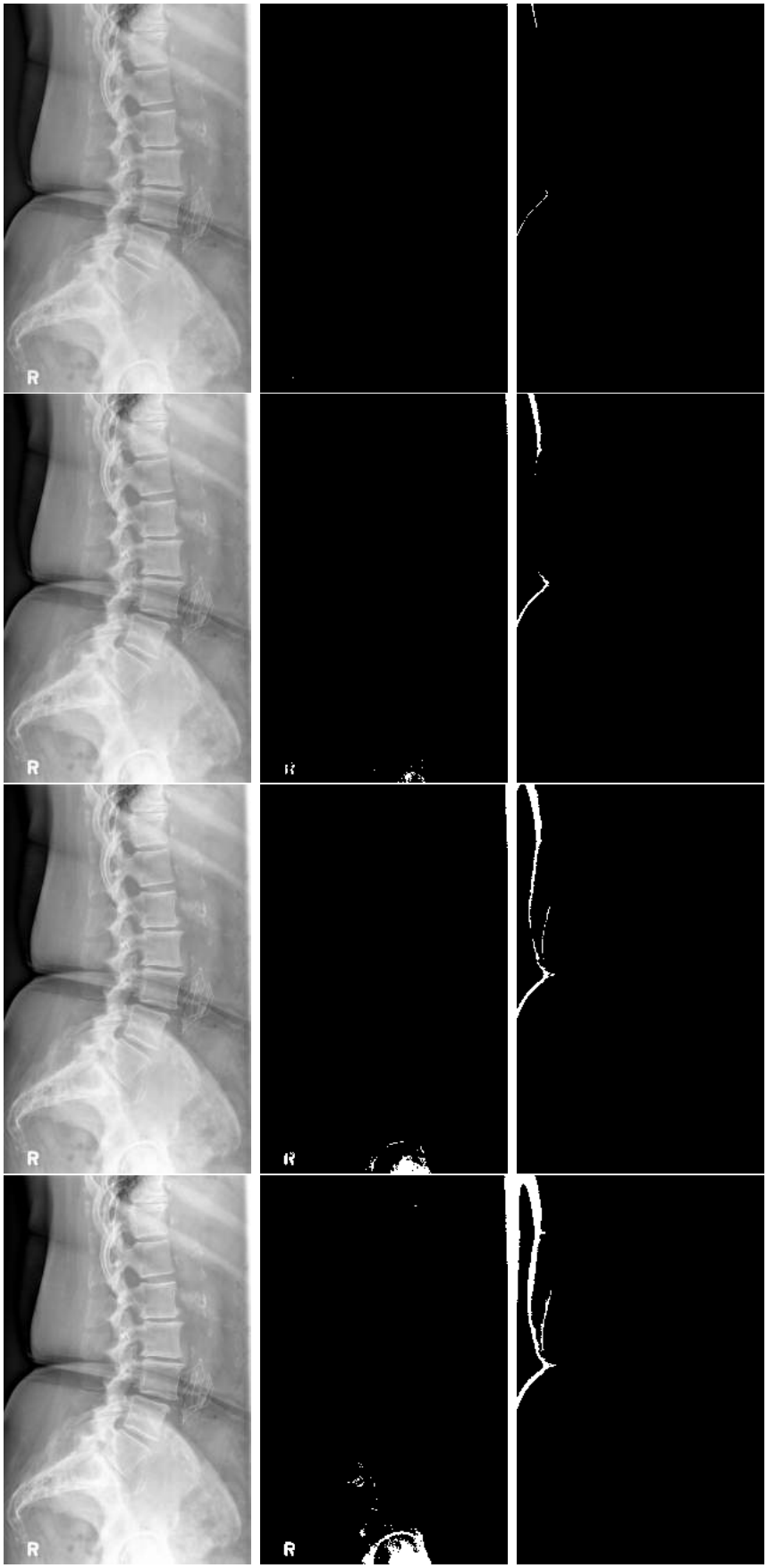
se i kod njih često koristi kolimacija.

Tabela 5.1. Procenti zasićenih piksela sa donje i gornje strane opsega vrednosti za različite anatomije.

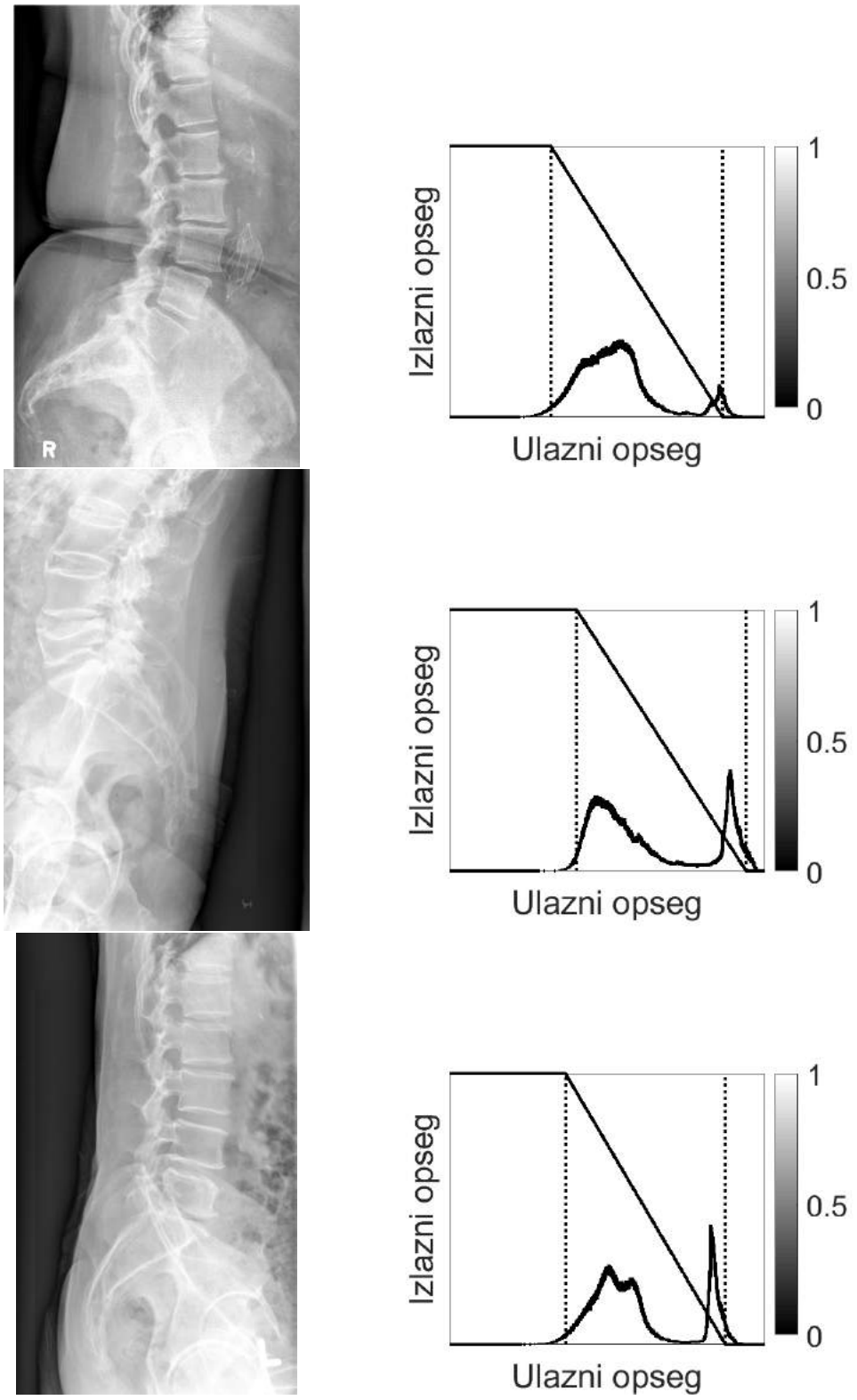
Procenat zasićenja Deo anatomije	Donja strana	Gornja strana
Pluća	0.5	2.7
Rebra	0.5	2.7
Lumbalna kičma sa boka	1.59	2
Karlica	0.1	3.14
Kuk	0.1	3.14
Abdomen	0.1	3.14
Šaka	0.1	5.12
Prsti	0.1	5.12
Ručni zglob	0.1	5.12
Peta	0.1	5.12
Skočni zglob	0.1	5.12
Torakalna kičma	0.1	0.5
Lumbalna kičma spreda ili otpozadi	0.1	0.5
Koleno	0.1	4.16
Čašica kolena	0.1	4.16
Potkolenica	0.1	4.16
Butina	0.1	4.16
Lakat	0.1	4.16
Podlaktica	0.1	4.16
Nadlaktica	0.1	4.16
Glava	0.1	4.16
Vrat	0.1	4.16
Rame	0.1	4.16
Ključna kost	0.1	4.16
Lopatica	0.1	4.16

5.5 Zaključak

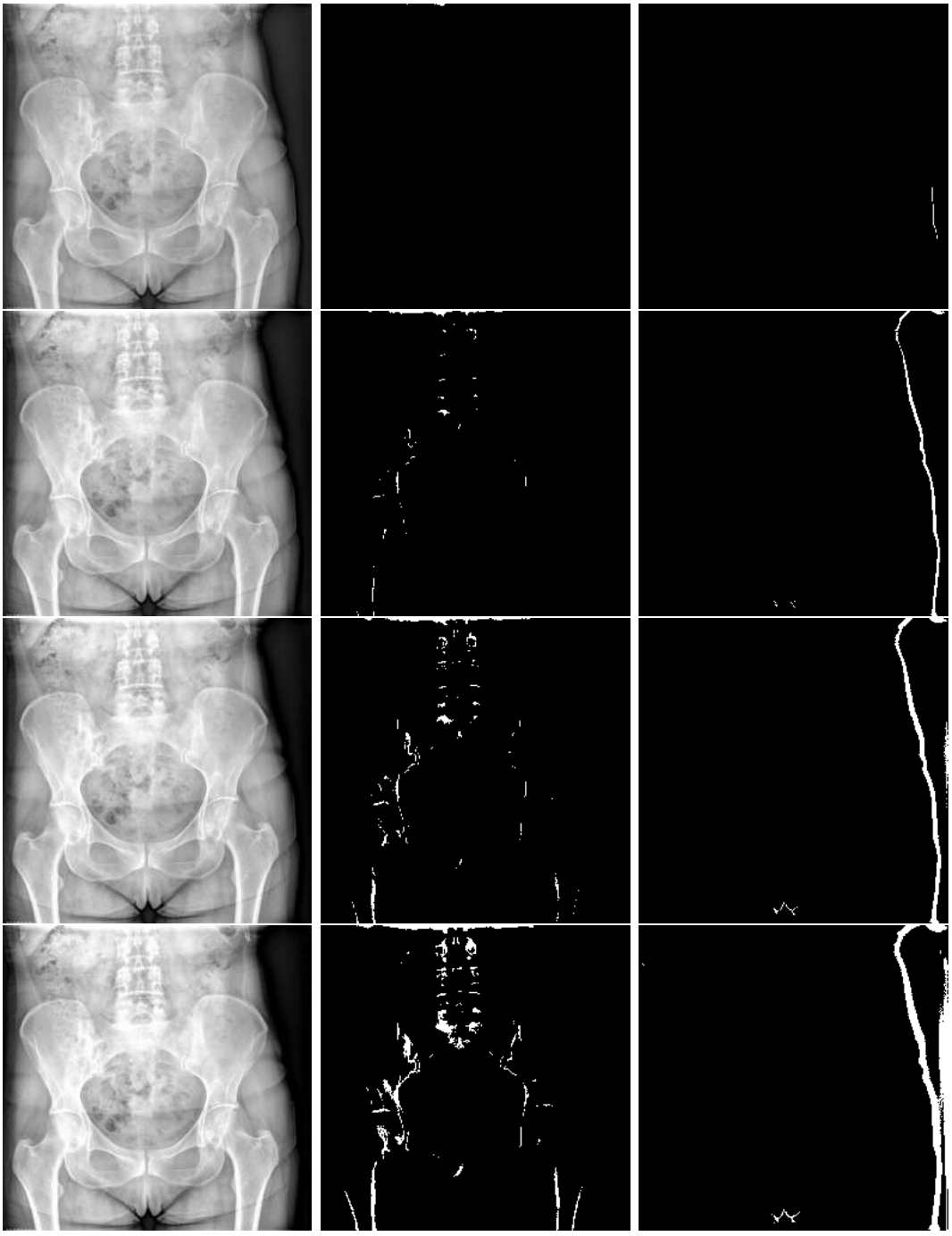
Analiziran je način za određivanje tonske skale snimaka koji se zasniva na izboru dva parametra. Parametri određuju granice opsega koji će biti predstavljen sivim nijansama. Pokazano je da širina opsega određuje kontrast snimka nakon toniranja, a da srednja vrednost granica određuje intenzitet piksela kojima će se dodeliti srednja siva nijansa.



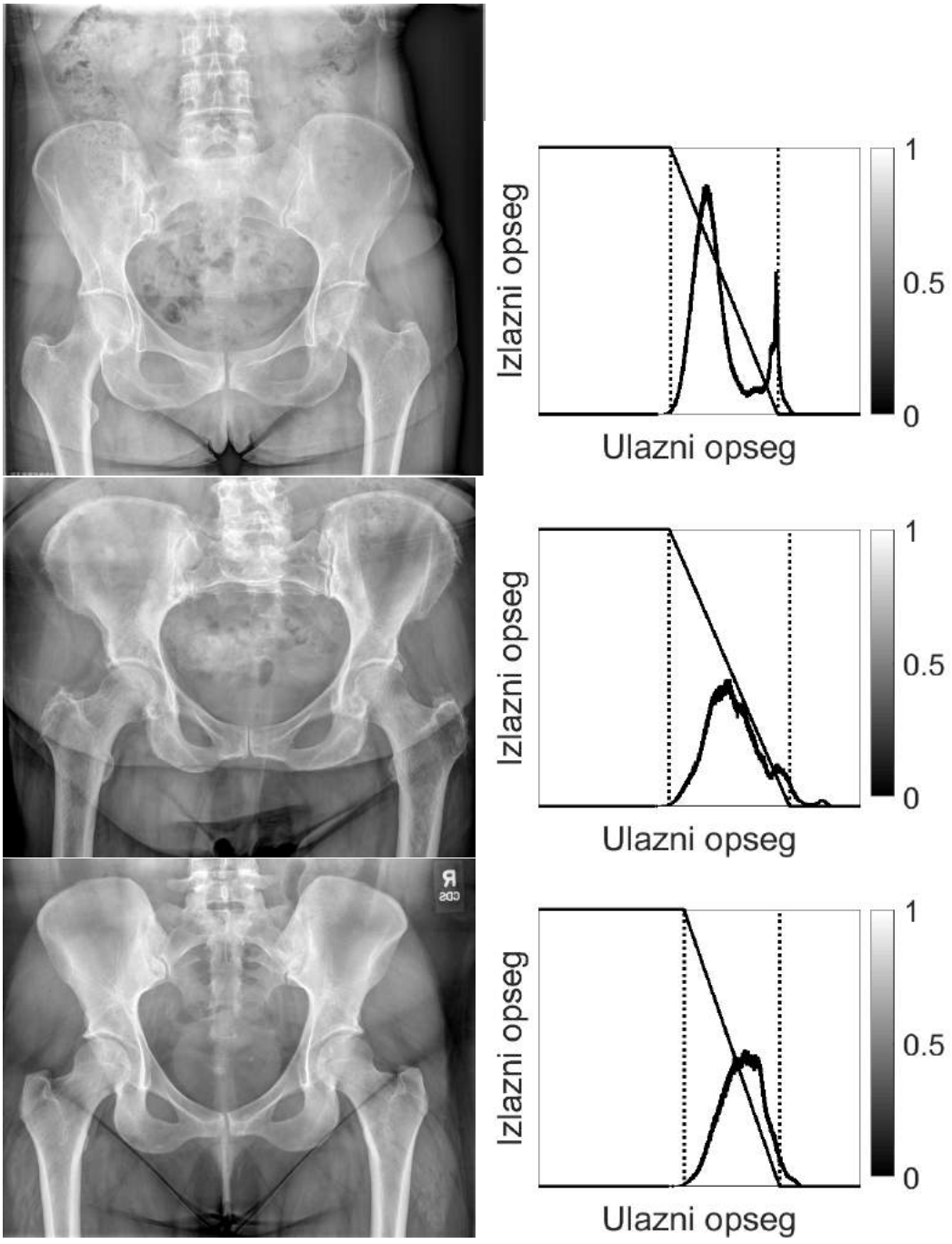
Slika 5.16. Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1 %, za drugu na 0.5 %, za treću na 1 %, a za donju na 2 % piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega.



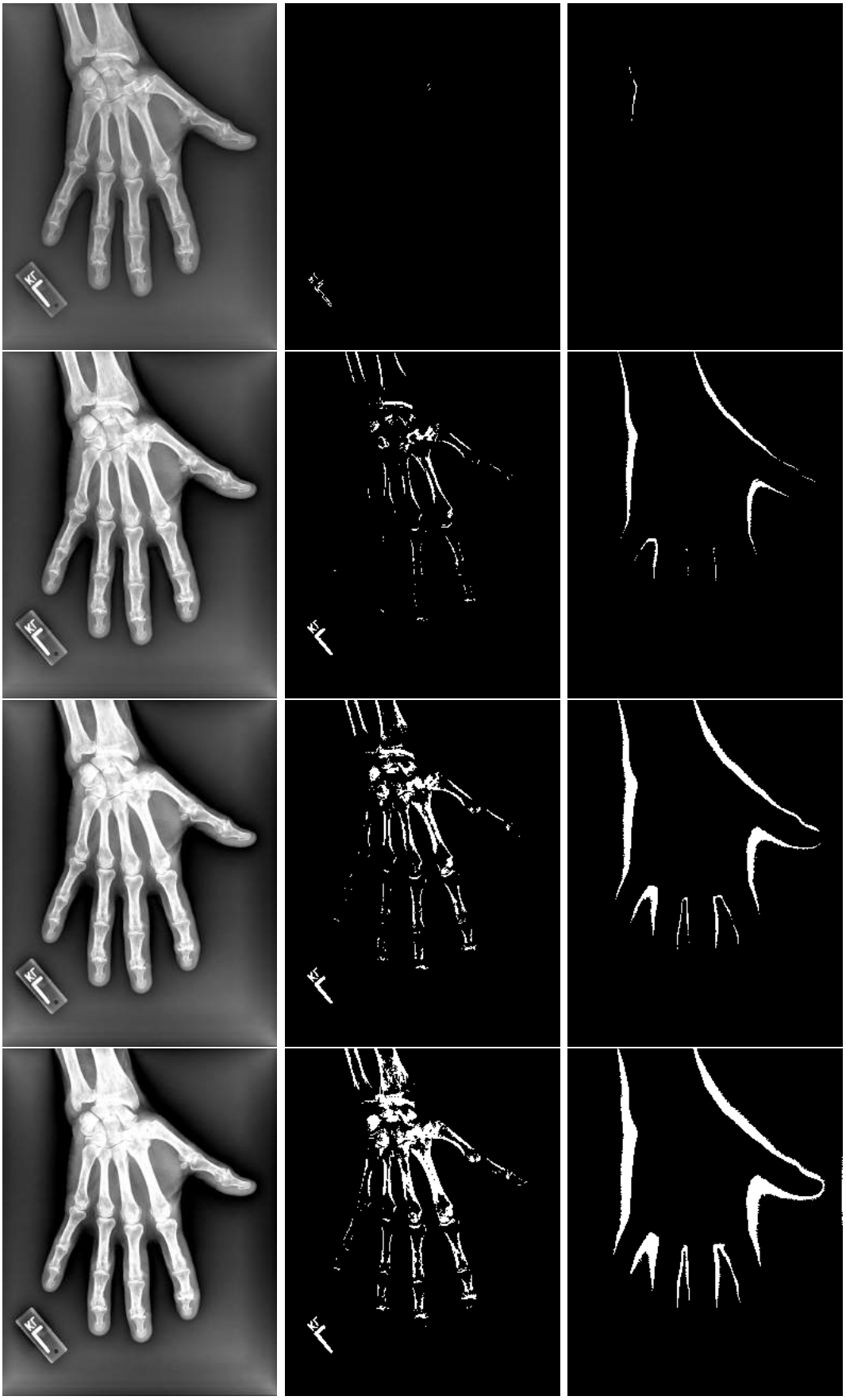
Slika 5.17. Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 1.59 % piksela sa donje i 2 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona).



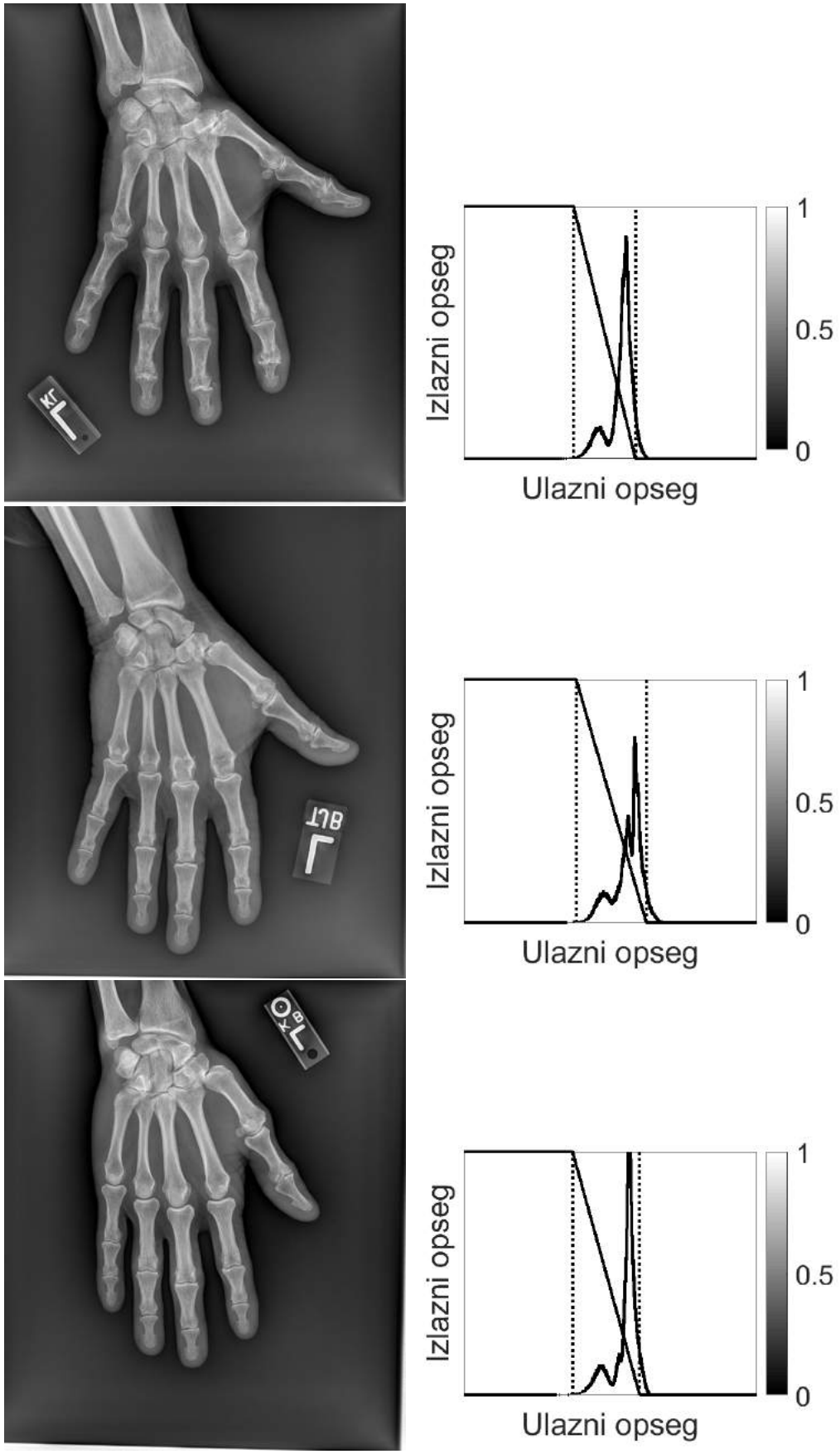
Slika 5.18. Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1 %, za drugu na 1 %, za treću na 2 %, a za donju na 4 % piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega.



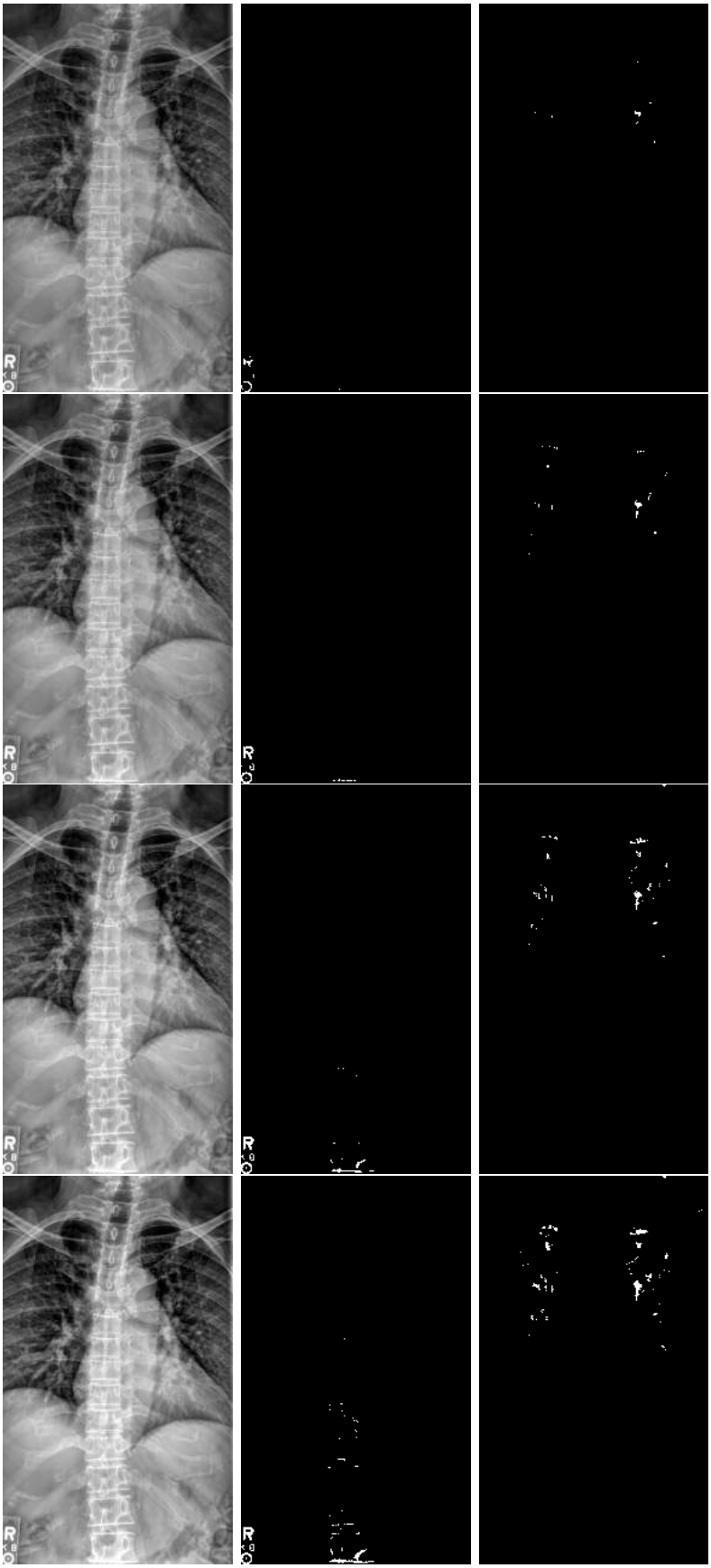
Slika 5.19. Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 0.1 % piksela sa donje i 3.14 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona).



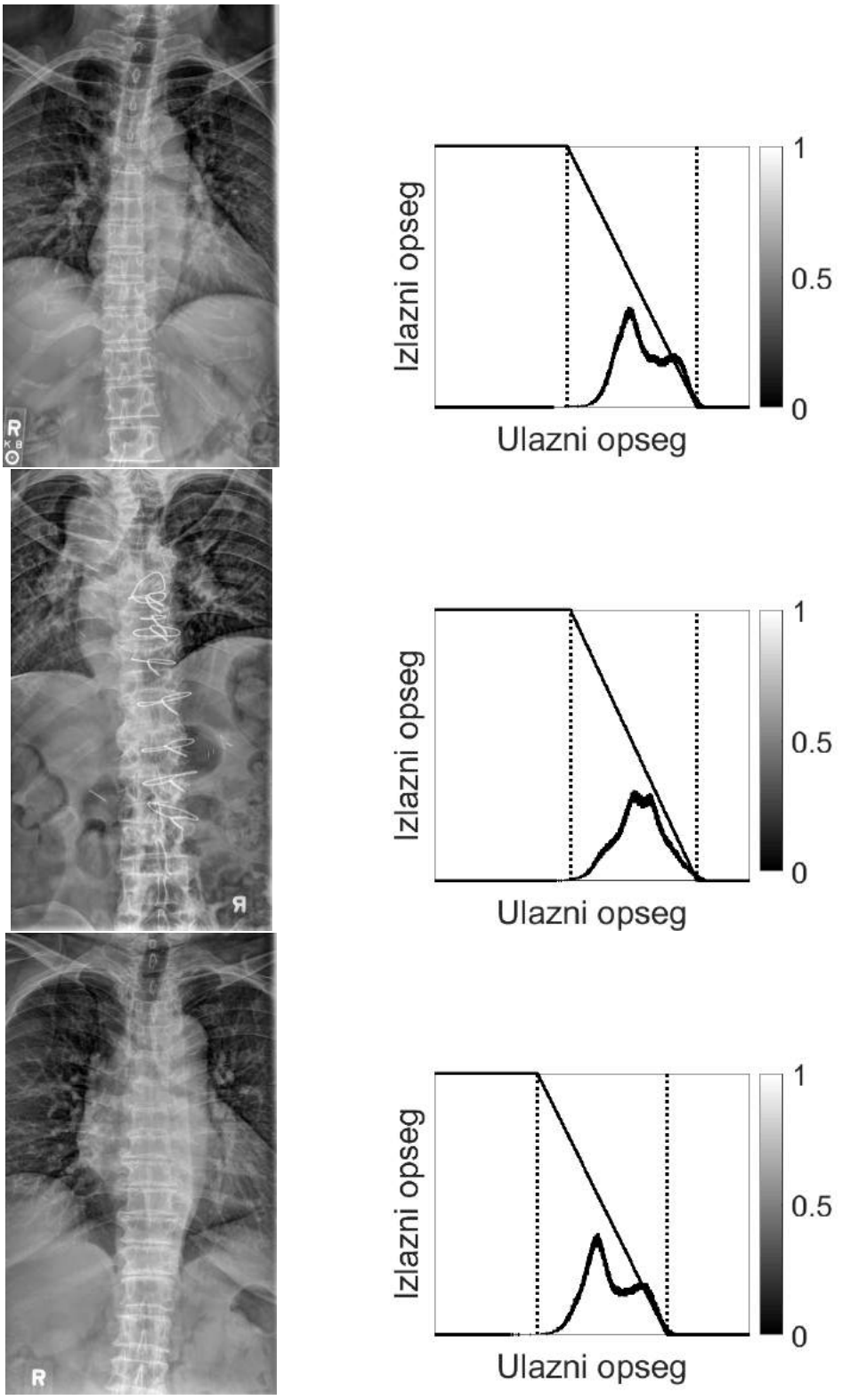
Slika 5.20. Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1 %, za drugu na 2 %, za treću na 4 %, a za donju na 6 % piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega.



Slika 5.21. Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 0.1 % piksela sa donje i 5.12 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona).



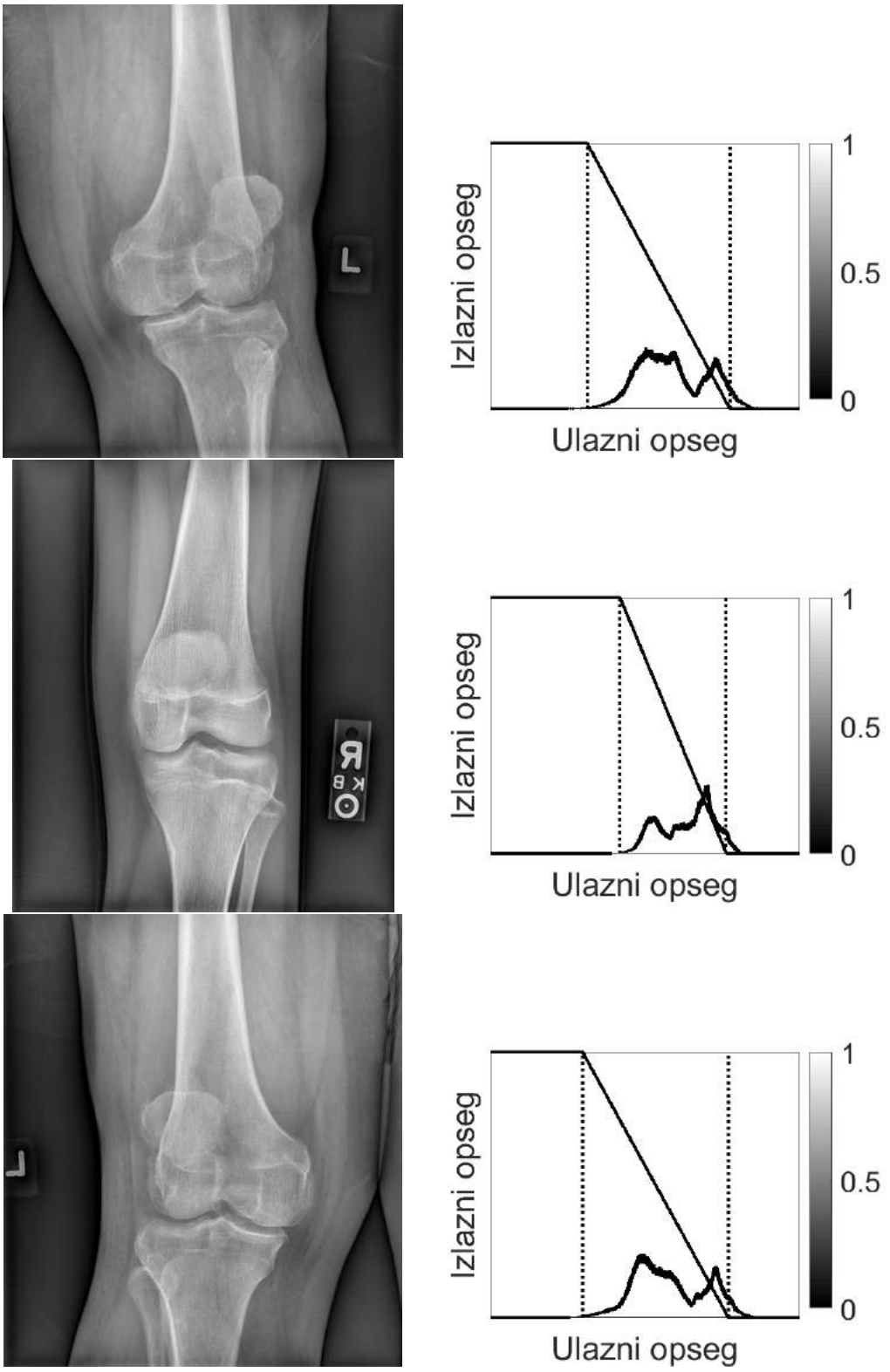
Slika 5.22. Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1 %, za drugu na 0.2 %, za treću na 0.4 %, a za donju na 0.6 % piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega.



Slika 5.23. Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 0.1 % piksela sa donje i 0.1 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona).



Slika 5.24. Snimci dobijeni nakon toniranja (leva kolona), binarna slika zasićenih piksela sa donje strane opsega (srednja kolona), binarna slika zasićenih piksela sa gornje strane opsega (desna kolona). Za prvu vrstu je zasićenje postavljeno na 0.1 %, za drugu na 1 %, za treću na 3 %, a za donju na 5 % piksela. Isto zasićenje korišćeno je i za gornji i za donji deo opsega.



Slika 5.25. Snimci dobijeni nakon toniranja sa zasićenih 0.1 % piksela sa donje i 4.16 % piksela sa gornje strane opsega (leva kolona) i histogrami snimaka sa prikazanim krivama toniranja (desna kolona).

Pokazano je da fiksiranje granica toniranja na apsolutne vrednosti signala ne dovodi do optimalne vizualizacije anatomije zbog promene izgleda snimaka usled zavisnosti od oblika pacijenta ili korišćenih parametara obrade. Da bi se obezbedilo prilagođenje prikazanom snimku, granice toniranja postavljane su tako da se određeni udeo piksela nađe van njih i sa donje i sa gornje strane opsega, tj. da se određeni procenat piksela zasiti.

Analizom je pokazano da je isti procenat piksela moguće zasititi za snimke koji prikazuju istu anatomsku strukturu. Pokazano je da je pristup univerzalan, pošto ga je moguće primeniti na snimke različitih delova ljudskog tela.

Glava 6

Evaluacija

6.1 Uvod

Obrada snimaka koja je predložena u ovoj tezi ocenjena je subjektivno, pošto objektivna mera koja bi ocenila koliko je neki snimak dobar u dijagnostičkom smislu ne postoji. Da bi se performanse predložene multiveličinske obrade proverile konstruisan je skup obrađenih radiografskih snimaka. Obrađeni radiografski snimci predočeni su dvojici radiologa i od njih je traženo da ocene različite karakteristike snimaka u skladu sa njihovim stručnim mišljenjima.

Razlog za odabir specifičnih grupa snimaka koje su korišćene u evaluaciji predložene obrade obrazložen je u poglavlju 6.2.

Kriterijumi po kojima su algoritmi ocenjeni i način kvantifikacije ocena izneseni su u poglavlju 6.3.

Rezultati evaluacije i diskusija o rezultatima navedeni su u poglavlju 6.4.

6.2 Skup snimaka

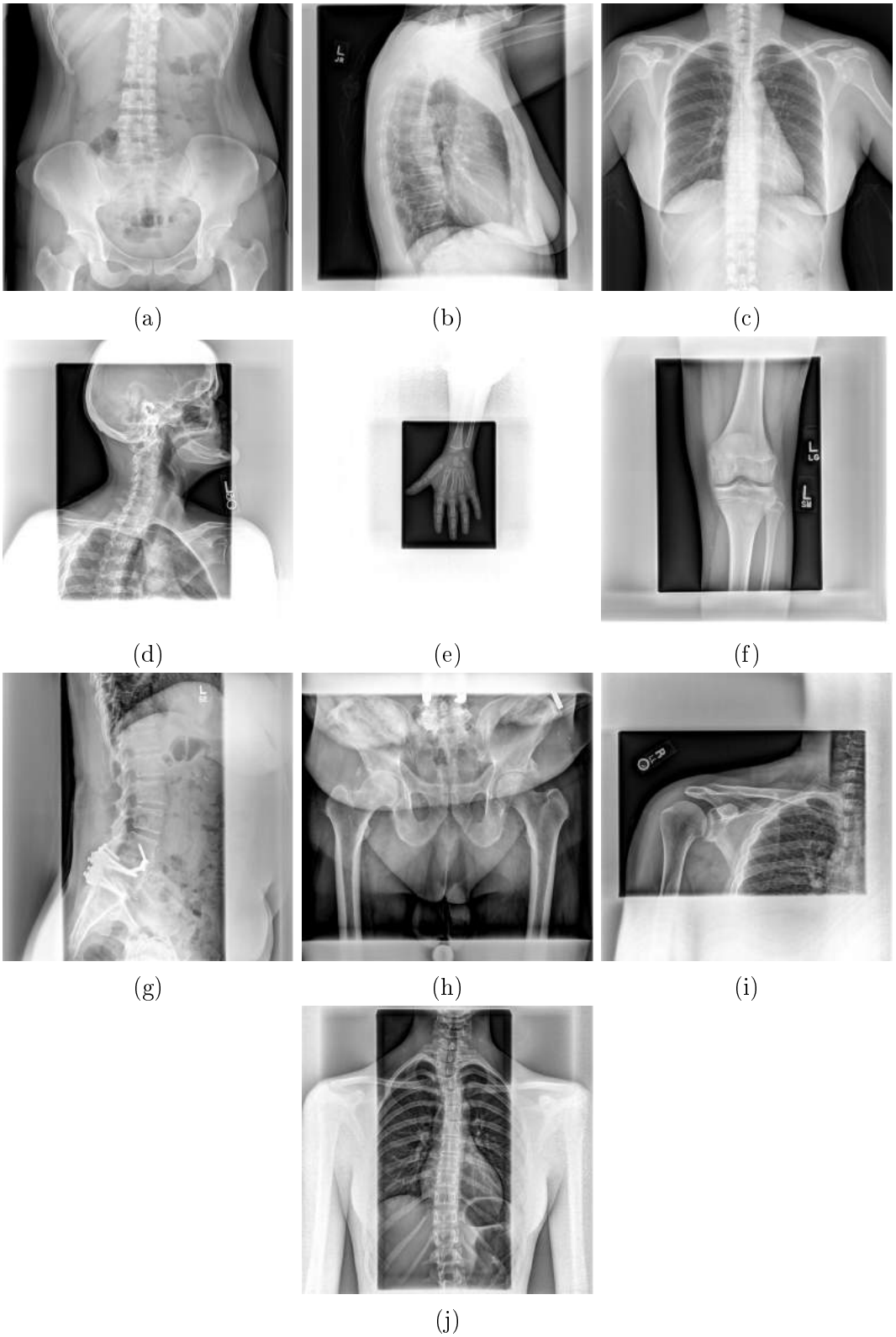
Pošto je broj mogućih načina na koji se ljudsko telo može snimiti praktično neograničen, odabrani su snimci dobijeni na osnovu načina snimanja koji su standardni za medicinsku praksu. Predložena multiveličinska obrada pogodna je za obradu snimaka svih anatomskih struktura te je skup snimaka koji je korišćen za evaluaciju odabran

tako da što veći udeo ljudske anatomije bude obuhvaćen. Pored toga, snimke određenih anatomskih struktura moguće je grupisati i za njih koristiti iste parametre obrade. Primer grupisanja su snimci šaka i stopala koji sa tačke obrade sadrže slične strukture: duge kosti sa malo mekog tkiva. Ovakvo grupisanje znači samo da je zadatak za algoritam multiveličinske obrade sličan za navedene anatomije, a ne i da se snimci te dve anatomije pribavljaju sličnim pozicioniranjem pacijenta ili sa istom dozom zračenja. Anteroposteriorni (AP) snimci predstavljaju snimke koji su pribavljeni kada je pacijent licem okrenut ka izvoru zračenja, a leđima ka detektoru. Kod posteroanteriornih (PA) snimaka pacijent je okrenut licem ka detektoru, a leđima ka izvoru zračenja. Lateralni (LAT) snimci se dobijaju kada je pacijent sniman sa boka. Odabrano je deset grupa snimaka različitih anatomskih delova:

- abdomen AP,
- pluća LAT,
- pluća PA,
- cervikalna kičma LAT,
- šaka AP,
- koleno AP,
- lumbalna kičma LAT,
- karlica AP,
- rame AP i
- torakalna kičma AP.

Primeri korišćenih snimaka prikazani su na slici 6.1.

U tabeli 6.1 prikazuju se snimani delovi anatomije i objašnjenja na čemu je akcenat tokom analize snimaka. Snimci abdomena odabrani su pošto predstavljaju abdomenalni deo anatomije kod čijeg je snimanja akcenat stavljen na meka tkiva.



Slika 6.1. Primeri snimaka delova anatomije koji su korišćeni u evaluaciji: (a) abdomen, (b) pluća LAT, (c) pluća PA, (d) cervikalna kičma LAT, (e) šaka AP, (f) koleno AP, (g) lumbalna kičma LAT, (h) karlica AP, (i) rame AP i (i) torakalna kičma AP. Prikazani snimci obrađeni su multiplikativnim pristupom.

Tabela 6.1. Delovi anatomije i akcenat prilikom analize.

Grupa	Snimljena anatomija	Akcenat
Abdomen AP	Meka tkiva stomaka, lumbalni deo kičme, kukovi, gornji deo karlice i donji deo pluća.	Meka tkiva.
Pluća LAT	Grudni koš	Plućno tkivo.
Pluća PA	Grudni koš	Plućno tkivo.
Cervikalna kičma LAT	Vrat, gornji deo ramena, donji deo lobanje	Oblik i struktura kičme.
Šaka AP	Šaka i donji deo ručnog zgloba.	Oblik i struktura kostiju šake.
Koleno AP	Koleno, deo butne kosti i kostiju potkolenice.	Oblik i struktura kostiju kolena.
Lumbalna kičma LAT	Meka tkiva stomaka, lumbalni deo kičme, kukovi, gornji deo karlice i donji deo pluća.	Oblik i struktura kostiju kičme.
Karlica AP	Karlica, kukovi, gornji deo butne kosti i donji deo kičme.	Oblik i struktura kostiju karlice i kukova.
Rame AP	Rame, gornji deo nadlaktice, deo ključne kosti i deo lopatice.	Oblik i struktura kostiju ramena.
Torakalna kičma AP	Grudni koš.	Oblik i struktura kostiju kičme.

Pluća su obuhvaćena sa dve grupe snimaka zbog velike učestalosti snimanja u medicinskoj praksi. Snimci cervikalne kičme obuhvataju anatomski deo vrata i često sadrže i deo snimka lobanje. Snimci šake često obuhvataju ručni zglob i mogu se grupisati sa snimcima stopala i skočnih zglobova. Snimci kolena se mogu grupisati zajedno sa snimcima lakta, a sadrže i duge kosti kao što su butna kost i kosti potkolenice koje se mogu grupisati sa dugim kostima ruke. Iako predstavljaju abdomenalni deo anatomije (koji je već obuhvaćen snimcima abdomena) lateralni snimci lumbalne kičme su

specifični pošto rendgenski zraci treba da prođu kroz najgušće strukture anatomije po širini ljudskog tela zbog čega se koriste velike doze prilikom snimanja. Snimci pluća obuhvataju torakalnu kičmu, ali je kod njih akcenat stavljen na vidljivost mekih tkiva što ih razlikuje od snimaka torakalne kičme gde je naglasak na koštanim strukturama. Snimci karlice i ramena su odabrani pošto predstavljaju snimke specifičnih struktura, a i da bi se upotpunila predstavlja ljudske anatomije u okviru skupa slika koje će se analizirati.

6.3 Kriterijumi ocenjivanja kvaliteta snimka

Da bi se ocenio kvalitet multiveličinske obrade odabrano je nekoliko kriterijuma:

- prisustvo šuma,
- kontrast snimka,
- vidljivost detalja i
- opšti utisak o kvalitetu.

Za svaki kriterijum određena je skala od pet podeoka koja kvantitativno opisuje mišljenje radiologa. Za sve kriterijume su ocene odabrane tako da ocena 1 predstavlja najlošiji, dok ocena 5 predstavlja najbolji kvalitet snimka po određenom kriterijumu.

Prisustvo šuma ocenjeno je prema sledećoj skali:

- Ocena 1: Snimak je u potpunosti prekriven šumom i zbog toga je neupotrebljiv.
- Ocena 2: Šum ometa analizu snimljene anatomije, ali je analiza ipak moguća.
- Ocena 3: Šum je vidljiv ali ne ometa analizu.
- Ocena 4: Šum je slabo vidljiv.
- Ocena 5: Šum nije vidljiv na snimku.

Kontrast snimka, odnosno vidljivost struktura u odnosu na svoju okolinu ocenjena je prema sledećem kriterijumu:

- Ocena 1: Bitne strukture nisu vidljive.
- Ocena 2: Bitne strukture su slabo vidljive.
- Ocena 3: Postoje strukture koje su slabo vidljive, ali su bitne strukture jasno vidljive.
- Ocena 4: Sve strukture su jasno vidljive, ali ima onih koje su slabijeg kontrasta.
- Ocena 5: Sve strukture su jasno vidljive i sve su odličnog kontrasta.

Oštrina snimka i vidljivost detalja ocenjena je preko sledeće skale:

- Ocena 1: Snimak je ublažen toliko da je neupotrebljiv.
- Ocena 2: Snimak je ublažen, ali je upotrebljiv.
- Ocena 3: Vidljivost detalja i oštrina snimka su dovoljni.
- Ocena 4: Vidljivost detalja i oštrina na većem delu snimka su odlični.
- Ocena 5: Vidljivost detalja i oštrina su odlični na celom snimku.

Kao poslednji kriterijum ocenjivanja korišćen je opšti utisak radiologa o kvalitetu posmatranog snimka:

- Ocena 1: Snimak je neupotrebljiv.
- Ocena 2: Snimak je loš, ali upotrebljiv.
- Ocena 3: Snimak je dovoljno dobar.
- Ocena 4: Snimak je veoma dobar.
- Ocena 5: Snimak je odličan.

6.4 Rezultati i diskusija

Za prikazivanje radiolozima odabrano je 100 snimaka, po 10 za svaku grupu snimaka različitih anatomskih delova. Snimci su slučajno odabrani iz skupa od 1307 snimaka. Korišćeni snimci pribavljeni su u okviru svakodnevne kliničke prakse pomoću detektora Trixell 4343 koji daje snimak veličine 2880 x 2880 piksela. Pikseli detektora su kvadratni, veličine 0.148 mm. Više detalja o detektoru može se pronaći u [118].

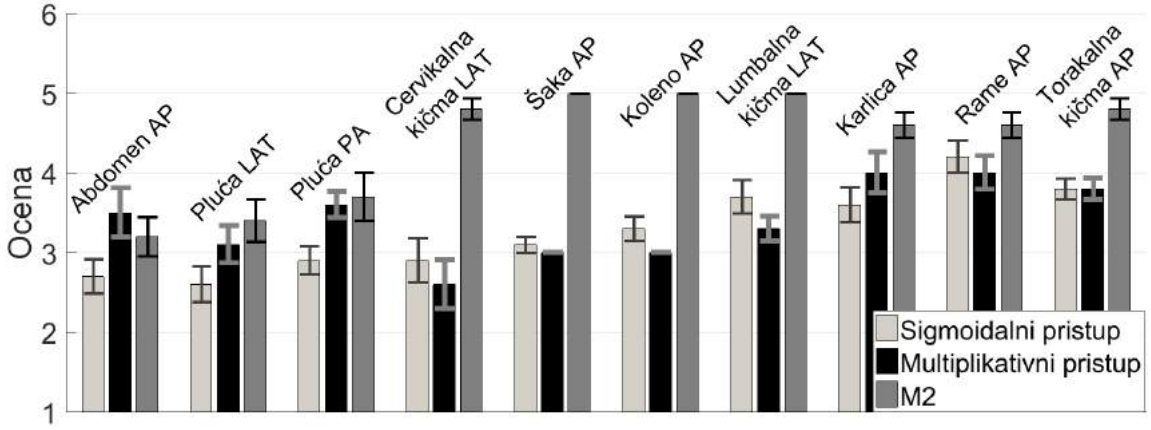
Svaki od snimaka obrađen je i sa sigmoidalnim i sa multiplikativnim pristupom. Za svaku grupu snimaka koja predstavlja jedan deo ljudske anatomije odabrani su parametri koji su ocenjeni kao pogodni za obradu snimka koji predstavljaju isti deo anatomije. Snimci koji su korišćeni za odabir parametara ne pripadaju skupu iz kojeg su birani snimci koji su korišćeni u evaluaciji. Pored predloženih pristupa, snimci su obrađeni i MUSICA2 (M2) algoritmom [88] da bi se performanse predložene multiveličinske obrade uporedile sa vrhunskom savremenom obradom. Snimci su sukcesivno prikazivani radiolozima na istom dijagnostičkom monitoru (Dell UltraSharp U3014 30-Inch PremierColor) pod uslovima istim kao u svakodnevnoj medicinskoj praksi (njihova kancelarija). Dobijeni rezultati originalno su objavljeni u [119].

Prosečne ocene dobijene na osnovu prisustva šuma u snimcima su prikazane u tabeli 6.2 (na dnu table rezultati su prikazani i grafički). Poređenje ocena između pojedinačnih pristupa prikazano je na slici 6.2. Uočava se da snimci obrađeni M2 algoritmom imaju manje prisustvo šuma u odnosu na oba predložena pristupa, osim u slučaju snimaka abdomena gde je multiplikativni pristup imao bolji rezultat. Pre analize ovog rezultata potrebno je osmotriti prosečne ocene dobijene po kriterijumu vidljivosti detalja (tabela 6.3 i slika 6.3). Ako se izuzmu snimci pluća i abdomena (snimci mekih tkiva), uočava se da multiplikativni pristup bolje ili jednako prikazuje anatomske detalje u odnosu na druge dve obrade. Prethodno opažanje sugeriše da upravo zbog značajnijeg pojačanja detalja multiplikativni pristup pojačava i šum koji je izražen u najnižim nivoima Laplasove piramide u kojima se nalaze i detalji. Ovo opažanje je dodatno potkrepljeno poređenjem rezultata sigmoidalnog i multiplikativ-

nog pristupa. Uz izuzeće snimaka mekih tkiva i karlice, sigmoidalni pristup ima bolje ili jednako ocenjeno prisustvo šuma, dok multiplikativni pristup ima bolje ocenjenu vidljivost detalja. Primeri snimaka kod kojih je prisustvo šuma ocenjeno kao bolje, a prisustvo detalja kao gore prikazani su na slici 6.4.

Tabela 6.2. Prosečna ocena algoritama obrade po grupi anatomskih snimaka na osnovu PRISUSTVA ŠUMA. Na dnu tabele rezultati su prikazani grafički.

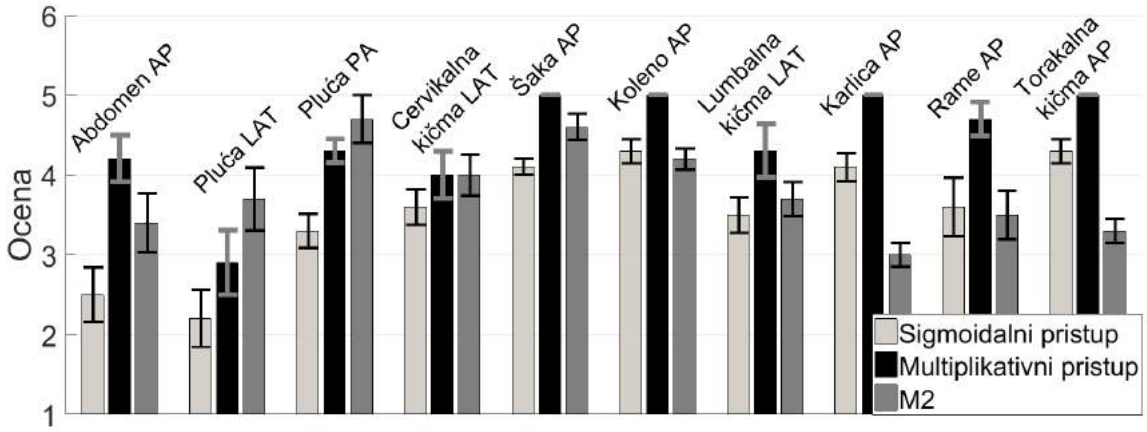
Snimana anatomija	Sigmoidalni pristup	Multiplikativni pristup	M2
Abdomen AP	2.7	**3.5**	3.2
Pluća LAT	2.6	3.1	**3.4**
Pluća PA	2.9	3.6	**3.7**
Cervikalna kičma LAT	2.9	2.6	**4.8**
Šaka AP	3.1	3	**5**
Koleno AP	3.3	3	**5**
Lumbalna kičma LAT	3.7	3.3	**5**
Karlica AP	3.6	4	**4.6**
Rame AP	4.2	4	**4.6**
Torakalna kičma AP	3.8	3.8	**4.8**



Kod snimaka abdomena pokazalo se da M2 algoritam i multiplikativni pristup imaju uporedivo uklanjanje šuma (multiplikativni pristup bolji za 0.3), ali da multiplikativni pristup značajno bolje (0.8) prikazuje detalje anatomije. Posmatranjem ocene prisustva šuma uočava se da M2 algoritam daje bolje, ali uporedive rezultate sa multiplikativnim pristupom za prisustvo šuma na snimcima pluća (0.3 bolji za LAT i 0.1 za PA). Ipak, ocena vidljivosti detalja M2 algoritma je i kod LAT i kod PA snimaka bolja (0.8 i 0.4 veća). Drugim rečima, multiplikativni pristup ima i manje šuma i bolji kontrast u odnosu na M2 kod snimaka abdomena, a M2 algoritam ima

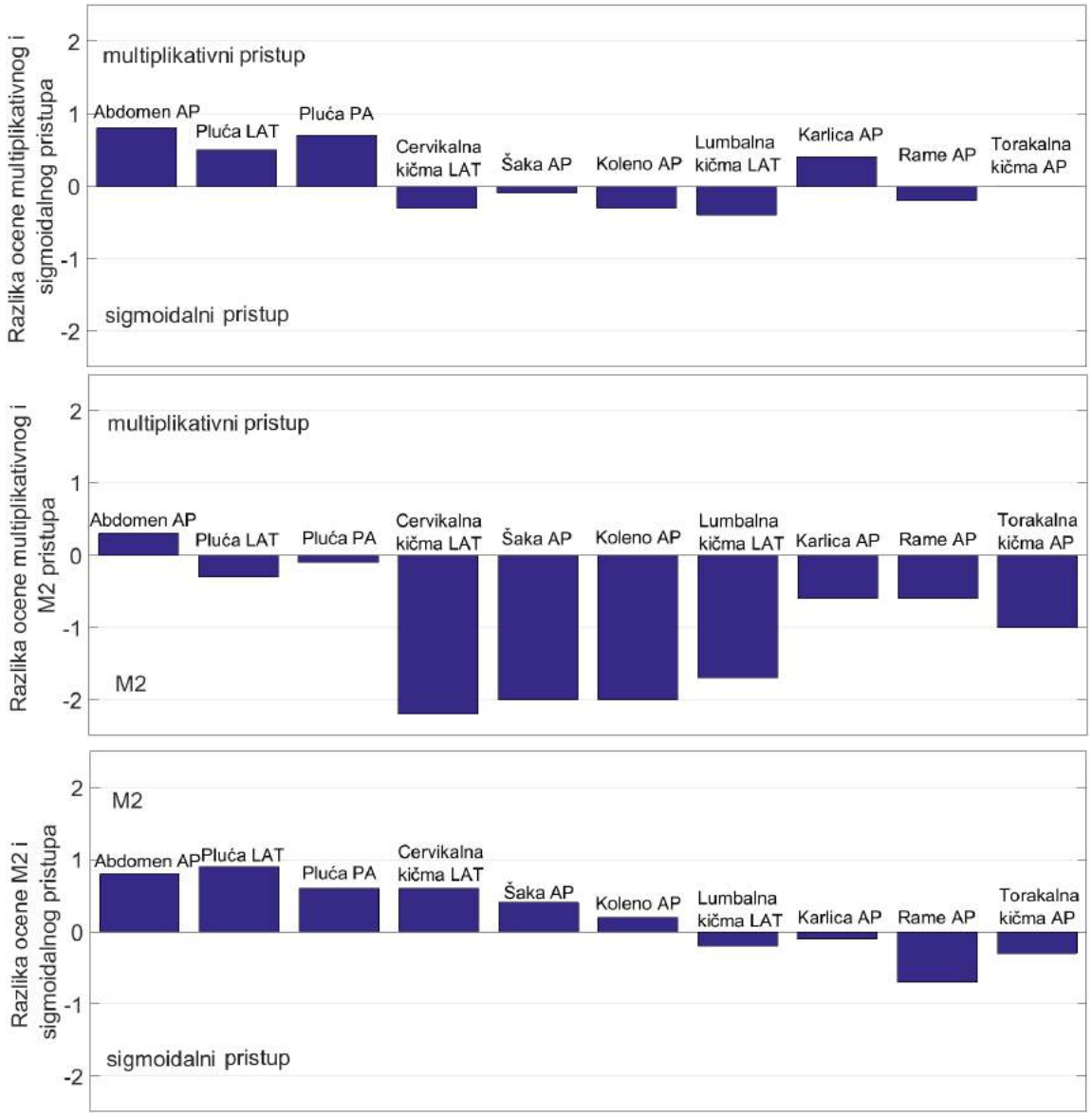
Tabela 6.3. Prosečna ocena algoritama obrade po grupi anatomskih snimaka na osnovu VIDLJIVOSTI DETALJA I OŠTRINE. Na dnu tabele rezultati su prikazani grafički.

Snimana anatomija	Sigmoidalni pristup	Multiplikativni pristup	M2
Abdomen AP	2.5	**4.2**	3.4
Pluća LAT	2.2	2.9	**3.7**
Pluća PA	3.3	4.3	**4.7**
Cervikalna kičma LAT	3.6	**4**	**4**
Šaka AP	4.1	**5**	4.6
Koleno AP	4.3	**5**	4.2
Lumbalna kičma LAT	3.5	**4.3**	3.7
Karlica AP	4.1	**5**	3
Rame AP	3.6	**4.7**	3.5
Torakalna kičma AP	4.3	**5**	3.3



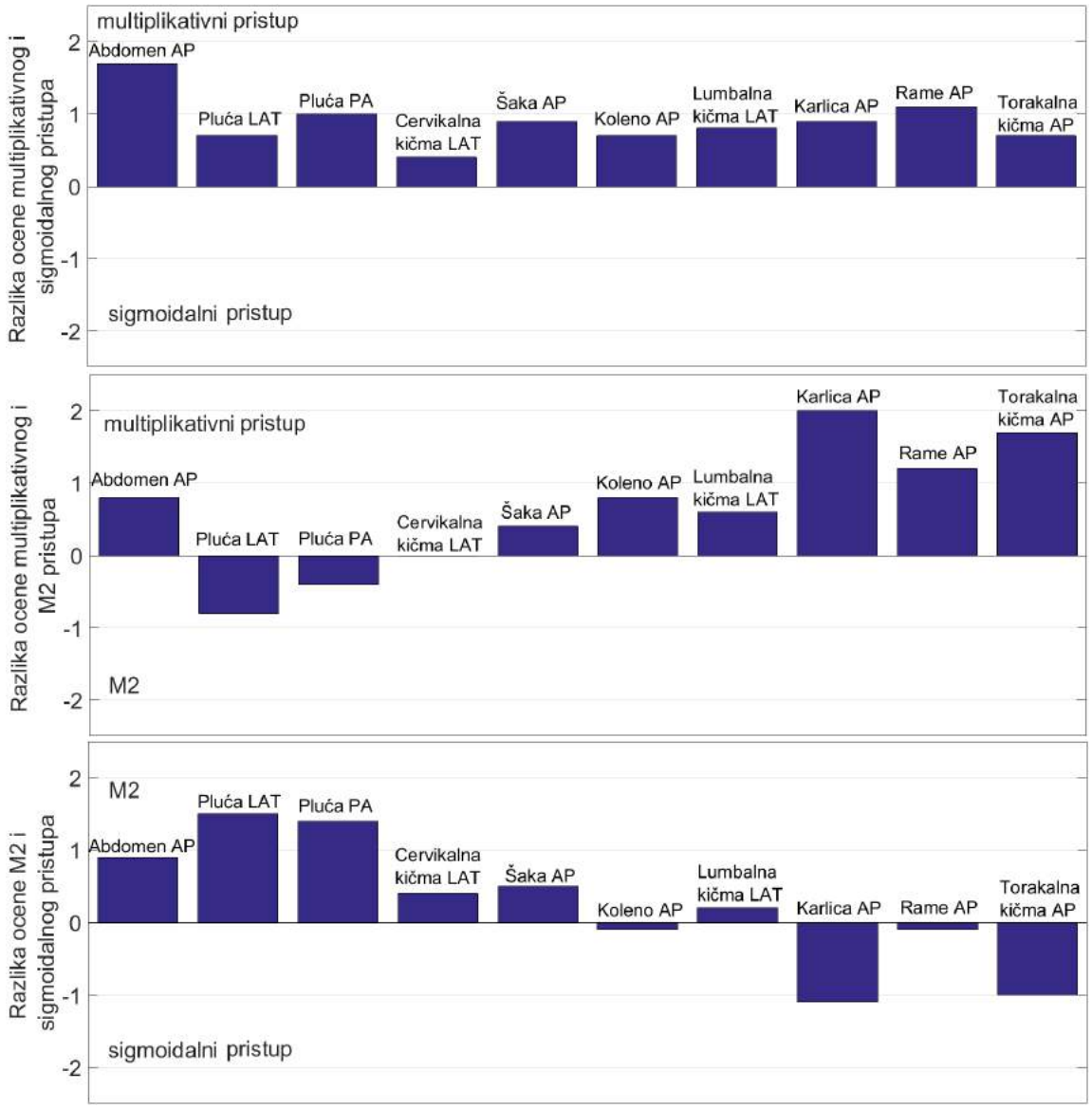
bolji rezultat po oba kriterijuma kod snimaka pluća. Ovo nagoveštava da veza između vidljivosti detalja i prisustva šuma nije jednostavna i da povećanje jednoga ne dovodi nužno do smanjenja drugoga. Dodatni prilog ovoj tezi jeste poređenje sigmoidalnog pristupa i M2 algoritma (uz izuzeće mekih tkiva) koje pokazuje da sigmoidalni pristup ima jače prisustvo šuma, ali nema bolju vidljivost detalja za snimke cervikalne kičme, šaka i lumbalne kičme. Dodatnu vezu između ocena moguće je uspostaviti nakon analize rezultata ocene kontrasta snimaka prikazane u tabeli 6.4 i na slici 6.5.

Prvo će se analizirati snimci mekih tkiva kod kojih je uočeno da manja ocena prisustva šuma ne implicira veću ocenu vidljivosti detalja. Kod snimaka abdomena multiplikativni pristup ima najbolju ocenu po pitanju šuma, detalja i kontrasta. Kod snimaka pluća (LAT i PA), M2 algoritam takođe ima najbolju ocenu po tri analizirana kriterijuma. Dodatni sporni slučajevi su vezani za poređenje sigmoidalnog pristupa i



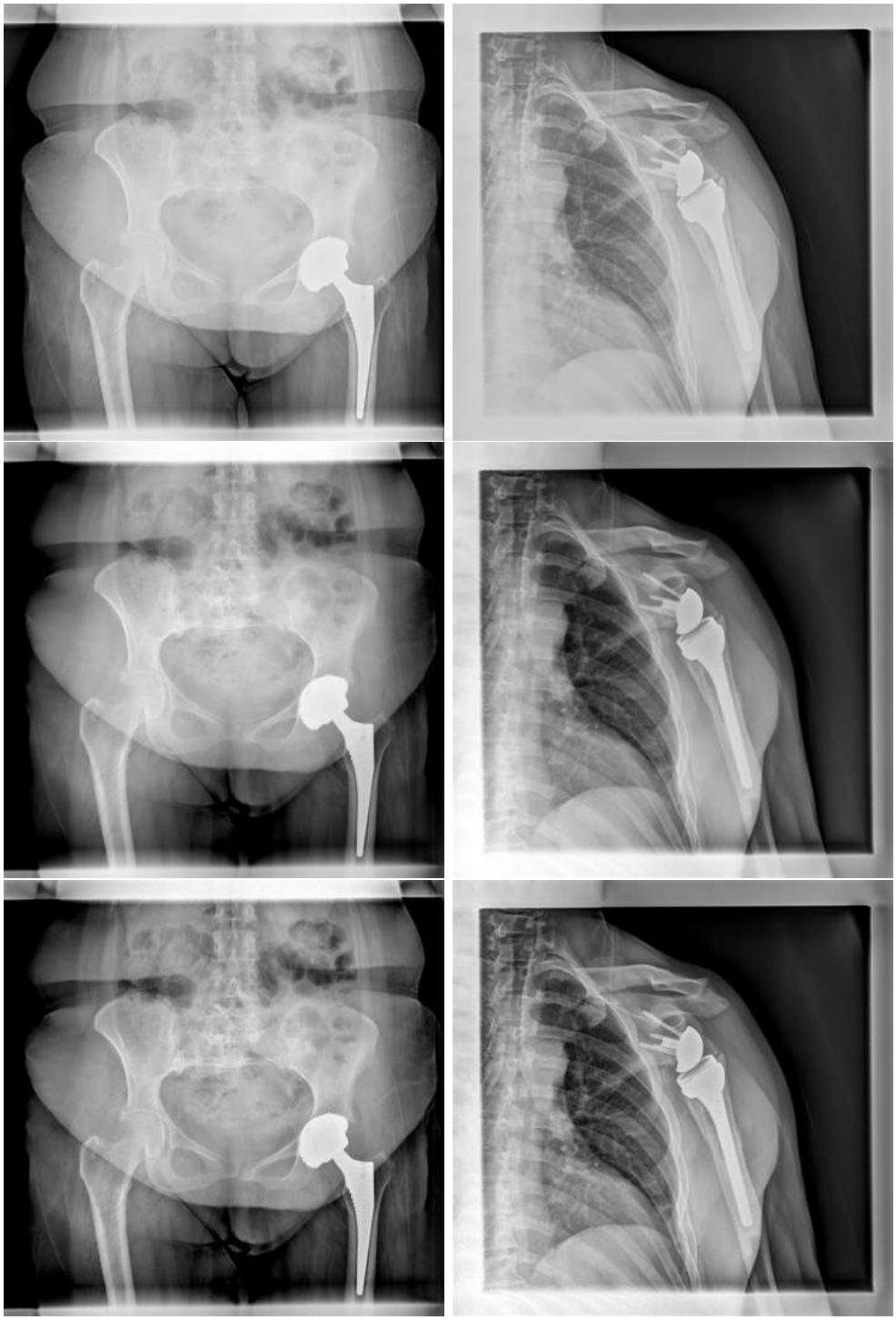
Slika 6.2. Razlika prosečnih ocena po kriterijumu prisustva šuma: (a) razlika između multiplikativnog i sigmoidalnog pristupa, (b) razlika između multiplikativnog pristupa i M2 algoritma i (c) razlika između M2 algoritma i sigmoidalnog pristupa.

M2 algoritma. Pokazuje se da u slučajevima snimka cervikalne kičme, šaka i lumbalne kičme M2 po sva tri kriterijuma ima bolju ocenu od sigmoidalnog pristupa. Pored toga, M2 ima bolju ocenu od sigmoidalnog pristupa po sva tri kriterijuma i za snimke abdomena. Odavde se može zaključiti da bolja ocena po putanju prisustva šuma ne povlači nužno goru ocenu po pitanju vidljivosti detalja. Analiza takođe sugeriše da postoji jaka veza između kontrasta snimaka i vidljivosti detalja (ili bar njihovoj



Slika 6.3. Razlika prosečnih ocena po kriterijumu vidljivosti detalja: (a) razlika između multiplikativnog i sigmoidalnog pristupa, (b) razlika između multiplikativnog pristupa i M2 algoritma i (c) razlika između M2 algoritma i sigmoidalnog pristupa.

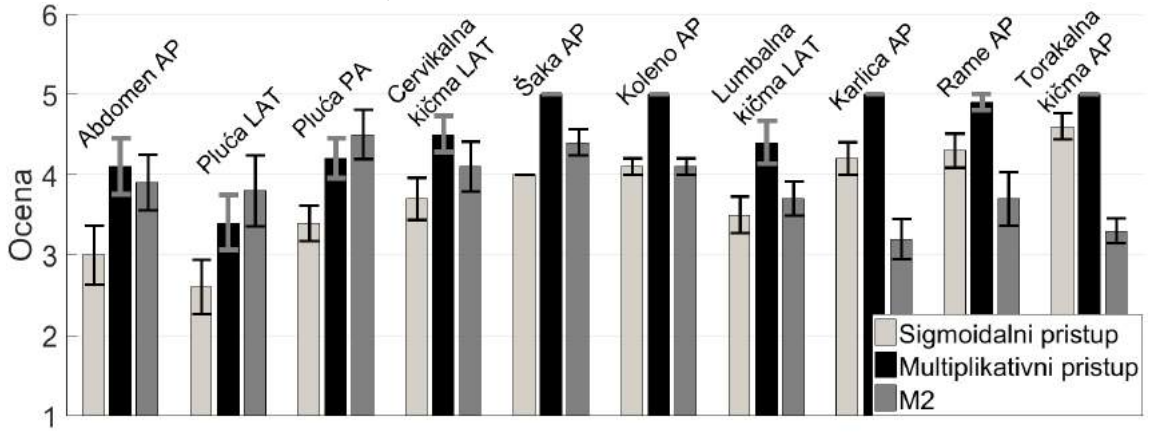
subjektivnoj percepciji). M2 algoritam imao je jaču i vidljivost detalja i kontrast za snimke pluća, dok je multiplikativni pristup imao bolje rezultate po tim kriterijumima za ostale grupe snimaka (za cervikalnu kičmu jednak). Takođe, sigmoidalni pristup je za grupe snimaka za koje je imao bolju vidljivost detalja imao i bolju ocenu kontrasta u odnosu na M2 algoritam. Na slici 6.6 prikazani su snimci kod kojih je prisustvo šuma ocenjeno kao manje, a prisustvo detalja i kontrasta je istovremeno ocenjeno kao



Slika 6.4. Primeri snimaka obrađenih sa (gornja vrsta) M2 algoritmom, (srednja vrsta) sigmoidalnim pristupom i (donja vrsta) multiplikativnim pristupom. Snimci obrađeni M2 algoritmom imaju ocenu 5 za prisustvo šuma, oni koji su obrađeni sa sigmoidalnim pristupom imaju ocenu 4, a sa multiplikativnim pristupom ocenu 3. Za M2 algoritam vidljivost detalja je na snimku karlice ocenjena sa 3, a na snimku ramena sa 2. Za sigmoidalni pristup vidljivost detalja je na snimku karlice ocenjena sa 4, a na snimku ramena sa 3. Za multiplikativni pristup vidljivost detalja je na oba snimka ocenjena je sa 5.

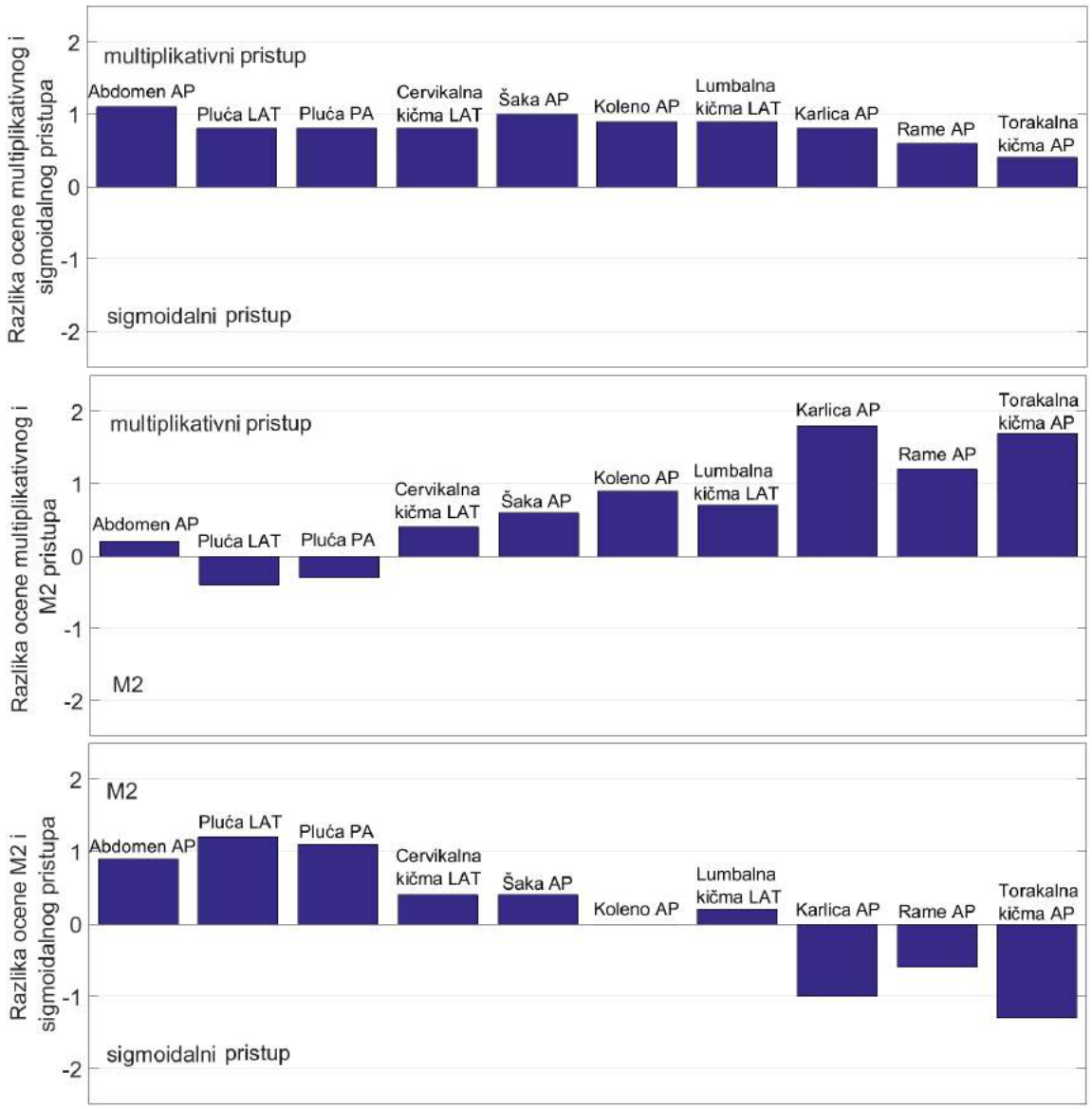
Tabela 6.4. Prosečna ocena algoritama obrade po grupi anatomskih snimaka na osnovu KONTRASTA SNIMKA. Na dnu tabele rezultati su prikazani grafički.

Snimana anatomija	Sigmoidalni pristup	Multiplikativni pristup	M2
Abdomen AP	3	**4.1**	3.9
Pluća LAT	2.6	3.4	**3.8**
Pluća PA	3.4	4.2	**4.5**
Cervikalna kičma LAT	3.7	**4.5**	4.1
Šaka AP	4	**5**	4.4
Koleno AP	4.1	**5**	4.1
Lumbalna kičma LAT	3.5	**4.4**	3.7
Karlica AP	4.2	**5**	3.2
Rame AP	4.3	**4.9**	3.7
Torakalna kičma AP	4.6	**5**	3.3



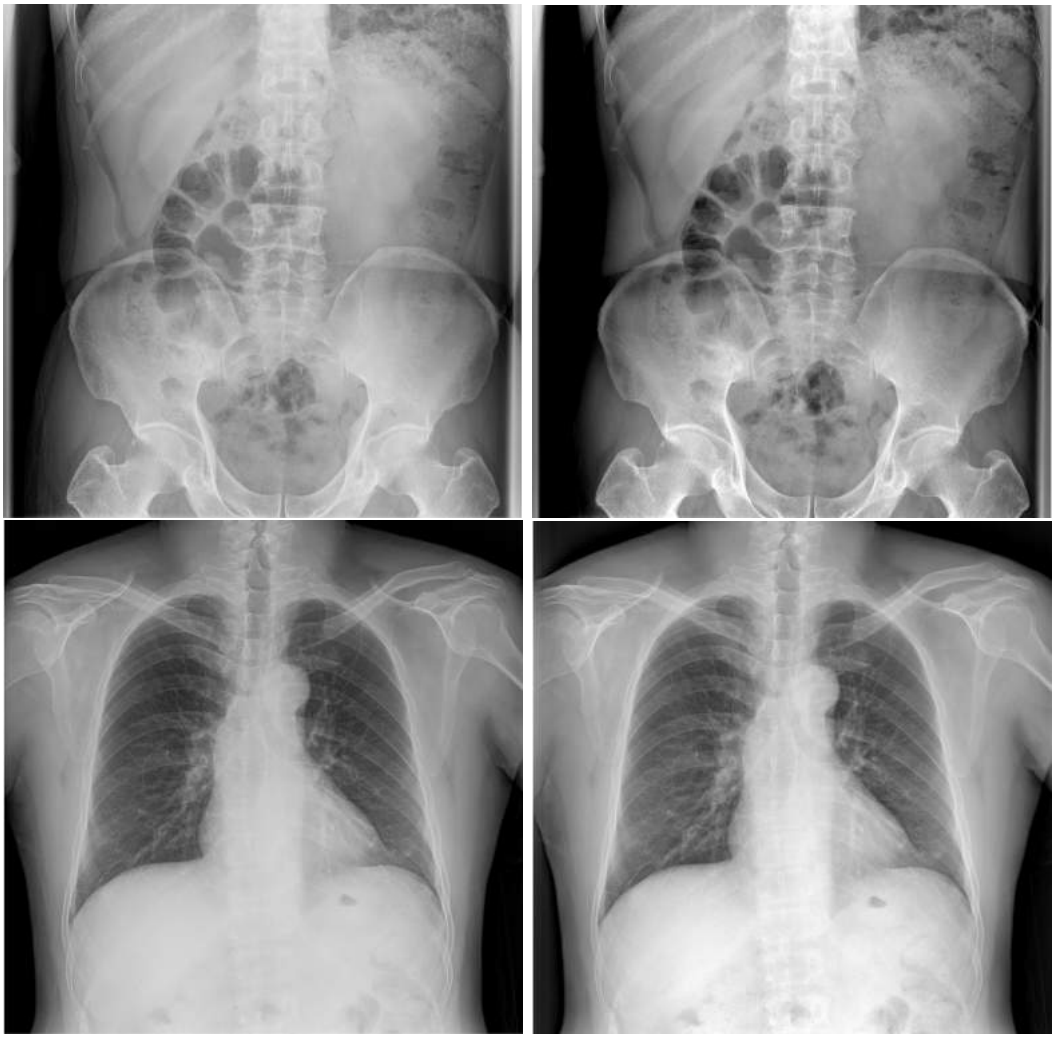
veće.

U tabeli 6.5 prikazani su rezultati poređenja po kriterijumu opšteg utiska. Razlika između rezultata pojedinačnih obradi prikazana je na slici 6.7. Rezultati pokazuju da je M2 algoritam dobio bolje ocene za snimke mekih tkiva i cervikalnu kičmu u odnosu na multiplikativni pristup, ali je pri tome rezultat multiplikativnog pristupa uporediv za snimke abdomena (3 prema 2.9) i snimke cervikalne kičme (3 prema 2.7). Rezultat M2 algoritma je dosta bolje ocenjen za snimke pluća gde je za LAT snimke dobio ocenu za 0.8, a za PA snimke ocenu za 0.7 višu. Daljim poređenjem uočava se da je na ostalim grupama snimaka situacija suprotna, tj. multiplikativni pristup je dobio značajno bolje rezultate u odnosu na M2 algoritam pri čemu razlika ide od 0.7 za snimke šake do čak 2 za snimke karlice. Ovo je veoma bitno poređenje. Za čak 5 grupa anatomija multiplikativni pristup dobio je ocenu 4.9 ili bolju, a treba naglasiti



Slika 6.5. Razlika prosečnih ocena po kriterijumu kontrasta: (a) razlika između multiplikativnog i sigmoidalnog pristupa, (b) razlika između multiplikativnog pristupa i M2 algoritma i (c) razlika između M2 algoritma i sigmoidalnog pristupa.

da ocena 5 označava da je snimak odličan. Poređenjem sigmoidalnog pristupa sa M2 algoritmom uočava se da je M2 dobio bolje ocene za meka tkiva (pluća i abdomen) kao i za cervikalnu kičmu. Za snimke šaka i lumbalne kičme M2 algoritam je dobio ocenu bolju za 0.3 i 0.1, dok je za snimke kolena i ramena sigmoidalni pristup dobio ocenu bolju za 0.3 i 0.4, te se zaključuje da su obe obrade na ove četiri anatomske grupe dale uporedive rezultate. Sa ocenom većom za 0.9 u odnosu na M2 algoritam, sigmoidalni



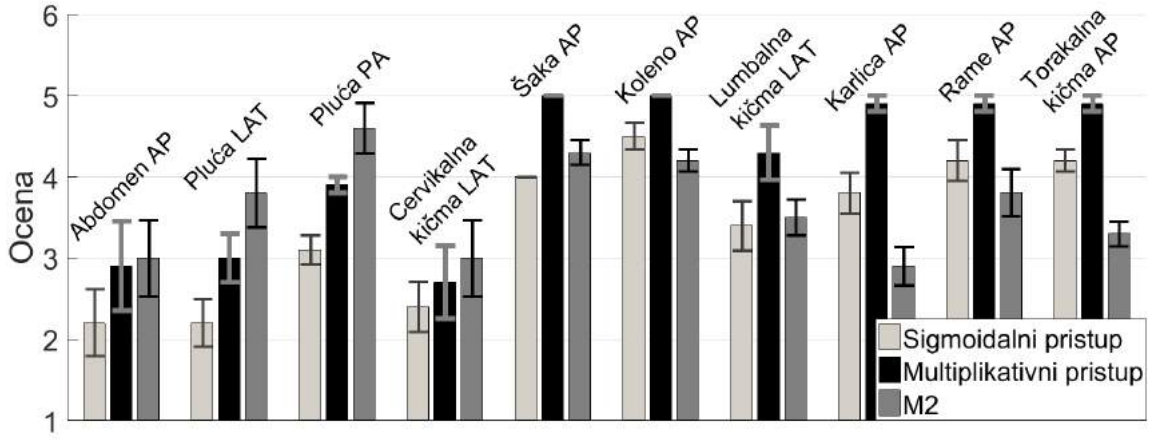
Slika 6.6. Primeri snimaka obrađenih sa (leva kolona) M2 algoritmom i (desna kolona) multiplikativnim pristupom. Za multiplikativni pristup snimak abdomena dobio je bolju ocenu i za prisustvo šuma (4 prema 3), za vidljivost detalja (5 prema 2) i za kontrast (5 prema 4). Za M2 algoritam je snimak pluća dobio bolju ocenu i za prisustvo šuma (4 prema 3), za vidljivost detalja (5 prema 4) i za kontrast (5 prema 4).

pristup je značajno bolje ocenjen za snimke karlice i torakalne kičme. Poređenjem dva predložena pristupa uviđa se da je multiplikativni pristup bolje ocenjen za sve anatomske grupe u odnosu na sigmoidalni pristup. Primeri snimaka sa različitim ocenama opšteg utiska prikazani su na slikama 6.8, 6.9, 6.10 i 6.11.

Prosečne ocene sva tri poređena algoritma za različite kriterijume predstavljene su u tabeli 6.6. Ovi rezultati potvrđuju analizu rezultata po pojedinačnim kriterijumima: M2 algoritam ima najmanje prisustvo šuma, multiplikativni pristup daje

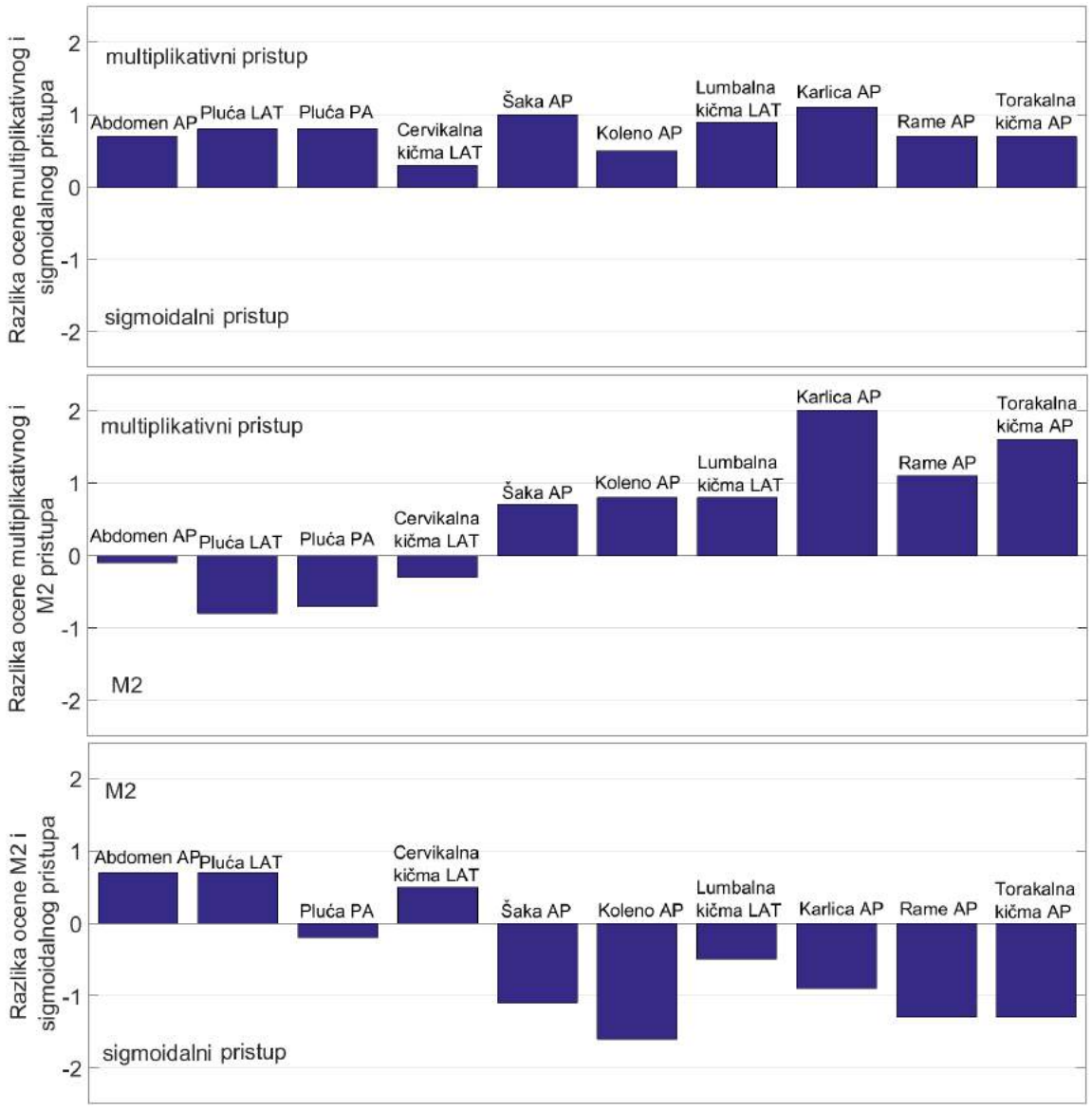
Tabela 6.5. Prosečna ocena algoritama obrade po grupi anatomskih snimaka na osnovu OPŠTEG UTISKA. Na dnu tabele rezultati su prikazani grafički.

Snimana anatomija	Sigmoidalni pristup	Multiplikativni pristup	M2
Abdomen AP	2.2	2.9	**3**
Pluća LAT	2.2	3	**3.8**
Pluća PA	3.1	3.9	**4.6**
Cervikalna kičma LAT	2.4	2.7	**3**
Šaka AP	4	**5**	4.3
Koleno AP	4.5	**5**	4.2
Lumbalna kičma LAT	3.4	**4.3**	3.5
Karlica AP	3.8	**4.9**	2.9
Rame AP	4.2	**4.9**	3.8
Torakalna kičma AP	4.2	**4.9**	3.3



snimke sa najboljom vidljivošću detalja, najboljim kontrastom i najboljim opštim utiskom kvaliteta, dok sigmoidalni pristup daje rezultat koji je lošiji ali uporediv sa M2 algoritmom (osim za šum). Poređenje ocena opšteg utiska i prisustva šuma implicira da manje prisustvo šuma nije uticalo na opšti utisak u meri u kojoj su uticali vidljivost detalja i kontrast.

Poređenjem sigmoidalnog i multiplikativnog pristupa pokazalo se da multiplikativni pristup daje bolje rezultate po svim kriterijumima (uporedivo je jedino prisustvo šuma). Razlog ovome jeste to što je kod multiplikativnog pristupa moguće nezavisno uticati na pojačanje slabih i slabljenje jakih koeficijenata Laplasove piramide, tj. i parametar Z i parametar β utiču na promenu vrednosti koeficijenata. Za razliku od ovoga, kod sigmoidalnog pristupa slabljenje jakih koeficijenata određeno je nagibom sigmoidalne krive te je direktno povezano sa pojačanjem slabijih detalja (poglavlje

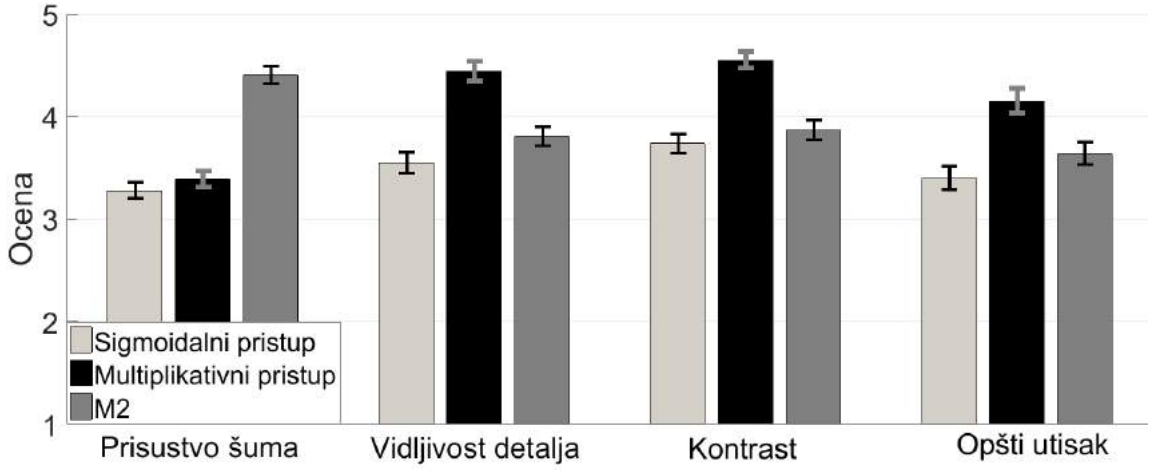


Slika 6.7. Razlika prosečnih ocena po kriterijumu opšteg utiska: (a) razlika između multiplikativnog i sigmoidalnog pristupa, (b) razlika između multiplikativnog pristupa i M2 algoritma i (c) razlika između M2 algoritma i sigmoidalnog pristupa.

4.4) dok parametar β utiče samo na smanjenje globalnog kontrasta (poglavlje 4.5). Drugim rečima, multiplikativni pristup nudi više fleksibilnosti za fino podešavanje kontrasta pošto je slabljenje jakih koeficijenata moguće direktno postaviti preko parametra β. Ovo je rezultiralo boljim kontrastom i boljom vidljivošću detalja snimaka, i ukupno gledano, opštim utiskom o kvalitetu snimka.

Tabela 6.6. Prosečne ocene algoritama obrade po različitim kriterijumima.

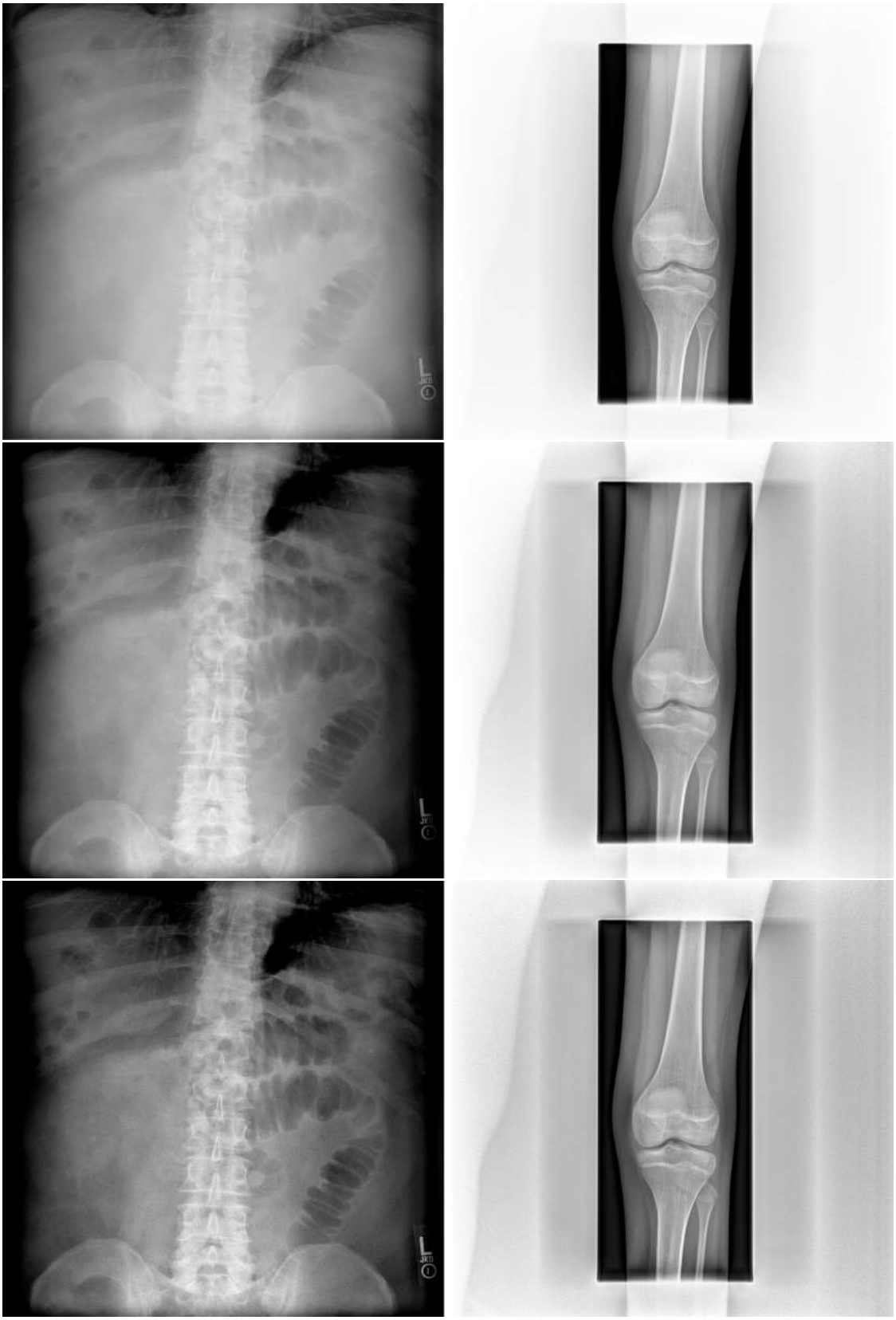
Kriterijum	Sigmoidalni pristup	Multiplikativni pristup	M2
Prisustvo šuma	3.28	3.39	**4.4**
Vidljivost detalja	3.55	**4.44**	3.81
Kontrast	3.74	**4.55**	3.87
Opšti utisak	3.4	**4.15**	3.64



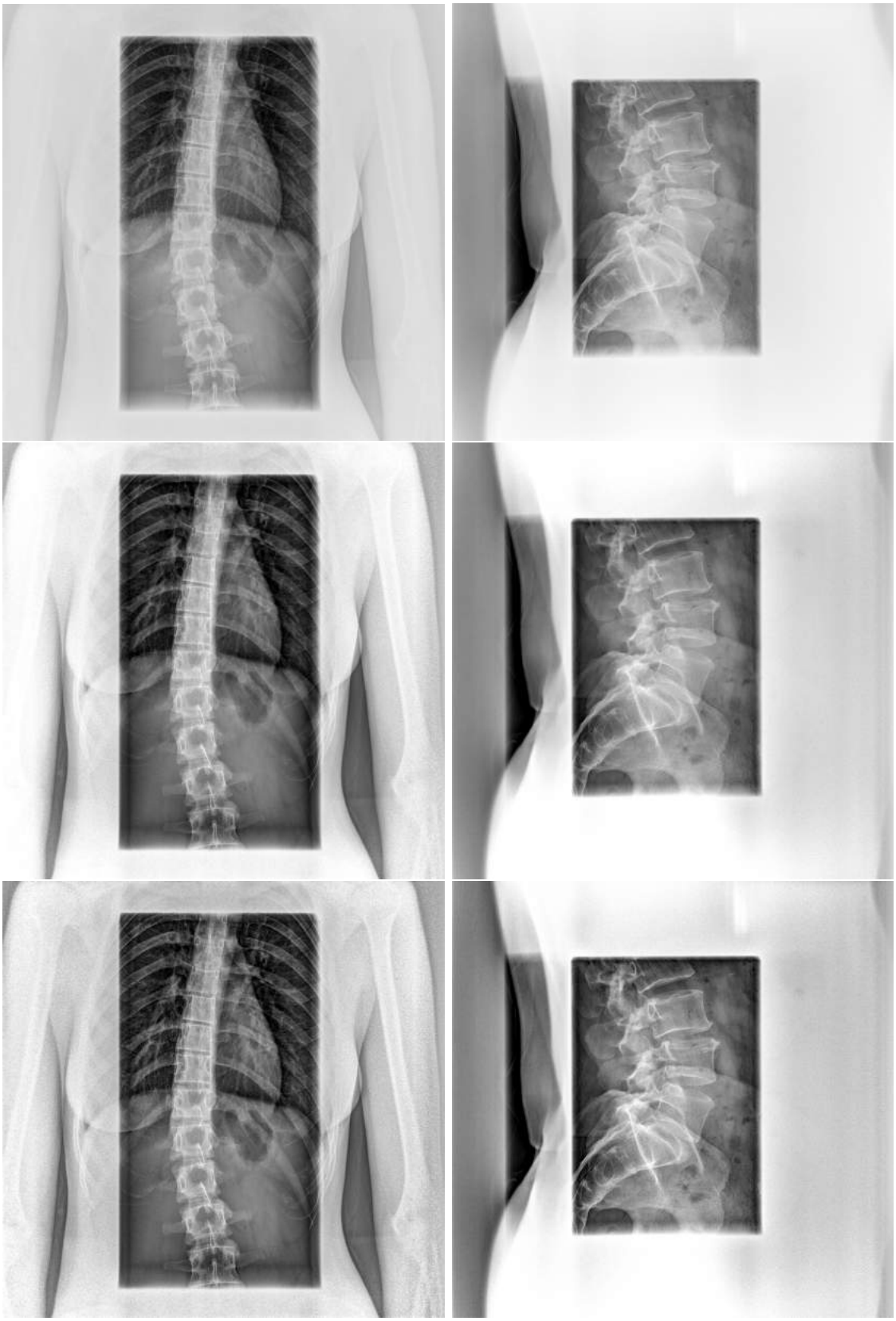
6.5 Zaključak

Kvalitet snimaka nakon obrade ocenjen je subjektivno zbog nepostojanja objektivne mere koja bi ocenila dijagnostički kvalitet. Za evaluaciju je korišćeno 100 snimaka koji prikazuju snimke različitih delova ljudske anatomije. Snimci su predočeni dvojici radiologa i oni su ocenili prisustvo šuma, vidljivost detalja, kontrast i opšti utisak o kvalitetu snimka. Predloženi sigmoidalni i multiplikativni pristupi upoređeni su međusobno, kao i sa M2 algoritmom koji predstavlja jedan od vrhunskih algoritama u oblasti (engl. *state of the art*).

Analiza rezultata poređenja pokazala je da M2 algoritam bolje uklanja šum od predloženih pristupa, dok multiplikativni pristup daje snimke sa najboljom vidljivošću detalja, najboljim kontrastom i najboljim opštim utiskom kvaliteta. Sigmoidalni pristup, ako se izuzme prisustvo šuma, daje rezultat koji je lošiji ali uporediv sa M2 algoritmom. Rezultati su pokazali da bolja ocena vidljivosti detalja i kontrasta ima veći uticaj na opšti utisak kvaliteta u odnosu na prisustvo šuma na snimcima.



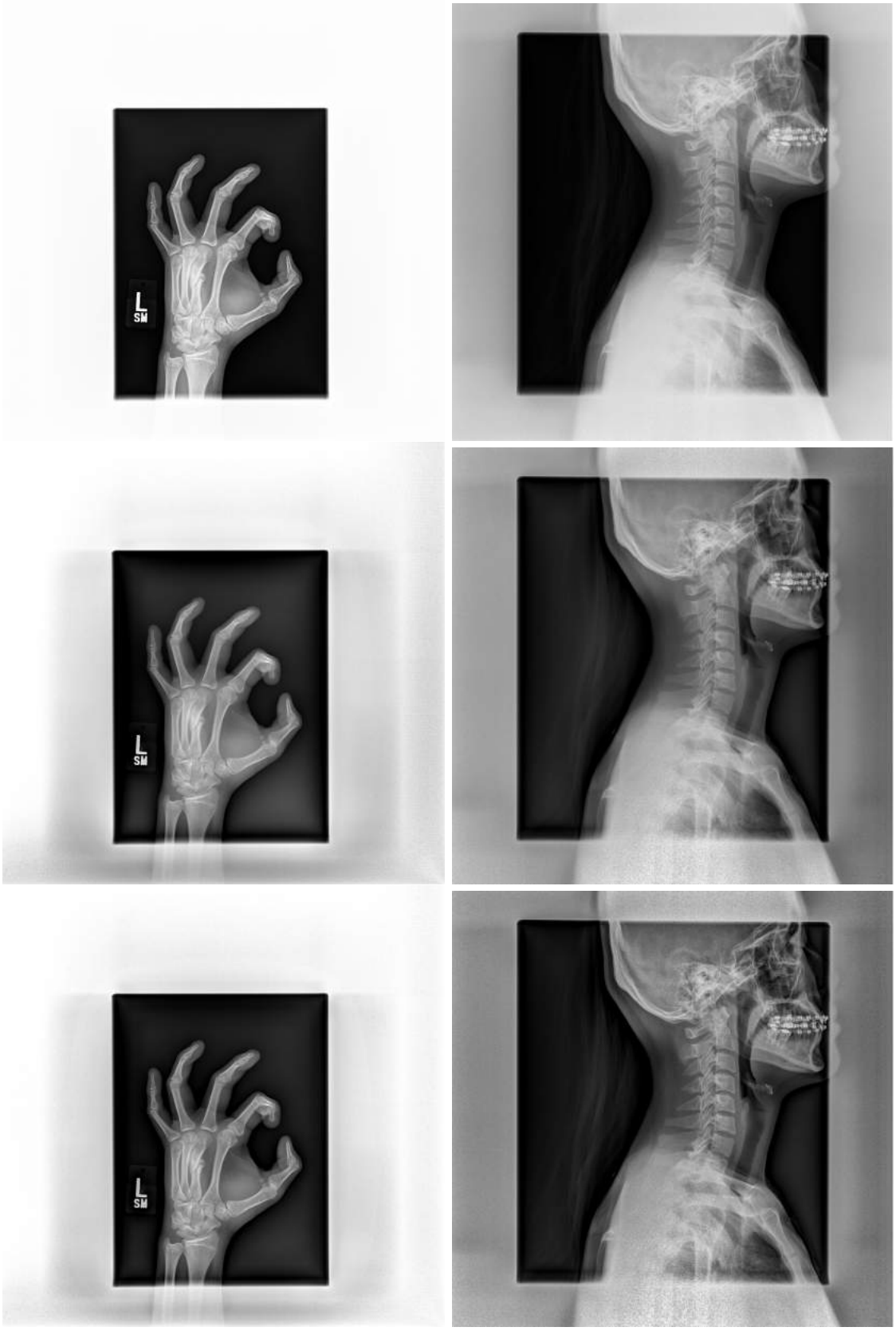
Slika 6.8. Primeri snimaka obrađenih sa M2 algoritmom (gornja vrsta), sigmoidalnim pristupom (srednja vrsta) i multiplikativnim pristupom (donja vrsta). Za tri posmatrane obrade (M2, sigmoidalni pristup, multiplikativni pristup) opšti utisak snimaka abdomena (leva kolona) ocenjen je sa: 2, 3 i 1, a snimaka kolena (desna kolona) ocenjen je sa: 4, 5 i 5.



Slika 6.9. Primeri snimaka obrađenih sa M2 algoritmom (gornja vrsta), sigmoidalnim pristupom (srednja vrsta) i multiplikativnim pristupom (donja vrsta). Za tri posmatrane obrade (M2, sigmoidalni pristup, multiplikativni pristup) opšti utisak za snimke torakalne kičme (leva kolona) ocenjen je sa 3, 4 i 5, a za snimke lumbalne kičme (desna kolona) ocenjen je sa 3, 4 i 5.



Slika 6.10. Primeri snimaka obrađenih sa M2 algoritmom (gornja vrsta), sigmoidalnim pristupom (srednja vrsta) i multiplikativnim pristupom (donja vrsta). Za tri posmatrane obrade (M2, sigmoidalni pristup, multiplikativni pristup) opšti utisak LAT snimaka pluća (leva kolona) ocenjen je sa: 4, 2 i 3, a za PA snimke pluća (desna kolona) ocenjen je sa: 5, 4 i 4.



Slika 6.11. Primeri snimaka obrađenih sa M2 algoritmom (gornja vrsta), sigmoidalnim pristupom (srednja vrsta) i multiplikativnim pristupom (donja vrsta). Za tri posmatrane obrade (M2, sigmoidalni pristup, multiplikativni pristup) opšti utisak snimaka šake (leva kolona) ocenjen je sa 4, 4 i 5, a za snimke cervikalne kičme (desna kolona) ocenjen je sa 4, 4 i 5.

Glava 7

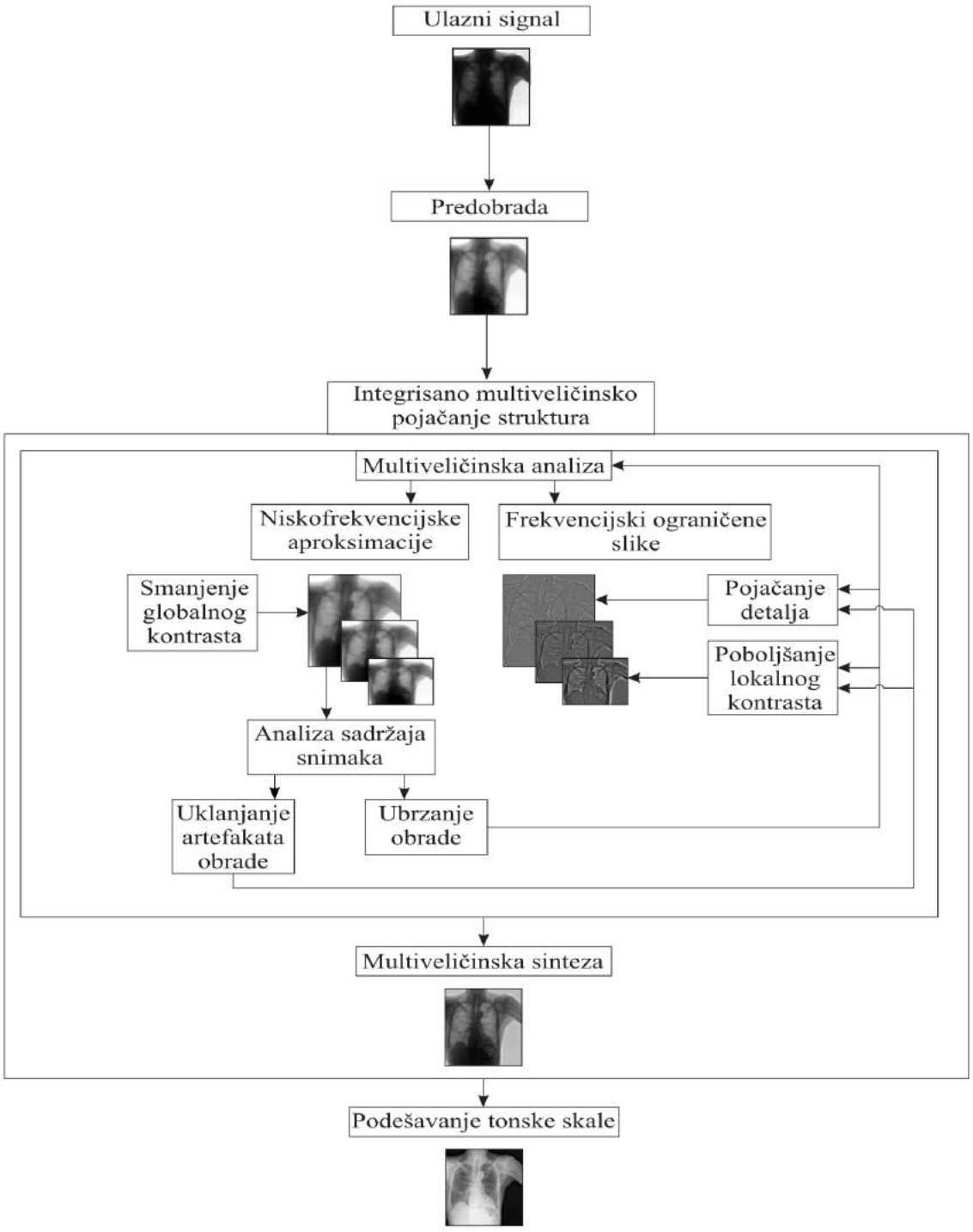
Mogućnosti dodatne obrade

7.1 Uvod

Pojačanje detalja, poboljšanje lokalnog i smanjenje globalnog kontrasta, pored poboljšanja snimka, nehotično stvaraju i artefakte. Ovi artefakti mogu da dovedu do neprirodnog izgleda snimaka i smanje kontrast prikazanog dela anatomije zbog čega je potrebno razmotriti mogućnost uklanjanja artefakata. U poglavlju 7.2 predložena je modifikacija načina na koji se pojačavaju detalji i poboljšava kontrast snimaka ekstremiteta da bi se oslabili artefakti nastali obradom snimaka.

Radiografski snimci mogu biti veliki u smislu broja piksela (do 25 miliona za mamografske snimke) te je poželjno smanjiti količinu operacija koja je potrebna da bi se dobio obrađeni snimak. U poglavlju 7.3 predložena je detekcija koeficijenata Laplasove piramide koji imaju niske apsolutne vrednosti radi ubrzanja obrade radiografskih snimaka. Detektovane koeficijente moguće je zanemariti u procesu obrade snimka čime se postiže ubrzanje.

Blok-šema koja prikazuje multiveličinsku obradu sa koracima koji se analiziraju u ovom poglavlju prikazana je na slici 7.1.



Slika 7.1. Blok-šema multiveličinske obrade sa dodatnim koracima.

7.2 Slabljenje artefakata obrade na snimcima ekstremiteta

Nelinearna priroda samog procesa multiveličinske obrade snimaka za posledicu ima stvaranje artefakata obrade poput efekta oreola (engl. *halo effect*) [24], prebačaja i podbačaja (promena vrednosti piksela van početnih granica), i inverzije gradijenata [31]. Ovakvi artefakti su mogući i za pristupe obradi zasnovane na Laplasovoj piramidi i za one zasnovane na diskretnoj vejvlet transformaciji.

Obrada koja je predložena u okviru ove teze je neosetljiva na artefakte prebačaja i podbačaja pošto se intenzitetski opseg obrađenog snimka određuje u poslednjem koraku obrade (poglavlje 5) te se ne može govoriti o promeni vrednosti piksela van granica pošto su one određene samim algoritmom. Artefakt inverzije gradijenata nastaje kao posledica pojačavanja detalja koji se nalaze na ivicama u snimku. Pojačanje detalja u okviru predložene obrade smatra se poželjnim efektom, bili oni na ivicama ili ne, te se ova vrsta artefakta ne smatra bitnom za predloženu obradu. Artefakt oreola pojavljuje se uz značajne ivice u slici nakon pojačanja vidljivosti same ivice (ne detalja na njoj) i ovaj artefakt će biti analiziran u nastavku ovog poglavlja.

Na slici 7.2 prikazan je snimak šake obrađen multiplikativnim pristupom. Sa slike se vidi da se uz ivicu anatomije (uz kožu) uočava artefakt obrade koji se naziva crni oreol (engl. *black halo*). Značaj ovog artefakta je u tome što doprinosi neprirodnom izgledu snimka pošto se dobija pozadina koja nije crna već sadrži nijanse od crne do sive (koja je dominanta). Pored toga, deo opsega vrednosti snimka dodeljen je samom artefaktu, umesto da je dodeljen anatomskim strukturama, čime je smanjen kontrast anatomskog dela snimka. Histogram snimka sa slike 7.2 prikazan je na slici 7.3. Poređenjem histograma snimka pre i nakon uklanjanja artefakta (za uklanjanje je korišćen algoritam koji će biti obrazložen u ovom poglavlju) uočava se da je artefakt zauzeo najtamnije nijanse stvarajući izduženi deo na početku histograma. Nakon uklanjanja, ovaj deo ostaje neiskorišćen te je moguće suziti tonsku skalu da bi se postigao bolji kontrast (uticaj odabira granica tonske skale na kontrast snimka analiziran je u poglavlju 5.2). Ovaj artefakt karakterističan je za snimke ekstremiteta

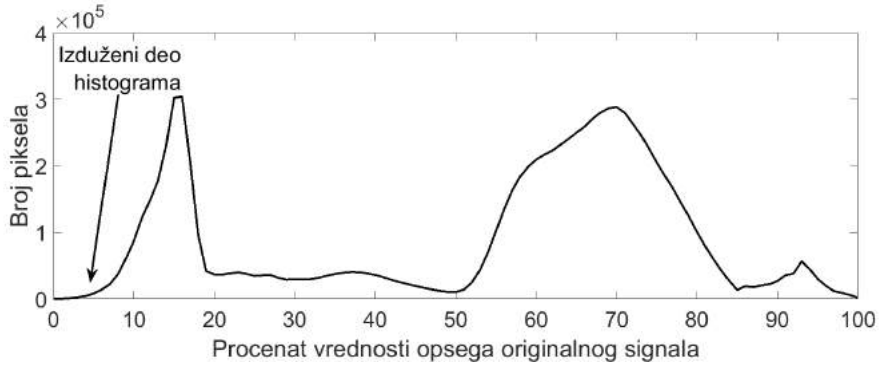


Slika 7.2. Primer snimka na kojem se uz ivicu anatomije uočava crni oreol.

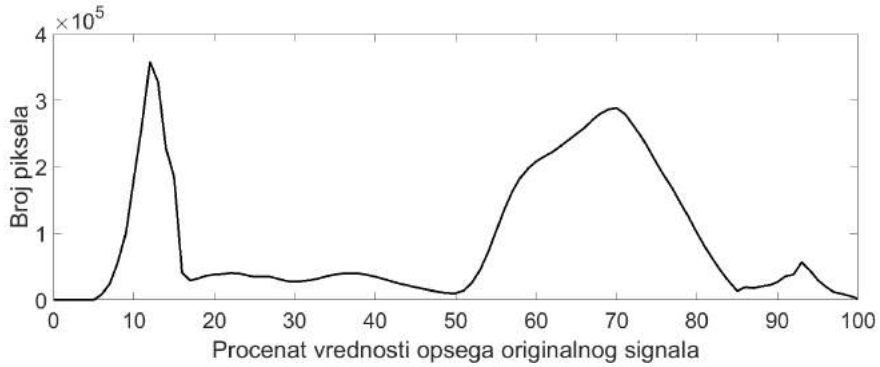
na kojima je prisustvo pozadine značajno, te neprirodan izgled i gubitak kontrasta mogu da postanu veoma primetni.

7.2.1 Uklanjanje artefakta obrade

Da bi se uticaj artefakta na kvalitet snimka smanjio potrebno je promeniti način na koji je snimak obrađen pošto ga proizvodi sama obrada. Jedan od načina da se artefakt umanji bi bio da se smanji pojačanje detalja na snimku, ali treba uzeti u obzir da cilj obrade jeste da se detalji na snimku pojačaju. Pre modifikacije načina pojačanja detalja treba analizirati gde se artefakt oreola javlja. Na slici 7.4 prikazani su snimci na kojima je artefakt prisutan. Uočava se da je na svakom snimku artefakt prisutan uz ivicu anatomije koja je na svim snimcima jasno vidljiva. Ovo opažanje



(a)



(b)

Slika 7.3. Histogram snimka na kojem se uz ivicu anatomije uočava crni oreol (a) i histogram nakon uklanjanja artefakta (b).

sugeriše da bi pojačanje detalja bilo moguće oslabiti samo uz ivicu anatomije što bi za posledicu imalo smanjenje artefakta, a da se pri tome ne ugrozi vidljivost ivice anatomije (pošto je ona jasno vidljiva). Snimak je potrebno segmentirati da bi se pojačanje detalja različito primenilo na ivicu anatomije i na njenu unutrašnjost. Međutim, segmentacija radiografskih snimaka sa ciljem detekcije ivice anatomije nije jednostavan problem [120], te je analiziran jednostavniji pristup. Uočeno je da je artefakt prisutan na delu snimka koji je direktno ozračen, a pikseli koji predstavljaju direktno ozračeni deo detektora imaju najviše intenzitete. Pored toga, na direktno ozračenom delu snimka nema struktura koje su od dijagnostičkog značaja, te slabije pojačanje detalja neće uticati na kvalitet snimka. Slika 7.5 (a) prikazuje snimak pre obrade. Ako se na njega primeni prag, moguće je dobiti binarnu sliku koja obuhvata ivicu kože i direktno ozračeni deo snimka. Binarna slika određena je korišćenjem sledećeg izraza:



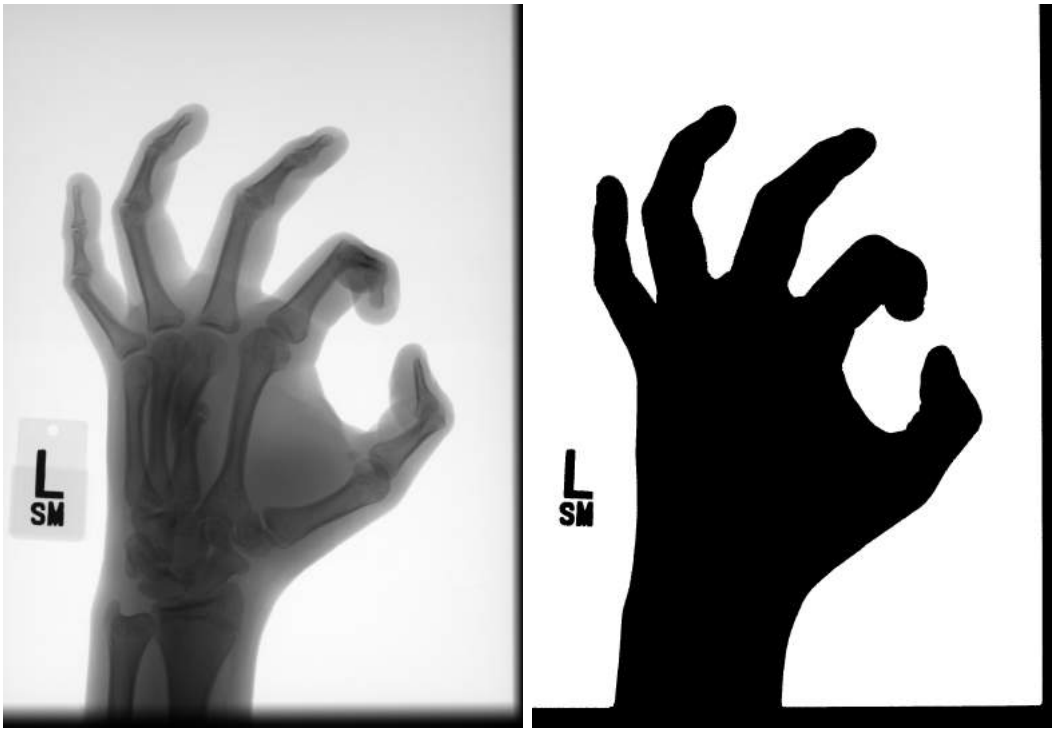
Slika 7.4. Primeri snimaka na kojem se uz ivicu anatomije uočava crni oreol.

$$B(x,y) = \begin{cases} 0, \text{ako } I(x,y) < T \\ 1, \text{ako } I(x,y) \geq T \end{cases} \tag{7.1}$$

gde B predstavlja binarnu sliku, a T je prag. Na slici 7.5 (b) prikazana je binarna slika koja je dobijena postavljanjem praga na:

$$T = I_{min} + 0.75 \cdot (I_{max} - I_{min}) \tag{7.2}$$

gde I_{min} predstavlja najmanju vrednost, a I_{max} predstavlja najveću vrednost u snimku. Prag se može primeniti na snimak tako što će se pojačanje svih piksela koji imaju



(a) (b)

Slika 7.5. (a) Primeri neobrađenog snimka i (b) binarne slike koja predstavlja direktno ozračeni deo snimka.

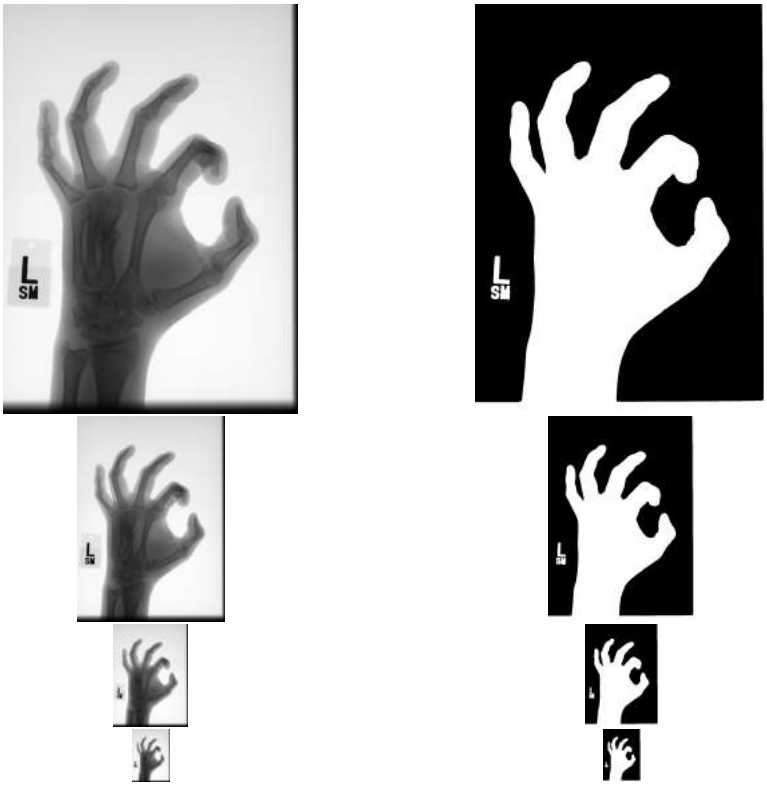
vrednost veću ili jednaku sa pragom postaviti na 1, odnosno neće biti pojačanja (niti slabljenja). Pošto je predloženi algoritam za obradu snimaka multiveličinski, da bi prag bilo moguće koristiti na svim nivoima Gausove piramide, konstruiše se piramida binarnih slika:

$$B_i(x,y) = \begin{cases} 0, \text{ako } G_i(x,y) < T \\ 1, \text{ako } G_i(x,y) \geq T \end{cases} \tag{7.3}$$

gde B_i predstavlja binarnu sliku na i-tom nivou piramide, a G_i je slika Gausove piramide. Primer binarne i Gausove piramide prikazan je na slici 7.6. Modifikacija koeficijenata Laplasove piramide u okviru predložene multiveličinske obrade može se predstaviti preko multiplikacije originalnog koeficijenta:

$$\hat{L}_i(x,y) = L_i(x,y) \cdot \varphi_i(L_i(x,y)) \tag{7.4}$$

gde $\hat{L}_i$ predstavlja pojačani koeficijent Laplasove piramide, L_i predstavlja originalni



Slika 7.6. (leva kolona) Primer Gausove piramide neobrađenog snimka i (desna kolona) binarne piramide. Prva vrsta predstavlja prvi nivo piramide, duga vrsta predstavlja drugi nivo piramide itd.

koeficijent, a φ_i je kriva pojačanja. Prethodni izraz je uprošćena verzija izraza (4.20), iz kojeg je radi jednostavnosti izostavljena zavisnost φ_i od parametara pojačanja, pošto se oni trenutno ne razmatraju. Iako se u izrazu koristi kriva pojačanja φ_i, svi zaključci lako se mogu preneti i na sigmoidalni pristup jednostavnom zamenom krive pojačanja. Binarnu piramidu moguće je iskoristiti za promenu načina na koji se koristi pojačanje:

$$\hat{L}_i(x,y) = L_i(x,y) + L_i(x,y) \cdot (\varphi(L_i(x,y)) - 1) \cdot B_i(x,y) \tag{7.5}$$

Iz prethodnog izraza uočava se da pojačanja neće biti ako piksel binarne slike ima vrednost nula ($\hat{L}_i(x,y) = L_i(x,y)$), a ako ima vrednost jedan rezultat izraza će biti isti kao i (7.4). Snimak dobijen ovakvim pristupom prokazan je na slici 7.7 (a). Artefakt oreola jeste potisnut, ali oštar prelaz između delova snimka koji su obrađeni



(a) (b)

Slika 7.7. (a) Snimak dobijen obradom definisanom u (7.5) i (b) isečak snimka. Isečak je na (a) obeležen belim pravougaonikom. Artefakt nastao naglom promenom obrade naglašen je strelicom na (b).

na različite načine (sa i bez pojačanja) jeste vidljiv i predstavlja artefakt sam po sebi (slika 7.7 (b)). Dodatna otežavajuća okolnost jeste to što se novonastali artefakt nalazi u anatomskom delu snimka. Ovaj oštar prelaz je posledica pogrešne detekcije ivice kože, tj. postavljeni prag nije idealno razdvojio anatomiju od direktno ozračenog dela snimka. Jedno od rešenja bi bila idealna segmentacija snimka na direktno ozračeni deo i anatomiju, ali kao što je već rečeno, taj zadatak nije jednostavan.

Da bi se efekat prelaska sa pojačanog na nepojačani deo ublažio, umesto binarnog prelaza analiziran je postepeni prelaz. Dodatno, umesto da se pojačanje u potpunosti isključi, odabrano je da se ono samo oslabi da bi se dobio ujednačeniji izgled delova snimka. Na slici 7.8 prikazano je slabljenje u zavisnosti od intenziteta piksela. Za kontrolisanje slabljenja koriste se tri parametra. Parametri c_1 i c_2 određuju intenzitete piksela za koje će slabljenje menjati vrednost od 1 do p_{min} koje predstavlja najveće slabljenje koje se koristi. Da bi se prikazano slabljenje primenilo na koeficijente Laplasove piramide potrebno je formirati piramidu slabljenja S_i (primer prikazan na



Slika 7.8. Primer krive slabljenja pojačanja.

slici 7.9). Na slici 7.10 prikazan je prvi nivo piramide slabljenja i isečak koji odgovara isečku prikazanom na 7.7 (b). Uočava se da će anatomski deo snimka ipak imati određeno pojačanje pošto slabljenje neće biti postavljeno na nulu. U primerima je parametar c_1 postavljen je na istu vrednost kao i T iz (7.3), $c_2 = I_{min} + 0.9 \cdot (I_{max} - I_{min})$ i $p_{min} = 0.2$.

Koeficijenti Laplasove piramide se uz korišćenje S_i modifikuju na sledeći način:

$$\hat{L}_i(x,y) = L_i(x,y) + L_i(x,y) \cdot (\varphi(L_i(x,y)) - 1) \cdot S_i(x,y) \tag{7.6}$$

Primer snimka dobijenog ovakvom obradom prikazan je na slici 7.11. Uočava se da je artefakt crnog oreola uklonjen, a da pri tome nije nastao artefakt prouzrokovan naglim prelazom. Na slici 7.12 prikazani su primeri snimaka obrađeni na predloženi način. Poređenjem sa snimcima prikazanim na slici 7.4 primećuje se da artefakt crnog oreola više nije prisutan na snimcima. Zaključuje se da je artefakt moguće potisnuti iako detekcija pozadine nije bila idealna.

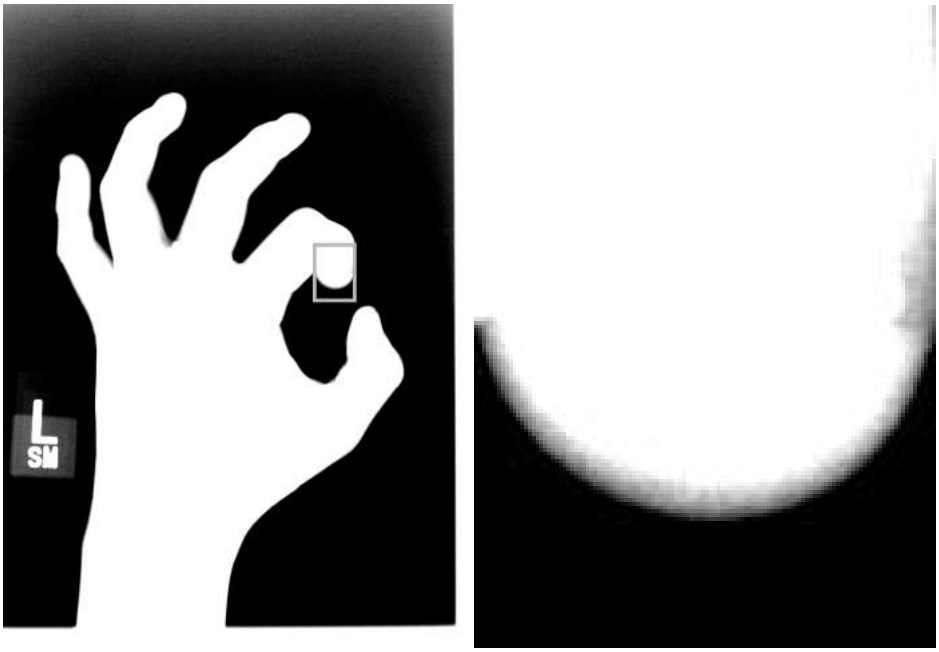
7.2.1.1 Podešavanje slabljenja

Da bi se slabljenje pojačanja na različitim snimcima automatski podesilo, potrebno je podesiti parametre c_1, c_2 i p_{min}. Na slikama 7.13 i 7.14 prikazani su različiti snimci i njima odgovarajući histogrami. Sa svakog snimka je pre analize uklonjen deo zaštićen kolimatorom (deo snimka koji sa namerom nije ozračen) korišćenjem algoritma iznesenog u [21]. Svaki histogram prikazan je tako da najmanja vrednost apscise predstavlja



Slika 7.9. Primer piramide slabljenja. Prva vrsta predstavlja prvi nivo piramide, duga vrsta predstavlja drugi nivo piramide itd. Bela boja predstavlja slabljenje od 1 (nema slabljenja), a najtamnija nijansa predstavlja slabljenje od p_{min}.

L_{min}, a najveća L_{max}. Primećuje se da je histograme moguće podeliti u dve grupe. Prvu grupu (slika7.13) čine snimci kod kojih se odmah nakon vrednosti koje predstavljaju direktno ozračeni deo nalaze vrednosti koje predstavljaju anatomske strukture. Ovo je uobičajeno za snimke šaka i ručnih zglobova gde su anatomije tanke te nije potrebno koristiti jako zračenje što za posledicu ima da direktno ozračeni deo nema značajno različite vrednosti od tankih delova anatomije. Drugu grupu čine snimci



(a) (b)

Slika 7.10. (a) Prvi nivo piramide slabljenja i (b) njen isečak. Isečak je na (a) obeležen sivim pravougaonikom.



(a) (b)

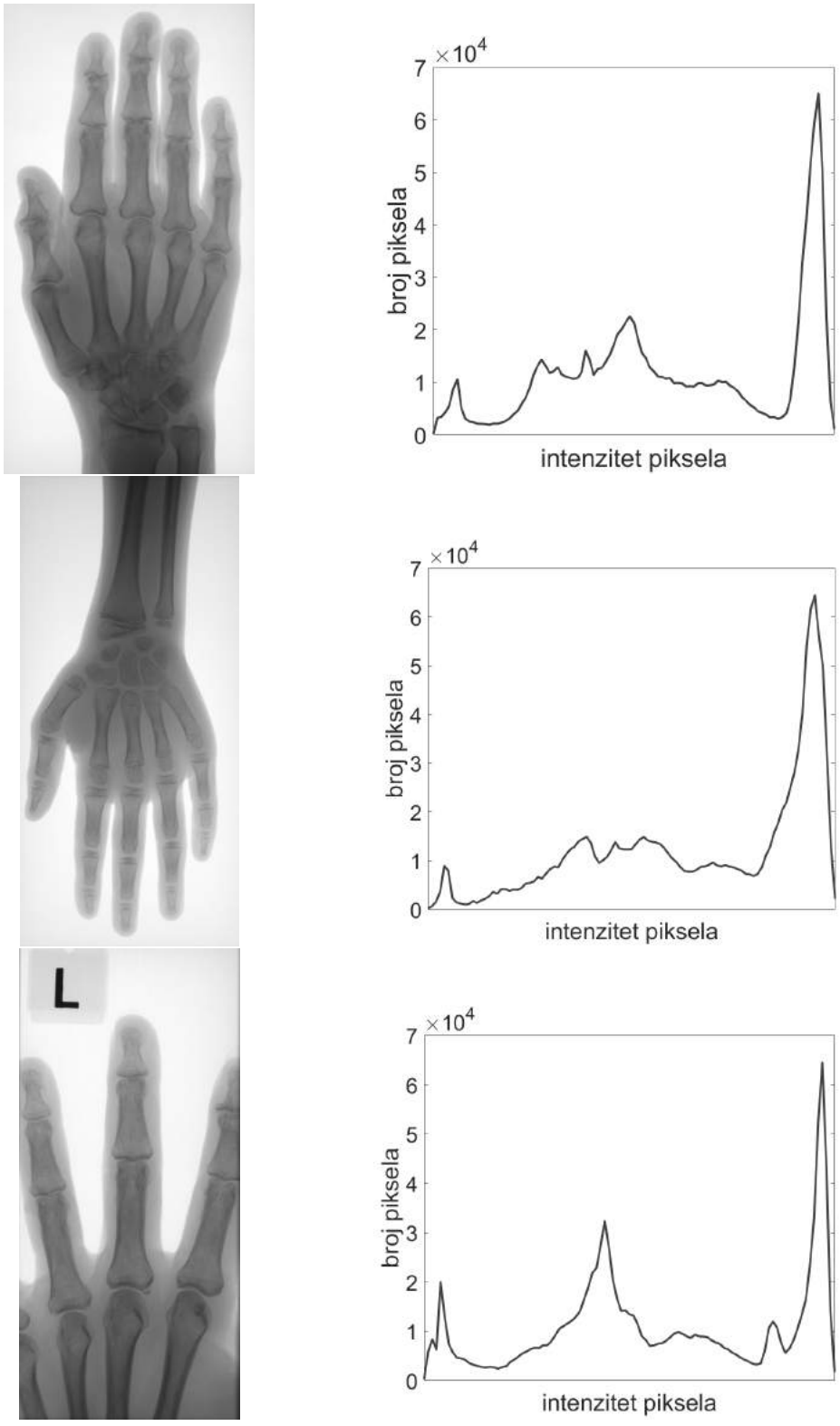
Slika 7.11. (a) Snimak obrađen korišćenjem piramide slabljenja i (b) isečak. Isečak je na (a) obeležen belim pravougaonikom.



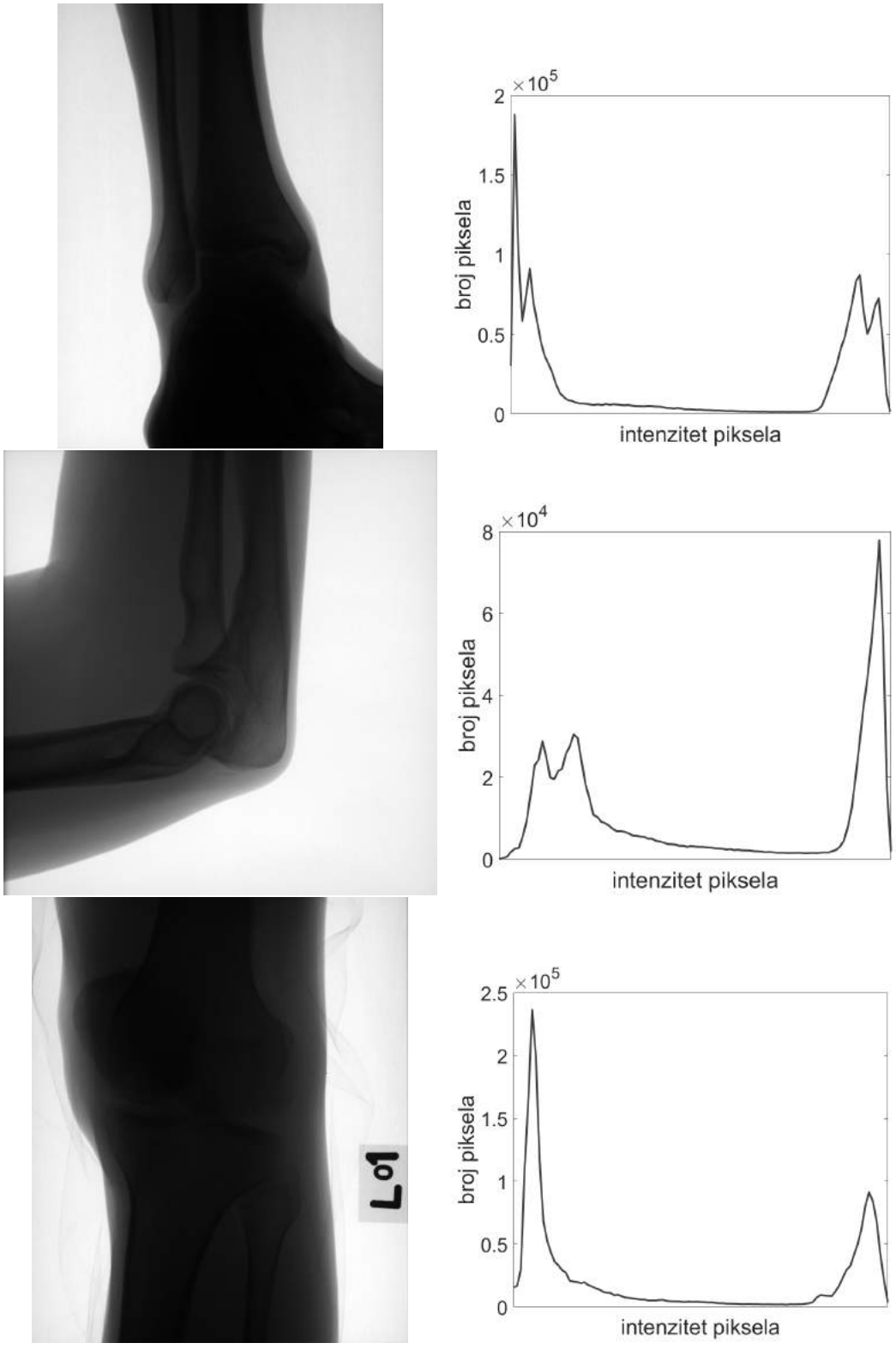
Slika 7.12. Primeri snimaka na kojem se uz ivicu anatomije ne uočava crni oreol.

kod kojih se koriste veće doze zračenja, te je razlika u intenzitetu između anatomskih struktura i direktno ozračenog dela značajna (slika 7.14). Posmatranjem histograma uočava da za ovaj tip snimaka anatomske strukture imaju intenzitete koji se nalaze u najnižih 50 % histograma. Ovoj grupi uobičajeno pripadaju snimci skočnih zglobova, kolena i laktova.

Na osnovu posmatranja prikazanih histograma zaključuje se da je snimak moguće pridružiti nekoj od grupa na osnovu izgleda histograma. Snimci koji pripadaju prvoj grupi u centralnom delu histograma (od 50 do 60 % opsega) imaju veći udeo piksela nego snimci koji pripadaju drugoj grupi. Pseudo kod klasifikacije snimka u jednu od dve grupe prikazan je u algoritmu 7.1, gde k predstavlja konstantu. Analizom



Slika 7.13. Primeri neobrađenih snimaka (leva kolona) i njihovi histogrami (desna kolona).



Slika 7.14. Primeri neobrađenih snimaka (leva kolona) i njihovi histogrami (desna kolona).

snimaka ustanovljeno je da je k moguće podesiti na 3 % broja piksela u snimku.

Algoritam 7.1 Klasifikacija snimka u grupu.

```
1: procedure KLASIFIKACIJA(snimak)
2:     h ← histogram(snimak)
3:     if udeo piksela od 50 do 60% opsega u h veći od k then
4:         grupa_1 ← snimak
5:     else
6:         grupa_2 ← snimak
7:     end if
8: end procedure
```

Analizom histograma koji pripadaju prvoj grupi uočava se da je moguće upotrebiti slabljenje pojačanja samo na krajnjem delu histograma (za visoke intenzitete) da se ne bi ugrozilo pojačanje detalja na anatomskim strukturama. Zbog toga su za prvu grupu konstante slabljenja podešene na:

$$\begin{aligned} c_1 &= I_{min} + 0.75 \cdot (I_{max} - I_{min}) \\ c_2 &= I_{min} + 0.9 \cdot (I_{max} - I_{min}) \end{aligned} \tag{7.7}$$

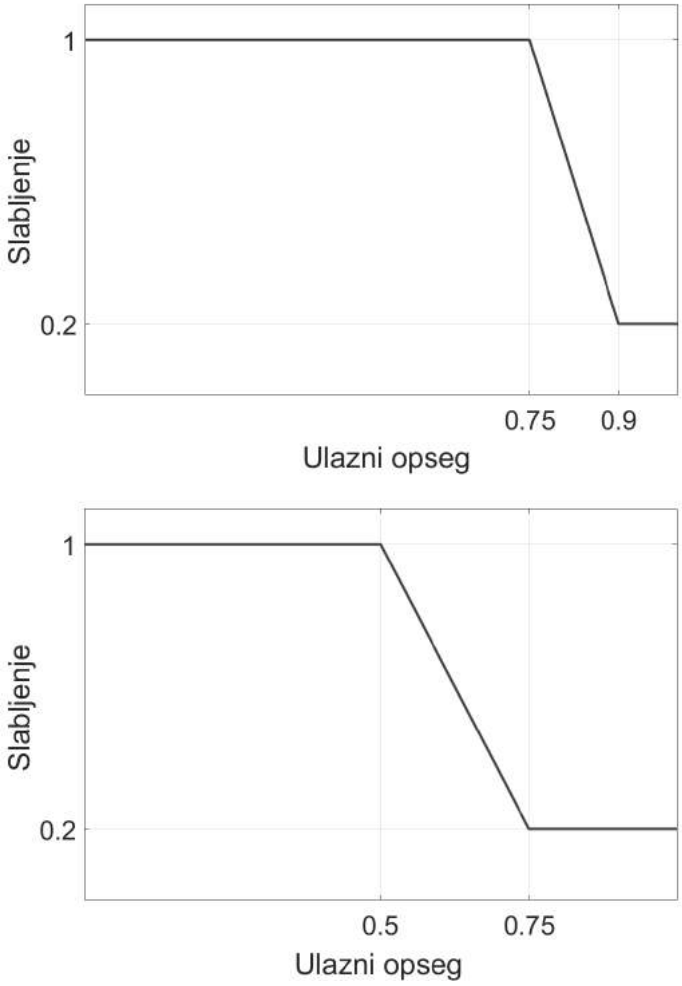
Kod snimaka koji pripadaju drugoj grupi moguće je oslabiti pojačanje na mnogo većem delu opsega, pošto se anatomske strukture nalaze samo na niskim intenzitetima, te su za konstante odabrane vrednosti:

$$\begin{aligned} c_1 &= I_{min} + 0.5 \cdot (I_{max} - I_{min}) \\ c_2 &= I_{min} + 0.75 \cdot (I_{max} - I_{min}) \end{aligned} \tag{7.8}$$

Za obe grupe najaveće slabljenje pojačanja podešeno je na $p_{min} = 0.2$. Na slici 7.15 grafički su prikazana slabljenja pojačanja u zavisnosti od intenziteta piksela.

7.2.1.2 Rezultati

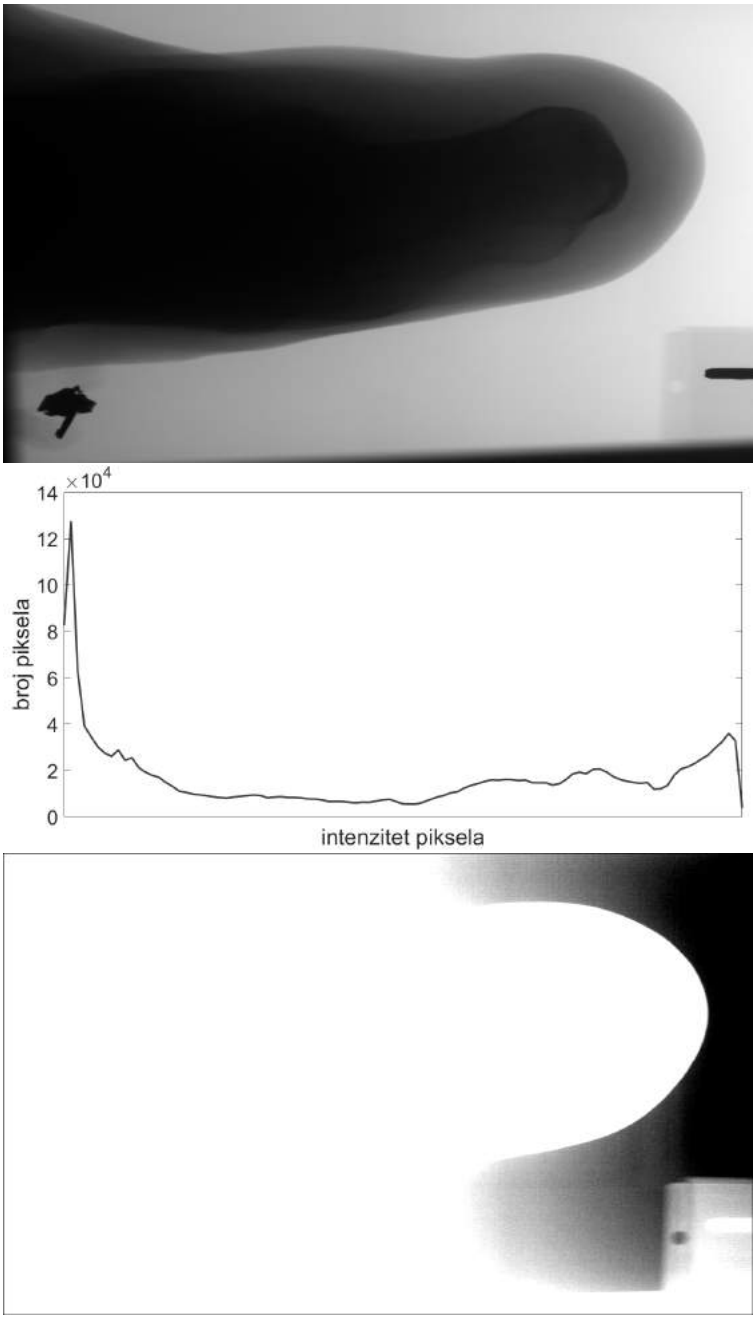
Predloženi pristup za uklanjanje artefakata obrade proveren je na skupu od 298 kliničkih snimaka. Snimci su dobijeni korišćenjem detektora Trixell 4343, sa slikom veličine 2880 x 2880 i sa kvadratnim pikselima veličine 0.148 mm. U korišćenom skupu se nalaze snimci stopala, skočnih zglobova, potkolenica, kolena, natkolenice,



Slika 7.15. (gore) Kriva slabljenja za prvu grupu (šake, ručni zglobovi, tj. tanje anatomije) i (dole) drugu grupu snimaka (stopala, pete, kolena, tj. deblje anatomije).

šaka, ručnih globova, podlaktica, laktova, nadlaktica i ramena.

Iako jednostavan, predloženi pristup uklanjanju artefakata pokazao se veoma uspešnim. Predloženi pristup nije doveo do smanjenja vidljivosti anatomskih struktura ni na jednom od posmatranih snimaka, a na samo 17 snimaka (5,7 %) nije uočeno značajno smanjenje vidljivosti artefakata obrade. Sedam snimaka na kojima nije došlo do značajnog smanjenja artefakta jesu snimci pete koji su klasifikovani u prvu grupu snimaka. Primer neobrađenog snimka pete i njegov histogram prikazani su na slici 7.16. Lako se uočava da je snimak klasifikovan u prvu grupu pošto ima značajan udeo piksela u srednjem delu opsega.



Slika 7.16. Neobrađeni snimak pete (gore), njegov histogram (sredina) i slabljenje pojačanja za prvi nivo Laplasove piramide (dole). Na sliku slabljenje dodat je crni okvir da bi se razlikovala od pozadine.

Međutim, posmatranjem snimka uočava se da pikseli iz srednjeg opsega pripadaju direktno ozračenom delu, a ne anatomiji. Ovo je posledica pozicioniranja izvora zračenja u odnosu na detektor, tj. izvor zračenja se kod ovog tipa snimanja ne pozicionira pod pravim uglom u odnosu na detektor zračenja što dovodi do većeg slabljenja snopa

zračenja za delove detektora koji su udaljeniji od izvora zračenja. Klasifikovanje snimaka u prvu grupu rezultiralo je smanjenjem artefakata samo na jednom delu snimka (slabljenje na prvom nivou Laplasove piramide prikazano je na slici 7.16). Kod snimaka pete koji su klasifikovani u drugu grupu uočeno je smanjenje artefakata obrade pošto je slabljenje pojačanja bilo prisutno za veći opseg vrednosti piksela. Primer snimka pete kod kojeg nije i kod kojeg jeste primetno smanjenje artefakata obrade prikazan je na slici 7.17. Bitno je naglasiti da predloženi pristup ni na jednom od snimaka iz korišćenog skupa nije pojačao prisustvo artefakata.



(a) (b)

(c) (d)

Slika 7.17. Primer snimka pete bez uklanjanja artefakta (a) i sa uklanjanjem artefakta (b). Na (b) se ne primećuje značajno smanjenje artefakta. Primer snimka pete bez uklanjanja artefakta (c) i sa uklanjanjem artefakta (d). Na (d) se uočava značajno smanjenje artefakta.

7.3 Ubrzanje obrade radiografskih snimaka

Savremeni digitalni radiografski snimci su veliki sa aspekta broja piksela, koji može da bude između 9 miliona kod dijagnostičke radiografije [5] i 25 miliona kod digitalne mamografije [6]. Imajući ovo u vidu, jasno je da smanjenje vremena obrade treba uzeti u obzir prilikom dizajna algoritma obrade slike. Sa tom namerom, istražena je mogućnost ubrzanja obrade koja neće dovesti do smanjenja kvaliteta obrađenog snimka. Istraživanje je usmereno ka pronalaženju koeficijenata Laplasove piramide koji se mogu zanemariti prilikom obrade kako bi se smanjio broj činilaca u algoritmu za obradu slike, a time i smanjilo vreme utrošeno na obradu [121].

7.3.1 Pseudokod za dobijanje Gausove i Laplasove piramide

Iako su Gausova i Laplasova piramida obrazložene u poglavlju 4.2.2, ovde se iznosi pseudokod koji predstavlja proceduru njihovog određivanja pošto će se koristiti kasnije u okviru poglavlja. Pseudokod je prikazan u okviru algoritma 7.2 gde I predstavlja ulazni snimak, lpf predstavlja niskofrekvencijski filtar, G_i i L_i su i-ti nivoi Gausove i Laplasove piramide, $\hat{G}_i$ je slika nastala ekspanzijom G_i, a R je reziduum piramide. Korišćena decimacija smanjuje broj piksela dva puta po svakoj osi, a interpolacija povećava broj piksela po osi dva puta ubacivanjem nula u svaku drugu vrstu i kolonu.

Algoritam 7.2 Određivanje Laplasove piramide.

1: **procedure** LAPLASOVA PIRAMIDA(I, lpf)
2: $G_1 = I$
3: **for** $i = 1...N$
4: $G_{i+1} = konvolucija(G_i, lpf)$
5: $G_{i+1} = decimacija(G_{i+1})$
6: $\hat{G}_i = interpolacija(G_{i+1})$
7: $\hat{G}_i = konvolucija(\hat{G}_i, lpf)$
8: $L_i = G_i - \hat{G}_i$
9: **end for**
10: $R = G_{N+1}$
11: **end procedure**

Za sintezu slike iz Laplasove piramide koristi se procedura predstavljena algoritmom 7.3 gde $\hat{I}$ predstavlja sliku dobijenu rekonstrukcijom. U slučaju da nije bilo

izmena R ili L, rezultat rekonstrukcije će odgovarati polaznom snimku.

Algoritam 7.3 Sinteza slike na osnovu Laplasove piramide i reziduuma.

1: **procedure** LAPLASOVA PIRAMIDA(L, R, lpf)
2: **for** $i = N...1$
3: $R = interpolacija(R)$
4: $R = konvolucija(R, lpf)$
5: $R = R + L_i$
6: **end for**
7: $\hat{I} = R$
8: **end procedure**

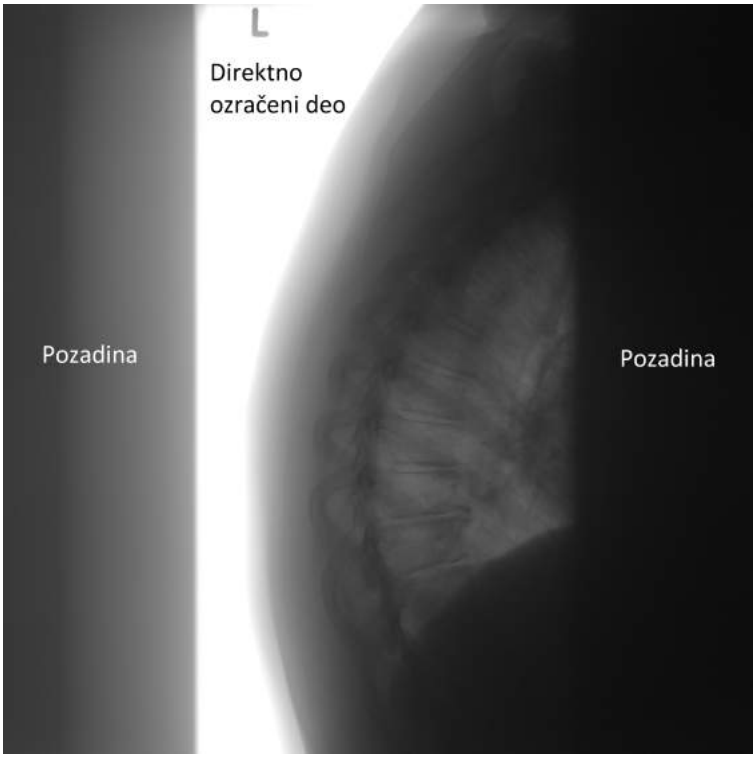
7.3.2 Detekcija koeficijenata sa malom apsolutnom vrednošću

Radiografski snimak može da sadrži regione koji ne predstavljaju anatomiju. Jedan od takvih regiona jeste pozadina slike, tj. region koji je namerno zaklonjen od izvora zračenja pomoću kolimatora. Kolimator je sastavni deo radiografskog sistema napravljen od radionepropusnog materijala koji ima zadatak da zračenje ograniči na anatomiju od interesa i tako smanji zračenje koje prima pacijent. Ova pozadina nije ozračena i manifestuje se veoma niskim intenzitetima u neobrađenoj slici i može se smatrati da ne sadrži informacije od značaja za dijagnozu.

Drugi region u radiografskom snimku koji ne predstavlja anatomiju jeste direktno ozračeni deo koji karakterišu visoke vrednosti piksela i za koji se takođe može smatrati da ne sadrži korisne informacije o pacijentu. Primer neobrađenog snimaka sa pozadinom i direktno ozračenim delom prikazan je na slici 7.18.

Kako ni pozadina ni direktno ozračeni deo snimka ne sadrže vredne dijagnostičke informacije, nameće se zaključak da bi pojačanje vidljivosti struktura unutar ovih regiona bilo beskorisno. Stoga, ove regione treba detektovati i zanemariti u procesu obrade snimka da bi se skratilo vreme obrade. Za detekciju pozadine može se iskoristiti neki od algoritama detekcije polja kolimacije [17–20, 122]. U predstavljenom istraživanju za detekciju pozadine koristi se algoritam obrazložen u [121].

Da bi se detektovao direktno ozračeni deo snimka analizirane su karakteristike dela Laplasove piramide koje mu odgovaraju. Apsolutna vrednost koeficijenata prvog

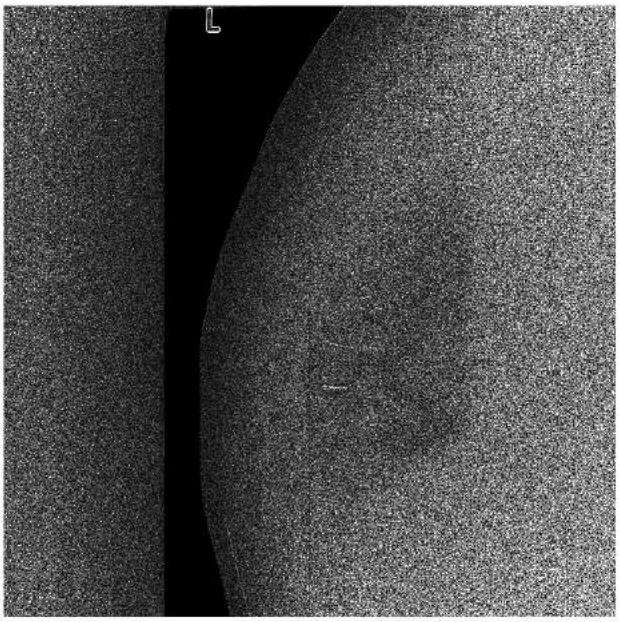


Slika 7.18. Primer snimka torakalne kičme koji sadrži deo zaštićen kolimatorom i direktno ozračeni deo. Nad prikazanim snimkom upotrebljena je logaritamska kompresija opsega da bi se povećala vidljivost struktura.

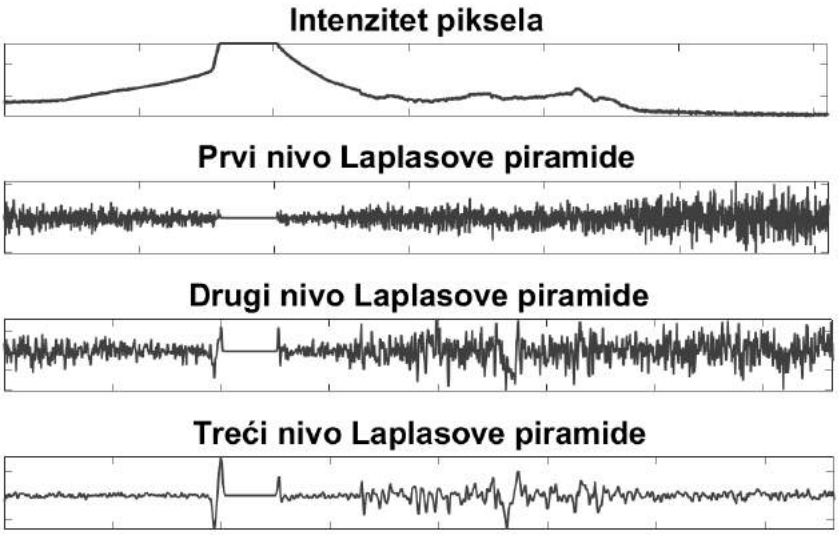
nivoa Laplasove piramide prikazana je na slici 7.19. Sa slike se može primetiti da koeficijenti koji pripadaju direktno ozračenom delu imaju niže apsolutne vrednosti u odnosu na koeficijente koji pripadaju anatomiji i kolimisanom delu snimka.

Koeficijenti prva tri nivoa Laplasove piramide koji odgovaraju središnjoj horizontalnoj liniji snimka prikazanog na 7.18 predstavljene su na slici 7.20. Gornja vrsta grafikona prikazuje vrednosti piksela, dok ostale vrste prikazuju vrednosti koeficijenata na različitim nivoima. Skreće se pažnja da na grafikonu nisu predstavljene apsolutne vrednosti koeficijenata i da centralna vrednost ordinate odgovara vrednosti nula.

Koeficijenti Laplasove piramide koji odgovaraju direktno ozračenom delu (najviša vrednost u gornjem grafikonu) imaju vrednosti koje su veoma bliske nuli za sva tri posmatrana nivoa. Drugim rečima, imaju sličnu vrednost za detalje različite veličine pošto prvi nivo Laplasove piramide predstavlja najsitnije, a svaki sledeći sve krupnije detalje. Na osnovu ovoga zaključuje se da je koeficijente sa niskim vrednostima (KNV)



Slika 7.19. Apsolutne vrednosti koeficijenata prvog nivoa Laplasove piramide dobijene dekompozicijom snimka prikazanog na slici 7.18. Niske vrednosti su prikazane tamnim nijansama (crno predstavlja nulu), a visoke vrednosti su prikazane svetlim nijansama (što je nijansa svetlija vrednost je viša).



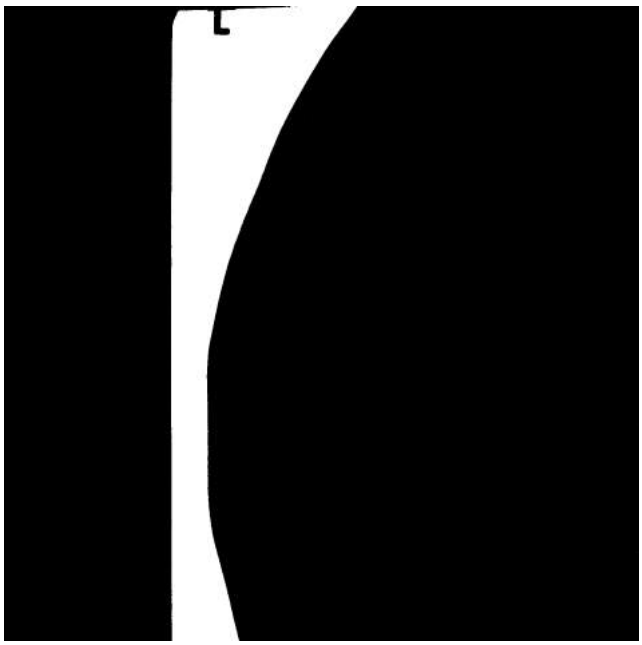
Slika 7.20. Vrednost piksela središnje horizontalne linije i odgovarajućih koeficijenata Laplasove piramide za snimak prikazan na slici 7.18. Vrednosti ordinate su preskalirane tako da odgovaraju signalu na datom nivou da bi se lakše uočila relativna promena aktivnosti.

na nižim nivoima piramide moguće detektovati upotrebom praga nad koeficijentima viših nivoa. Prvo je potrebno detektovati KNV na višem nivou:

$$M_Q = |L_Q| < T \tag{7.9}$$

gde T predstavlja prag, operator $|\cdot|$ predstavlja apsolutnu vrednost, a M_Q predstavlja binarnu masku KNV na Q-tom nivou piramide. Naglašava se da je Q konstanta i da se bira samo jedan nivo na kojem će se odrediti binarna maska. KNV na nižim nivoima moguće je detektovati na osnovu M_Q preko interpolacije najbližim susedom. Slična analiza je u [54] korišćena za uklanjanje šuma sa radiografskih snimaka, dok je slična ideja pridružena koeficijentima vejvlet piramide iskorišćena za uklanjanje šuma u [51, 52].

KNV prvog nivoa Laplasove piramide detektovani na osnovu binarne slike M_3 prikazani su na slici 7.21. U ovom primeru prag T postavljen je na 0.001 % vrednosti opsega piksela. Za dati prag dobijeno je da 11.13 % snimka predstavlja KNV što odgovara procentu piksela koji se mogu zanemariti od strane algoritma za obradu. Analiza odabira vrednosti praga iznesena je u poglavlju 7.3.5.



Slika 7.21. Binarna slika KNV za prvi nivo Laplasove piramide određena na osnovu binarne slike M_3. Originalni snimak prikazan na slici 7.18.

7.3.3 Promena načina određivanja Laplasove piramide

U prethodnom poglavlju objašnjeno je kako je na osnovu KNV na višim nivoima moguće odrediti KNV na nižim nivoima. U ovom poglavlju će biti predložena modifikacija načina na koji se određuje Laplasova piramida, tako da se ni ne određuju koeficijenti koji će biti detektovani kao KNV. Osnovno opravdanje za ovo jeste to što će ovi koeficijenti imati vrednost koja je veoma bliska nuli i pored toga će biti zanemareni od strane algoritma za poboljšanje snimaka. Pošto se KNV na nižim nivoima određuju na osnovu binarne slike sa viših nivoa, Laplasovu piramidu potrebno je odrediti od poslednjeg ka prvom nivou. Na osnovu posmatranja algoritma 7.2 za određivanje Laplasove i Gausove piramide zaključuje se da je određivanje Gausove piramide nezavisno od Laplasove piramide. Stoga, kao prvi korak modifikacije predlaže se nezavisno određivanje Gausove piramide:

Algoritam 7.4 Određivanje Gausove piramide.

```
1: procedure GAUSOVA PIRAMIDA(I, lpf)
2:     G_1 = I
3:     for i = 1...N
4:         G_{i+1} = konvolucija(G_i, lpf)
5:         G_{i+1} = decimacija(G_{i+1})
6:     end for
7:     R = G_{N+1}
8: end procedure
```

Prethodni algoritam dobijen je izbacivanjem koraka potrebnih za određivanje Laplasove piramide iz algoritma 7.2. Za određivanje jednog nivoa Laplasove piramide potrebna su dva nivoa Gausove piramide: trenutni i sledeći. Nivo Laplasove piramide L_i određen je oduzimanjem slike $\hat{G}_i$ (koja se dobija interpolacijom i niskofrekvencijskim filtriranjem G_{i+1}) od nivoa Gausove piramide G_i. Ako su nivoi Gausove piramide od ranije poznati, proceduru određivanja Laplasove piramide moguće je odrediti od viših ka nižim nivoima što je predstavljeno pseudokodom 7.5.

Oduzimanje koje se koristi da bi se odredilo L_i je između piksela G_i i $\hat{G}_i$, pri čemu pikseli koji se oduzimaju imaju iste prostorne koordinate (x, y). Stoga, za određivanje jednog koeficijenta $L_i(x, y)$ dovoljno je poznavati samo vrednosti $G_i(x, y)$ i

Algoritam 7.5 Određivanje Laplasove piramide od viših ka nižim nivoima.

1: **procedure** LAPLASOVA PIRAMIDA(G, lpf)
2: **for** $i = N...1$
3: $\hat{G}_i = interpolacija(G_{i+1})$
4: $\hat{G}_i = konvolucija(\hat{G}_i, lpf)$
5: $L_i = G_i - \hat{G}_i$
6: **end for**
7: **end procedure**

$\hat{G}_i(x, y)$. Vrednosti $G_i(x, y)$ su već poznate na osnovu prethodno određene Gausove piramide, te je za određivanje $L_i(x, y)$ potrebno odrediti samo $\hat{G}_i(x, y)$. Vrednost $\hat{G}_i(x, y)$ moguće je odrediti interpolacijom i filtriranjem samo odgovarajuće okoline piksela $G_{i+1}(x, y)$. Na osnovu ovoga zaključuje se da je interpolacija i filtriranje cele slike G_{i+1} nepotrebno ako se neće koristiti sve vrednosti $\hat{G}_i$. Pošto se KNV na nižim nivoima određuju na osnovu viših, računanje koeficijenata $L_i(x, y)$ koji su detektovani kao KNV može se preskočiti i njihova vrednost može se podesiti na nula, a pored toga može se zanemariti i određivanje $\hat{G}_i(x, y)$ pošto se neće koristiti. Na osnovu prethodnog moguće je promeniti način određivanja Laplasove piramide za nivoe koji su niži od n (nivo na kojem je napravljena binarna maska KNV):

Algoritam 7.6 Promenjeni način određivanja Laplasove piramide.

1: **procedure** MODIFIKOVANA LAPLASOVA PIRAMIDA(G, M_Q, lpf)
2: **for** $i = Q - 1...1$
3: **for** x, y koordinate u L_i
4: **if** $M_Q\lfloor \frac{x}{2^{Q-1}}, \frac{y}{2^{Q-1}} \rfloor \neq 1$
5: $\hat{G}_i(x, y) = interpKonvolucija(G_i\lfloor \frac{x}{2}, \frac{y}{2} \rfloor, lpf)$
6: $L_i(x, y) = G_i(x, y) - \hat{G}_i(x, y)$
7: **else**
8: $L_i(x, y) = 0$
9: **end if**
10: **end for**
11: **end for**
12: **end procedure**

gde M_Q predstavlja binarnu sliku KNV određenu na n-tom nivou piramide, operator $\lfloor \cdot \rfloor$ je funkcija ceo deo, a $interpKonvolucija(\cdot)$ predstavlja interpolaciju i decimaciju okoline potrebne da se odredi samo jedan piksel. Prethodna modifikacija određivanja

Laplasove piramide na dva načina doprinosi ubrzanju obrade. Prvo, za nivoe $L_i, i > n$, računanje je ubrzano za procenat koeficijenata koji su detektovani kao KNV. Drugo, algoritam obrade radiografskog snimka može da zanemari KNV pošto oni ne doprinose dijagnostičkom kvalitetu snimka.

7.3.4 Analiza smanjenja vremena obrade

Kompleksnost predložene multiveličinske obrade linearno je proporcionalna broju koeficijenata Laplasove piramide. Broj koeficijenata piramide, B, može se odrediti korišćenjem sledećeg izraza:

$$B = \sum_{i=1}^{N} size(L_i) = \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{4^{i-1}} size(I) = size(I) \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{4^{i-1}} \tag{7.10}$$

gde operator $size(\cdot)$ određuje broj piksela u slici. Kada broj nivoa $N \to \infty$ dobija se najveća moguća vrednost $B = \frac{4}{3} size(I)$.

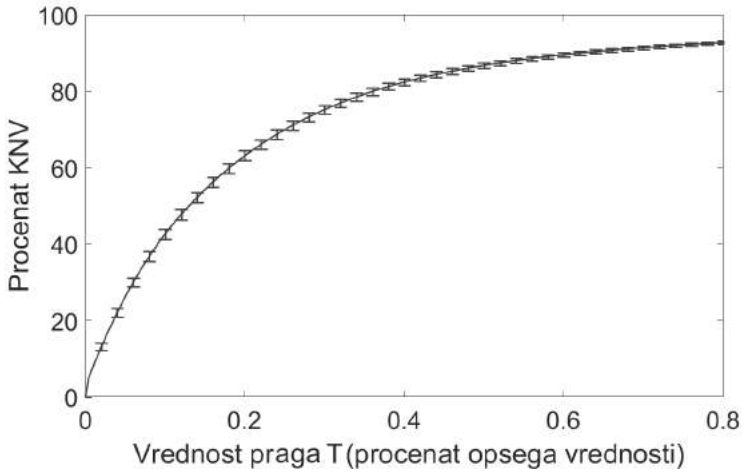
Prvi nivo piramide L_1 ima koeficijenata koliko slika I ima piksela, što predstavlja 75 % od ukupnog broja koeficijenata B. Broj koeficijenata drugog nivoa piramide L_2 je $\frac{1}{4} size(I)$ i predstavlja 18.75 % od ukupnog broja koeficijenata. Jednostavnim sabiranjem dolazi se do zaključka da se 93.75 % vremena obrade troši na obradu prva dva nivoa piramide (pošto je kompleksnost algoritma linearno proporcionalna broju koeficijenata). Zaključuje se da je najveću uštedu vremena moguće postići korišćenjem detekcije KNV za prva dva nivoa piramide. U eksperimentima su KNV na prva dva nivoa detektovani na osnovu M_3, tj. nivo na kojem se određuje binarna slika smo podesili na $Q = 3$.

7.3.5 Rezultati

Za proveru predloženog pristupa korišćeno je 47 kliničkih snimaka dobijenih upotrebom Varian Pixscan 4343 digitalnog detektora. Detektor ima kvadratne piksele veličine 0.139 mm, a veličina slike je 3072 x 3072 piksela. Ovaj skup odabran je pošto predstavlja jedan tipičan dan kliničke prakse i sadrži snimke raznovrsnih delova

ljudske anatomije: kičma, udovi, glava, pluća itd.

Da bi se odredila međuzavisnost udela piksela koji su detektovani kao KNV i praga T sproveden je eksperiment nad skupom snimka. Vrednost praga menjana je od 0 do 2 % opsega vrednosti snimka i beležen je procenat koeficijenata L_1 koji je detektovan ka KNV. Skreće se pažnja na to da je procenat koeficijenata koji se detektuje kao KNV na L_1 isti kao i procenat KNV na L_2, pošto se obe detekcije zasnivaju na istoj binarnoj slici M_3. Aritmetička sredina procenata KNV detektovanih nad skupom snimaka, u zavisnosti od vrednosti praga, prikazana je na slici 7.22.

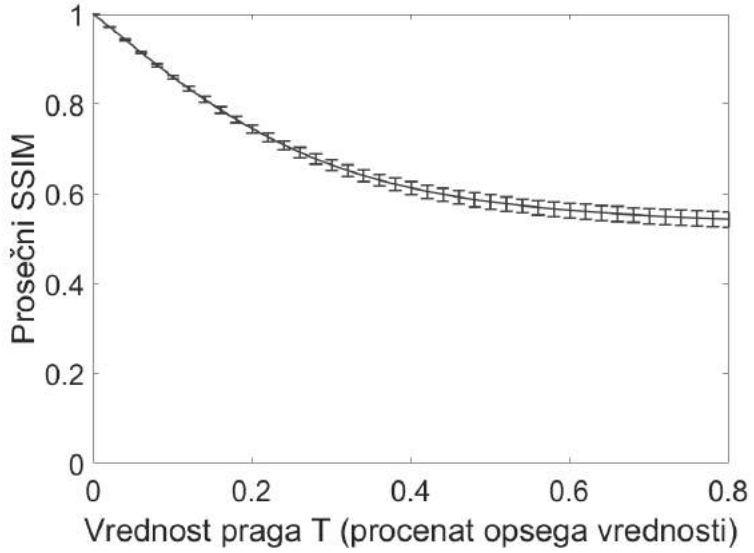


Slika 7.22. Zavisnost procenta piksela detektovanih kao KNV od vrednosti praga T.

Na osnovu posmatranja slike 7.22 moguće je izneti nekoliko zaključaka. Procenat koeficijenata koji se detektuju kao KNV raste sa povećanjem vrednosti praga, što je u skladu sa prirodom koeficijenata Laplasove piramide pošto im je srednja vrednost nula. Čak i za niske vrednosti praga veliki procenat koeficijenata će biti detektovan kao KNV, što sugeriše da bi upotreba velikih vrednosti praga mogla da dovede do gubitka sitnih anatomskih detalja, pošto su oni predstavljeni niskim nivoima Laplasove piramide. Procenat piksela koji se detektuju kao KNV ne varira mnogo u zavisnosti od snimka, što se uočava sa oznaka za standardnu grešku na grafikonu (uspravne linijice).

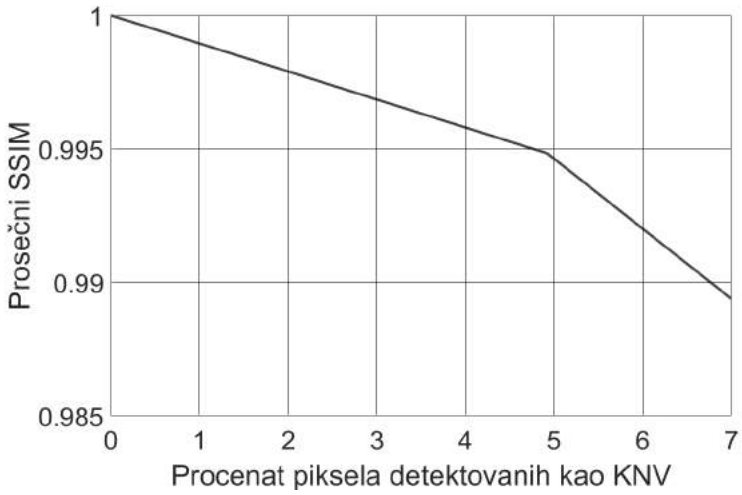
Upoređeni su snimci dobijeni multiveličinskom obradom sa i bez korišćenja predložene modifikacije da bi se odredio uticaj visine praga T na kvalitet snimka. Snimci

su obrađivani nakon što je uklonjen kolimisani deo. Indeks strukturne sličnosti (SSIM) [107] korišćen je kao mera sličnosti između snimaka obrađenih sa i bez predloženog ubrzanja. SSIM daje vrednosti između -1 i 1 pri čemu veća vrednost predstavlja veću sličnost. Vrednost 1 moguće je postići samo za identične snimke. Zavisnost prosečnog SSIM i vrednosti praga T prikazana je na slici 7.23. Sa grafika se vidi da se prosečni SSIM smanjuje sa povećanjem vrednosti praga, što je suprotno ponašanje u odnosu na procenat piksela koji se detektuju kao KNV (raste sa povećanjem praga).



Slika 7.23. Zavisnost prosečnog SSIM od vrednosti praga T.

Da bi se postigao kompromis između smanjenja vremena potrebnog za obradu i kvaliteta obrađenog snimka, prag je potrebno postaviti tako da se što veći udeo piksela detektuje kao KNV, a da se pri tome zadrži što veća moguća vrednost SSIM. Odnos prosečnog SSIM i procenta piksela koji su detektovani kao KNV za iste vrednosti praga prikazan je na slici 7.24. Uočava se da se visoke vrednosti SSIM dobijaju samo kada je mali procenat koeficijenata detektovan kao KNV. Međutim, i za vrednost praga koja iznosi 0.01 % opsega vrednosti snimka dobija se da će 4.62 % piksela biti detektovano kao KNV, a da će pri tome vrednost SSIM biti 0.995 (vrednost 1 dobija se samo za identične snimke). Drugim rečima, moguće je ostvariti uštedu od 4.62 %, a da se pri tome dobije snimak koji je neprimetno različit od onoga kod kojeg nije korišćeno predloženo ubrzanje.



Slika 7.24. Veza prosečnog SSIM i procenta piksela detektovanih kao KNV.

7.4 Zaključak

Analizom snimaka dobijenih nakon multiveličinske obrade utvrđeno je da je artefakt oreola prisutan i da može da bude naglašen na snimcima ekstremiteta gde pozadina čini veliki udeo snimka. Analizom izgleda snimaka utvrđeno je da su artefakti prisutni uz liniju kože, tj. tamo gde je količina zračenja koju je detektor izmerio velika. Radi smanjenja artefakta predloženo je da se prilikom pojačanja vidljivosti detalja i poboljšanja kontrasta u obzir uzme i intenzitet piksela, pošto je dobijen na osnovu količine zračenja koju je detektor primio.

Pokazano je da upotreba praga kojim se detektuje pozadina i anatomski deo snimka može da dovede do stvaranja novih artefakata. Ovi artefakti se manifestuju kao nagli prelaz između delova snimka na kojima se uočava pojačanje koeficijenata i delova na kojima se pojačanje ne uočava. Predložena je upotreba promene pojačanja koeficijenata koja je postepena čime se izbegava stvaranje ovih artefakata, a da pri tome segmentacija na pozadinu i anatomski deo snimka ne mora da bude idealna.

Performanse algoritma proverene su na skupu od 298 kliničkih snimaka. Korišćeni skup snimaka sadrži snimke različitih delova ljudskih ekstremiteta poput snimaka šake, ručnih zglobova, stopala, kolena itd. Rezultati dobijeni nad skupom snimaka pokazuju da je u 94.3 % predložena modifikacija obrade značajno smanjila vidljivost artefakata.

U drugom delu poglavlja predložen je algoritam koji obradu radiografskih snimaka ubrzava pronalaženjem koeficijenata Laplasove piramide koji imaju veoma niske vrednosti. Pronalaženje koeficijenata je zasnovano na povezanosti vrednosti koeficijenata piramide na različitim nivoima. Koeficijenti niskih vrednosti koji odgovaraju sitnim strukturama (niži nivoi) detektovani su na osnovu koeficijenata niskih vrednosti koji predstavljaju grublje strukture (viši nivoi). Koeficijenti niskih vrednosti na višim nivoima pronađeni su poređenjem sa pragom. Predložena je modifikacija određivanja Laplasove piramide u kojoj se koeficijenti niskih vrednosti ne određuju već im se vrednost postavlja na nula.

Detekcija koeficijenata niske vrednosti ugrađena je u određivanje koeficijenata Laplasove piramide. Analiziran je odnos između kvaliteta snimaka dobijenih nakon multiveličinske obrade i udela piksela koji su detektovani kao koeficijenti sa niskim vrednostima. Pokazano je da kvalitet dobijenih snimaka opada kako se povećava udeo piksela koji su detektovani i isključeni iz obrade.

Pokazano je da se podešavanjem praga na 0.01 % vrednosti opsega neobrađenog snimka iz obrade može isključiti u proseku 4.62 % piksela. Ovaj prag je odabran pošto predstavlja kompromis između smanjenja broja piksela koji učestvuju u obradi i kvaliteta slike nakon obrade. Za odabrani prag, dobijena je vrednost SSIM od 0.995, čime je obezbeđeno da je razlika između snimka sa i snimka bez detekcije koeficijenata sa niskom vrednošću neprimetna.

Glava 8

Zaključak

Ovo poglavlje predstavlja sažetak rezultata šestogodišnjeg istraživanja na polju digitalne obrade radiografskih snimaka. Izneseni su zaključci dobijeni na osnovu teorijske i praktične analize upotrebe različitih metoda za postizanje visokog kvaliteta snimaka koji se mogu upotrebiti u medicinskoj dijagnostici. Akcenat će biti stavljen na naučni doprinos predstavljenog istraživanja, a u poglavlju 8.1 biće razmotrene mogućnosti daljeg istraživanja u oblasti.

Različiti koraci obrade radiografskih snimaka do sada su nezavisno bili analizirani u literaturi. Kao glavni koraci obrade izdvajaju se uklanjanje šuma, kompresija dinamičkog opsega, poboljšanje vidljivosti detalja i pojačanje kontrasta snimaka. Pregled relevantnih dostignuća u oblasti iznesen je u poglavlju 2. Prilikom analize uklanjanja šuma posebna pažnja je posvećena algoritmima koji, pored visokog kvaliteta, nude i mogućnost upotrebe koja nije računarski zahtevna. Razlog prethodnome jeste veličina radiografskih snimaka koja se ne sme zanemariti prilikom razvoja algoritma koji treba da izvrši sve korake obrade. Uklanjanje šuma, iako bitan segment, jeste samo jedan od koraka obrade, te se prilikom praktične upotrebe u obzir treba uzeti da je i za ostale korake obrade potrebno vreme. Kao praktično i teorijski potkrepljeno rešenje nametnuli su se adaptivni filtri koji pored uklanjanja šuma ne ublažavaju ivice snimaka, te su oni detaljno razmotreni. Kao pogodno rešenje na polju pojačanja vidljivosti detalja i kontrasta izdvojila se multiveličinska obrada. Pored odličnih praktičnih rezultata pokazalo se da je multiveličinsku obradu teorijski moguće po-

vezati sa dobropoznatim konceptima kao što je neoštro maskiranje, a moguće ju je povezati i sa filtriranjem koje očuvava ivice poput bilateralnog filtra. Obrade koje su zasnovane na Laplasovoj piramidi pokazale su se superiornim u odnosu na rešenja zasnovana na vejvlet transformaciji, a da su pri tome računarski manje zahtevne u odnosu na rešenja koja koriste nedecimirane multiveličinske predstave slike. Rešenja koja objedinjuju kompresiju dinamičkog opsega i pojačanje kontrasta pokazala su se kao računarski složena, te su u okviru ovog istraživanja razdvojeni.

Anizotropska difuzija je algoritam za uklanjanje šuma koji je detaljno izučavan u literaturi i pokazano je da je veoma uspešan prilikom uklanjanja šuma, a da pri tome ne dovodi do ublažavanja ivica u snimku. Mogućnost njene upotrebe za uklanjanje šuma sa radiografskih snimaka analizirana je u poglavlju 3. Pokazano je da zbog svog iterativnog karaktera anizotropska difuzija zahteva nekoliko sukcesivnih obrada snimka da bi se dobio željeni rezultat, tj. okolina piksela koja se koristi prilikom filtriranja se iterativno širi. Analiza literature pokazala je da je rekurzivno filtriranje pogodan način da se okolina proširi. Spajanjem principa anizotropskog i rekurzivnog filtriranja dobijena je rekurzivna anizotropska difuzija. Pošto šum u radiografskim snimcima ima Poasonovu raspodelu, izvedeno je homomorfno prilagođenje rekurzivne anizotropske difuzije za primenu u radiografiji. Pokazano je da se upotrebom homomorfne rekurzivne anizotropske difuzije sa samo dve iteracije dobijaju superiorniji rezultati u odnosu anizotropsku difuziju, za koju je potrebno četiri iteracije da bi se dobio isti subjektivni rezultat.

Upotreba logaritamske funkcije radi kompresije dinamičkog opsega radiografskih snimaka je poznat koncept u obradi radiografskih snimaka. Upotreba logaritma zasnovana je na modelu zračenja i pored bolje vidljivosti struktura obezbeđuje linearnu zavisnost intenziteta piksela u odnosu na gustinu snimljene anatomije. Analiza iznesena u poglavlju 3 pokazala je da upotreba nemodifikovane logaritamske funkcije dodeljuje veliki opseg vrednosti pikselima koji su imali najniže vrednosti, čime se pojačava vidljivost šuma nakon kompresije. Analizirana su dva pristupa da se pojačanje šuma ublaži. Prvi pristup podrazumeva kombinovanje linearne i logaritamske krive, pri čemu se linearni deo koristi samo za piksele sa najnižim intenzitetima. Po-

red smanjenja vidljivosti šuma, ovakvo kombinovanje može da dovede do zasićenja u snimcima gde veliki udeo piksela ima niske vrednosti. Predložena je modifikacija logaritamske krive koja smanjuje nagib krive za niske vrednosti čime je uspešno smanjen opseg koji se dodeljuje pikselima sa niskim vrednostima, a da je pri tome sprečeno zasićenje piksela u slikama koje imaju veliki udeo piksela sa niskim vrednostima.

Kao osnova za pojačanje vidljivosti detalja i poboljšanja kontrasta odabrana je Laplasova piramida. Odabir je motivisan boljim performansama u odnosu na vejvlet transformaciju i manjom računarskom složenošću u odnosu na pristupe koji koriste nedecimiranu multiveličinsku predstavu snimaka. Analiza upotrebe Laplasove piramide iznesena je u poglavlju 4. Nakon analize koeficijenata piramide, utvrđeno je da za snimke dobijene savremenim digitalnim detektorima zračenja prva tri nivoa piramide predstavljaju detalje, a da modifikacija koeficijenata na višim nivoima doprinosi promeni lokalnog kontrasta. Upotreba linearnog pojačanja koeficijenata, tj. neselektivnog množenja koeficijenata istom konstantom većom od jedan radi pojačanja vidljivosti detalja i kontrasta je odbačena. Pokazano je da takvo pojačanje dovodi do stvaranja izrazitih artefakata te da je zbog toga praktično neprimenjivo. Predložena su dva nelinearna pristupa poboljšanju vidljivosti anatomskih struktura. Prvi pristup podrazumeva upotrebu sigmoidalne funkcije, kojom se nakon preslikavanja detalji sa niskim vrednostima pojačavaju, a detalji sa visokim vrednostima ograničavaju na unapred određenu maksimalnu vrednost. Drugi nelinearni način pojačanja zasnovan je na multiplikativnom modelu, kojim se obezbeđuje nezavisno pojačanje slabijih koeficijenata i slabljenje koeficijenata sa visokim intenzitetom. Razlika između dva modela upravo jeste mogućnost direktnog kontrolisanja slabljenja jakih detalja. Ovo slabljenje kod sigmoidalnog pristupa nije moguće kontrolisati pošto je direktna posledica upotrebe sigmoidalne funkcije, dok je kod multiplikativnog pristupa poseban parametar predviđen za kontrolu slabljenja jakih koeficijenata. Negativna strana multiplikativnog pristupa jeste to što se upotrebom dodatnog parametra komplikuje upotreba.

Pokazano je da je upotrebom predloženih nelinearnih preslikavanja koeficijenata Laplasove piramide moguće uspešno pojačati vidljivost detalja i poboljšati lokalni

kontrast. Kod sigmoidalnog pristupa se pokazano da je modifikacijom reziduuma piramide moguće postići smanjenje globalnog kontrasta snimaka, čime se doprinosi boljoj vidljivosti lokalnih struktura. Za multiplikativni pristup se pokazalo da je smanjenje globalnog kontrasta moguće postići slabljenjem jakih koeficijenata. U poređenju sa sigmoidalnim pristupom, multiplikativni model pokazao je veću fleksibilnost u pogledu postizanja različitog izgleda obrađenih snimaka. Pored toga, pokazano je da multiplikativni model stvara slabije artefakte obrade čime se postiže prirodniji izgled snimaka i poboljšava vidljivost anatomskih struktura.

Analizirana je mogućnost pojednostavljenja kontrole celokupne obrade, pošto je parametre preslikavanja koeficijenta Laplasove piramide potrebno podesiti za svaki nivo piramide. Pokazano je da promena pojačanja koeficijenata susednih nivoa Laplasove piramide treba da bude postepena, da bi se izbegao neprirodan izgled snimaka. Eksperimentalni rezultati su pokazali da veće pojačanje slabijih koeficijenata na nižim nivoima piramide u odnosu na više nivoe doprinosi boljoj vidljivosti detalja i lokalnih struktura. Na osnovu ovoga konstruisana je kontrola algoritma koja se sastoji samo od dva parametra: jednog kojim se kontroliše oštrina i kontrast snimaka, i drugog kojim se kontroliše smanjenje globalnog kontrasta. Iako veoma jednostavna, ovakva kontrola algoritma pokazala se kao veoma fleksibilna. Ovo je veoma bitno, pošto je kontrola celokupne obrade svedena na samo dva parametra, čiji je uticaj na izgled snimka očigledan. Ovim je lekarima omogućeno da na jednostavan način modifikuju celokupan izgled snimka podešavanjem parametara čije je značenje moguće intuitivno razumeti.

Poslednji korak obrade jeste određivanje tonske skale radiografskog snimka nakon multiveličinske obrade. Ovaj korak obrade analiziran je u poglavlju 5. Za određivanje tonske skale korišćena su samo dva parametra koja, pored jednostavnosti upotrebe, nude mogućnost napredne vizualizacije različitih anatomskih struktura. Ova dva parametra predstavljaju granice opsega koji će biti predstavljen sivim nijansama. Pokazano je da širina opsega diktira kontrast toniranog snimka, a da centralna vrednost opsega odgovara srednjoj sivoj nijansi koja će biti prikazana. Rezultati su pokazali da fiksiranje granica ne donosi dobre rezultate, pošto sadržaj snimka varira u zavisnosti

od snimane anatomije i korišćenih parametara obrade. Analizom sadržaja snimaka pokazano je da određene delove snimka koji nisu od dijagnostičkog značaja za dati pregled, poput pozadine ili previše gustih struktura, jeste moguće zasititi a da se pri tome ne gubi na dijagnostičkom kvalitetu. Ovo opažanje dovodi do konstrukcije algoritma za automatsko podešavanje granica tonske skale. Algoritam za automatsko određivanje granica zasnovan je na odabiru procenata piksela koji će biti zasićeni sa donje i sa gornje strane opsega. Pokazano je da je ovakav pristup moguće koristiti nezavisno od snimane anatomije ili korišćenih parametara obrade, čime je pokazana univerzalnost njegove upotrebe na radiografskim snimcima.

Evaluacija performansi krajnjeg rezultata svih koraka obrade iznesena je u poglavlju 6. Objektivna mera koja bi ocenila dijagnostički kvalitet obrađenog snimka ne postoji, te je kvalitet ocenjen subjektivno, tj. od strane radiologa. Dvojica radiologa su ocenili prisustvo šuma na snimcima, vidljivost detalja, kontrast i opšti utisak o kvalitetu snimka. Skup snimaka korišćen u evaluaciji dizajniran je tako da snimci obuhvataju što veći udeo ljudske anatomije, da bi se proverila univerzalnost predloženog pristupa. Pored toga, kvalitet snimaka je upoređen sa rezultatima vrhunskog savremenog algoritma za obradu radiografskih snimaka (MUSICA 2 [88]). Pokazalo se da nemogućnost kontrole slabljenja najjačih koeficijenata kod sigmoidalnog pristupa predstavlja nedostatak, pošto onemogućava dobijanje snimaka kod kojih je isticanje lokalnih struktura i smanjenje globalnog kontrasta balansirano. Za razliku od toga, multiplikativni pristup preko nezavisne kontrole pojačanja vidljivosti struktura i smanjenja globalnog kontrasta nudi veću fleksibilnost prilikom obrade i stvara slabije artefakte u odnosu na sigmoidalni pristup. Ova dva faktora su rezultirala boljom vidljivošću detalja snimaka, boljim kontrastom, i sveobuhvatno gledano boljom opštom ocenom kvaliteta snimaka. U poređenju sa vrhunskim savremenim algoritmom, sigmoidalni pristup se pokazao kao blago lošiji, dok je multiplikativni pristup dobio bolju ocenu po pitanju vidljivosti detalja, kontrasta i opšteg kvaliteta. Jedini kriterijum po kojem je multiplikativni pristup ocenjen kao lošiji jeste prisustvo šuma. Međutim, kao što su rezultati pokazali, prisustvo šuma ne utiče na ukupni utisak o kvalitetu snimka u meri u kojoj utiču vidljivost detalja i kontrast.

Analizom snimaka dobijenih nakon svih koraka obrade pokazalo se da je na snimcima vidljiv artefakt crnog oreola. Ovaj artefakt se manifestuje kao crni žljeb koji se pojavljuje uz ivicu kože, tj. na prelasku sa anatomske strukture na direktno ozračeni deo detektora. Ovaj artefakt je posebno primetan na snimcima ekstremiteta, gde direktno ozračeni deo ima veliki udeo u ukupnom snimku. Analizom sadržaja snimaka, iznesenom u poglavlju 7, utvrđeno je da se artefakt manifestuje na delovima snimka koji nisu od značaja, pošto predstavljaju direktno ozračeni deo, a ne anatomiju. Ovo zapažanje je nadahnulo ideju o promeni načina na koji se koeficijenti Laplasove piramide modifikuju. Predloženo je smanjenje pojačanja koeficijenata kojima odgovaraju visoki intenziteti piksela (direktno ozračeni deo), čime je prilikom obrade u obzir uzet i intenzitet piksela snimka, a ne samo intenzitet koeficijenata Laplasove piramide. Analizom rezultata, dobijenih sa modifikovanim načinom obrade, pokazalo se da sinergija informacija o lokalnoj strukturi (intenzitet koeficijenata Laplasove piramide) i gustini anatomije (intenzitet piksela) uspešno dovodi do smanjenja artefakata na snimcima ekstremiteta.

Mogućnost ubrzanja multiveličinske obrade razmotrena je u poglavlju 7. Radiografski snimci, pored delova koji prikazuju anatomske strukture, sadrže i delove koji nisu od dijagnostičkog značaja. Ovi delovi predstavljaju deo koji je od zračenja namerno zaštićen kolimatorom i deo koji je direktno ozračen. Obrada ovakvih delova ne doprinosi kvalitetu snimka, te ih je moguće zanemariti u celokupnom procesu obrade i na taj način ostvariti uštedu. Iz literature su poznati algoritmi koji detektuju polje kolimacije, kao i oni koji sliku segmentiraju na direktno ozračeni deo i anatomiju. Međutim, ni jedan od njih nije konstruisan tako da može da predstavlja sastavni deo algoritma za multiveličinsku obradu. Analizom snimaka pokazano je da koeficijenti Laplasove piramide, koji pripadaju direktno ozračenom delu, imaju intenzitete koji su veoma niski. Daljom analizom koeficijenata Laplasove piramide pokazalo se da postoji povezanost između koeficijenata sa niskim intenzitetom na susednim nivoima piramide. Na osnovu ovih zaključaka predložena je modifikacija načina na koji se određuju koeficijenti Laplasove piramide. Određivanjem koeficijenata sa niskim intenzitetom na višim nivoima, određeni su koeficijenti sa niskim intenzitetom na nižim

nivoima piramide, te se računanje koeficijenata Laplasove piramide, koji će imati nisku vrednost može preskočiti. Na osnovu ove informacije isti koeficijent moguće je preskočiti i prilikom multiveličinske obrade.

8.1 Mogućnosti daljeg istraživanja

U okviru iznesenog istraživanja za kompresiju dinamičkog opsega radiografskih snimaka upotrebljena je modifikovana logaritamska funkcija. Poređenjem performansi celokupne obrade sa MUSICA 2 algoritmom, koji koristi kvadratni koren za kompresiju dinamičkog opsega, pokazalo se da MUSICA 2 ima bolju ocenu ukupnog kvaliteta snimaka pluća. Iako je predloženi multiplikativni metod imao bolju ukupnu ocenu kvaliteta, postoji mogućnost da je boljoj oceni snimaka pluća doprinela upotreba drugačije kompresije dinamičkog opsega. Iako bi kombinovanje dve različite kompresije dinamičkog opsega narušilo univerzalnost ponuđenog rešenja, možda bi doprinelo boljoj percepciji detalja i kontrasta snimaka, i time poboljšalo dijagnostički kvalitet. Pored toga, postoji mogućnost da bi upotreba drugačijih krivih za kompresiju mogla da ponudi univerzalno rešenje, ali ono do sada nije poznato u literaturi.

Velika prepreka efikasnom razvoju algoritama obrade radiografskih snimaka jeste činjenica da ne postoji objektivna mera koja bi u proceni dijagnostičkog kvaliteta mogla da zameni radiologa. Razvoj ovakve mere bio bi višestruko koristan za napredaka istraživanja u oblasti obrade radiografskih snimaka. Svaka modifikacija algoritma obrade doprinosi promeni izgleda snimka, te je svaku modifikaciju potrebno subjektivno oceniti što je veoma zahtevno u smislu vremena koje je potrebno posvetiti analizi kvaliteta. Pored toga, postojanje ovakve mere bi omogućilo konstrukciju algoritma kod kojeg bi se svi parametri obrade mogli podesiti optimizacijom u smislu dobijanja najbolje ocene. U sklopu iznesenog istraživanja utvrđeno je da između percepcije vidljivosti detalja i kontrasta snimka postoji jaka povezanost, kao i da dobar kontrast i oštrina snimaka doprinose boljoj oceni ukupnog kvaliteta snimka. Takođe se pokazalo da bolje uklanjanje šuma ne doprinosi boljoj oceni ukupnog kvaliteta u meri u kojoj doprinose prethodna dva kriterijuma. Međutim, navedeni kriterijumi, iako

indiciraju ocenu ukupnog kvaliteta, nisu se pokazali kao dovoljni za uspostavljanje sigurnog zaključka o ukupnom kvalitetu.

Analiza je pokazala da ponuđena obrada stvara artefakte, što je uobičajeno za algoritme koji se koriste za poboljšanje vidljivosti detalja i kontrasta. U literaturi nije poznata objektivna mera koja određuje prisustvo artefakata, niti koja meri njihov uticaj na dijagnostički kvalitet snimaka. Dizajniranje ovakve mere bi doprinelo lakšem razvoju algoritama za obradu, pošto bi se mogao oceniti stepen oštećenja koja su nastala obradom. Pored toga, omogućilo bi se i podešavanje parametara postojećih algoritama, koje bi dovelo do smanjenja vidljivosti artefakata.

Bibliografija

[1] Wikipedia.com, "Medical Imaging," [Online], available: https://en.wikipedia.org/wiki/Medical_imaging, [Accessed: 10- Jan- 2017].

[2] W. G. Bradley, "History of Medical Imaging," in *Proceedings of the American Philosophical Society*, vol. 152, no. 3, Sep 2008, pp. 349–361.

[3] B. A. Schueler, "The aapm/rsna physics tutorial for residents general overview of fluoroscopic imaging," *RadioGraphics*, vol. 20, no. 4, pp. 1115–1126, 2000, pMID: 10903700. [Online]. Available: https://doi.org/10.1148/radiographics.20.4.g00jl301115

[4] ——, "Clinical applications of basic x-ray physics principles." *RadioGraphics*, vol. 18, no. 3, pp. 731–744, 1998, pMID: 9599394. [Online]. Available: https://doi.org/10.1148/radiographics.18.3.9599394

[5] E. L. Nickoloff, "Aapm/rsna physics tutorial for residents: Physics of flat-panel fluoroscopy systems," *RadioGraphics*, vol. 31, no. 2, pp. 591–602, 2011. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1148/rg.312105185

[6] M. J. Yaffe, "Detectors for digital mammography," in *Digital Mammography*, U. Bick and F. Diekmann, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 13–31. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-78450-0_2

[7] T. Kimpe and T. Tuytschaever, "Increasing the number of gray shades in medical display systems—how much is enough?" *Journal of Digital Imaging*, vol. 20, no. 4, pp. 422–432, Dec 2007.

[8] A. Cowen, A. Davies, and M. Sivananthan, "The design and imaging characteristics of dynamic, solid-state, flat-panel x-ray image detectors for digital fluoroscopy and fluorography," *Clinical Radiology*, vol. 63, no. 10, pp. 1073 – 1085, 2008. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0009926008002511

[9] P. F. van der Stelt, "Better imaging: The advantages of digital radiography," *The Journal of the American Dental Association*, vol. 139, Supplement 3, pp. S7 – S13, 2008. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0002817714634589

[10] D. D. Boo, M. Weber, E. Deurloo, G. Streekstra, N. Freling, D. Dongelmans, and C. Schaefer-Prokop, "Computed radiography versus mobile direct radiography for bedside chest radiographs: Impact of dose on image quality and reader agreement," *Clinical Radiology*, vol. 66, no. 9, pp. 826 – 832, 2011. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0009926011001504

[11] International Electrotechnical Commission (IEC), "Medical electrical equipment—exposure index of digital X-ray imaging systems—Part 1: definitions and requirements for general radiography," International Electrotechnical Commission (IEC), Geneva, Switzerland, Tech. Rep., 2008.

[12] M. Uffmann and C. Schaefer-Prokop, "Digital radiography: The balance between image quality and required radiation dose," *European Journal of Radiology*, vol. 72, no. 2, pp. 202 – 208, 2009, digital Radiography. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0720048X09003544

[13] D. H. Foos, D. F. Yankelevitz, X. Wang, D. Berlin, D. Zappetti, M. Cham, A. Sanders, K. N. Parker, and C. I. Henschke, "Improved

visualization of tubes and lines in portable intensive care unit radiographs: a study comparing a new approach to the standard approach," *Clinical Imaging*, vol. 35, no. 5, pp. 346 – 352, 2011. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0899707110002056

[14] Carestream Health, Inc., "Carestream's companion-view processing for improved visualization of tubes, lines, and pneumothoraces in digital, portable chest radiography," Carestream Health, Inc., Tech. Rep., 2012.

[15] G. Avinash, K. Jabri, R. Uppaluri, A. Rader, F. Fischbach, J. Ricke, and U. Teichgraber, "Artifact reduction in multiscale contrast enhancement for digital radiography," in *Proc. SPIE, Medical Imaging 2002: Image Processing*, vol. 4684, 2002, pp. 1048–1059.

[16] J. Ricke, F. Fischbach, T. Freund, U. Teichgraeber, E. L. Haenninen, R. Roettgen, U. Engert, H. Eichstaedt, and R. Felix, "Improved visualization of tubes and lines in portable intensive care unit radiographs: a study comparing a new approach to the standard approach," *European Radiology*, vol. 13, no. 12, pp. 2577–2582, 2003.

[17] J. Zhang and H. K. Huang, "Automatic background recognition and removal (abrr) in computed radiography images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 16, no. 6, pp. 762–771, Dec 1997.

[18] R. Wiemker, S. Dippel, M. Stahl, T. Blaffert, and U. Mahlmeister, "Automated recognition of the collimation field in digital radiography images by maximization of the laplace area integral," in *Proc. SPIE, Medical Imaging 2000: Image Processing*, vol. 3979, no. 2000, 2000, pp. 1555–1556.

[19] T. M. Lehmann, S. Goudarzi, N. Linnenbruegger, D. Keysers, and B. B. Wein, "Automatic localization and delineation of collimation fields in digital and film-based radiographs," in *Proc. SPIE, Medical Imaging 2002: Image Processing*, vol. 4684, no. 2002, 2002, pp. 1215–1223.

[20] I. Kawashita, M. Aoyama, T. Kajiyama, and N. Asada, *Collimation Detection in Digital Radiographs Using Plane Detection Hough Transform.* Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003, pp. 394–401. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-540-45226-3_54

[21] V. Ostojić, D. Starčević, and V. Petrović, "Detection of collimation field in digital radiography using frobenius norm of hessian," in *2015 23rd Telecommunications Forum Telfor (TELFOR)*, Nov 2015, pp. 476–479.

[22] S. L. Solomon, R. G. Jost, H. S. Glazer, S. S. Sagel, D. J. Anderson, and P. L. Molina, "Artifacts in computed radiography," *American Journal of Roentgenology*, vol. 157, no. 1, pp. 181–185, 1991.

[23] A. Walz-Flannigan, D. Magnuson, D. Erickson, and B. Schueler, "Artifacts in digital radiography," *American Journal of Roentgenology*, vol. 198, no. 1, pp. 156–161, 2012.

[24] L. J. Cesar, B. A. Schueler, F. E. Zink, T. R. Daly, J. P. Taubel, and L. L. Jorgenson, "Artefacts found in computed radiography," *The British Journal of Radiology*, vol. 74, no. 878, pp. 195–202, 2001, pMID: 11718396. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1259/bjr.74.878.740195

[25] I. Belykh and C. W. Cornelius, "Antiscatter stationary-grid artifacts automated detection and removal in projection radiography images," vol. 4322, 2001, pp. 1162–1166. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1117/12.430992

[26] L. L. Barski and X. Wang, "Characterization, detection, and supression of stationary grids in digital projection radiography imagery," vol. 3658, 1999, pp. 502–519. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1117/12.349462

[27] C.-Y. Lin, W.-J. Lee, S.-J. Chen, C.-H. Tsai, J.-H. Lee, C.-H. Chang, and Y.-T. Ching, "A study of grid artifacts formation and elimination in computed radiographic images," *Journal of Digital Imaging*, vol. 19, no. 4, pp. 351–361, 2006.

[28] D. S. Kim, S. Lee, and J. K. Yoon, "Grid artifact reduction based on homomorphic filtering in digital radiography imaging," vol. 8668, 2013, pp. 86 682C–86 682C–9. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1117/12.2006760

[29] V. S. Ostojić, D. S. Starčević, and V. S. Petrović, "Dual harmonic anti-scatter grid artefact removal for digital radiography," in *2017 25th Telecommunication Forum (TELFOR)*, Nov 2017, pp. 1–4.

[30] V. Ostojić, D. Starčević, and V. Petrović, "Artifact reduction in multiscale contrast enhancement for digital radiography," in *2014 22nd Telecommunications Forum Telfor (TELFOR)*, Nov 2014, pp. 513–516.

[31] M. Maitre, Y. Chen, and F. Tong, "High-dynamic range compression using a fast multiscale optimization," in *2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, March 2008, pp. 541–544.

[32] S. Dippel, M. Stahl, R. Wiemker, and T. Blaffert, "Multiscale contrast enhancement for radiographies: Laplacian pyramid versus fast wavelet transform," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 4, pp. 343–353, April 2002.

[33] S. Paris, S. W. Hasinoff, and J. Kautz, "Local laplacian filters: Edge-aware image processing with a laplacian pyramid," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 30, no. 4, p. Article 68, Apr 2011.

[34] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 2006.

[35] D. Charalampidis, "Recursive implementation of the gaussian filter using truncated cosine functions," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 64, no. 14, pp. 3554–3565, July 2016.

[36] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 7, pp. 629–639, Jul 1990.

[37] C. Tomasi and R. Manduchi, "Bilateral filtering for gray and color images," in *Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No.98CH36271)*, Jan 1998, pp. 839–846.

[38] D. Barash, "Fundamental relationship between bilateral filtering, adaptive smoothing, and the nonlinear diffusion equation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 6, pp. 844–847, Jun 2002.

[39] F. Durand and J. Dorsey, "Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images," *ACM Trans. Graph.*, vol. 21, no. 3, pp. 257–266, Jul. 2002. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/566654.566574

[40] M. Elad, "On the origin of the bilateral filter and ways to improve it," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 11, no. 10, pp. 1141–1151, Oct 2002.

[41] T. Q. Pham and L. J. van Vliet, "Separable bilateral filtering for fast video preprocessing," in *2005 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, July 2005, pp. 4 pp.–.

[42] S. Paris and F. Durand, "A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach," *International Journal of Computer Vision*, vol. 81, no. 1, pp. 24–52, Jan 2009. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/s11263-007-0110-8

[43] R. Deriche, "Recursively implementing the gaussian and its derivatives," in *Proceedings 2nd International Conference on Image Processing*, 1992, pp. 263–267.

[44] R. Deriche, "Recursively implementating the Gaussian and its derivatives," INRIA, Research Report RR-1893, 1993. [Online]. Available: https://hal.inria.fr/inria-00074778

[45] I. T. Young and L. J. van Vliet, "Recursive implementation of the gaussian filter," *Signal Processing*, vol. 44, no. 2, pp. 139 – 151, 1995. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/016516849500020E

[46] Q. Yang, "Recursive approximation of the bilateral filter," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 24, no. 6, pp. 1919–1927, June 2015.

[47] Q. Yang, "Recursive bilateral filtering," in *Computer Vision – ECCV 2012: 12th European Conference on Computer Vision, Florence, Italy, October 7-13, 2012, Proceedings, Part I*, A. Fitzgibbon, S. Lazebnik, P. Perona, Y. Sato, and C. Schmid, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012, pp. 399–413. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/978-3-642-33718-5_29

[48] P. Thevenaz, D. Sage, and M. Unser, "Bi-exponential edge-preserving smoother," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, no. 9, pp. 3924–3936, Sept 2012.

[49] R. Deriche, "Fast algorithms for low-level vision," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 1, pp. 78–87, Jan 1990.

[50] M. Couwenhoven, W. Sehnert, X. Wang, M. Dupin, J. Wandtke, S. Don, R. Kraus, N. Paul, N. Halin, and R. Sarno, "Observer study of a noise suppression algorithm for computed radiography images," vol. 5749, 2005, pp. 318–327. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1117/12.595159

[51] P. Bao and L. Zhang, "Noise reduction for magnetic resonance images via adaptive multiscale products thresholding," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, no. 9, pp. 1089–1099, Sept 2003.

[52] A. Pizurica, W. Philips, I. Lemahieu, and M. Acheroy, "A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, no. 3, pp. 323–331, March 2003.

[53] D.Lee Fugal, *Conceptual Wavelets in Digital Signal Processing.* San Diego, CA, USA: Space & Signals Technical Publishing, 2009.

[54] M. Hensel, U. Brummund, T. Pralow, and R. R. Grigat, "Noise reduction with edge preservation by multiscale analysis of medical x ray image sequences," in

Bildverarbeitung für die Medizin 2005: Algorithmen — Systeme — Anwendungen Proceedings des Workshops vom 13. – 15. März 2005 in Heidelberg, Mar 2005, pp. 55–59.

[55] M. Nishiki, K. Shiraishi, T. Sakaguchi, and K. Nambu, "Method for reducing noise in x-ray images by averaging pixels based on the normalized difference with the relevant pixel," *Radiological Physics and Technology*, vol. 1, no. 2, pp. 188–195, Jul 2008. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/s12194-008-0028-z

[56] K. Nambu and H. Iseki, "A noise reduction method based on a statistical test of high dimensional pixel vectors for dynamic and volumetric images," *Rivista di Neuroradiologia*, vol. 18, no. 1, pp. 21–33, 2005. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1177/197140090501800103

[57] L. Xiao, C. Li, Z. Wu, and T. Wang, "An enhancement method for x-ray image via fuzzy noise removal and homomorphic filtering," *Neurocomputing*, vol. 195, pp. 56 – 64, 2016, learning for Medical Imaging. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231216001144

[58] G. Deng, "A generalized unsharp masking algorithm," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, no. 5, pp. 1249–1261, May 2011.

[59] G. Ramponi, "A cubic unsharp masking technique for contrast enhancement," *Signal Process.*, pp. 211–222, 1998.

[60] S. K. Mitra, H. Li, I. S. Lin, and T. H. Yu, "A new class of nonlinear filters for image enhancement," in *[Proceedings] ICASSP 91: 1991 International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Apr 1991, pp. 2525–2528 vol.4.

[61] S. Guillon, P. Baylou, and M. Najim, "Robust nonlinear contrast enhancement filters," in *Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 1, Sep 1996, pp. 757–760 vol.1.

[62] P. Burt and E. Adelson, "The laplacian pyramid as a compact image code," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 31, no. 4, pp. 532–540, Apr 1983.

[63] F. Durand and J. Dorsey, "Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images," *ACM Transactions on Graphics*, vol. 21, p. 257–266, 07/2002 2002. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/566654.566574

[64] J. Zhang and S. ichiro Kamata, "Adaptive local contrast enhancement for the visualization of high dynamic range images," in *2008 19th International Conference on Pattern Recognition*, Dec 2008, pp. 1–4.

[65] E. Land and J. McCann, "Lightness and retinex theory," *J. Opt. Soc. Amer.*, vol. 61, no. 1, pp. 1–11, 1971.

[66] E. Land, "Recent advances in retinex theory," *Vision Res.*, vol. 26, no. 1, pp. 7–21, 1986.

[67] D. J. Jobson, Z. Rahman, and G. A. Woodell, "Properties and performance of a center/surround retinex," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 3, pp. 451–462, Mar 1997.

[68] ——, "A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 6, no. 7, pp. 965–976, Jul 1997.

[69] R. Kimmel, M. Elad, D. Shaked, R. Keshet, and I. Sobel, "A variational framework for retinex," *International Journal of Computer Vision*, vol. 52, no. 1, pp. 7–23, Apr 2003. [Online]. Available: https://doi.org/10.1023/A:1022314423998

[70] M. Elad, R. Kimmel, D. Shaked, and R. Keshet, "Reduced complexity retinex algorithm via the variational approach," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 14, no. 4, pp. 369 – 388, 2003. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1047320303000452

[71] M. Elad, *Retinex by Two Bilateral Filters*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005, pp. 217–229. [Online]. Available: https://doi.org/10.1007/11408031_19

[72] J. Chen, S. Paris, and F. Durand, "Real-time edge-aware image processing with the bilateral grid," *ACM Trans. Graph.*, vol. 26, no. 3, Jul. 2007. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/1276377.1276506

[73] Z. Farbman, R. Fattal, D. Lischinski, and R. Szeliski, "Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation," *ACM Trans. Graph.*, vol. 27, no. 3, pp. 67:1–67:10, Aug. 2008. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/1360612.1360666

[74] R. Fattal, "Edge-avoiding wavelets and their applications," *ACM Trans. Graph.*, vol. 28, no. 3, pp. 22:1–22:10, Jul. 2009. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/1531326.1531328

[75] K. Subr, C. Soler, and F. Durand, "Edge-preserving multiscale image decomposition based on local extrema," *ACM Trans. Graph.*, vol. 28, no. 5, pp. 147:1–147:9, Dec. 2009. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/1618452.1618493

[76] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N.-C. Yen, C. C. Tung, and H. H. Liu, "The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis," *Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, no. 1971, pp. 903–995, 1998. [Online]. Available: http://rspa.royalsocietypublishing.org/content/454/1971/903

[77] A. Criminisi, T. Sharp, C. Rother, and P. P'erez, "Geodesic image and video editing," *ACM Trans. Graph.*, vol. 29, no. 5, pp. 134:1–134:15, Nov. 2010. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/1857907.1857910

[78] K. He, J. Sun, and X. Tang, "Guided image filtering," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 35, no. 6, pp. 1397–1409, June 2013.

[79] F. C. Crow, "Summed-area tables for texture mapping," *SIGGRAPH Comput. Graph.*, vol. 18, no. 3, pp. 207–212, Jan. 1984. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/964965.808600

[80] P. Viola and M. Jones, "Robust real-time object detection," in *International Journal of Computer Vision*, 2001.

[81] M. Kass and J. Solomon, "Smoothed local histogram filters," *ACM Trans. Graph.*, vol. 29, no. 4, pp. 100:1–100:10, Jul. 2010. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/1778765.1778837

[82] R. Fattal, D. Lischinski, and M. Werman, "Gradient domain high dynamic range compression," *ACM Trans. Graph.*, vol. 21, no. 3, pp. 249–256, Jul. 2002. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/566654.566573

[83] R. Fattal, M. Agrawala, and S. Rusinkiewicz, "Multiscale shape and detail enhancement from multi-light image collections," *ACM Trans. Graph.*, vol. 26, no. 3, Jul. 2007. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/1276377.1276441

[84] S. Paris, S. W. Hasinoff, and J. Kautz, "Local laplacian filters: Edge-aware image processing with a laplacian pyramid," *ACM Trans. Graph.*, vol. 30, no. 4, pp. 68:1–68:12, Jul. 2011. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/2010324.1964963

[85] M. Aubry, S. Paris, S. W. Hasinoff, J. Kautz, and F. Durand, "Fast local laplacian filters: Theory and applications," *ACM Trans. Graph.*, vol. 33, no. 5, pp. 167:1–167:14, Sep. 2014. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/2629645

[86] P. Vuylsteke and E. Schoeters, "Multiscale Image Contrast Amplificatio," *SPIE Image Processing*, vol. 2167, pp. 551–560, 1994.

[87] C. Fivez, P. Vuylsteke, P. Wambacq, P. Suetens, and E. Schoeters, "Multi-resolution contrast amplification in digital radiography with compensation for scattered radiation," in *Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing*, vol. 1, Sep 1996, pp. 339–342 vol.1.

[88] R. Schaetzing, "Agfa's musica2 taking image processing to the next level," AGFA Health Care, Tech. Rep., 2007.

[89] M. Stahl, T. Aach, T. M. Buzug, S. Dippel, and U. Neitzel, "Noise-resistant weak-structure enhancement for digital radiography," in *Proc.SPIE*, vol. 3661, 1999, pp. 3661 – 3661 – 12. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1117/12.348539

[90] P. Irrera, I. Bloch, and M. Delplanque, "A flexible patch based approach for combined denoising and contrast enhancement of digital x-ray images," *Medical Image Analysis*, vol. 28, pp. 33 – 45, 2016. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1361841515001681

[91] J.-L. Starck, J. Fadili, and F. Murtagh, "The undecimated wavelet decomposition and its reconstruction," *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING*, vol. 16, no. 2, pp. 297 – 309, 2007.

[92] P. Irrera, I. Bloch, and M. Delplanque, "A denoising method for whole-body low-dose x-ray images with adaptable parameter control," in *2013 IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging*, April 2013, pp. 1240–1243.

[93] ——, "Contrast enhancement of micro dose x-ray images," in *2014 IEEE 11th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, April 2014, pp. 489–492.

[94] A. Laine, J. Fan, and W. Yang, "Wavelets for contrast enhancement of digital mammography," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 14, no. 5, pp. 536–550, Sep 1995.

[95] J. P. Bolet, A. R. Cowen, J. Launders, J. Davies, G. J. S. Parkin, and R. F. Bury, "Progress with an ldquo;all-wavelet rdquo; approach to image enhancement and de-noising of direct digital thorax radiographic images," in *1997 Sixth International Conference on Image Processing and Its Applications*, vol. 1, Jul 1997, pp. 244–248 vol.1.

[96] E. Daniel and J. Anitha, "Optimum wavelet based masking for the contrast enhancement of medical images using enhanced cuckoo search algorithm," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 71, pp. 149 – 155, 2016. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010482516300403

[97] B. Fan and H. Han, "Medical image enhancement based on modified lut-mapping derivative and multi-scale layer contrast modification," 2011, pp. 696 – 703.

[98] W.-F. Alisa, M. Dayne, E. Daniel, and S. Beth, "Artifacts in digital radiography," *ACM Trans. Graph.*, vol. 198, no. 1, pp. 156–161, 2012.

[99] X. Mou and M. Zhang, "Nonlinear multi-scale contrast enhancement for chest radiograph," in *2008 15th IEEE International Conference on Image Processing*, Oct 2008, pp. 3184–3187.

[100] M. Zhang, X. Mou, and Y. Long, "A novel contrast equalization method for chest radiograph," vol. 6144, 2006, pp. 6144 – 6144 – 10. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1117/12.654387

[101] M. A. Haidekker, L. D. kelley Morrison, A. Sharma, and E. Burke, "Enhanced dynamic range x-ray imaging," *Computers in Biology and*

Medicine, vol. 82, pp. 40 – 48, 2017. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010482517300203

[102] V. Ostojić, D. Starčević, and V. Petrović, "Recursive anisotropic diffusion denoising," *Electronics Letters*, vol. 52, no. 17, pp. 1449–1451, 2016.

[103] I. Frosio, M. Lucchese, and N. A. Borghese, "A new and reliable poisson noise estimator for radiographic images," in *14th International Conference on Image Analysis and Processing (ICIAP 2007)*, Sept 2007, pp. 725–730.

[104] M. Makitalo and A. Foi, "Optimal inversion of the anscombe transformation in low-count poisson image denoising," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 20, no. 1, pp. 99–109, Jan 2011.

[105] F. J. Anscombe, "The transformation of poisson, binomial and negative- binomial data," *Biometrica*, vol. 35, no. 3/4, pp. 246–254, Dec 1948.

[106] B. Zhang, J. M. Fadili, and J. L. Starck, "Wavelets, ridgelets, and curvelets for poisson noise removal," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 17, no. 7, pp. 1093–1108, July 2008.

[107] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, April 2004.

[108] P. Arbelaez, M. Maire, C. Fowlkes, and J. Malik, "Contour detection and hierarchical image segmentation," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 33, no. 5, pp. 898–916, May 2011.

[109] P. Gravel, G. Beaudoin, and J. A. D. Guise, "A method for modeling noise in medical images," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, no. 10, pp. 1221–1232, Oct 2004.

[110] S. W. Smith and R. A. Kruger, "A signal processing model of diagnostic x-ray scatter," *Medical Physics*, vol. 13, no. 6, pp. 831–835, 1986. [Online]. Available: http://dx.doi.org/10.1118/1.595806

[111] M. Hensel, B. Lundt, T. Pralow, and R.-R. Grigat, "Robust and fast estimation of signal-dependent noise in medical x-ray image sequences," in *Bildverarbeitung für die Medizin 2006*, H. Handels, J. Ehrhardt, A. Horsch, H.-P. Meinzer, and T. Tolxdorff, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2006, pp. 46–50.

[112] P. J. Burt, "Fast filter transform for image processing," *Computer Graphics and Image Processing*, vol. 16, no. 1, pp. 20 – 51, 1981. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/0146664X81900927

[113] ——, "Fast algorithms for estimating local image properties," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 21, no. 3, pp. 368 – 382, 1983. [Online]. Available: http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0734189X83800498

[114] R. A. Haddad and A. N. Akansu, "A class of fast gaussian binomial filters for speech and image processing," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 39, no. 3, pp. 723–727, Mar 1991.

[115] T. Lindeberg, "Scale-space for discrete signals," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, no. 3, pp. 234–254, Mar 1990.

[116] L. L. Barski, R. L. V. Metter, D. H. Foos, H.-C. Lee, and X. Wang, "New automatic tone-scale method for computed radiography," pp. 3335 – 3335 – 15, 1998. [Online]. Available: https://doi.org/10.1117/12.312489

[117] National Electrical Manufacturers Association (NEMA), "Health informatics – digital imaging and communication in medicine (dicom) including workflow and data management," Tech. Rep. ISO 12052:2017, 2017.

[118] T. group, "Pixium RAD 4343," [Online], available: https://www.thalesgroup.com/sites/default/files/asset/document/pixium_rad_4343_1.pdf, [Accessed: 28- Apr- 2018].

[119] B. Pejak, *Objektivna procena kvaliteta rendgenskih snimaka.* Faculty of technical sciences, University of Novi Sad, Novi Sad, Serbia, 2017, bachelor's thesis.

[120] R. A. Senn and L. L. Barski, "Detection of skin line in computed radiographs for improved tone scale," vol. 3034, 1997, pp. 3034 – 3034 – 10. [Online]. Available: https://doi.org/10.1117/12.274092

[121] V. S. Ostojić, D. S. Starčević, and V. S. Petrović, "Low-value Laplacian pyramid coefficient prediction for faster radiography image processing," in *2016 24th Telecommunications Forum (TELFOR)*, Nov 2016, pp. 1–4.

[122] H. Mao, Z. Peng, F. Dennerlein, Y. Shinagawa, Y. Zhan, and X. S. Zhou, "Multi-view learning based robust collimation detection in digital radiographs," vol. 9034, 2014, pp. 9034 – 9034 – 6. [Online]. Available: https://doi.org/10.1117/12.2043818