

УНИВЕРЗИТЕТ У ПРИШТИНИ
СА ПРИВРЕМЕНИМ СЕДИШТЕМ У КОСОВСКОЈ
МИТРОВИЦИ

ФАКУЛТЕТ ТЕХНИЧКИХ НАУКА

УНИВЕРЗИТЕТ У ПРИШТИНИ
ФАКУЛТЕТ ТЕХНИЧКИХ НАУКА
КОСОВСКА МИТРОВИЦА

ПРИМЉЕНО: 12.12.2021.			
ОРГ ЈЕДИН	БРОЈ	БРОЈОГ	ВРЕДНОСТ
	1541/2		

Владимир Д. Максимовић

**НОВИ ПРИСТУП ЗА ПРОЦЕНУ
ВРЕДНОСТИ ПРАГА ПРИ ДЕТЕКЦИЈИ
ИВИЦА СЛИКА РАЗЛИЧИТОГ СТЕПЕНА
КОМПЛЕКСНОСТИ И КОМПРЕСИЈЕ**

Докторска дисертација

Косовска Митровица, 2021.

UNIVERSITY OF PRISTINA
TEMPORARY SETTLED IN KOSOVSKA MITROVICA

FACULTY OF TECHNICAL SCIENCES

Vladimir D. Maksimović

**A NEW APPROACH TO ESTIMATION
THRESHOLD VALUE IN EDGE
DETECTION ON IMAGES WITH
DIFFERENT DEGREES OF COMPLEXITY
AND COMPRESSION**

Doctoral Dissertation

Kosovska Mitrovica, 2021.

**НОВИ ПРИСТУП ЗА ПРОЦЕНУ ВРЕДНОСТИ ПРАГА ПРИ ДЕТЕКЦИЈИ ИВИЦА
СЛИКА РАЗЛИЧИТОГ СТЕПЕНА КОМПЛЕКСНОСТИ И КОМПРЕСИЈЕ**

САЖЕТАК

У овој дисертацији представљен је нови приступ за процену вредности прага при детекцији ивица који се базира на принципима машинског учења. Вредности прага бирају се помоћу Random и Grid претраге које проналазе најбоље вредности из формираног dataset-a. Најпре су у дисертацији анализирани оператори за детекцију ивица Canny, LoG, Sobel, Roberts и Prewitt над сликама различите комплексности, односно различитог броја детаља у слици. Формиране су три категорије комплексности (мала, средња и велика) на основу DCT и DWT, као и на основу просторних информација у слици. На основу анализе детектора ивица над сликама различите комплексности предложен је адаптивни приступ који на основу комплексности у слици бира одговарајући детектор ивица. Након тога, извршена је анализа детекције ивица над сликама различите комплексности које су компресоване различитим алгоритмима за компресију. Најпре је извршена анализа над компресованим сликама помоћу wavelet трансформације и то до трећег нивоа декомпозиције, а након тога над сликама које су компресоване помоћу JPEG, JPEG2000 и SPIHT алгоритма при различитом броју бита по пикселу. Како се показало да компресија знатно утиче на квалитет детекције ивица и на деградацију слика и да се одабиром одговарајућих параметара може наћи примена сваког оператора, предложен је приступ за филтрирање слике које су компресоване wavelet техником. Након предложених приступа и анализа, слике различитих комплексности погођене су шумом различитог интензитета како би се тестирао приступ за проналажење вредности прага. Примењена су три типа шума (Salt and Pepper, Speckle и Gaussian) и анализиран је приступ који се базира на Random и Grid претрази. За Random претрагу коришћене су 3, 6 и 9 вредности из базе, док за Grid претрагу узимају се све вредности из базе. Предложени приступ који се базира на Random и Grid претрази показује знатно већа побољшања у детекцији ивица у односу на стандардни приступ чак и у условима када је присутан шум у слици. Grid методом се добијају најбољи резултати, али узимајући у обзир време рачунања, показало се да је Random претрага ефикаснија метода за процену вредности прага. На основу добијених резултата може се видети да

анализе дају детаљне информације о детекцији ивица над сликама различите комплексности и различитог квалитета. Такође, резултати показују да предложени приступ знатно побољшава детекцију ивица и отвара много простора за даља унапређења. За анализу су коришћене слике из тест BSD базе са одговарајућим GroundTruth сликама, а веродостојност детектованих ивица је израчуната на основу објективних мера: F, PR и FoM мера.

Кључне речи: детекција ивица, праг ивица, дигитална обрада слике, компресија, комплексност слике

Научна област: Електротехничко и рачунарско инжењерство

Ужа научна област: Телекомуникације и информациони системи

A NEW APPROACH TO ESTIMATION THRESHOLD VALUE IN EDGE DETECTION ON IMAGES WITH DIFFERENT DEGREES OF COMPLEXITY AND COMPRESSION

ABSTRACT

In this dissertation is presented a new approach to estimating the threshold value in edge detection, which is based on the principles of machine learning. Threshold values are selected using Radom and Grid searches that find the best values from the formed dataset. First, in the dissertation, the operators for edge detection Canny, LoG, Sobel, Roberts and Prewitt were analyzed on images of different complexity, i.e. different number of details in the image. Three categories of complexity (low, medium and high) were formed based on DCT and DWT, as well as based on the spatial information in the image. Based on the analysis of edge detectors on images of different complexity, an adaptive edge detection approach is proposed, which selects the appropriate edge detector based on the complexity in the image. After that, the analysis of edge detection on images of different complexity was performed, which were compressed by different compression algorithms. Analysis was performed on the compressed images using wavelet transformation up to the third level of decomposition, and then on the images that were compressed using JPEG, JPEG2000 and SPIHT algorithms at different numbers of bits per pixel. As it has been shown that compression significantly affects the quality of edge detection and image degradation, and that by selecting the appropriate parameters, the application of each operator can be found, an approach for filtering images compressed by wavelet technique has been proposed. Following the proposed approaches and analyzes, images of different complexity were affected by noise of different intensities to test the proposed approach for finding threshold values. Three forest types (Salt and Pepper, Speckle and Gaussian) were applied and an approach based on Random and Grid search was analyzed. For Random search, 3, 6 and 9 values from the database were used, while for Grid search all values from the database were taken. The proposed approach based on Random and Grid search shows significantly greater improvements in edge detection compared to the standard approach even in conditions where noise is present in the image. The Grid method gives the best results, but taking into account the computation time, Random search proved to be a more efficient method for estimating the threshold value. Based on the obtained results, it can be seen that the analyzes provide detailed information on the edge detection on images of

different complexity and different quality. Also, the results show that the proposed approach significantly improves edge detection and opens up a lot of ways for further improvements. The images used for the analysis were used from the test BSD database with the corresponding GroundTruth images, and the reliability of the detected edges was calculated based on objective measures: F, PR and FoM measures.

Keywords: edge detection, threshold, digital image processing, compression, image complexities

Scientific field: Electrical and computer engineering

Scientific subfield: Telecommunications and information systems

Идентификациона страница докторске дисертација

<i>I Аутор</i>	
Име и презиме:	Владимир Д. Максимовић
Датум и место рођења:	31.08.1992. године, Приштина
Садашње запослење:	Стручни сарадник – лаборант на Факултету техничких наука

<i>II Докторска дисертација</i>	
Наслов:	Нови приступ за процену вредности прага при детекцији ивица слика различитог степена комплексности и компресије
Број страница:	153
Број слика:	130
Број библиографских података:	121
Установа и место где је рад израђен:	Универзитет у Приштини, Факултет техничких наука у Косовској Митровици
Научна област (УДК):	
Ментор:	др Миле Петровић, ред. проф. Универзитета у Приштини са привременим седиштем у Косовској Митровици

<i>III Оцена и одбрана</i>	
Датум пријаве теме:	24.09.2020. године
Број одлуке и датум прихватања заснованости теме докторске дисертације:	956/3-3 19.10.2020. године
Комисија за оцену подобности теме и кандидата:	<ol style="list-style-type: none">1. др Петар Спалевић, ред. проф. ФТН-а у К. Митровици – председник комисије2. др Миле Петровић, ред. проф. ФТН-а у К. Митровици – ментор3. др Саша Николић, ред. проф. Електронског факултета у Нишу – члан
Комисија за оцену и одбрану докторске дисертације:	<ol style="list-style-type: none">1. др Петар Спалевић, ред. проф. ФТН-а у К. Митровици – председник комисије2. др Миле Петровић, ред. проф. ФТН-а у К. Митровици – ментор3. др Саша Николић, ред. проф. Електронског факултета у Нишу – члан
Датум одбране:	

САДРЖАЈ

1. УВОД.....	1
1.1. Организација дисертације.....	4
2. ПРИНЦИПИ ДЕТЕКЦИЈЕ ИВИЦА.....	7
2.1. Градијентни оператори.....	9
2.1.1. <i>Roberts</i> оператор.....	11
2.1.2. <i>Sobel</i> оператор.....	11
2.1.3. <i>Prewitt</i> оператор.....	12
2.2. Оператори засновани на другом изводу.....	13
2.2.1. Лапласов оператор (<i>Laplacian</i>).....	14
2.2.2. <i>LoG</i> оператор (<i>Laplacian of Gaussian</i>).....	17
2.3. <i>Canny</i> оператор.....	20
2.4. Локалне операције - конволуција.....	26
2.5. Преглед литературе.....	31
3. МЕРЕ ЗА ОДРЕЂИВАЊЕ КВАЛИТЕТА ДЕТЕКЦИЈЕ ИВИЦА.....	35
3.1. Субјективна процена квалитета.....	35
3.2. Објективна процена квалитета.....	36
3.3. Поређење квалитета детекције ивица помоћу објективних мера.....	40
4. ДЕТЕКЦИЈА ИВИЦА НАД СЛИКАМА СА РАЗЛИЧИТИМ БРОЈЕМ ДЕТАЉА КОМПРЕСОВАНЕ ПОМОЋУ JPEG, JPEG2000 И SPIHT АЛГОРИТМА.....	43
4.1. Резултати анализе применом <i>Canny</i> детектора ивица.....	50
4.2. Резултати анализе применом <i>LoG</i> детектора ивица.....	51
4.3. Резултати анализе применом <i>Sobel</i> детектора ивица.....	52
4.4. Резултати анализе применом <i>Prewitt</i> детектора ивица.....	53
4.5. Резултати анализе применом <i>Roberts</i> детектора ивица.....	54
4.6. Анализа утицаја <i>wavelet</i> декомпозиције (компресије) на детекцију ивица.....	56
4.7. Детекција ивица над сликама са различитим бројем детаља и осветљењем компресоване <i>wavelet</i> трансформацијом.....	64
5. НОВИ ПРИСТУП ДЕТЕКЦИЈЕ ИВИЦА НАД СЛИКАМА РАЗЛИЧИТЕ КОМПЛЕКСНОСТИ КОМПРЕСОВАНЕ ПОМОЋУ <i>WAVELET</i> ТРАНСФОРМАЦИЈЕ..	73
5.1. Резултати <i>F</i> вредности добијене предложеним приступом.....	76
5.2. Резултати <i>FoM</i> вредности добијене предложеним приступом.....	78
5.3. Резултати <i>PR</i> вредности добијене предложеним приступом.....	80

6. НОВИ ПРИСТУП ЗА ПРОЦЕНУ ВРЕДНОСТИ ПРАГА ДЕТЕКЦИЈЕ ИВИЦА И ПРИМЕНА АДАПТИВНОГ ДЕТЕКТОРА У ЗАВИСНОСТИ ОД КОМПЛЕКСНОСТИ СЛИКЕ	83
7. ПРИМЕНА НОВОГ ПРИСТУПА ПРОЦЕНЕ ВРЕДНОСТИ ПРАГА ИВИЦА НАД СЛИКАМА РАЗЛИЧИТЕ КОМПЛЕКСНОСТИ И ИНТЕЗИТЕТА ШУМА	94
7.1. Шум у слици	94
7.1.1. Гаусов шум (<i>Gaussian</i>)	95
7.1.2. Импулсни шум (<i>Slat and Pepper</i>)	96
7.1.3. <i>Speckle</i> шум	97
7.2. Резултати анализе применом стандардне методе детекције ивица	99
7.3. Резултати детекције ивица применом предложеног приступа који се базира на <i>GS</i> методи проналажења вредности прага	104
7.4. Резултати детекције ивица применом предложеног приступа који се базира на <i>RS3</i> методи проналажења вредности прага	109
7.5. Резултати детекције ивица применом предложеног приступа који се базира на <i>RS6</i> методи проналажења вредности прага	114
7.6. Резултати детекције ивица применом предложеног приступа који се базира на <i>RS9</i> методи проналажења вредности прага	119
8. ЗАКЉУЧАК	124
ЛИТЕРАТУРА	130
СПИСАК СКРАЋЕНИЦА	140
СПИСАК ТАБЕЛА	142
СПИСАК СЛИКА	145

1. УВОД

Дигитална обрада слике је технологија која је саставни део у савременим информационо-комуникационим системима. Сведоци смо пораста употребе паметних мрежа и коришћење вештачке интелигенције за анализу, прикупљање и обраду података. Једна од технологија коју користе такви системи је и технологија обраде слике. Један од најбитнијих процеса представља издвајање одређеног објекта из сцене, а где важну улогу игра детекција и сегментација ивица. Детекција ивица се базира на чињеници да између објекта постоје нагле промене интензитета сиве боје. Детекцијом ивица се значајно смањује процес анализирања слике, тако што се користи мања количина података, а истовремено се чувају све неопходне информације. То се може искористити за детекцију и препознавање објеката, детекцију положаја објекта, итд. Међу истраживачима влада велико интересовање у обради слике, па су и испробане многе технике за детекцију ивица, али градијентне и Лапласове методе су се показале као најбоље. Међутим, предложене су и многе методе које унапређују постојеће, као и нови начини приступа. Све ово посебну тежину и заинтересованост добија и појавом и имплементацијом таквих система на уређајима као што су *Raspberry Pi* и *Arduino*, који се често користе за обраду слика у реалном времену, односно детекцију и сегментацију објеката. Данас се готово свакодневно користе системи који су базирани на вештачкој интелигенцији, машинском учењу, а где је много тога имплементирано чак и у мобилним телефонима. На пример, технике препознавања лица су често истраживане и имплементирани у разним системима, где се може наћи примена на обичним апликацијама од мобилних телефона, до оних напредних које се користе у циљу проналажења лица и безбедности на аеродромима и другим јавним местима. Један од корака у процесу препознавања лица јесте детекција ивица, те је из тог разлога веома важно урадити што бољу детекцију.

Под дигиталном обрадом слика не сматра се само детекција ивица, препознавање лица, већ и многе друге операције међу којима се издваја и компресија. У

мултимедијалним системима готово је немогуће пронаћи систем који не користи компресију слике, видеа и говора. Развој технологија увео је у употребу видео садржаје високе или ултра-високе резолуције. Самим тим, нови системи све више захтевају и све већу употребу компресије, од употребе у свакодневном животу до оних озбиљнијих професионалних употреба као што је анализа слике у медицини, сензорским мрежама, паметним и сигурносним системима, телевизији и сличним системима.

Последњих година мултимедијални системи бележе огроман раст употребе и напредак перформанси, што значи да су резолуције слике све веће, повећава се комплексност система као и комплексност слике. Захтева се да се све више укључе актуелне технологије, па тако у многим системима имамо виртуелну реалност (*Virtual Reality - VR*), проширену реалност (*Augmented Reality - AR*) као и њихову комбинацију. Како би се дигиталне слике што ефикасније обрадиле у системима за пренос и обраду података и тиме омогућиле висок квалитет услуга (*Quality of Service - QoS*) потребно је користити слике за чији запис је потребно што мање података, а да њен квалитет остане ненарушен. Потребно је остварити што већи степен компресије дигиталне слике, а да њен квалитет верно осликава оригинал. Како су резолуције слика све веће, самим тим расте и њихова комплексност.

Предмет истраживања ове докторске дисертације се базира на анализи поменутих техника у обради слике али примарно на проналажењу новог приступа за детекцију ивица дигиталне слике, као и за побољшање постојећих. У дисертацији су анализирани градијентне и Лапласове методе за детекцију ивица као што су *Canny*, *Sobel*, *Prewitt*, *Roberts* и *LoG (Laplacian of Gaussian)*, а све у циљу проналажења новог приступа за њихово побољшање. Испитан је утицај различитих услова слике, односно слике добијене у специфичним условима као што су шумови, слике компресоване различитим методама, утицај осветљења и комплексност слике. Обзиром на пораст употребе „малих” рачунара као што је *Raspberry Pi* и *Arduino*, извршена је оптимизација програмског кода за имплементацију развијеног приступа на овим рачунарима и обрада информација у реалном времену.

Полазна хипотеза дисертације је да се детаљном компаративном анализом оператора одреди вредност мера перформанси како би се дошло до новог приступа у детекцији ивица слике. Испитивањем утицаја компресије и комплексности слика може се одредити ефикасност, прецизност и тачност детектованих ивица и примењених

алгоритама, те на основу резултата развити нови приступ који би решио практичне проблеме и примену у системима где је потребно брзо обрађивање информација у слици. Употребом принципа и логике машинског учења (*machine learning*) може се пронаћи нови приступ који би унапредио прецизност и тачност детектованих ивица, чиме би се унапредила даља обрада слике.

Посебан осврт у дисертацији је на детекцији ивица слика које су компресоване и које се састоје од различитог броја детаља, односно различите комплексности. Такође, обратиће се пажња на процену комплексности слике у циљу формирања категорије комплексности (мали, средњи и велики број детаља). Искористиће се анализа утицаја комплексности слике на детекцију ивица како би се развио нов приступ за детекцију ивица заснован на адаптивној процени вредности прага приликом детекције.

Такође, извршена је анализа литературе и досадашњих истраживања која намећу примену нових метода и приступа за решавање проблема детекције ивица у дигиталној обради слике. Литература показује да утицај компресије и комплексности слике на детекцију ивица није довољно истражен и оставља се доста простора за рад у процењивању комплексности и утицаја компресије, као и примену у системима где је потребна обрада информација у реалном времену. Циљ истраживања је да се употребом експеримената и коришћењем нових технологија дође до развијање новог и ефикаснијег приступа у детекцији ивица слике. Циљ је да се открије најефикаснији приступ за детекцију ивица у слици која се може наћи у разним реалним условима. На тај начин намеће се значај поменутог приступа кроз практичну имплементацију. Такође, циљ истраживања је добијање резултата који су применљиви у савременим системима базираним на вештачкој интелигенцији и машинском учењу. Односно, користи се логика машинског учења како би се пронашла најбоља вредност прага при детекцији ивица.

Да би се дошло до ових резултат, примењује се следећа методологија истраживања:

- анализа и преглед научне литературе из ове области, нарочито оних који имају висок степен цитираности и који су објављени у врхунским научним часописима;
- примењивање теоријских, аналитичких и експерименталних метода;
- развој модела и алгоритама за симулацију проблема помоћу специјализованих програма и програмских језика;
- верификација резултата;
- тестирање и верификација примењених метода и приступа;

- практична имплементација.

1.1. Организација дисертације

Докторска дисертација почиње апстрактном, кључним речима и садржајем. Поред увода, дисертација садржи седам тематских целина, закључак и преглед литературе.

У уводу дисертације представљен је предмет, хипотезе и циљеви дисертације. Такође, представљена је методологија и алати истраживања као и структура и организација дисертације.

У другом поглављу представљени су елементарни принципи детекције ивица, актуелни проблеми у дигиталној обради слике, тренутно стање досадашњег истраживања у овој области, предности и мане коришћених алгоритама и метода за детекцију ивица у слици.

У трећем поглављу су представљени математички модели мера перформанси за процену квалитета слике (*Peak Signal Noise Ratio – PSNR* и *Structure Similarity Index Measure - SSIM*), квалитета тачности детектованих ивица (*F* мера, *FoM - Figure of Merit* и *Performance Ratio - PR*) као и за процену комплексности слике (*Discrete Cosine Transformation - DCT*, *Discrete Wavelet Transformation - DWT* и *SI - Spatial Information*). На основу анализе добијених вредности ових мера предложен је нови приступ за детекцију ивица у слици. Такође, приказане су базе слика са референтним идеалним ивицама. Коришћени су различити типови слика за анализу, од реалних и стварних слика до компјутерски генерисаних.

У четвртом поглављу је анализиран утицај компресије на детекцију ивица у слици. Најпре су одређене категорије комплексности помоћу *DCT* и *DWT* технике, односно слике са малим, средњим и великим бројем детаља помоћу метода описаних у [1], односно мала комплексност (*Low Details - LD*) слике, средња комплексност (*Medium Details - MD*) слике и велика комплексност (*High Details - HD*) слике. Над категорисаним сликама извршена је компресија помоћу *JPEG (Joint Photographic Experts Group)*, *JPEG2000 (Joint Photographic Experts Group 2000)* и *SPIHT (Set Partitioning in Hierarchical Trees)* алгоритама и то за различити број бита по пикселу. Над таквим сликама извршена је детекција ивица применом пет оператора: *Canny*, *LoG*, *Roberts*, *Sobel* и *Prewitt* и анализирани су добијени резултати. Такође, испитан је утицај *wavelet*

трансформације до нивоа декомпозиције из ког се могу извући корисне информације, односно до степена компресије до којег се може вршити даља обрада података у слици. Коришћено је неколико трансформација из *wavelet* фамилије и испитан утицај детекције ивица над компресованим сликама за сваку трансформацију. Испитан је утицај промене осветљења на детекцију ивица и то у три нивоа. Након тога извршен утицаја промене осветљења над сликама различите комплексности и различитог степена компресије.

У петом поглављу је предложен нови приступ детекције ивица над компресованим сликама *wavelet* трансформацијом и то над сликама које се састоје од различитог броја детаља у слици (мали, средњи и велики). Приступ се састоји из тога да приликом примене првог нивоа декомпозиције *wavelet* трансформације креирају се филтри који ће бележити позиције пиксела које могу бити потенцијалне ивице. Након тога, креиран филтар ће филтрирати само те пикселе и осам његових суседних пиксела. На основу објективних мера дефинисаних у поглављу три, извршена је компаративна анализа постојећих и добијених резултата помоћу новог приступа.

У шестом поглављу је представљен нови приступ детекције ивица заснован на примени адаптивног алгоритма за детекцију ивица у зависности од критеријума комплексности слике. Најпре се одреди комплексност слике помоћу просторних информација у слици и формирају три категорије слика: мали, средњи и велики број детаља у слици. Добијени резултати комплексности су упоређени са субјективном мером већег броја испитаника и објективном проценом комплексности представљене у раду [1]. Нови приступ на основу добијених резултата примењује метод детекције ивица у зависности од комплексности слике. У другом делу поглавља, представљен је нови приступ за процену вредности прага детекције ивица која се базира на принципима машинског учења и то применом случајне (*Random*) и мрежасте (*Grid*) претраге. Креирана је база са вредностима прага у којој има за сваки детектор ивица најмање 300 вредности прага са потенцијалним растом како би алгоритам био ефективнији. Користи се *BSD (The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark)* [2] база са сликама и њихов одговарајући *GroundTruth* [2]. Ова база са сликама подељена је по критеријумима комплексности дефинисаним на основу просторних информација у слици. На основу објективних мера извршена је анализа и процена ефикасности предложеног приступа.

У седмом поглављу је представљена примена новог приступа над сликама које су настале у различитим условима. Анализирани су различити типови слика и шума (*Salt and Pepper, Gaussian, Speckle*). У другом делу поглавља је разматрана практична

имплементација предложеног приступа и примена над сликама које су настале у условима шума. Тестирана су три типа шума за три различите вредности интензитета шума: 0.01, 0.05 и 0.1. Сlike из *BSD* базе захваћене су различитим типовима шума и интензитета шума и над таквим сликама извршена је детекција ивица стандардним приступом и предложеним приступом (*Grid* и *Random* базирани приступи за процену вредности прага приликом детекције ивица).

Након седмог поглавља дат Закључак са освртом на предложене приступе као и на целокупно спроведено истраживање. Представљена су решења за унапређење постојећих и предложених приступа као и правци будућих истраживања.

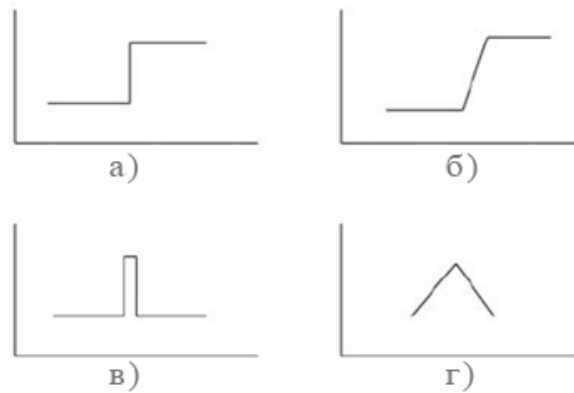
На крају следи листа референци коришћених у истраживању, као и списак табела и слика.

2. ПРИНЦИПИ ДЕТЕКЦИЈЕ ИВИЦА

Развој технологије донео је значајан допринос у повећања перформанси рачунара која се највише огледа у повећању њихове процесорске снаге. Самим тим омогућено је да се све сложеније операције примењују над сликом, њихово комплексно рачунање и анализа у циљу проналажења нових метода и имплементација сложених алгоритама у многим областима, као што су детекција ивица, сегментација објеката, препознавање лица, праћење објеката, а у последње време и код дубинског учења (*deep learning*) и машинског учења у компјутерској визији. Под „ивицом” се подразумева велика разлика интензитета сиве боје у суседним пикселима. Дакле, ако се слика представи као дводимензионална функција $f(x,y)$ где су x и y просторне координате, амплитуда F на координатама x и y представља тај интензитет сиве боје. Представљање слике помоћу ивица објеката присутних у сцени драстично смањује количину података које је потребно обрадити, при чему су информације у облику објекта и даље задржане. Велики проблем код детекције ивица јесте и тај што је потребно одредити ивице тамо где оне и јесу, пошто постоји проблем са „лажним” ивицама. Сама ивица представља део слике где имамо варијације интензитета сиве (2^8 или 2^{16} нивоа интензитета сиве). У зависности од промене интензитета сиве можемо класификовати моделе ивица као што су *step*, *ramp*, *line* и *roof* које су приказани на Слици 2.1 [3].

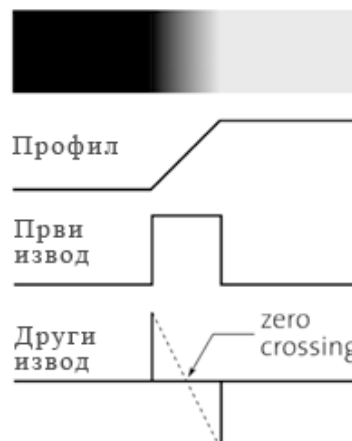
Дакле, ивица у слици је тамо где постоји нагла промена интензитета између суседних или локалних пиксела, односно, другим речима, тамо где постоји дисконтинуитет. Управо тај дисконтинуитет формира моделе ивица. Тако, ако се тај дисконтинуитет интензитета сиве боје суседних пиксела нагло променио са једне вредности на другу, односно ако јој се вредности много разликује од прве, онда је у питању *step* модел. *Line* модел је сличан *step* моделу, са разликом што се након нагле промене на другу вредност та вредност затим ипак врати на прву почетну. Као што се са Слике 2.1 може видети, овакви модели су веома ретки у реалним ситуацијама, док су *ramp* и *roof* модели много чешћи. Обзиром на присуство шума али и других фактора који

утичу на садржај слике, *step* модел постаје *ramp* модел, док *line* постаје *roof* модел. Код *ramp* и *roof* модела, интензитет се не мења нагло, већ се мења постепено у некој одређеној дистанци [3, 4].



Слика 2.1 - Модели ивица: а) *step*, б) *ramp*, в) *line* и г) *roof* ивица.

Када долази до промене интензитета сиве боје први извод интензитета у ивици достиже максималну вредност. Већина алгоритама се заснива на детекцији максимума првог извода интензитета слике (Слика 2.2) [5].



Слика 2.2 - Први и други извод *ramp* модела ивице.

Ако је интензитет слике $f(x,y)$ први извод се дефинише као [5 - 7]:

$$\nabla f(x, y) = [f_x(x, y), f_y(x, y)]. \quad (2.1)$$

где је:

$$f_x(x, y) = \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \text{ и } f_y(x, y) = \frac{\partial f(x,y)}{\partial y}. \quad (2.2)$$

На основу ових формула, детектор ивица се може рачунати као [5 - 7]:

$$e(x, y) = \sqrt{f_x^2(x, y) + f_y^2(x, y)}. \quad (2.3)$$

Ако је $e(x,y)$ веће од дефинисане вредности прага, усваја се да је (x,y) тачка (пиксел) који припада ивици. Један од начина да се одреди мера првог извода је градијентни метод [5 - 7]:

$$\varphi(x, y) = \arctan \left(\frac{f_y(x,y)}{f_x(x,y)} \right), \quad (2.4)$$

$$\Delta f_x(x, y) = f(x + 1, y) - f(x, y), \quad (2.5)$$

$$\Delta f_y(x, y) = f(x, y + 1) - f(x, y). \quad (2.6)$$

У случају када има шума у слици овај начин може бити веома непоуздан. Један он начина превазилажења овог проблема је да се изврши конволуција пиксела са одређеним маскама или кернелима различитих димензија, на пример 2x2 и 3x3. Матрица се може дефинисати као [5 - 7]:

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}. \quad (2.7)$$

Нагле промене интензитета у слици ефикасније се детектују диференцијалним операторима другог реда [5 - 7]:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f'(x) = f(x + 1) - f(x), \quad (2.8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} &= \frac{\partial f'(x)}{\partial x} = f'(x+1) - f'(x) = f(x+2) - f(x+1) - f(x+1) + f(x) = f(x+2) - \\ &2f(x+1) + f(x) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f''(x) = f(x+1) - 2f(x) + f(x+1). \end{aligned} \quad (2.9)$$

Оператори базирани на градијентним методама и на другом изводу биће детаљније објашњене у даљем тексту.

2.1. Градијентни оператори

Градијентне методе детекције ивица базирају се на максимуму и минимуму првог извода слике. Значајне промене интензитета у слици, могу се детектовати коришћењем дискретне апроксимације градијента. Градијент је дводимензионални еквивалент првог извода и може се дефинисати као [4, 7]:

$$\nabla f = G[f(x, y)] = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (2.10)$$

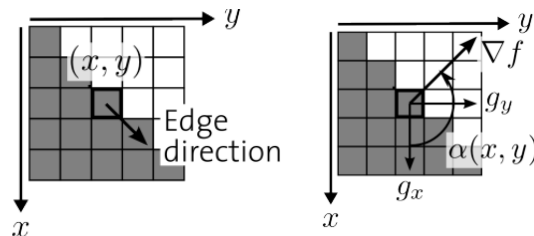
Важна особина градијента јесте амплитуда градијента која се дефинише као [4, 7]:

$$|\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \approx |G_x| + |G_y|. \quad (2.11)$$

Из векторских налаза, аргумент градијента, односно правац градијента представљен је формулом [4, 7]:

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{G_y}{G_x}\right). \quad (2.12)$$

где је θ угао израчунат у односу на x осу. Може се приметити то да је амплитуда градијента у ствари независна у односу на правац ивице. Илустрација се може видети на Слици 2.3 [6].



Слика 2.3 - Илустрација правца ивице и градијента.

За дигиталне слике први изводи у изразу (2.10) су апроксимирани одузимањем па је најједноставнија апроксимација градијента [4, 7]:

$$G_x \cong f[i, j + 1] - f[i, j], \quad (2.13)$$

$$G_y \cong f[i, j] - f[i + 1, j]. \quad (2.14)$$

У овом случају j одговара x правцу и i одговара негативном у правцу. Ово се може једноставно имплементирати једноставном конволуцијском маском приказаном [4, 7]:

$$G_x = [-1 \ 1] \text{ и } G_y = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}. \quad (2.15)$$

Када се рачуна апроксимација градијента, проблем може настати приликом рачунања парцијалног извода за x и y када се налазе на истој позицији. Коришћењем апроксимације G_x је у ствари апроксимација градијента интерполираног у тачки $[i, j + 1/2]$ и G_y на $[i + 1/2, j]$. Из тог разлога боље је користити 2×2 маске него 2×1 и 1×2 маске, као што су често коришћене x и y парцијални изводи:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \text{ и } G_y = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix}. \quad (2.16)$$

Алтернативни приступ овоме је коришћење поменутих 3×3 суседних пиксела и рачунање градијента у односу на централни пиксел [4]. О самом процесу конволуције биће више речи у поглављу 2.4. Најчешће коришћени градијентни оператори базирани на првом изводу су *Roberts*, *Sobel* и *Prewitt*. Они су једноставни за рад, али су врло осетљиви на шум [8].

2.1.1. *Roberts* оператор

Roberts оператор је најједноставнији због његове једноставне апроксимације амплитуде градијента [4, 8]:

$$G]f[i, j]] = |f[i, j] - f[i + 1, j + 1]| + |f[i + 1, j] - f[i, j + 1]| \quad (2.17)$$

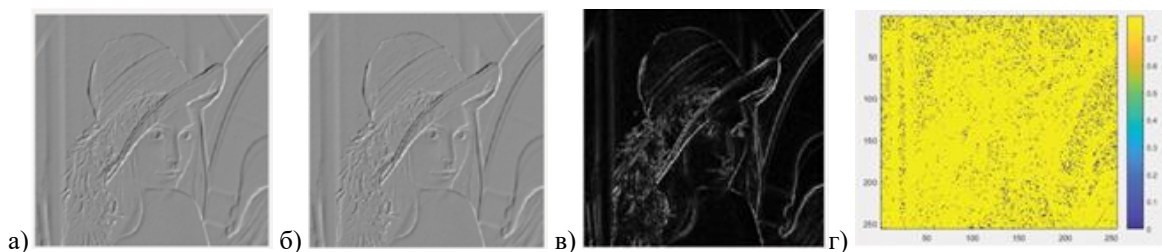
Коришћењем конволуционе маске, добија се:

$$G]f[i, j]] = |G_x| + |G_y| \quad (2.18)$$

где је G_x и G_y дато са:

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad G_y = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.19)$$

Погодан је зато што користи малу маску од 2×2 али је веома осетљив на шумове. Коришћењем ове маске израчунате су разлике су у интерполираној тачки $[i+1/2, j+1/2]$ [4, 8]. На Слици 2.4 приказан је хоризонтални и вертикални градијент, амплитуда градијента и угао градијента коришћењем *Roberts* оператора.



Слика 2.4 - *Roberts* оператор: а) хоризонтални градијент, б) вертикални градијент, в) амплитуда градијента, г) угао градијента.

2.1.2. *Sobel* оператор

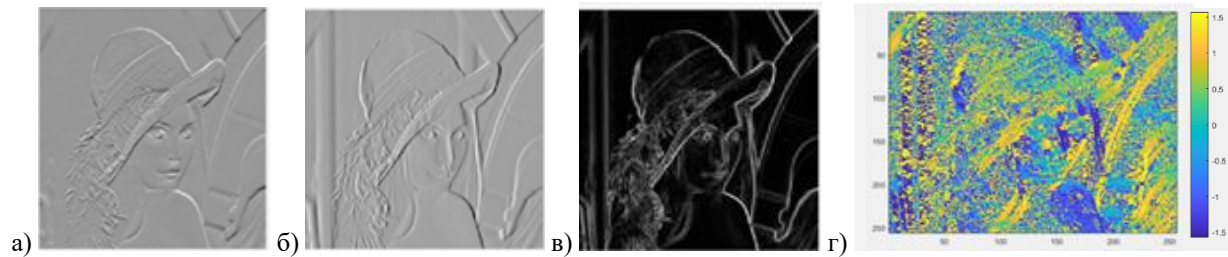
Sobel оператор се заснива на конволуцији слике са филтаром (кернелом) у хоризонталном (X) и вертикалном правцу (Y), тј. задатак му је да пронађе ивице у слици на хоризонталној и вертикалној оси. *Sobel* оператор је погоднији од *Roberts* оператора

када је присуство шума велико. Може пружити доста прецизних информација о ивици али ће, такође, детектовати и доста лажних ивица. Код *Sobel* оператора конволуција се обавља маском 3x3 [4, 10]:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} . \quad (2.20)$$

Маске се могу применити на слику одвојено тако да се добију различите градијентне компоненте у свакој оријентацији (G_x и G_y). Амплитуда градијента се може израчунати преко израза (2.11), док се правац градијента може израчунати на основу израза (2.12) [4, 10].

На Слици 2.5 приказан је хоризонтални и вертикални градијент, амплитуда градијента и угао градијента коришћењем *Sobel* оператора.



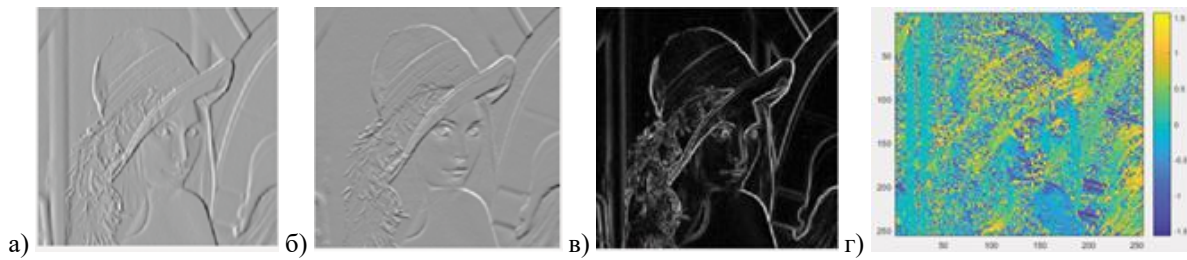
Слика 2.5 - *Sobel* оператор: а) хоризонтални градијент, б) вертикални градијент, в) амплитуда градијента, г) угао градијента.

2.1.3. *Prewitt* оператор

Prewitt оператор је веома сличан *Sobel* оператору са разликом да су код *Prewitt* оператора другачије вредности приликом конволуције са маском 3x3. *Prewitt* детектор је познат по брзом проналажењу ивица и погодан је за слике које имају добар контраст. Маска која се користи код *Prewitt* оператора на основу које се могу израчунати амплитуда и правац градијента је дата са [6, 11]:

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} . \quad (2.21)$$

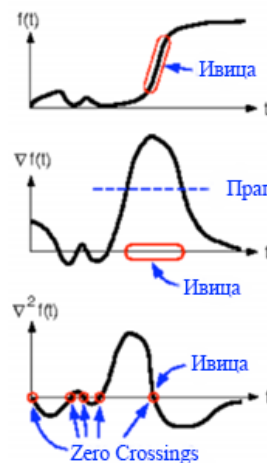
На Слици 2.6 приказан је хоризонтални и вертикални градијент, амплитуда градијента и угао градијента коришћењем *Prewitt* оператора.



Слика 2.6 - Prewitt оператор: а) хоризонтални градијент, б) вертикални градијент, в) амплитуда градијента, г) угао градијента.

2.2. Оператори засновани на другом изводу

Код детектора ивица базираним на првом изводу, уколико је вредност изнад прага онда се претпоставља да је то ивица. Ово некад може резултовати превеликом броју тачака детектованих као ивице. Знатно бољи приступ би био када се траже само тачке које имају локални максимум у градијенту и означе се да су то ивице. Другим речима, на том пикселу ће бити почетак импулса или узлазна ивица (*peak*) у првом изводу, односно максимална апсолутна вредност првог извода. Еквивалентно томе, постојеће нулти прелаз (*zero crossing*) у другом изводу, као што је приказано на Слици 2.1. Дакле, ивица се може детектовати проналажењем нултог прелаза у другом изводу интензитета слике. Као што се може видети са Слике 2.7 [11], градијентни оператори имају тенденцију да дају широке ивице, односно лошију локализацију. Постепени прелаз ће резултовати малим градијентом и вероватно неће бити детектовани. Други извод је много „агресивнији” него први у погледу побољшања оштрине и проналажења финијих детаља. Други извод даје бољу локализацију ивица и њихов положај се одређује проласцима кроз нулу другог извода [13].



Слика 2.7 - Једнодимензионални сигнал и детекција ивица у првом и другом изводу.

Као што се види са Сlike 2.7, уколико на једнодимензионалном сигналу постоји ивица као што је означено на првом графику и ако се израчуна градијент овог сигнала добија се сигнал приказан на другом графику. Јасно се види да градијент има велику амплитуду, односно максимум око ивице. Упоређујући градијент са прагом (*threshold*) може се видети да се ивица детектује кад год је вредност преко предвиђаног прага. Обзиром на то да се ивица појављује при максималној апсолутној вредности првог извода, може се локализовати израчунавањем Лапласијана (*Laplacian*) (код једнодимензионалног сигнала то је други извод) и проналажењем нултог прелаза, што је приказано на трећем графику. Мање промене интензитета у суседним пикселима могу довести до нуле у другом изводу, па се на тај начин јављају „лажне” ивице, што је веома често узрок шума [5, 13].

2.2.1. Лапласов оператор (*Laplacian*)

Главни недостатак градијентних оператора је тај што дају лоше резултате када је у питању постепени прелаз интензитета између суседних пиксела. Једно решење за овај проблем је да се користи други извод слике. Један од најчешће коришћених оператора другог реда је Лапласов (*Laplace*) оператор или Лапласијан који представља дискретну апроксимацију континуалне функције [14, 15]:

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2}. \quad (2.22)$$

Други извод по x и y правцу може се израчунати на основу израза (2.9), где се добија [5, 7]:

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} &= \frac{\partial G_x}{\partial x} = \frac{\partial(f[i, j+1] - f[i, j])}{\partial x} = \frac{\partial f[i, j+1]}{\partial x} + \frac{\partial f[i, j]}{\partial x} = (f[i, j+2] - f[i, j+1]) - \\ &(f[i, j+1] - f[i, j]) = f[i, j+2] - 2f[i, j+1] + f[i, j]. \end{aligned} \quad (2.23)$$

Ова апроксимација је око централног пиксела $[i, j+1]$. Уколико се замени j са $j-1$, добија се [5, 7]:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f[i, j+1] - 2f[i, j] + f[i, j-1]. \quad (2.24)$$

што је пожељна апроксимација другог извода централног пиксела $[i, j]$. Слично се добија по y [5, 7]:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f[i+1, j] - 2f[i, j] + f[i-1, j]. \quad (2.25)$$

Комбиновањем (2.24) и (2.25) у један оператор, може се искористити следећа маска за апроксимацију Лапласијана [5, 7]:

$$\nabla^2 \approx \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (2.26)$$

Понекад је пожељно да се дода више тежине централним пикселима у суседним пикселима, те се апроксимација Лапласијана може представити као [5, 7]:

$$\nabla^2 \approx \begin{bmatrix} 1 & 4 & 1 \\ 4 & -20 & 4 \\ 1 & 4 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2.27)$$

Дакле, на основу (2.24) и (2.25) Лапласов оператор може се рачунати следећом апроксимацијом [5, 7]:

$$\nabla^2 f(x, y) = f(x, y) = \frac{1}{4} [f(x, y + 1) + f(x, y - 1) + f(x + 1, y) + f(x - 1, y)]. \quad (2.28)$$

Овим приступом ивица је детектована као нулта вредност Лапласовог оператора, односно као позиција транзиције са позитивне на негативне вредности и обрнуто. Тамо где је мала промена слике, односно интензитета, овај детектор може довести до грешке, јер шумови могу допринети да дође до промене знака Лапласовог оператора. Дакле, због коришћења другог извода, осетљивост на шум овог оператора је знатно већа него код градијентних. Такође, недостатак Лапласијана је и то што губи информацију о смеру ивице а то је због скаларне природе израза (2.22) [14]. Један од начина за превазилажење овог проблема је детекција само оних региона у којима је промена слике велика, односно промена интензитета. Локална промена се може дефинисати као [5]:

$$\sigma^2(i, j) = \frac{1}{(2M+1)^2} \sum_{k=i-M}^{i+M} \sum_{l=j-M}^{j+M} [f(k, l) - \bar{f}(i, j)]^2, \quad (2.29)$$

где је $\bar{f}(i, j)$ средња вредност у посматраној зони пиксела:

$$\bar{f}(i, j) = \frac{1}{(2M+1)^2} \sum_{k=i-M}^{i+M} \sum_{l=j-M}^{j+M} f(k, l). \quad (2.30)$$

Ако је локална промена већа од усвојеног нивоа и ако је детектована промена знака Лапласовог оператора, ивица је детектована [5]. На Слици 2.8 приказана је детекција ивица коришћењем Лапласовог оператора.



Слика 2.8 - Детекција ивица помоћу Лапласовог оператора: а) оригинална слика, б) детекција над оригиналном сликом, в) оригинална слика са присуством мање количине шума, г) детекција ивица у присуству мање количине шума, д) оригинална слика са већим присуством шума, њ) детекција ивица у присуству веће количине шума.

Са Сlike 2.8 на основу субјективне процене јасно се види да је Лапласов оператор лош уколико постоји чак и мање присуство шума. Због својих недостатака често се уместо Лапласовог детектора користи Лапласијан од Гаусеве функције.

2.2.2. LoG оператор (*Laplacian of Gaussian*)

Лапласов оператор се показао као лош детектор ивица када постоји шум, па се самим тим врло мало користи у пракси. Међутим, уколико се уклони шум из слике па се онда примени Лапласов оператор добиће се веома добри резултати. Управо ова чињеница је [15] дала идеју да се шум уклони филтрирање нискофреквентним филтром (НФ), чији је импулсни одзив сепарабилан и има облик Гаусове криве са стандардном девијацијом σ . Импулсни одзив континуалног Гаусовог филтра може се представити [14]:

$$h_{NF}(x, y) = \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \right] \left[\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} \right]. \quad (2.31)$$

Карактеристике Лаплас-Гаусовог оператора или *LoG (Laplacian of Gaussian)* су:

- филтрирање слике Гаусовим филтром,
- побољшање у другом изводу (Лапласијан у две димензије),
- критеријум детекције је појављивање нулног прелаза у другом изводу,
- локација ивица се може проценити на основу подпикселске резолуције коришћењем линеарне интерполације.

Излазни сигнал *LoG* оператора $h(x, y)$ добија се операцијом конволуције [4]:

$$h(x, y) = \nabla^2 [g(x, y) * f(x, y)]. \quad (2.32)$$

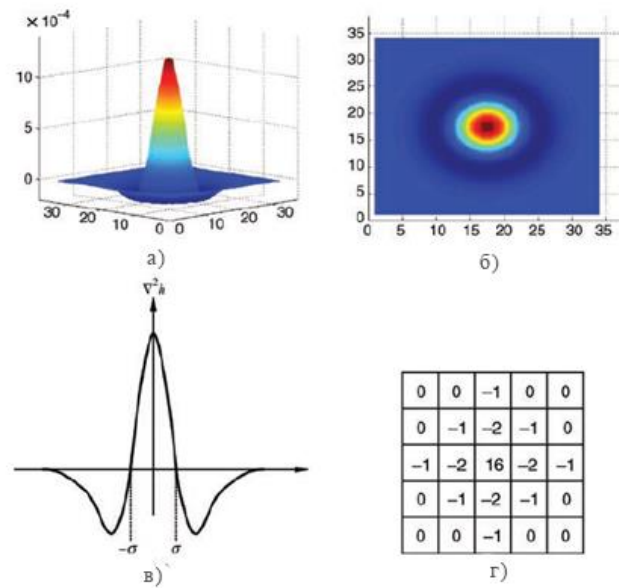
Коришћењем правила извода за конволуцију добија се [4]:

$$h(x, y) = [\nabla^2 g(x, y)] * f(x, y), \quad (2.33)$$

где је [4]:

$$\nabla^2 g(x, y) = \left(\frac{x^2 + y^2 + 2\sigma^2}{\sigma^4} \right) e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}. \quad (2.34)$$

Често се назива „Мексички шешир“ (*Mexican hat*) оператор чије су карактеристике приказане на Слици 2.9 [5].



Слика 2.9 - LoG оператор: а) 3D приказ, б) 2D интензитет, в) пресек кроз континуални импулсни одзив LoG оператора, г) маска.

Дакле, најпре се примењује филтрирање, затим побољшање и на крају детекција ивица. Филтрирање је постигнуто Гаусовим филтром, побољшање трансформацијом ивица у нулте прелазе и на крају детекција ивица помоћу нултих прелаза. LoG оператор представља Лапласијан импулсног одзива израза (2.31) [14]:

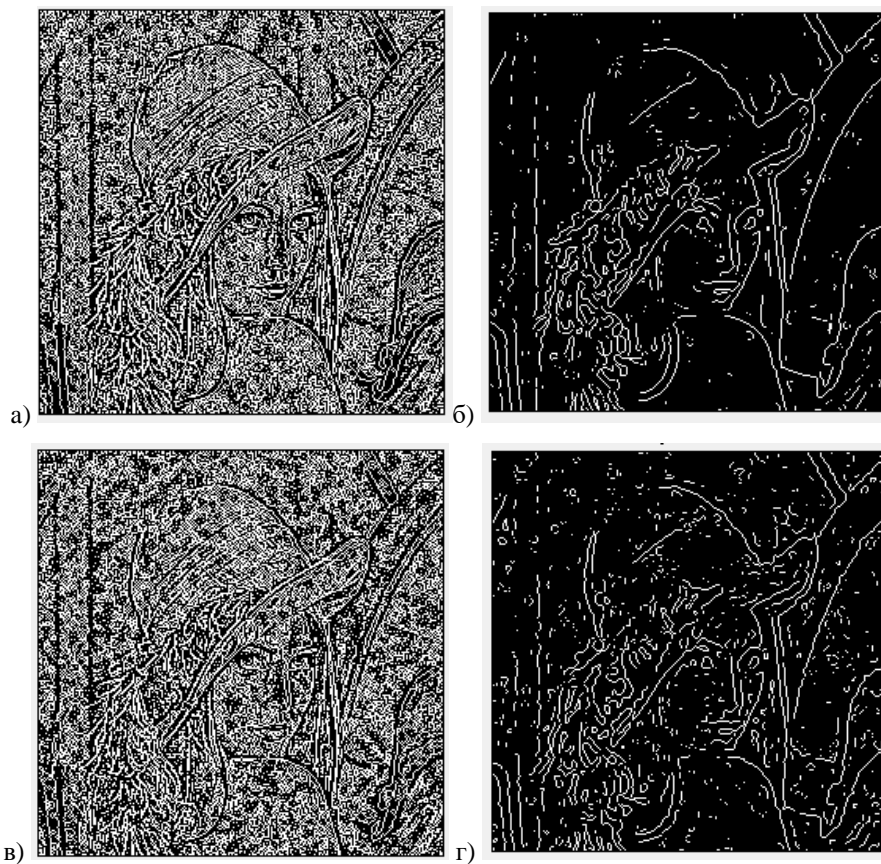
$$h_{LoG}(x, y) = \frac{1}{\pi\sigma^4} \left(1 - \frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}. \quad (2.35)$$

Операција Гаусовим филтром резултује замућење ивица у слици (*blurring*) као и друге дисконтинуитете у слици. Ниво замућења зависи од вредности σ . Веће вредности σ резултују бољем отклањању шума из слике али се зато губе неке важне информације о ивици што ће на крају резултовати лошијом детекцијом. Коришћењем већих филтра, ивице које су близу једна другој могу се спојити приликом филтрирања што ће на крају детектовати као једну ивицу. Мали филтри ће резултовати већем шуму а већи филтри дислокацији ивица и могу детектовати чак и лажне ивице. Тачна величина филтра се не може проценити без знања о величини и локацији објекта у слици [4, 15]. На Слици 2.10 приказана је детекција ивица применом LoG оператора за различите вредности параметра σ .



Слика 2.10 - Детекција ивица применом LoG оператора за: а) $\sigma = 0.5$ и б) $\sigma = 2$.

На Слици 2.11 приказана је детекција ивица применом LoG оператора када постоји шум у слици за различите вредности параметра σ .



Слика 2.11 - Детекција ивица применом LoG оператора када је шум у слици: а) $\sigma = 0.5$ и мањег интензитета б) $\sigma = 2$ и мањег интензитета в) $\sigma = 0.5$ и већег интензитета, г) $\sigma = 2$ и већег интензитета.

На основу Слике 2.11 и Слике 2.8 када се користио Лапасов детектор може се субјективно закључити да је LoG оператор ишчистио шум из слике и остварио знатно бољу детекцију ивица. Над LoG филтром се може извршити апроксимација тако што се изврши разлика два Гаусова филтра са различитим σ вредностима [16].

2.3. *Canny* оператор

У литератури се често анализира *step* модел ивица. Међутим, у пракси то и није тако идеално јер су слике често зависне од оригиналног извора, као на пример објектив камера, па самим тим се често у њима налазе и шумови и нежењени детаљи у слици. Као што је у претходном поглављу речено, апроксимација градијента слике мора бити у могућности да задовољи критеријуме као што су потискивање шума и детектовање локације ивица што је прецизније могуће. Постоји веза између потискивања шума и локализације. Дакле, познато је да неки оператори ивица могу потиснути шум у слици њеним филтрирањем али ће то унети непоузданост у детекцији ивица, или обрнуто, оператор може бити поузданији у детекцији ивица али ће то повећати осетљивост на шум. Добар компромис између имуности на шум и локализације је управо Гаусово филтрирање. Овакви оператори најпре филтрирају слику Гаусовом функцијом. Један од врло ефективних оператора детекције ивица који комбинује Гаусово филтрирање јесте управо *Canny* оператор који је предложио 1986. године [17]. Ако $I[i, j]$ представља слику, резултат конволуције слике са Гаусовим филтром коришћењем сепарабилног филтрирања је у ствари низ који садржи филтриране податке [14, 17]:

$$S[i, j] = G[i, j; \sigma] * I[i, j] . \quad (2.36)$$

где је σ ширина Гаусове функције и контролише степен филтрирања. Градијент филтрираног низа $S[i, j]$ може се израчунати коришћењем 2×2 маске како би се добила два низа $P[i, j]$ и $Q[i, j]$ за x и y парцијалне изводе [4, 17]:

$$P[i, j] \approx \frac{(S[i, j+1] - S[i, j]) + (S[i+1, j+1] - S[i+1, j])}{2} , \quad (2.37)$$

$$Q[i, j] \approx \frac{(S[i, j] - S[i, j+1]) + (S[i+1, j] - S[i+1, j+1])}{2} . \quad (2.38)$$

Крајња разлика је усредњена над 2×2 пикселима, тако да x и y парцијални изводи су израчунати у истој тачки на слици. Амплитуда (магнитуда) и оријентација градијента могу се израчунати стандардном формулом за правоугаону у поларну конверзију [4, 17]:

$$M[i, j] = \sqrt{P[i, j]^2 + Q[i, j]^2} , \quad (2.39)$$

$$\theta[i, j] = \arctan (Q[i, j], P[i, j]) , \quad (2.40)$$

где је \arctan функција и узима два аргумента и генерише угао преко целог круга са могућим правцима.

Метод детекције ивица помоћу *Canny* оператора може се сумирати на следећи начин [17 - 19]:

1. Слика се филтрира помоћу Гаусовог филтра са специфичном стандардном девијацијом σ , како би се потиснуо шум. Примена Гаусовог филтра резултује елиминацију лажно позитивних ивица у виду шума, пример маске са стандардном девијацијом $\sigma = 1.4$ дата је на следећи начин:

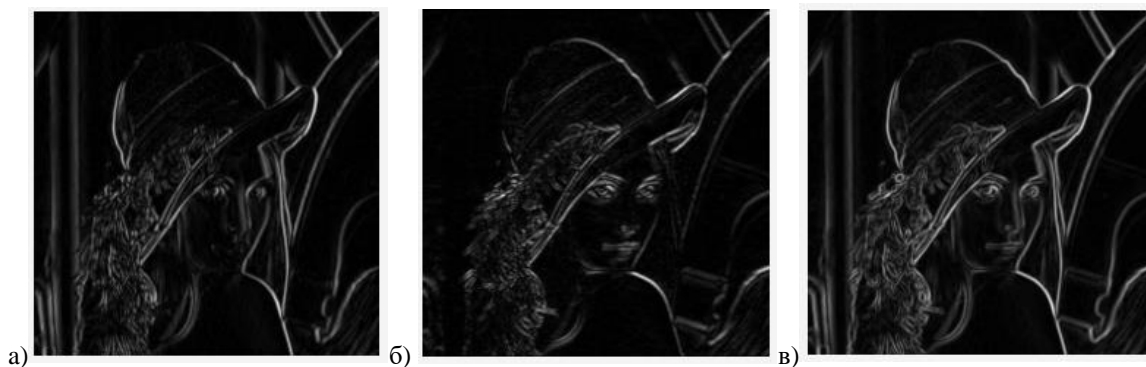
$$B = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix}. \quad (2.41)$$

Резултат је слика без шума, али са одређеним степеном замућења. На Слици 2.12 приказан је резултат након примене поменутог филтра.



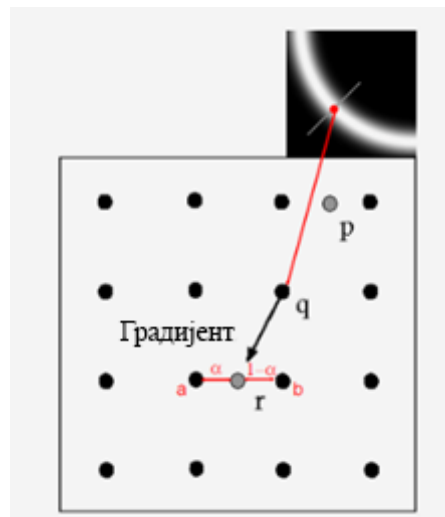
Слика 2.12 - Филтрирана слика помоћу Гаусовог филтра при $\sigma = 1.4$.

2. Локални градијент, $[g_x^2 + g_y^2]^2$ и правац ивица, $\tan^{-1}(\frac{g_x}{g_y})$ су израчунати у свакој тачки. Као што је познато, на пример, градијент се може израчунати помоћу *Sobel* маске, што је већ приказано на Слици 2.13.



Слика 2.13 - а) Хоризонтални градијент G_x , б) вертикални градијент G_y , в) амплитуда градијента $G_x + G_y$.

3. Пошто су за сваки пиксел слике познати модуо и смер градијента, израчунати модуо градијента се пореди са вредностима градијента у две тачке које леже еквилидистантно са обе стране ивице на правцу градијента за посматрани пиксел. Вредност градијента се задржава само ако је већа од обе вредности са којима се пореди, у противном се изједначава са нулом. На тај начин се апроксимативно одређује максимум првог извода у правцу нормалном на правац ивице. После потискивања не-максимума (*nonmaximal suppression*) треба применити уобичајени поступак поређења са прагом ради формирања бинарне мапе ивице. Дакле, амплитуда слике производи дебеле ивице. Идеално би било када би финална слика имала танке ивице. Управо томе и помаже потискивање не-максимума који се примењује када се пронађе пиксел са максималном вредношћу у некој ивици. На Слици 2.14 [20] може се видети да се примењује када пиксел q има интензитет већи него p и r , где су p и r пиксели у правцу градијента од q . Ако је ово испуњено, онда се пиксел проглашава ивичним, у супротном се поставља на 0.



Слика 2.14 - Пример потискивања не-максимума.

Не-максимум потискивање може се постићи интерполацијом пиксела ради веће прецизности:

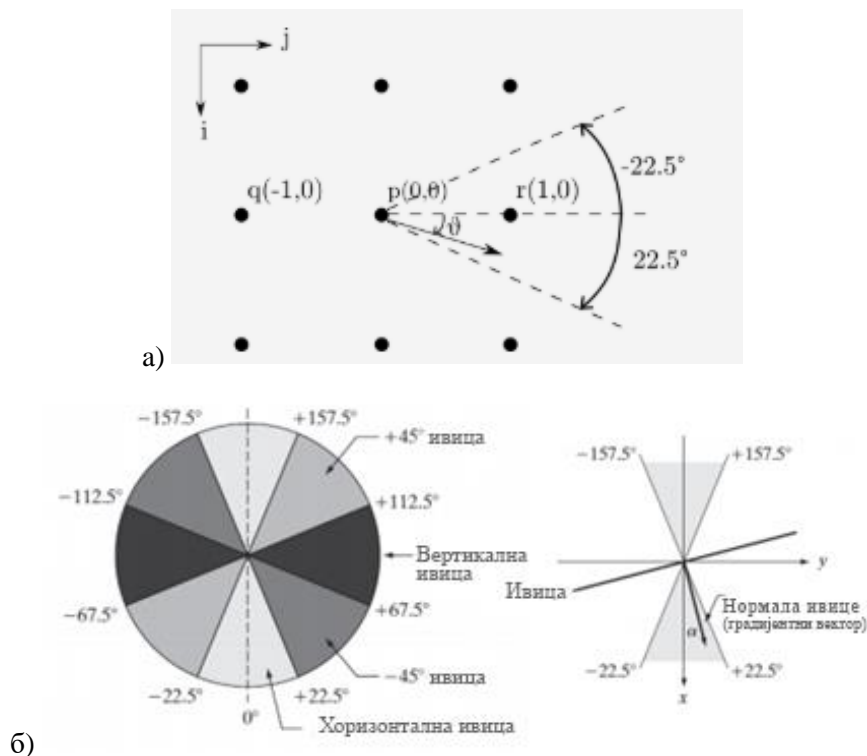
$$r = \alpha b + (1-\alpha)a. \quad (2.42)$$

На Слици 2.15 је приказан резултат потискивања не-максимума са интерполацијом.



Слика 2.15 - Пример потискивања не-максимума са интерполацијом.

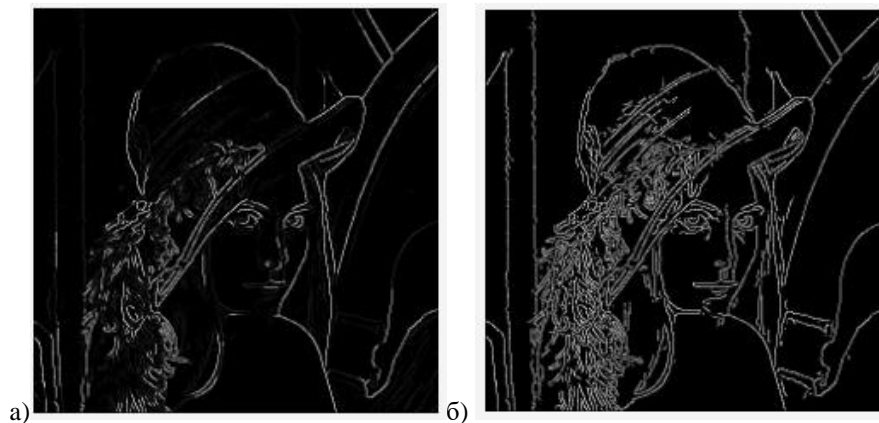
Уколико се не користи интерполација то захтева да се подели на мрежу од 3×3 пиксела у 8 секција. На пример, ако правац градијента буде између -22.5 и 22.5 , онда се узима пиксел који се налази између ових углова (r и q) као вредност која се пореди са пикселом p , као што је приказано на Слици 2.16 а) [20], док су на Слици 2.16 б) [5] приказани могући правци.



Слика 2.16 - а) Пример потискивања не-максимума, б) могући правци.

4. Потенцијални пиксели се одређују помоћу дуплог прага или дупле границе (*double thresholding*) а овај процес се назива и праг хистерезиса (*hysteresis thresholding*). Дакле за одређивање ивица користе се два прага T_1 и T_2 где је $T_1 < T_2$ или $T_2 \approx 2T_1$. Пиксели већи од прага T_2 означени су као „јаке” ивице, док су

вредности између T_1 и T_2 означене као „слабе” ивице. Као што се могло видети у претходној тачки, не-максимално потискивање не даје баш перфектне ивице, односно, неке детектоване ивице нису баш „праве” ивице јер постоји и одређена доза шума. Овај проблем решава описани процес са два прага. Дакле, дупли праг у алгоритму узима слику добијену из не-максималног потискивања и примењује два прага. Обзиром на то да T_2 садржи веће вредности прага, то ће резултовати мањем броју лажних ивица, али такође, T_2 може имати рупе у контурама. Управо овај дупли праг, односно T_2 повезује линије у контуру. Другим речима, када се дође до краја контуре алгоритам тражи у T_1 на тој локацији 8 суседних пиксела како би могао повезати контуру. Алгоритам наставља да сакупља ивице из T_1 све док не повеже потребне ивице у T_2 . Дакле, повезивање ивица (*edge tracking*), односно алгоритам изводи повезивање ивица тако што повезује слабе ивице само са јаким ивицама, ако су јаке ивице суседни пиксели слабих. Слабе ивице које нису повезане са јаким ивицама се одбацују као шум. На Слици 2.17 а) приказано је када се примени дупли праг, односно дупла граница, док је на Слици 2.17 б) приказано када се примени и повезивање ивица, односно може се видети финална детекција ивица применом *Canny* детектора.



Слика 2.17 - Резултат примене: а) дуплог прага, б) детекције ивица применом *Canny* детектора.

Јасно се види да је постигнута најбоља детекција ивица, али и поред тога може се вршити адаптација у зависности од односа сигнал/шум који се остварује променом вредности параметра σ . Такође, ширина ивица је један пиксел, што је предност јер се не мора вршити истањивање ивица. *Canny* је детекцију ивица посматрао као оптимизациони проблем где је било важно испунити критеријуме као што су [14, 18]:

- исправка детекција која се дефинише као максимизација односа сигнал/шум и дата је следећом релацијом:

$$SNR = \frac{|\int_{-w}^w f(-x)g(x)dx|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^w g^2(x)dx}}. \quad (2.43)$$

где је $F(x)$ сигнал који садржи ивицу, $g(x)$ је филтар, W ширина филтра и n_0 стандардна девијација шума.

- тачна локализација ивица може се представити као реципрочна вредност стандардне девијације δx_0 пронађене позиције ивице x_0 . Ако је претпоставка да је ивица пронађена у тачки $x=x_0$, локализација је дата следећим изразом:

$$LOC = \frac{|\int_{-w}^w f'(-x)g'(x)dx|}{n_0 \sqrt{\int_{-w}^w g'^2(x)dx}}. \quad (2.44)$$

- ширина ивица од једног пиксела.

За одређивање оваквог филтра који задовољава описане критеријуме и описане методе, *Canny* је користио варијациони рачун који је показао да не постоји аналитичко решење за $g(x)$, али да се у случају 1D сигнала и одскочне ивице оптимални филтар може апроксимирати првим изводом Гаусове функције [14, 17]:

$$g_\sigma(x) = -\frac{x}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}. \quad (2.45)$$

Апроксимативни филтар показује лошију локализацију, али боље потискивање лажних ивица при чему су однос сигнал-шум приближно исти. У случају 2D сигнала, *Canny* је предложио употребу два филтра, једног у правцу x -осе и другог у правцу y -осе. Могућност раздвајања координата омогућава употребу два 1D филтра [14, 17].

На Слици 2.18 приказана је детекција ивица применом *Canny* детектора у случају када у слици постоји мања количина шума, док је на Слици 2.19 приказана је детекција ивица применом *Canny* детектора у случају када у слици постоји већа количина шума. Са датих слика се јасно види да је постигнута веома добра детекција ивица чак и у присуству веће количине шума.



Слика 2.18 - Детекција ивица применом *Canny* алгоритма у присуству мање количине шума у слици:
а) $\sigma = 0.7$, б) $\sigma = 1.4$, в) $\sigma = 2.1$.



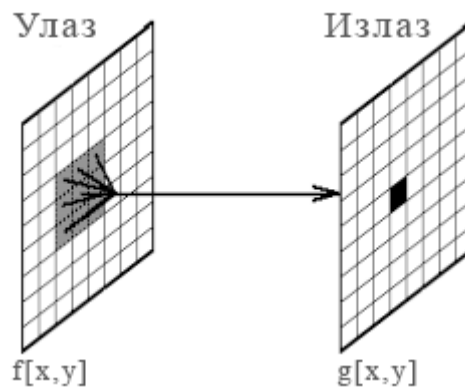
Слика 2.19 - Детекција ивица применом *Canny* алгоритма у присуству веће количине шума у слици: а) $\sigma = 0.7$, б) $\sigma = 1.4$, в) $\sigma = 2.1$.

Описани алгоритам рачунски је веома комплексан, али овај метод детекција ивица има доста предности у односу над класичним операторима, и помоћу њега је постигнута најбоља детекција ивица како у присуству мање и веће количине шума тако и слици без шума.

2.4. Локалне операције - конволуција

У дигиталној обради слике веома је важно разумети локалне операције над пикселима, односно операције над централним и суседним пикселима. Операције над локалним или суседним пикселима подразумева да је пиксел на локацији (x_0, y_0) , што представља референтни пиксел, а операције се изводе над њему суседних пиксела. Какве ће се операције изводити и на који начин зависи од примене алгоритама и метода. Многи алгоритми примењују линеарни начин и коришћење 2D конволуције, док су остале операције улазних вредности у нелинеарном начину. У зависности од типа (линеаран или нелинеаран), локалне операције прате следеће кораке [6]:

- дефинисање референтне тачке или пиксела на улазној слици $F(x_0, y_0)$ (Слика 2.20) [4],
- примена неких операција које укључују само оне пикселе у оквиру суседних пиксела у односу на референтни,
- примена резултата операције на излазну слику на истим локацијама пиксела $g(x_0, y_0)$ (Слика 2.20),
- понављање процеса за сваки пиксел на улазној слици.



Слика 2.20 - Пример операције над централним и суседним пикселима.

Конволуција је често коришћена математичка операција која обрађује слику тако што рачуна сваки пиксел, односно тренутни пиксел и његове суседне пикселе. Конволуција између два дискретна једнодимензионална (1D) низа $A(x)$ и $B(x)$ означена је као $A*B$ и може се описати као [4]:

$$A * B = \sum_{j=-\infty}^{\infty} A(j) \cdot B(x - j) . \quad (2.46)$$

Математичка дефиниција за димензионалну (2D) конволуцију [4]:

$$g(x, y) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} h(j, k) \cdot f(x - j, y - k) . \quad (2.47)$$

У пракси се ово може записати [4]:

$$g(x, y) = \sum_{k=-n_2}^{n_2} \sum_{j=-m_2}^{m_2} h(j, k) \cdot f(x - j, y - k) . \quad (2.48)$$

где је m_2 једнак половини ширине маске и n_2 је једнак половини висини маске:

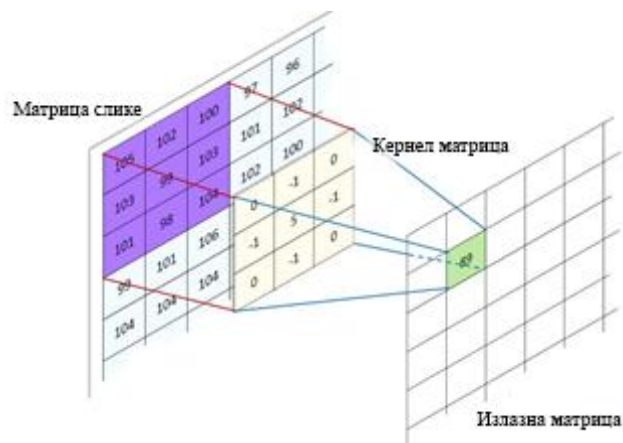
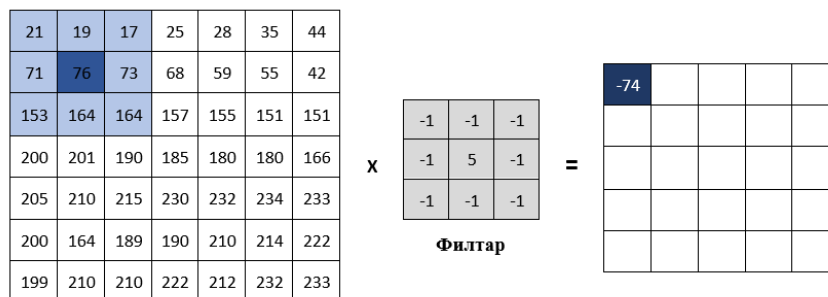
$$m_2 = \left[\frac{m}{2} \right] \text{ и } n_2 = \left[\frac{n}{2} \right] . \quad (2.49)$$

где је $[x]$ оператор који заокружује вредности (*floor*) на најближу вредност мању или једнаку x . Основни концепт је искоришћен из 1D конволуције како би се могао

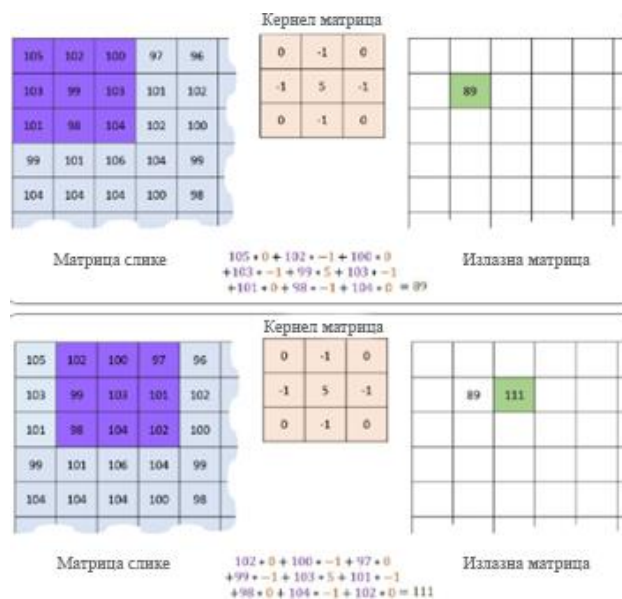
проширити и на 2D домен. У таквим случајевима, 2D низ A је обично улазна слика док је B маска (обично 3×3). Идеја је да се преслика (*mirroring*) маска B и помера (*shifting*) кроз A , где се пресликавање обавља и по x и по y димензији, док померање почиње од горњег левог угла слике, померајући се по свакој линији тј. пикселу све док не дође до доњег десног угла у слици. Пример конволуције дат је на Слици 2.21 [21] са које се види

први пиксел који се рачуна са маском $B = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$. Процес се понавља са лева

на десно (Слика 2.22) [21] све док се не прође преко сваког пиксела у слици [21].

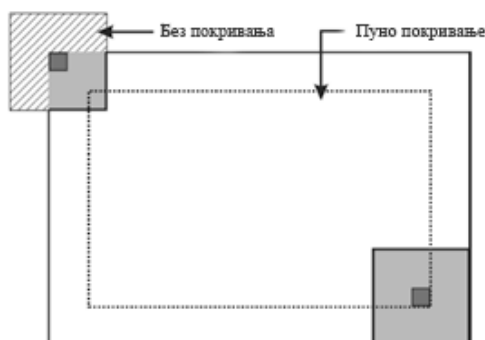


Слика 2.21 - Пример конволуције дводимензионалне слике.



Слика 2.22 - Пример рачунања конволуције дводимензионалне слике.

Када се рачуна први пиксел и када је маска 3x3, конволуција обухвата и граничне пикселе, односно обухвата и пикселе ван границе слике, као што је приказано на Сlici 2.23 [22].



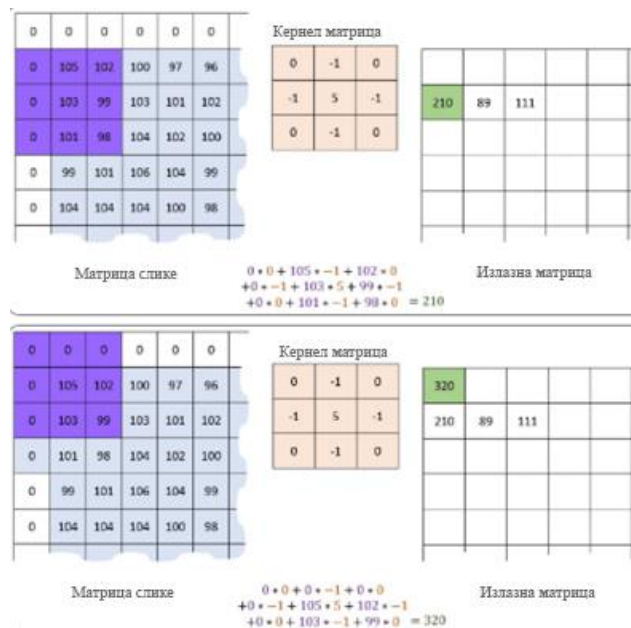
Слика 2.23 - Граница слике.

Постоји неколико начина да се превазиђе овај проблем [4, 22]:

- Да се игноришу границе, односно да се примени маска само на пикселима улазне слике на којима пада цела маска. Постоје и две варијанте оваког приступа:
 1. Да се задрже вредности пиксела које маска не може да покрије. Као резултат оваког приступа појавиће се артефакти због разлике између обрађених и необрађених пиксела на излазној слици.
 2. Да се замене вредности тих пиксела, које не покрива маска, са неким константним вредностима, обично су то нуле (црна боја). Ако се користи овај приступ крајња слике ће бити мања у односу на оригиналну. Ово често није прихватљиво јер ће се слика смањивати у току сваке операције током

филтрирања. Ово знатно отежава неке аритметичке операције између улазне и излазне слике, као на пример ако би се поредио пиксел по пиксел између ове две слике.

- Да се прошири слика са нулама, односно да се претпостави да све вредности изван слике су једнаке нули (*padding effect*). Пример рачунања оваквом методом приказан је на Слици 2.24 [21]. Ако се користи овај приступ крајња слика ће имати нежећене артефакте, у овом случају црну границу чија ширина је одређена величином конволуционе маске.
- Да се прошири слика са вредностима пикселима идентичним као што су у том реду или тој колони. Оваквом методом се врши претпоставка да слика има додане редове и колоне које садрже идентичне вредности као најближи ред или колона граници. Ово ће резултовати мањој појави артефакта у слици.
- Да се улазна слика посматра као 2D периодична функција чије се вредности понављају и у хоризонталном и у вертикалном правцу.



Слика 2.24 - Пример рачунања конволуције на крајевима слике.

Веома је важно одабрати маску јер од коефицијената маске зависе такви ће бити ефекти на слику. У претходним поглављима описане су маске које се користе за детекцију ивица али и за замућење слике. У Табели 2.1 дат је пример НФ филтра, високопропусног филтра (ВФ) и хоризонтална детекција ивица. У овом поглављу описан је само принцип конволуције [4].

Табела 2.1 - Пример конволуционих маски.

НФ филтар	ВФ филтар	Хоризонтална детекција ивица
$\begin{bmatrix} 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ 1/9 & 1/9 & 1/9 \\ 1/9 & 1/9 & 1/9 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$

2.5. Преглед литературе

У процесу детекције ивица процена прага игра важну улогу и у зависности од примењених алгоритама и модела за процену истог зависи квалитет детектованих ивица. Већина класичних метода за детекцију ивица су засноване на градијентним операторима: након добијања градијента ивице треба бинаризовати слику у циљу добијања мапе ивица. У том процесу процењује се и бира једна или две вредности прага у зависности од детектора.

Метода заснована на једном прагу обично се заснива на хистограму градијента и претпоставља да је хистограм унимодални. Хистограм је само статистичка информација о градијенту пиксела без разматрања просторног односа пиксела и не мора бити унимодални, тако да перформансе детекције ивица могу варирати у великој мери [23]. У раду [24] процена прага је одређена на основу хистерезиса комбинујући две методе користећи њихове предности и мане, док је у [25] вредности прага одређена помоћу статистичких принципа. Претрага параметара помоћу којих се постиже најоптималнија детекција ивица коришћена је у [26] где се у сету параметра бирају најбољи и резултати упоређују са субјективном проценом вредности прага. Највише интересовања влада око процене адаптивног прага *Canny* оператора који своју детекцију базира на 5 корака: потискивање шума, рачунање градијента, потискивање не-максимума, примена дуплог прага, повезивање ивица помоћу хистерезиса [17]. Управо овај корак примена дуплог прага представља изазов за проналажење нових метода адаптивне процене прага [27, 28] и који ће се искористити за проналажење новог приступа у дисертацији, као и у применама у посебним условима применом машинског учења [29].

Међутим, процена прага често зависи од избора корисника и процена детектованих ивица на основу мера перформанси зависи од референтних слика. У дисертацији велика пажња је посвећена адаптивној процени вредности прага на основу метода *Random* и *Grid* претраге [30].

У поступцима компресије потребно је утврдити до ког степена компресије се може ићи да би се из слике могле извући корисне информације и вршила обрада над њима као што су сегментација и детекција ивица.

У зависности од потребе примењују се разне технике компресије и алгоритми за компресију, а као резултат најпопуларнијих су *JPEG* и *JPEG2000*. *JPEG* стандард компресију базира на дискретној косинусној трансформацији (*DCT*), док *JPEG2000* компресију базира на дискретној *wavelet* трансформацији (*DWT*) [31 - 35]. Такође, компресија која се базира на *EZW (Embedded Zero Tree Wavelet)* је *SPIHT* алгоритам [36 - 38]. Као што је већ речено, технике компресије и кодовања се користе у многим системима, односно тамо где се врши обрада слике [39]. Постоје разне технике обраде слике које се врше над сликама као што су медицинске слике [40 - 44] радарски снимци [45 - 47], сателитски снимци [48 - 50] и у многим другим паметним системима који комбинују различите технике компресије и кодовања [51 - 53].

Развој технологија је омогућио је да се све захтевније операције примењују над сликом, њихово комплексно рачунање и анализа у циљу проналажења нових метода и имплементација сложених алгоритама у многим областима, као што су детекција ивица, сегментација објеката, препознавање лица, праћење објеката, а у последње време и велико интересовање код дубинског учења и машинског учења и у компјутерској визији [54 - 60]. Међутим, све ово посебну тежину и заинтересованост добија и појавом и имплементацијом таквих система на уређајима као што су *Raspberry Pi* и *Arduino* који веома често користе обраду слике у реалном времену, односно детекцију и сегментацију објеката [61 - 66]. Предложене су многе технике детекције ивица и побољшања истих како би се урадила што боља детекција и сегментација ивица [67 - 71]. Обзиром на то да су резолуције и квалитет слике све већи и самим тим заузимају и велики простор за складиштење важно је урадити компресију како се не би нарушио квалитет. *JPEG* и *JPEG2000* компресија ће утицати на детекцију ивица [72, 73] као и на препознавање лица, што је урађено у [74 - 76]. У раду [77] испитан је утицај *wavelet* декомпозиције, односно компресије на детекцију ивица над сликама различитих комплексности, док је у [78] предложен филтар за филтрирање слика над којима се ради детекција ивица, а које су компресоване на поменути начин.

Поред анализе и утицаја компресије на детекцију ивица, као што је већ речено, у дисертацији, посебан осврт и акценат је на комплексност слике и њен утицај на детекцију. Дакле, у дигиталном смислу слика је одређена пикселима и њиховим

интензитетима док човек визуелним системом другачије посматра слику и процењује садржај те слике на основу комплексности. Комплексност слике је битна у многим апликацијама, на пример, може се искористити да се одреди однос компресије и алокација пропусног опсега, па слику са мањом комплексношћу је лакше компресовати и заузимаће мање пропусног опсега. Повезаност компресије и комплексности је предмет многих истраживања, јер често је ентропија коришћена да би се мерила количина информација у скупу симбола, као што је нека слика. Међутим, ово често није добра мера комплексности јер се ентропија рачуна без разматрања просторне структуре [79]. Из овог разлога истраживачи су користили алгоритамску теорију информација као што је Колмогорова мера [80, 81]. Међутим, начин на који Колмогорова мера дефинише комплексност не може се директно израчунати [79, 82]. Рачунање комплексности слике може се посматрати са више аспеката и у зависности од примене да би се добила реална слика и процена објективне комплексности. У [83] представљена је процењена комплексност помоћу теорије фиксних тачака, док у зависности од намене се могу наћи и друге предложене мере за објективну процену комплексности, као што је представљено у [84]. Истраживачи су комплексност слике доказивали и методом визуелне процене посматрача и њиховим анектирањем помоћу тестова [85]. Међутим, тестови захтевају велики број посматрача, посебне услове дефинисане експериментима или стандардима, а највећи проблем је оцена субјективне мере посматрача. У [86] урађено је поређење експерименталног и објективног рачунања комплексности. И упркос корелацији између људске перцепције и објективног рачунања мера комплексности, људска перцепција се показала као мање релевантна [86].

Различите дефиниције комплексности слике могу се пронаћи у литератури, зато домен апликације и примена су веома битне ради њене процене. У дисертацији ће се разматрати комплексност слика која се процењује на основу објективне мере, односно просторних информација у слици (SI) која се базира на рачунање енергије ивица, а чија је брзина рачунања велика [79, 87]. Ова мера је повезана са мерама базираним на основу степена компресије (ентропије), што је још један од разлога за коришћење просторних информација као објективна мера јер су аутори разматрали утицај компресије на препознавање лица у [76].

Просторне информације су једна од најчешће коришћених мера за процену комплексности слике [85], а дефинисана је од стране *ITU (Internacional Telecommunication Union)* [88]. Ако би добили g_h и g_v као хоризонтални (h) и вертикални

(v) градијентни црно-беле слике, респективно, који су добијени филтрирањем слике помоћу *Sobel* филтра:

$$h = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, v = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}. \quad (2.50)$$

Онда се магнитуда просторних информација на пикселу p може израчунати [79, 85]:

$$SI_p = \sqrt{g_h^2 + g_v^2}. \quad (2.51)$$

Да би се окарактерисао индекс слике, користи се средња вредност, средња квадратна грешка и стандардна девијација од SI [79, 85]:

$$SI_{mean} = \frac{1}{P} \sum SI_p. \quad (2.52)$$

$$SI_{rms} = \sqrt{\frac{1}{P} \sum SI_p^2}. \quad (2.53)$$

$$SI_{std} = \sqrt{\frac{1}{P} \sum SI_p^2 - SI_{rms}^2}. \quad (2.54)$$

Стандардна девијација од SI је предложена у [88], док је средња квадратна грешка коришћена у [89]. Међутим, у раду [79] поређењем ових мера највећа корелација са компресијом и најбоља процена комплексности постигнута је помоћу средње вредности од SI [79].

Поред одређивања комплексности помоћу просторних информација, разматраће се и одређивање комплексности слике (број детаља у слици) тако што се уради DCT и DWT на високофреквентним компонентама (детаљима) које су подељене у четири квадранта, дуж оба правца (x и y). Након тога се рачуна средња апсолутна вредност амплитуде компоненти које припадају квадрантима:

- DCT у првом квадранту ($DCTD$);
- DCT у другом и трећем квадранту ($DCTM$);
- DWT у првом квадранту ($DWTD$);
- DWT у другом и трећем квадранту ($DWTM$),

као што је предложено у раду [1].

3. МЕРЕ ЗА ОДРЕЂИВАЊЕ КВАЛИТЕТА ДЕТЕКЦИЈЕ ИВИЦА

У процесима обраде слике потребно је добити што квалитетнију детекцију ивица. То је веома важно из више разлога, један од њих јесте ради проналажења начина и метода како би се изабрали оптимални параметри за сваки детектор, али и како би се извршило њихово побољшање у више аспеката. Као што је било прилике да се види у претходним поглављима, приликом детекције ивица долази до многих грешака, некада су ивице превише дебеле, контуре нису потпуне, појављују се „лажне” ивице, итд. У претходним примерима детектована ивица је коментарисана субјективном проценом квалитета, односно да ли је детекција добра или лоша, прихватљива или не. Међутим, постоје и бројне методе за процену квалитета објективним методама. Резултати субјективних тестова су оцене квалитета посматрача, које су усредњене и представљене кроз просечне субјективне оцене (*Mean Opinion Score - MOS*). Може се рећи да је *MOS* проста аритметичка средина оцена датих некој слици и може се представити релацијом [90]:

$$MOS = \sum_{i=1}^n i \cdot p(i) . \quad (3.1)$$

где је $p(i)$ удео оцене i у укупном броју оцена.

3.1. Субјективна процена квалитета

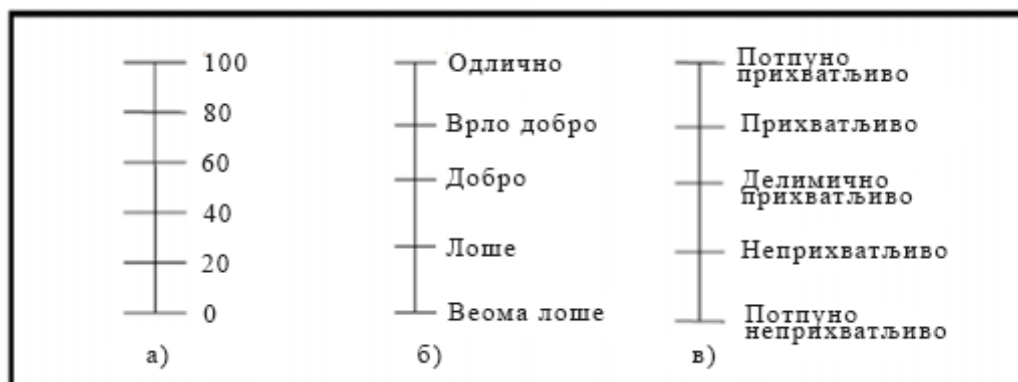
Субјективна процена квалитета детектованих ивица је битна самом крајњем кориснику, али често субјективна процена треба да одговара и објективној процени. Према [91] стандардизоване су неке ставке које се треба држати ради процењивање квалитета, међутим, више се ставља акценат на видео секвенце. Субјективне мере се процењују на основу визуелног утиска посматрача. То може наћи примену када треба

наћи објекат у реалним сценама, односно када је већ систем имплементиран и као резултат постоји само финална операција.

Две основне методе и њихове скале представљене су у [92, 93]. У оквиру ових метода процена се врши на слици или секвенци појединачно, без доступности референтне слике/секвенце. Посматрачи дају оцене за сваку показану слику или секвенцу. Постоје два приступа: без понављања сцена за тестирање и са вишеструким понављањем. Користе се две методе:

Single Stimulus Continuous Quality (SSCQ) – примењује се континуална скала без нумерације или се користи широк опсег од 0 до 100.

Single Stimulus Impairment Scale (SSIS) – током оцене посматрачи сликама или секвенцама слике додељују једну од категорија које су дефинисане у семантичком смислу. Категоричке скале за оцену квалитета и побољшања слика се најчешће користе, а *ITU-R (ITU Radiocommunication Sector)* скала је дата на Слици 3.1 [88].



Слика 3.1 - ITU-R континуална скала: а) скала квалитета, б), в) скала побољшања.

3.2. Објективна процена квалитета

Објективне мере потврђују квалитет на основу нумеричких вредности које су дате у зависности од неке анализе или параметара. Објективне мере за процену квалитета дигиталних слика можемо поделити у три групе:

- Потпуно референцирање - *FR (Full Reference)*, мера где се квалитет одређује поређењем излазне и улазне слике.
- Без референцирања - *NR (No Reference)*, овај метод не захтева приступ оригиналној слици али тражи артефакте, односно, тежи да се детектују

специфични типови дисторзије као што су *blurring*, *blocking*, *ringing* или различите врсте шума.

- Делимично референцирање - *RR (Reduced Reference)*, метод омогућава решења где референтна слика није у потпуности доступна. Ове методе узимају минимални сет параметара из референтне слике који се касније користе да би се проценио квалитет дисторзоване слике.

Међутим, у дигиталној обради слике са акцентом на детекцију ивица најчешће се користе објективне мере као што су средња квадратна грешка (*MSE*) и вршни однос сигнала и шума (*PSNR*). *MSE* и *PSNR* су једноставне технике како за разумевање тако и за рачунање из тог разлога су и најпопуларније технике, међутим, дешава се да некад нису у складу са људским визуелним системом. *MSE* рачуна колика је разлика између слика, док *PSNR* мери колико анализирана слика личи на референтну. Ако је улазна слика димензије $M \times N$ онда је *MSE* [94]:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_1(i, j) - I_2(i, j))^2 . \quad (3.2)$$

где су I_1 и I_2 тренутне локације.

PSNR је директно повезан са *MSE* и може се дати релацијом [94]:

$$PSNR = 10 \text{Log}_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) = 20 \text{Log}_{10} \left(\frac{MAX_I}{\sqrt{MSE}} \right) . \quad (3.3)$$

где је MAX_I максимална вредност пиксела слике. Када су пиксели репрезентовани са B бита по узорку, MAX_I је $2^B - 1$.

Вредност која се добија је у опсегу од 0 до 100. Што је *PSNR* већи и ближи вредности 100 то је квалитетнија реконструкција. Типичне вредности за *PSNR* слике код којих се користи компресија са губицима је између 30 и 50 dB. Ако је *PSNR* изнад 40 dB компримована слика се скоро не разликује од оригиналне, а за прихватљив квалитет слике довољан је *PSNR* изнад 30 dB. *PSNR* је изабран због коришћења већег динамичког опсега приказа резултата, а самим тим и верније представе резултата код компресије слике са губицима.

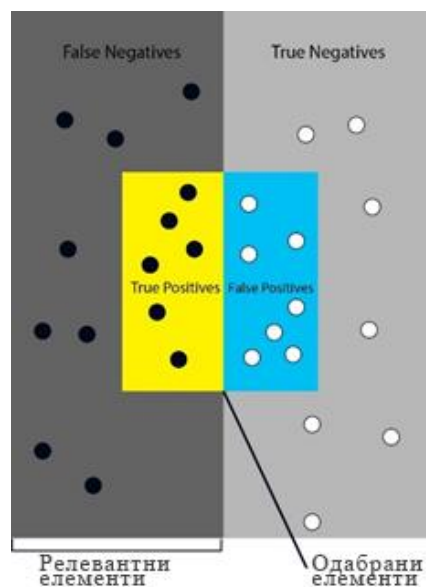
Много ближа људском визуалном систему је објективна мера индекс структурне сличности у слици (*Structural Similarity Index - SSIM*). Основна идеја која стоји иза *SSIM* технике је да су слике природних сцена богате структурама и да је људско око осетљиво на структурне дисторзије. Помоћу *SSIM* мере могу се извући информације као што су

осветљеност (*brightness* - b), контраст (*contrast* - c) и структура (*structure* - s). Ове информације се могу искористити ради процене шума у слици. Мана ове мере је што не може мерити веома замућене слике. *SSIM* је дата релацијом [95]:

$$SSIM = function(b(I_1, I_2), c(I_1, I_2), s(I_1, I_2)) . \quad (3.4)$$

Међутим, објективне мере које веродостојније и тачније показују детектоване ивице јесу однос перформанси (*Performance Ration* - PR) и F мера (*F Measure* или *F1 Score*). Приликом рачунања F мере, потребно је пронаћи пикселе који су детектовани као предњи план (објекат) и позадина, односно да ли су посматрани пиксели за нас релевантни или нису као што је приказано на Слици 3.2 [96]:

- *True Positive (TP)*: пиксел је коректно означен као предњи план,
- *False Positive (FP)*: пиксел је лажно означен као предњи план,
- *True Negative (TN)*: пиксел је коректно детектован као позадина,
- *False Negative (FN)*: пиксел је лажно детектован као позадина.



Слика 3.2 - Детекција пиксела као TP , TN , FP , FN .

У поступку проналажења ивица и проналажењу информација, прецизност (*precision*) (позната и као позитивна предикативна вредност) је параметар који је веома релевантан и рачуна се по формули [96]:

$$Precision = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP) + False\ Positive\ (FP)} , \quad (3.5)$$

док се сензитивност (*sensitivity (recall)*) и специфичност (*specificity*) може израчунати по формули [96]:

$$sensitivity = \frac{True\ Positive\ (TP)}{True\ Positive\ (TP)+False\ Negative\ (FN)} \quad (3.6)$$

$$specificity = \frac{True\ Negative\ (TN)}{True\ Negative\ (TN)+False\ Positive\ (FP)} \quad (3.7)$$

F мера (*F1 score*) је хармонична средина од прецизности и сензитивности и она комбинује прецизност и сензитивност по формули [96]:

$$F = \frac{2*precision*recall}{precision+recall} \quad (3.8)$$

F се креће у границама од $0 \leq F \leq 1$, у идеалном случају *F* је једнак 1. У резултатима *F* је помножен са 100 и представља процентуалну вредност.

Тачност (*accuracy*) је мера за процену класификационих модела, односно тачност предвиђања да ли је ивица тачно одређена и рачуна се по формули [96]:

$$accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+TN+FN} \quad (3.9)$$

PR је још једна објективна мера за веродостојност урађене детекције ивице и у идеалном случају једнака је бесконачности. *PR* се израчунава као однос правих ивица према лажним [97]:

$$PR = \frac{True\ Edge\ (Edge\ pixels\ identified\ as\ Edges)}{False\ Edges\ (Non\ edge\ pixels\ identified\ as\ Edges)+(edge\ pixels\ identified\ as\ Non-Edge\ pixels)} \quad (3.10)$$

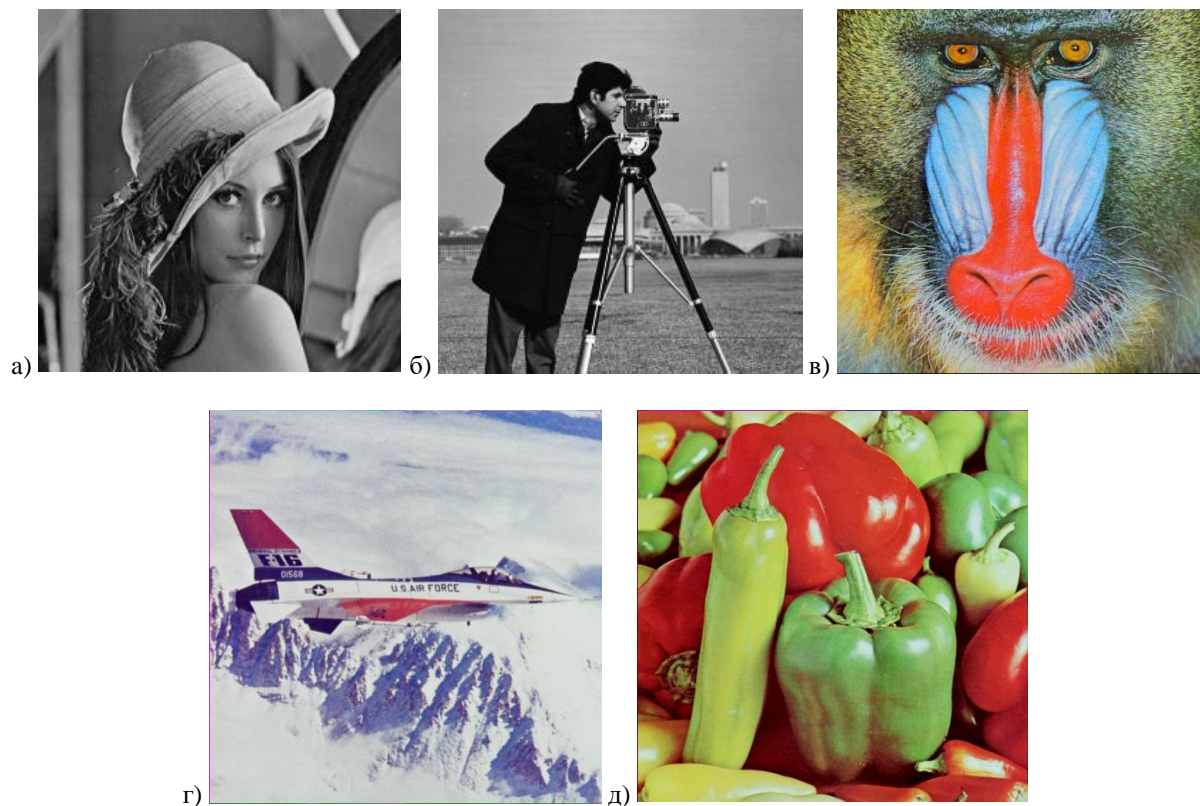
Figure of Merit (FoM) предложио је *Pratt* [98] и представља меру за процену тачности детектованих ивица. Другим речима, представља одступање стварне (израчунате) тачке ивица од идеалне тачке ивица, а дефинише се као:

$$FoM = \frac{1}{\max\{I_d, I_i\}} \sum_{k=1}^{I_d} \frac{1}{1+\delta e^2(k)} \quad (3.11)$$

где је I_d број тачака на детектованој ивици, I_i је број тачака на идеалној ивици, $e(k)$ представља раздаљину између детектоване ивице и идеалне ивице, а δ је константа скалирања (*scaling constant*) и обично износи $1/9$. *FoM* се креће у границама од $0 \leq FoM \leq 1$. У дисертацији је *FoM* је помножен са 100 и представља процентуалну вредност. Што је *FoM* већи то је детектована ивица боља [98].

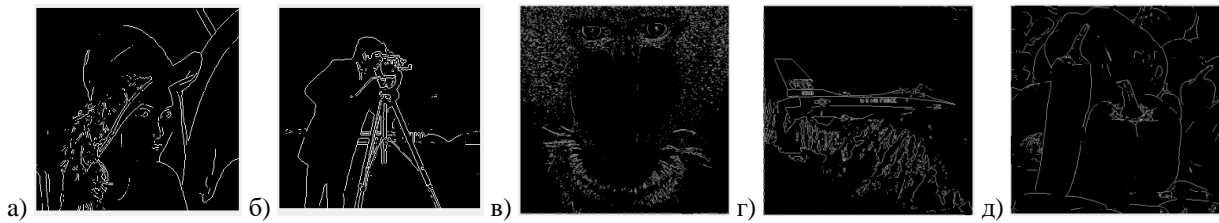
3.3. Поређење квалитета детекције ивица помоћу објективних мера

У претходном делу описана је субјективна процена квалитета дететованих ивица као и објективне мере, од основних до оних које се често користе за процену квалитета детектованих ивица. У овом одељку анализиране су слике како би се одредиле нумеричке вредности сваког детектора подешавањем њихових параметара. Анализирана је детекција ивица применом пет оператора *Roberts*, *Sobel*, *Prewitt*, *LoG* и *Canny*. На Слици 3.3 приказане су слике које су коришћене за анализу и тестирање.

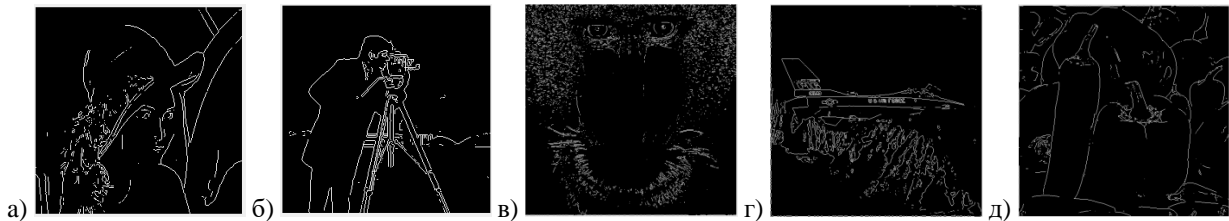


Слика 3.3 - Тест слике: а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) papper.png.

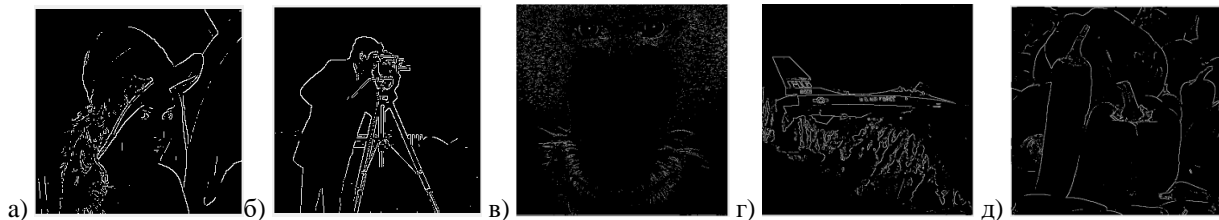
Као што се може видети са Слике 3.3, коришћени су различити формати и комбинација црно-белих и слика у боји. Како би се извршила детекција ивица применом свих оператора, све слике се обрађују као црно беле и након тога је урађена детекција свих пет детектора. На Слици 3.4, Слици 3.5, Слици 3.6, Слици 3.7 и Слици 3.8 дате су слике са детектованим ивицама применом *Sobel*, *Prewitt*, *Roberts*, *LoG* и *Canny* оператора, респективно.



Слика 3.4 - *Sobel* детектор а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) paper.png.



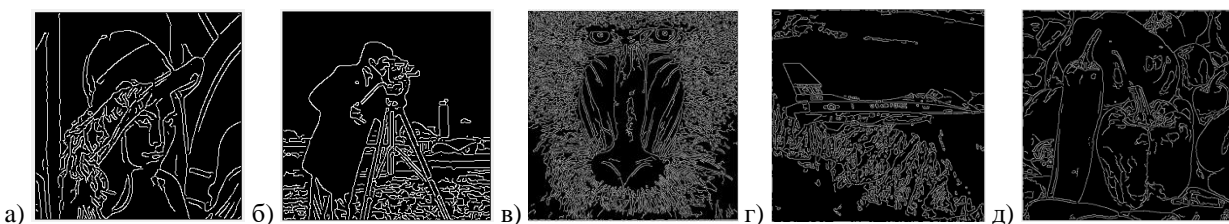
Слика 3.5 - *Prewitt* детектор: а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) paper.png.



Слика 3.6 - *Roberts* детектор: а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) paper.png.

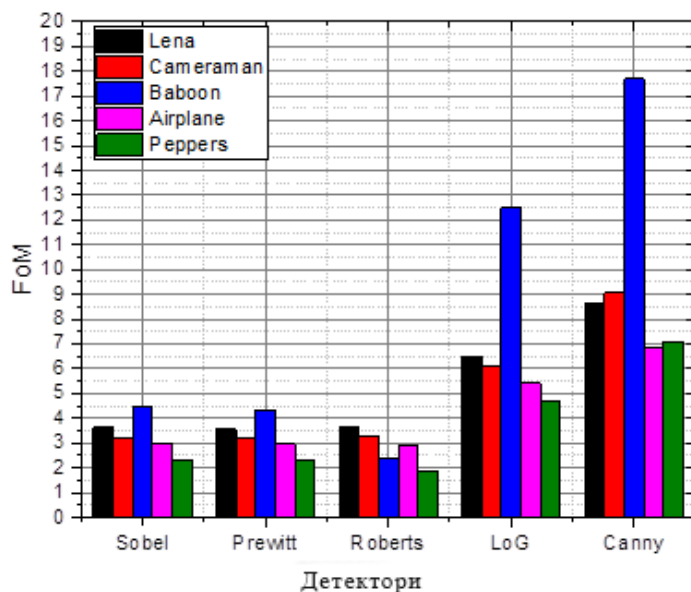


Слика 3.7 - *LoG* детектор: а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) paper.png.



Слика 3.8 - *Canny* детектор: а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) paper.png.

На основу приказаних слика може се субјективно закључити да је најбоље детекција постигнута *LoG* и *Canny* оператором. Међутим, обзиром на то да су описане и објективне мере, на Слици 3.9 дат је график са *FoM* вредности за сваку слику применом пет оператора. Нумеричке вредности добијене и приказане на Слици 3.9 потврђују и субјективну процену, односно да су *LoG* и *Canny* оператор заиста дали бољу детекцију ивица у односу на *Sobel*, *Prewitt* и *Roberts*. *Canny* оператор се издваја као најбољи у овим случајевима, док је *Roberts* дао најслабије резултате.



Слика 3.9 - FoM вредности добијене применом пет детектора ивица.

FoM вредности добијене на Сlici 3.9 су помножене са 100 како би представљале процентуалне вредности. Комплетна анализа, од имплементације детектора ивица и рачунање објективних мера урађена је у програму *Matlab*. F мера и PR нису рачунате из разлога што је потребна референтна слика са већ детектованим ивицама, познатија као *GroundTruth*. *GroundTruth* представља идеалну референтну слику која је добијена емпиријским мерењем, другим речима, у овом случају то је слика са тачно обележеним ивица у слици, односно тамо где оне заиста и јесу. Недостатак овакве анализе је тај што су тестиране слике узете насумично из базе слика.

У овој дисертацији користи се *BSD* база [2] са сликама у којој се налазе од 300 до 500 слика и које се могу наћи у реалним ситуацијама. Свака слика има свој *GroundTruth* слику, односно свака слика има исцртану идеалну ивицу и има исцртаних преко 12000 ручно исцртаних сегмената, односно објеката и управо ове слике су референтне слике како би се упоредиле са урађеном детектованом сликом у дисертацији. Ова база са сликама је веома погодна за анализу баш из тог разлога што се могу пронаћи слике које свакодневно срећемо, па у системима који имају практичну примену ово је веома битан елемент. Ова база је једна од најкоришћенијих база за анализу слика у дигиталној обради слике [99]. У дисертацији су ове слике подељене на три категорије комплексности.

4. ДЕТЕКЦИЈА ИВИЦА НАД СЛИКАМА СА РАЗЛИЧИТИМ БРОЈЕМ ДЕТАЉА КОМПРЕСОВАНЕ ПОМОЋУ JPEG, JPEG2000 И SPIHT АЛГОРИТМА

За некомпресовану слику је потребан већи меморијски простор како за складиштење и обраду, тако и за пренос путем телекомуникационих канала. Узимајући у обзир ову чињеницу, компресије слике се намеће као саставни елемент у обради слике. Величина слике може бити велика тако да буде веома непрактична за складиштење или пренос, нарочито ако су у питању системи који обрађују слику у реалном времену. Из тог разлога развијене су многе методе за компресију слике које се могу поделити на оне са губицима и без губитака [100 - 102].

Као што је раније речено, у зависности од потребе примењују се разне технике и алгоритми за компресију слике, а као резултат најпопуларнијих су *JPEG* и *JPEG2000*. Речено је и то да *JPEG* стандард компресију базира на дискретној косинусној трансформацији (*DCT*), док *JPEG2000* стандард компресију базира на дискретној *wavelet* трансформацији (*DWT*) [31 - 35]. Такође, *SPIHT* алгоритам компресију базира на *EZW* трансформацији [36 - 38]. Обрада слике је саставни део машинског учења и вештачке интелигенције где постоје класификатори и модели неуронских мрежа које налазе примену као у [103, 104]. Такође, математички модели представљени у [105, 106] дају идеје за унапређење алгоритама за процену комплексности слике који је коришћен у овом поглављу.

Аутори у [72, 73, 76] испитали су утицај компресије на препознавање лица и то применом *JPEG* и *JPEG2000* алгорита док утицај на детекцију ивица није испитан. У овом поглављу идеја је да се испита утицај компресије на детекцију ивица и то применом

најзаступљенијих алгоритама за компресију слика различитог броја детаља и компресоване различитим степеном компресије.

Коришћени су *JPEG*, *JPEG2000* и *SPIHT* алгоритми да би се слике компресовале различитим бројем бита по пикселу (*Bit Per Pixel - BPP*) и то 0.1, 0.3, 0.5, 1, 1.5 и 3 *BPP*. Коришћене су слике из *BSD* базе са одговарајућим *GroundTruth* [2]. Одабране су слике тако да испуњавају три критеријума комплексности - мали, средњи и велики ниво, односно слике са малим бројем детаља (*LD*), средњим бројем детаља (*MD*) и великим бројем детаља (*HD*). Над изабраним и компресованим сликама урађена је детекција ивица и анализа за пет детектора и то: *Canny*, *LoG*, *Sobel*, *Prewitt* и *Roberts*.

Комплексност у слици даје информацију колико детаља постоји у тој слици, и то се може посматрати како за статичке слике тако и за видео формате. Као што је раније речено, најједноставнији начин одређивања комплексности је на основу визуелне процене посматрача, међутим, то није објективна мера која би потврдила веродостојност те процене [79, 86, 107]. Такође, постоје методе које на основу компресије мере комплексност слике и на тај начин се остварује веза између компресије, квалитета и комплексности. Један од начина да се то уради је показан у [79]. *JPEG*, *JPEG200* и *SPIHT* алгоритми се базирају на *DCT* и *DWT* технике, па је број детаља израчунат на основу *DCT* и *DWT* технике представљене у раду [1].

У Табели 4.1 су приказане добијене вредности које показују да су одабране слике из *BSD* базе задовољавају дефинисане критеријуме [1].

Табела 4.1 - Критеријум комплексности.

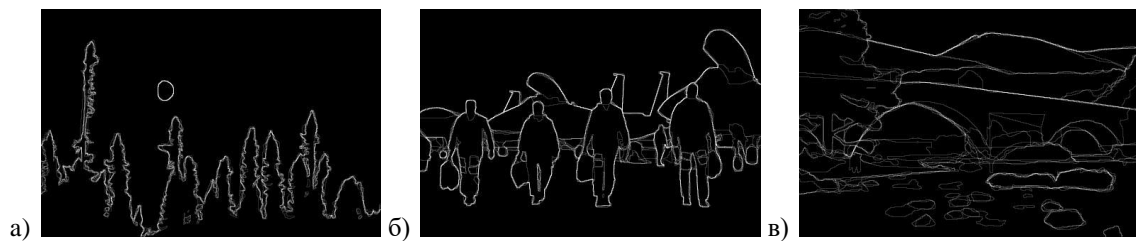
	Слике	DCTD	DCTM	DWTD	DWTM
LD	#135069	<2	<3.5	<0.8	<1.2
		0.75	1.69	0.17	0.44
MD	#35010	3-4	4.5-6.5	1.4-1.8	2-2.8
		3.11	7.02	1.12	2.09
HD	#8143	>4.9	>9	>1.9	>3.9
		5.48	10.97	2.14	7.29

Градијентни и Лапласови алгоритми за детекцију ивица написани су у *Matlab*-у, док је компресија слике изведена помоћу софтверског алата *VcDemo*. Дакле, прво су слике одабране из *BSD* базе података (Слика 4.1) са одговарајућом *GroundTruth* сликом (Слика 4.2) тако да задовоље критеријуме у [1]. Након тога, слике су компресоване у *VcDemo* користећи *JPEG*, *JPEG2000* и *SPIHT* алгоритам са различитим *BPP*. На крају, детекција ивица над компресованим сликама уређена је помоћу пет детектора и

веродостојност детекције израчуната помоћу објективних мера. У репозиторијуму [108] се налазе коришћене слике за анализу, добијене слике и кодови.



Слика 4.1 - Пример слике за анализу: а) мали број детаља, б) средњи број детаља, в) велики број детаља.



Слика 4.2 - *GroundTruth* слике а) #238011, б) #245051, в) #231015.

Коришћене су објективне мере F ($F1$ *socre*), FoM и PR [96 - 98].

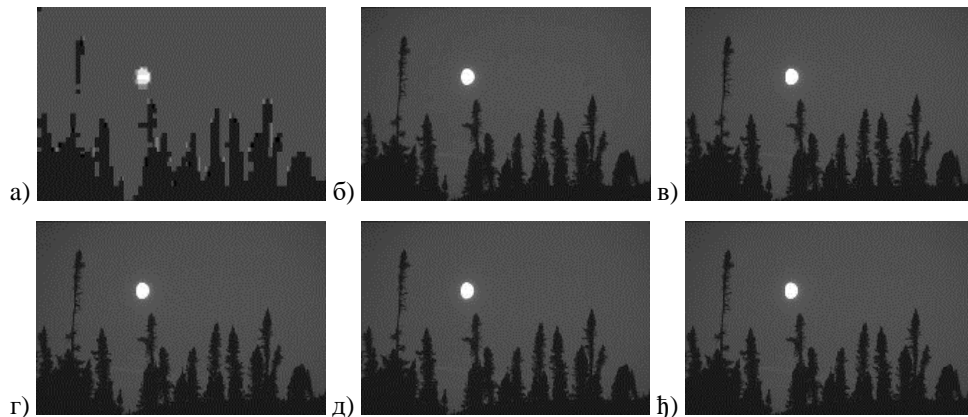
У Табели 4.2 дате су вредности вршног односа сигнала и шума ($PSNR$) које показују како број бита по пикселу (BPP) утиче на компресију слике. Из Табеле 4.2 може се видети да повећањем BPP -а знатно се доприноси квалитету слике, нарочито код $JPEG$ компресије и то када је број детаља у слици мали. $JPEG2000$ и $SPIHT$ бележе сличне резултате али се види да број детаља знатно утиче на компресију.

Табела 4.2 - $PSNR$ вредности за три алгоритма компресије при различитом BPP -у и броју детаља у слици.

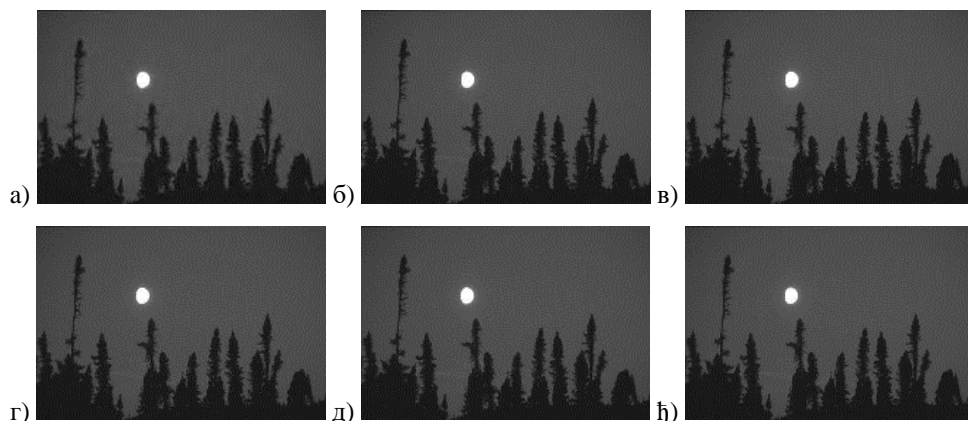
	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	28.2	40.3	52.7	62.2	61.8	61.8
	JPEG2000	36.7	42.5	46.4	52.4	52.4	52.4
	SPIHT	36.6	42.7	46.6	53.5	58.5	70.7
MD	JPEG	20.7	26.5	28.9	31.7	41.5	56.4
	JPEG2000	24.3	28.6	31.6	37.5	42.1	50.8
	SPIHT	24.0	28.4	31.7	37.5	42.1	53.9
HD	JPEG	19.1	22.8	24.7	27.6	28.8	50.4
	JPEG2000	21.4	24.2	26.3	30.3	33.7	43.6
	SPIHT	21.3	24.2	26.1	30.1	33.6	43.5

На Слици 4.3, Слици 4.4 и Слици 4.5 дат је приказ компресоване слике за различит BPP са малим бројем детаља (LD) када је коришћена $JPEG$, $JPEG2000$ и $SPIHT$ компресија, респективно. На Слици 4.6, Слици 4.7 и Слици 4.8 приказане су слике са средњим бројем детаља компресоване $JPEG$, $JPEG2000$ и $SPIHT$ компресијом за

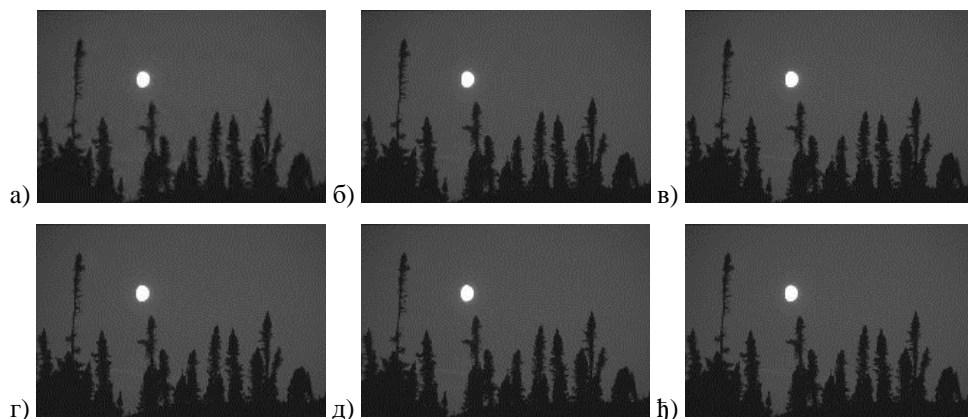
различит *BPP*, респективно. Када је у питању велики број детаља у слици, применом *JPEG*, *JPEG2000* и *SPIHT* алгоритма добијене су компресоване слике за различит *BPP* које су дате на Слици 4.9, Слици 4.10 и Слици 4.11, респективно. Са приказаних слика може се видети да је квалитет употребљив применом свих врста компресија за све нивое детаља у слици. Међутим, види се да је деградација највећа код великог броја детаља у слици и то при нижем *BPP*-у, што уколико се упореди са резултатима у Табели 4.2 то и потврђује.



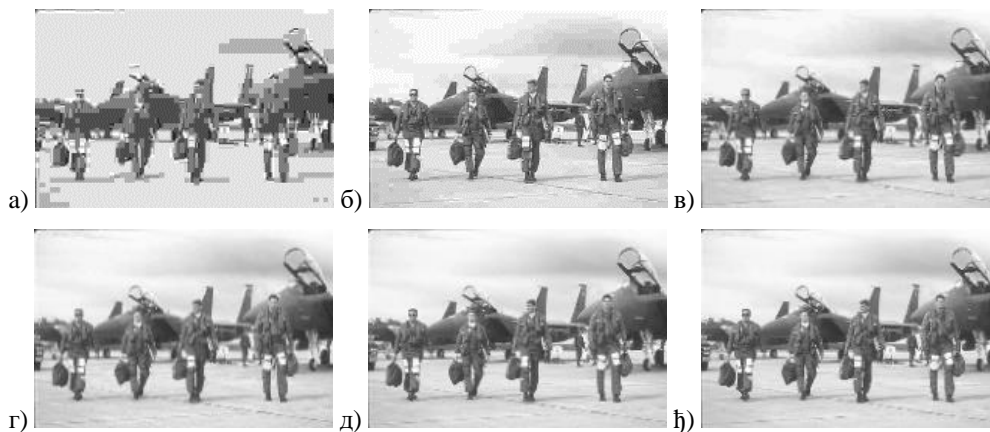
Слика 4.3 - *LD* слике компресоване *JPEG* алгоритмом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, љ) 3.



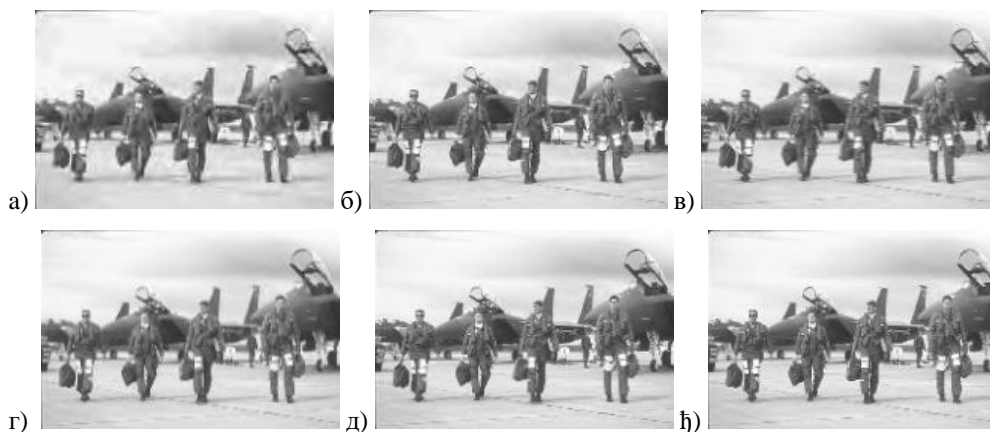
Слика 4.4 - *LD* слике компресоване *JPEG2000* алгоритмом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, љ) 3.



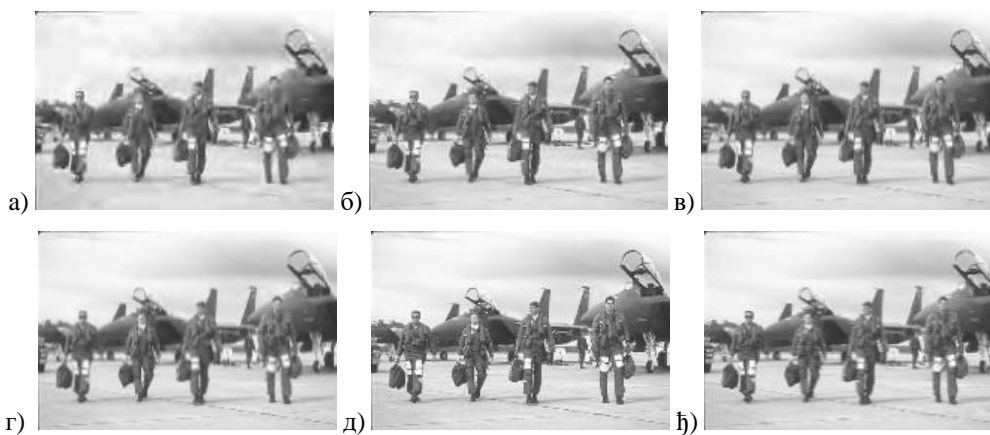
Слика 4.5 - *LD* слике компресоване *SPIHT* алгоритмом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, љ) 3



Слика 4.6 - *MD* слике компресоване *JPEG* алгоритмом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.



Слика 4.7 - *MD* слике компресоване *JPEG2000* алгоритмом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.

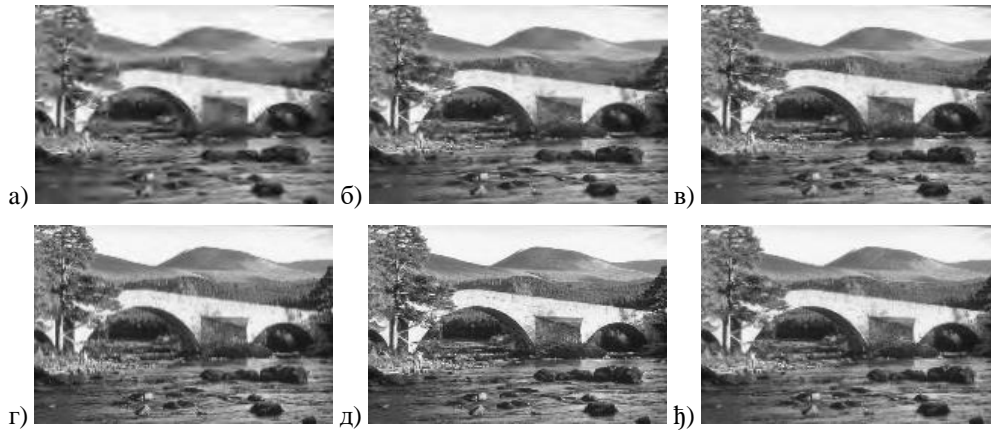


Слика 4.8 - *MD* слике компресоване *SPIHT* алгоритмом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.

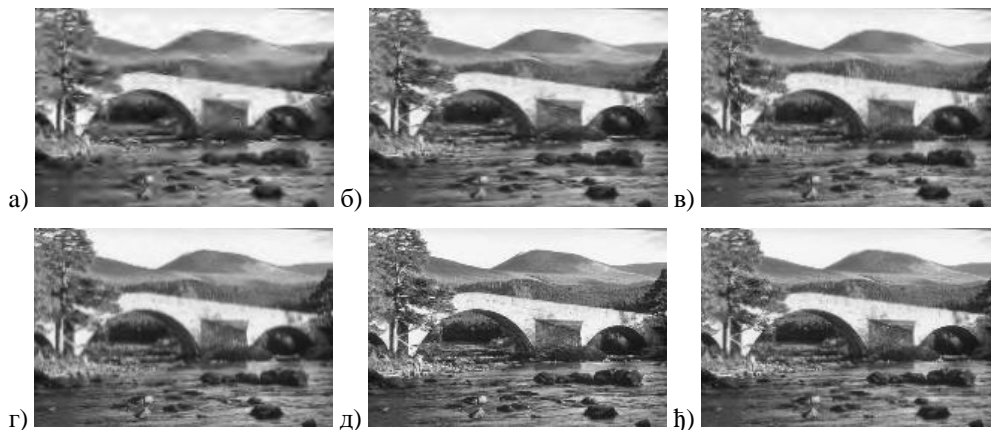




Слика 4.9 - *HD* слике компресоване *JPEG* алгоритмом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, љ) 3.



Слика 4.10 - *HD* слике компресоване *JPEG2000* алгоритмом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, љ) 3.



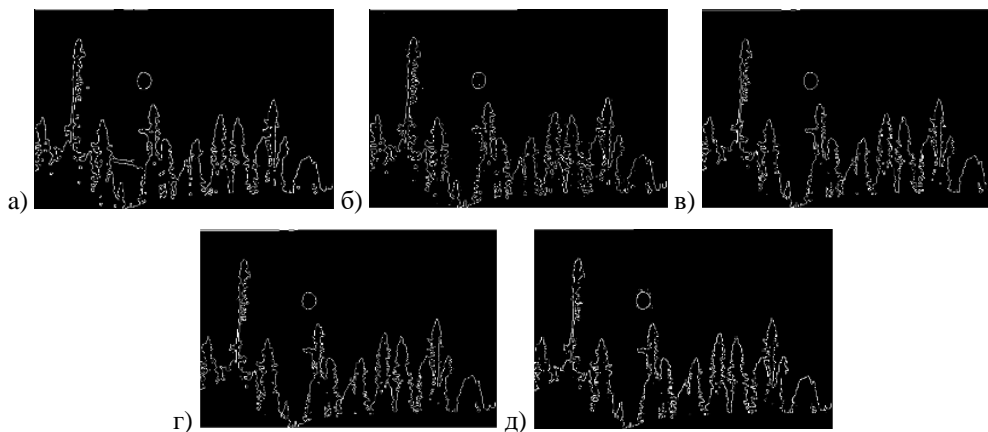
Слика 4.11 - *HD* слике компресоване *SPIHT* алгоритмом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, љ) 3.

Дакле, нижи *BPP*, алгоритам компресија и број детаља знатно утичу на квалитет слике. Међутим, главни циљ је испитати утицај те компресије на детекције ивица, односно колико све то утиче на квалитет детектоване ивице. У Табели 4.3 дате су *F*, *FoM* и *PR* вредности добијене применом пет оператора за детекцију ивица над сликама са различитим бројем детаља. На основу ових резултата може се видети да се најбоље вредности добијају када је број детаља у слици мали. *Roberts* оператор постигао је највише вредности а *LoG* најниже када је број детаља у слици мали и средњи, док при великом броју детаља *Canny* бележи више вредности од осталих. Да би се ови резултати и визуелно приказали, на Слици 4.12, Слици 4.13 и Слици 4.14 дате су слике са малим,

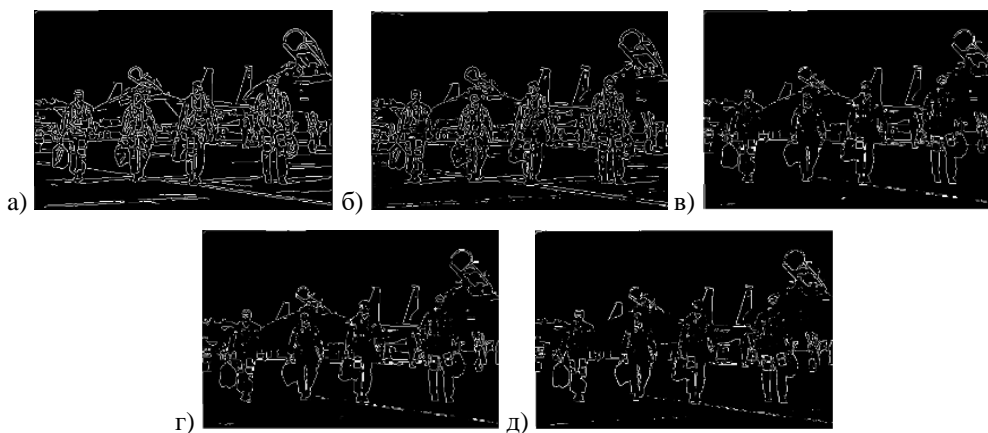
средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица применом пет оператора.

Табела 4.3 - F , FOM и PR вредности добијене применом различитих детектора ивица над сликама са различитим бројем детаља.

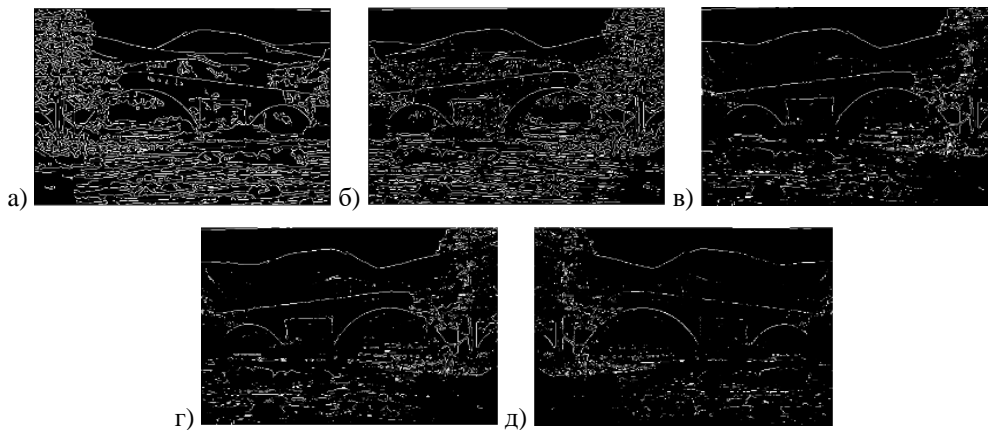
	Оператор	F	FOM	PR
LD	Canny	35.11	89.39	27.54
	LoG	32.40	90.07	24.38
	Prewitt	35.15	89.40	26.36
	Sobel	34.07	89.49	26.31
	Roberts	46.91	91.74	44.05
MD	Canny	20.99	46.59	13.28
	LoG	18.90	57.70	11.65
	Prewitt	23.73	80.98	15.56
	Sobel	23.80	81.01	15.62
	Roberts	35.24	80.17	27.21
HD	Canny	22.02	68.94	14.12
	LoG	19.05	80.83	11.76
	Prewitt	17.98	63.16	10.96
	Sobel	18.16	63.75	11.09
	Roberts	16.88	56.78	10.15



Слика 4.12 - LD слика: а) Canny, б) LoG, в) Prewitt, г) Sobel, д) Roberts.



Слика 4.13 - MD слика: а) Canny, б) LoG, в) Prewitt, г) Sobel, д) Roberts.



Слика 4.14 - HD слика: а) Canny, б) LoG, в) Prewitt, г) Sobel, д) Roberts.

Резултати су подељени по детектору ивица, односно за сваки детектор је урађена подсекција како би резултати били прегледнији. Резултати су добијени коришћењем математичких модела дефинисаних у поглављу 3. Рачунање је засновано на теоријским моделима представљеним у [72, 73, 76]. Резултати су приказани табеларно и за сваку комбинацију параметара (компресије и детектора ивица), а у репозиторијуму [108] се могу наћи слике у пуној величини, као и коришћени програмски код.

4.1. Резултати анализе применом Canny детектора ивица

У Табели 4.4, Табели 4.5 и Табели 4.6 дате су F , FoM и PR вредности, респективно, добијене применом Canny детектора ивица над сликама са различитим бројем детаља компресоване различитим алгоритмима. На основу добијених резултата може се видети да повећањем броја бита по пикселу добијају се боље вредности. Најбоље вредности добијене су када је број детаља у слици мали. Када је број детаља у слици средњи и велики, добијене вредности незнатно одступају од случаја за слике са малим бројем детаља.

Табела 4.4 - F вредности добијене применом Canny детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	25.55	32.91	35.47	35.52	35.49	35.49
	JPEG2000	28.19	34.42	35.32	35.55	35.55	35.55
	SPIHT	28.66	34.05	35.15	35.52	35.63	35.56
MD	JPEG	17.97	19.49	20.90	20.51	20.88	21.04
	JPEG2000	20.37	20.94	20.74	20.89	21.13	21.22
	SPIHT	20.63	20.94	21.18	21.19	21.36	21.96
HD	JPEG	20.45	20.44	21.94	21.97	21.90	22.00
	JPEG2000	19.24	21.26	21.29	22.08	22.09	22.98
	SPIHT	19.73	21.12	21.29	21.83	22.03	22.11

Табела 4.5 - *FoM* вредности добијене применом *Sanny* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	75.03	89.19	89.39	89.39	89.36	89.36
	JPEG2000	86.75	89.30	89.39	89.36	89.36	89.36
	SPIHT	88.37	89.11	89.28	89.39	89.39	89.40
MD	JPEG	47.01	42.50	47.24	44.35	46.31	47.89
	JPEG2000	52.63	47.34	46.30	46.64	46.96	47.09
	SPIHT	52.21	47.51	49.91	49.97	51.11	51.79
HD	JPEG	58.16	65.58	67.46	67.08	66.95	69.95
	JPEG2000	64.25	73.27	73.83	78.63	78.55	78.32
	SPIHT	55.65	73.91	75.09	75.13	75.38	75.65

Табела 4.6 - *PR* вредности добијене применом *Sanny* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	17.16	24.53	27.49	27.54	27.51	27.51
	JPEG2000	19.63	26.24	27.31	27.58	27.58	27.58
	SPIHT	20.08	25.82	27.10	27.55	27.68	27.59
MD	JPEG	10.95	12.10	13.21	12.90	13.20	13.32
	JPEG2000	12.79	13.24	13.08	13.21	13.39	13.71
	SPIHT	12.99	13.24	13.44	13.47	13.52	13.76
HD	JPEG	12.85	12.85	14.06	14.08	14.02	14.11
	JPEG2000	11.91	13.50	13.53	14.17	14.05	14.28
	SPIHT	12.29	13.38	13.52	13.96	14.13	14.21

4.2. Резултати анализе применом *LoG* детектора ивица

У Табели 4.7, Табели 4.8 и Табели 4.9 дате су *F*, *FoM* и *PR* вредности, респективно, добијене применом *LoG* детектора ивица над сликама са различитим бројем детаља компресоване различитим алгоритмима. *LoG* детектор је дао најбоље резултате када је број детаља у слици мали. Међутим, види се да су вредности параметара ниже када је број детаља у слици средњи и велики при *BPP*-у 0.1, али вредности нису много порасле даљим повећањем *BPP*-а од 0.3 па навише.

Табела 4.7 - *F* вредности добијене применом *LoG* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	21.46	31.98	33.07	32.77	32.72	32.72
	JPEG2000	28.82	31.67	32.24	32.73	32.73	32.73
	SPIHT	29.10	31.89	32.50	32.77	32.77	32.84
MD	JPEG	16.22	17.99	18.45	18.55	18.83	18.89
	JPEG2000	18.61	18.38	18.54	18.61	18.84	18.98
	SPIHT	18.49	18.45	18.51	18.55	18.98	18.85
HD	JPEG	17.78	18.78	18.99	19.06	19.08	19.21
	JPEG2000	15.57	18.56	18.63	19.18	19.16	19.22
	SPIHT	16.48	18.26	18.70	18.86	18.96	19.04

Табела 4.8 - *FOM* вредности добијене применом *LoG* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	74.29	89.92	90.11	90.07	90.72	90.06
	JPEG2000	89.49	90.02	90.09	90.09	90.09	90.09
	SPIHT	89.25	90.01	90.02	90.09	90.08	90.11
MD	JPEG	53.66	55.71	56.54	56.20	57.44	57.72
	JPEG2000	57.94	59.15	59.40	57.18	57.38	59.55
	SPIHT	69.19	59.70	59.13	57.55	59.71	60.69
HD	JPEG	78.42	79.42	80.88	81.50	81.54	81.86
	JPEG2000	64.75	77.07	79.16	80.79	80.80	80.88
	SPIHT	64.04	76.20	79.13	80.10	80.64	80.82

Табела 4.9 - *PR* вредности добијене применом *LoG* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	13.66	25.51	24.71	24.37	24.31	24.31
	JPEG2000	20.25	23.18	23.79	24.33	24.33	24.33
	SPIHT	20.52	23.42	24.08	24.37	24.39	24.42
MD	JPEG	9.68	10.97	11.31	11.39	11.60	11.65
	JPEG2000	11.43	11.26	11.38	11.42	11.61	11.76
	SPIHT	11.34	11.31	11.36	11.36	11.71	11.91
HD	JPEG	10.81	11.56	11.72	11.77	11.78	11.92
	JPEG2000	9.22	11.40	11.45	11.87	11.77	11.94
	SPIHT	9.86	11.17	11.50	11.62	11.70	11.76

4.3. Резултати анализе применом *Sobel* детектора ивица

У Табели 4.10, Табели 4.11 и Табели 4.12 дате су *F*, *FoM* и *PR* вредности, респективно, добијене применом *Sobel* детектора ивица над сликама са различитим бројем детаља компресоване различитим алгоритмима. *Sobel* детектор је дао добре резултате када је у питању мали и средњи број детаља у слици. Код великог броја детаља резултати су лоши при nižем *BPP*-у.

Табела 4.10 - *F* вредности добијене применом *Sobel* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	20.18	33.95	34.40	34.29	34.34	34.34
	JPEG2000	31.49	33.84	34.18	34.33	34.33	34.33
	SPIHT	30.99	33.83	34.42	34.34	34.41	34.56
MD	JPEG	17.81	22.61	23.31	23.75	23.89	23.77
	JPEG2000	20.33	22.84	23.32	23.47	23.49	23.76
	SPIHT	20.25	22.80	23.36	23.65	23.62	23.89
HD	JPEG	11.62	15.85	17.15	17.62	17.79	18.07
	JPEG2000	12.88	17.28	17.65	18.00	17.98	18.18
	SPIHT	13.44	17.44	17.82	18.18	18.11	18.14

Табела 4.11 - *FoM* вредности добијене применом *Sobel* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	68.69	88.86	89.32	89.47	89.50	89.50
	JPEG2000	85.54	88.94	89.36	89.38	89.37	89.38
	SPIHT	84.90	88.98	89.33	89.40	89.44	89.56
MD	JPEG	68.37	77.33	79.56	81.89	80.88	81.01
	JPEG2000	67.29	77.80	79.80	80.68	80.89	80.98
	SPIHT	66.28	77.92	79.28	80.57	80.80	81.08
HD	JPEG	48.64	57.85	60.82	62.73	64.66	63.77
	JPEG2000	46.09	59.73	61.93	63.32	63.61	63.97
	SPIHT	46.98	60.32	61.46	63.03	63.37	63.77

Табела 4.12 - *PR* вредности добијене применом *Sobel* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	12.64	25.70	26.22	26.10	26.15	26.15
	JPEG2000	22.98	25.58	25.96	26.13	26.13	26.13
	SPIHT	22.45	25.56	26.25	26.15	26.27	26.29
MD	JPEG	10.83	14.61	15.20	15.58	15.70	15.59
	JPEG2000	12.76	14.80	15.20	15.33	15.35	15.58
	SPIHT	12.69	14.77	15.24	15.49	15.57	15.69
HD	JPEG	6.58	9.42	10.35	10.70	10.82	11.03
	JPEG2000	7.39	10.45	10.72	10.98	10.96	11.11
	SPIHT	7.77	10.56	10.84	11.11	11.06	11.09

4.4. Резултати анализе применом *Prewitt* детектора ивица

У Табели 4.13, Табели 4.14 и Табели 4.15 дате су *F*, *FoM* и *PR* вредности, респективно, добијене применом *Prewitt* детектора ивица над сликама са различитим бројем детаља компресоване различитим алгоритмима. *Prewitt* оператор бележи добре резултате када је у питању *JPEG2000* и *SPIHT* алгоритам, а код малог броја детаља чак и када је број бита по пикселу мали.

Табела 4.13 - *F* вредности добијене применом *Prewitt* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	18.52	33.93	34.54	34.49	34.62	34.62
	JPEG2000	31.71	34.10	31.40	34.50	34.50	34.52
	SPIHT	31.01	34.02	34.53	34.57	34.67	34.75
MD	JPEG	17.87	22.73	23.39	23.87	24.06	23.79
	JPEG2000	20.40	22.91	23.34	23.66	23.65	24.02
	SPIHT	20.37	22.91	23.34	23.64	23.67	23.74
HD	JPEG	11.72	15.87	17.15	17.78	17.98	18.05
	JPEG2000	12.92	17.39	17.97	18.05	18.04	18.15
	SPIHT	13.47	17.62	17.98	18.06	18.15	18.33

Табела 4.14 - *FoM* вредности добијене применом *Prewitt* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	68.12	88.72	89.30	89.42	89.46	89.47
	JPEG2000	85.62	89.09	89.29	89.36	89.36	89.36
	SPIHT	85.02	88.82	89.22	89.31	89.40	89.44
MD	JPEG	68.08	77.44	79.36	81.68	80.80	81.03
	JPEG2000	67.51	77.78	79.68	80.69	81.05	81.79
	SPIHT	66.56	77.94	79.18	80.66	80.72	80.86
HD	JPEG	48.76	57.13	60.49	62.61	64.00	64.13
	JPEG2000	46.25	59.53	61.77	63.14	62.97	63.23
	SPIHT	47.20	60.28	61.51	62.89	62.71	63.25

Табела 4.15 - *PR* вредности добијене применом *Prewitt* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	11.36	25.68	26.38	26.32	26.48	26.50
	JPEG2000	23.21	25.87	26.22	26.33	26.33	26.33
	SPIHT	22.47	25.78	26.31	26.42	26.55	26.59
MD	JPEG	10.88	14.71	15.27	15.68	15.84	15.60
	JPEG2000	12.82	14.86	15.22	15.50	15.49	15.88
	SPIHT	12.79	14.86	15.30	15.48	15.51	15.57
HD	JPEG	6.63	9.43	10.35	10.81	10.96	11.04
	JPEG2000	7.42	10.53	10.95	11.01	11.00	11.19
	SPIHT	7.79	10.69	10.96	11.02	11.09	11.00

4.5. Резултати анализе применом *Roberts* детектора ивица

У Табели 4.16, Табели 4.17 и Табели 4.18 дате су *F*, *FoM* и *PR* вредности, респективно, добијене применом *Roberts* детектора ивица над сликама са различитим бројем детаља компресоване различитим алгоритмима. Када је у питању мали број детаља у слици, па и већим делом када је средњи број детаља у слици, *Roberts* оператор бележи најбоље резултате када се користи *JPEG2000* и *SPIHT* алгоритам.

Табела 4.16 - *F* вредности добијене применом *Roberts* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	20.64	43.98	46.85	46.64	46.69	46.69
	JPEG2000	38.21	45.22	46.86	46.55	46.55	46.61
	SPIHT	37.63	45.90	46.70	46.60	46.73	46.69
MD	JPEG	18.42	31.08	32.71	33.95	35.03	35.24
	JPEG2000	24.46	31.33	25.83	34.94	35.25	35.78
	SPIHT	24.51	31.36	34.32	35.01	35.25	35.42
HD	JPEG	12.78	14.06	14.81	15.11	14.55	17.05
	JPEG2000	11.03	14.16	15.77	17.48	17.74	17.98
	SPIHT	13.47	17.62	17.98	18.06	18.15	18.33

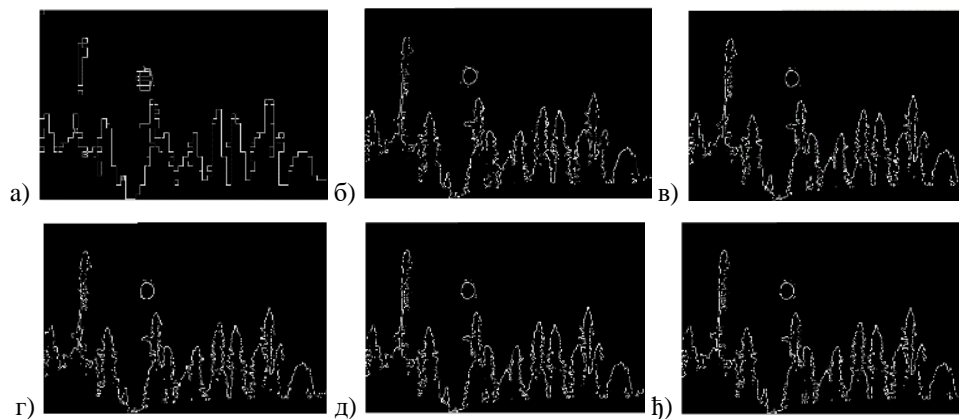
Табела 4.17 - *FoM* вредности добијене применом *Roberts* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	69.50	90.55	91.62	91.69	91.73	91.73
	JPEG2000	82.01	90.38	91.59	91.66	91.66	91.66
	SPIHT	80.93	90.79	91.50	91.72	91.72	91.66
MD	JPEG	66.86	75.36	76.53	80.48	80.44	81.11
	JPEG2000	58.17	72.75	79.08	80.21	80.14	81.01
	SPIHT	56.63	71.30	78.51	79.89	80.17	80.24
HD	JPEG	47.90	52.59	52.61	53.27	54.00	56.67
	JPEG2000	32.82	45.35	52.80	57.17	58.30	59.94
	SPIHT	47.20	60.28	61.51	62.89	62.71	63.25

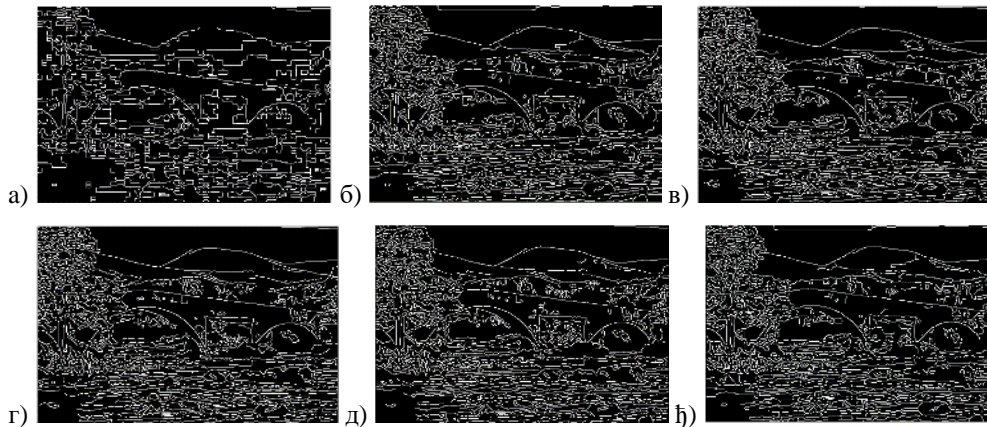
Табела 4.18 - *PR* вредности добијене применом *Roberts* детектора ивица.

	BPP	0.1	0.3	0.5	1	1.5	3
LD	JPEG	13.01	39.55	44.07	43.70	43.79	43.79
	JPEG2000	30.92	41.27	44.09	43.54	43.54	43.54
	SPIHT	30.16	42.42	43.81	43.64	43.76	43.61
MD	JPEG	11.29	22.55	24.31	25.70	26.96	27.21
	JPEG2000	16.19	22.81	25.83	26.85	27.22	27.46
	SPIHT	16.23	22.84	26.13	26.94	27.22	27.29
HD	JPEG	7.33	8.18	8.69	8.90	8.51	10.27
	JPEG2000	6.20	8.25	9.36	10.59	10.79	10.88
	SPIHT	7.79	10.69	10.96	11.02	11.09	11.11

Из досадашњих резултата се могло видети како компресија и различите вредности *BPP* утичу на квалитет. Може се закључити да *BPP* утиче на детекцију ивица као и број детаља у слици. *Roberts* оператор се показао као добро решење али када је број детаља у слици мали или средњи. *Canny* оператор налази своју примену када је број детаља у слици велики. Из тог разлога, на Слици 4.15 приказана је визуелна представа детекција ивица применом *Roberts* оператора. Детекција је приказана за слику која је компресована *JPEG* компресијом. Обзиром на то да се *Canny* оператор показао као веома добро решење када је број детаља у слици велик чак и при нижим вредностима *BPP*, на Слици 4.16 је приказана визуелна представа детекција ивица применом овог оператора.



Слика 4.15 - *Roberts* детекција *LD* слике са *JPEG* компресијом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.



Слика 4.16 - *Canny* детекција *HD* слике са *JPEG* компресијом при *BPP*: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, ж)

3.

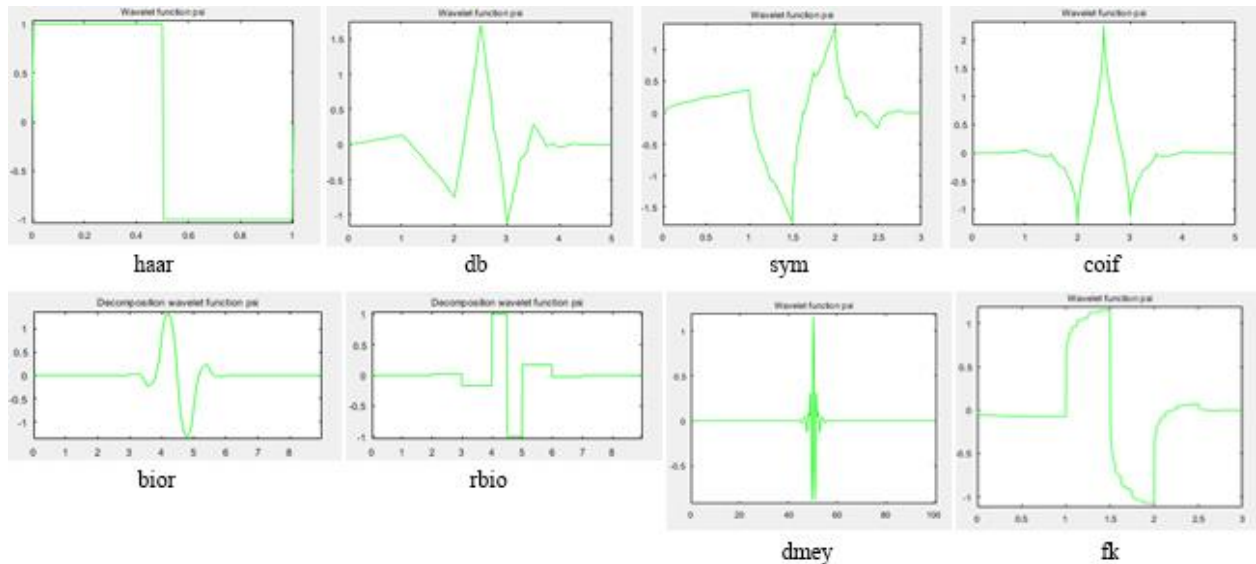
4.6. Анализа утицаја *wavelet* декомпозиције (компресије) на детекцију ивица

У овој секцији извршена је анализе компресије, односно утицаја декомпозиције различитих *wavelet* трансформација на детекцију ивице коришћењем одговарајућих оператора над сликама различите комплексности. Такође, као и у претходној секцији за анализу коришћене слике из *BSD* базе са њиховим одговарајућим *GroundTruth*-ом. Категоризација слика на мали, средњи и велики број детаља је извршена на исти начин као у претходној секцији. Над овим сликама су примењена три нивоа декомпозиције са осам *wavelet* трансформација и пет оператора за детекцију ивица. За објективну меру квалитета детекције ивице коришћени су исти параметри као у претходној секцији.

Wavelet трансформација представља вишрезолуцијско приказивање сигнала. *Wavelet* трансформација се разликује од Фуријерове трансформације по томе што се сигнал истовремено приказује у временском и фреквенцијском домену. Дискретна *wavelet* трансформација (*DWT*) разлаже сигнал на фреквенцијске компоненте које је потом могуће обрађивати и то у одређеном тренутку. Процес се своди на декомпозицију, односно на сукцесивно разлагање високофреквентне компоненте (детаље) и нискофреквентне компоненте (апроксимације). *DWT* може имати више нивоа декомпозиције, где се на сваком новом нивоу врши разлагање апроксимација са претходног нивоа на детаље и апроксимације вишег нивоа [109, 110].

Постоји више *wavelet* фамилија као што су: *Daubechies wavelet (db2)*, *Haar wavelet*, *Symlets wavelet (sym)*, *Coiflets wavelet (coif)*, *Biorthogonal wavelet (bior1.3)*,

Reverse Biorthogonal wavelet (rbio1.3), дискретна апроксимација функције *Meyer wavelet (dmey)*, *Fejer-Korovkin wavelet (fk)*, и друге [111]. У зависности од анализе слике или неке апликације потребно је разумети сваки да би се одабрао прави *wavelet*. На Слици 4.17, коришћењем *Matlab (Wavelet Toolbox-a)*, дате су *wavelet* функције које су употребљене у овом поглављу.



Слика 4.17 - *Wavelet* фамилија.

Анализа је урађена тако што је над сликама са различитим бројем детаља применом различитих *wavelet*-а са подразумеваним вредностима (*haar*, *db2*, *sym*, *coif*, *bior1.3*, *rbio1.3*, *dmey*, *fk*) урађена *wavelet* трансформација до трећег нивоа декомпозиције. Након урађене декомпозиције, на сва три нивоа урађена је детекција ивица коришћењем различитих оператора (*Canny*, *LoG*, *Prewitt*, *Sobel*, *Roberts*) и израчунате су објективне мере ради поређења перформанси.

На Слици 4.18, Слици 4.19 и Слици 4.20 приказани су примери слике са малим, средњим и великим бројем детаља, респективно, над којима је примењена *haar wavelet* трансформација. На Слици 4.21, Слици 4.22 и Слици 4.23 приказани су примери слика над којима је урађена детекција ивице помоћу *Canny* оператора за сва три нивоа декомпозиције и *haar wavelet* трансформација. Приказане слике су само пример једне *wavelet* трансформације и једног оператора за детекцију ивице. Над анализираним сликама које се састоје из различитог броја детаља урађене су и остале *wavelet* трансформације за различите операторе детекције ивице.



Слика 4.18 - Пример слике са малим бројем детаља где је примењена *haar wavelet* трансформација за три нивоа декомпозиције.



Слика 4.19 - Пример слике са средњим бројем детаља где је примењена *haar wavelet* трансформација за три нивоа декомпозиције.



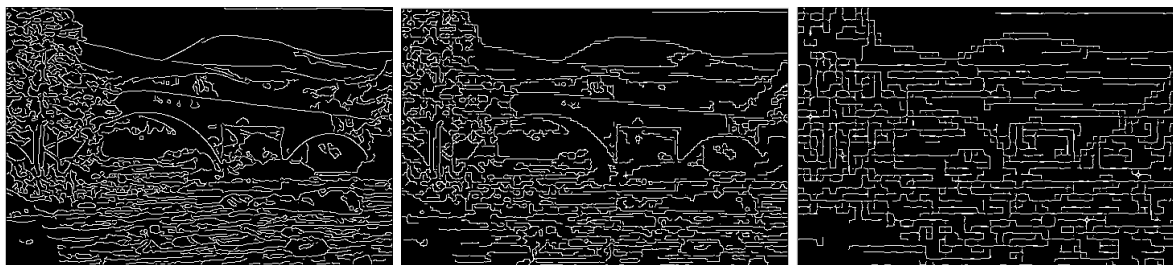
Слика 4.20 - Пример слике са великим бројем детаља где је примењена *haar wavelet* трансформација за три нивоа декомпозиције.



Слика 4.21 - Пример слике са малим бројем детаља где је примењен *Canny* оператор за детекцију ивица за три нивоа декомпозиције *haar wavelet*.



Слика 4.22 - Пример слике са средњим бројем детаља где је примењен *Canny* оператор за детекцију ивица за три нивоа декомпозиције *haar wavelet*.



Слика 4.23 - Пример слике са великим бројем детаља где је примењен *Canny* оператор за детекцију ивица за три нивоа декомпозиције *haar wavelet*.

У Табели 4.19, Табели 4.20 и Табели 4.21 дате су добијене вредности *PSNR*-а када су примењене различите *wavelet* трансформације за три нивоа декомпозиције. Из добијених резултата се може видети да повећањем нивоа декомпозиције долази до деградације квалитета у слици и да након другог нивоа субјективна процена слике је незадовољавајућа, али да се и даље могу извући корисне информације као што су сегментација и детекција ивица. Међутим, поменуте корисне информације могу се извући само код слика са малим бројем детаља, где се види из Табеле 4.19 да за трећи ниво декомпозиције вредности су око 30 dB што је задовољавајуће [97, 112, 113].

Табела 4.19 - *PSNR* [dB] вредности добијене применом различитих *wavelet* трансформација и нивоа декомпозиције на *LD* слику.

#238011	Level 1	Level 2	Level 3
haar	37.96	33.21	30.29
db2	39.88	35.03	31.41
sym	39.88	35.03	31.41
coif	40.09	34.84	31.69
bior1.3	37.80	33.27	29.29
rbio1.3	40.58	35.33	31.71
dmey	41.71	35.68	32.31
fk	38.83	34.15	30.61

Табела 4.20 - *PSNR* [dB] вредности добијене применом различитих *wavelet* трансформација и нивоа на *MD* слику.

#245051	Level 1	Level 2	Level 3
haar	26.15	22.54	20.30
db2	27.18	23.51	21.14
sym	27.18	23.51	21.14
coif	27.55	23.47	21.17
bior1.3	26.00	22.55	20.24
rbio1.3	27.49	23.74	21.28
dmey	28.31	24.02	21.51
fk	26.59	23.08	20.72

У Табели 4.20 и Табели 4.21, приказане су добијене вредности *PSNR*-а за средњи и велики број детаља на слици. Из добијених вредности се може приметити да је трећи

ниво декомпозиције потпуно незадовољавајући и да вредности пролазе и испод 20 dB, али да се из другог нивоа могу извући корисне информације.

Табела 4.21 - *PSNR* [dB] вредности добијене применом различитих *wavelet* трансформација и нивоа на *HD* слике.

#231015	Level 1	Level 2	Level 3
haar	23.93	20.67	18.72
db2	24.84	21.41	19.35
sym	24.84	21.41	19.35
coif	24.88	21.33	19.38
bior1.3	23.78	20.55	18.63
rbio1.3	24.99	21.49	19.50
dmey	25.57	21.73	19.64
<i>fk</i>	24.32	21.01	19.04

У Табели 4.22, Табели 4.23 и Табели 4.24 дате су *PR* вредности за слику са малим бројем детаља, слику са средњим бројем детаља и слику са великим бројем детаља, респективно. Подаци су приказани за пет врста оператора и осам врста трансформација. Из табела се може видети да у првом нивоу декомпозиције најбоље резултате даје *dmey wavelet*. У првом нивоу декомпозиције код малог броја детаља у слици најбоље резултате даје *Roberts* оператор, док у другом и трећем нивоу декомпозиције најбоље резултате даје *Canny* оператор. Смањење *PR* вредности са порастом нивоа је израженије код градијентних метода, нарочито код слика са већим бојем детаља, док је код Лапласових метода опадање мање.

Табела 4.22 - *PR* вредности за различите операторе и *wavelet* трансформације за слику са малим бројем детаља.

		haar	db2	sym	coif	bior1.3	rbio1.3	dmey	<i>fk</i>
Level 1	Canny	17.41	17.78	17.78	17.96	17.86	17.92	18.34	17.73
	LoG	16.24	16.74	16.74	16.56	16.59	16.52	16.79	16.49
	Prewitt	14.66	17.59	17.59	18.70	14.73	15.07	16.26	14.48
	Sobel	14.75	17.48	17.48	18.51	14.87	15.07	16.16	14.64
	Roberts	21.27	19.51	19.51	18.16	21.25	20.70	21.57	21.51
Level 2	Canny	17.31	16.12	16.12	15.54	17.84	15.83	15.92	16.57
	LoG	15.29	15.90	15.90	15.56	16.36	15.83	16.21	15.97
	Prewitt	15.29	15.62	15.62	17.53	15.71	14.12	11.77	15.60
	Sobel	15.38	15.53	15.53	17.40	17.08	14.16	11.77	15.70
	Roberts	17.42	14.48	14.88	14.98	17.42	14.01	15.92	17.22
Level 3	Canny	13.60	12.90	12.90	13.42	12.55	11.98	11.48	12.81
	LoG	18.73	13.59	13.59	13.49	18.78	11.64	8.22	17.94
	Prewitt	9.53	9.77	9.77	12.69	10.41	8.65	9.20	10.36
	Sobel	9.63	9.74	9.74	12.81	10.52	8.66	9.21	10.45
	Roberts	11.52	9.83	9.83	8.71	11.34	7.97	9.55	11.33

Табела 4.23 - *PR* вредности за различите операторе и *wavelet* трансформације за слику са средњим бројем детаља.

		haar	db2	sym	coif	bior1.3	rbio1.3	dmey	fk
Level 1	Canny	17.81	17.92	17.92	18.16	17.99	18.09	18.22	17.86
	LoG	14.85	15.12	15.12	15.06	14.97	15.03	15.42	14.96
	Prewitt	10.97	13.68	13.68	14.22	10.97	12.01	12.88	10.77
	Sobel	11.17	13.56	13.56	14.21	11.22	12.02	12.89	10.86
	Roberts	15.12	13.15	13.15	12.16	15.29	14.51	14.73	15.72
Level 2	Canny	16.84	16.77	16.77	15.92	17.56	16.26	16.67	16.75
	LoG	13.21	13.84	13.84	13.56	14.01	13.58	13.83	13.74
	Prewitt	11.65	12.21	12.21	14.02	11.65	10.83	9.07	12.33
	Sobel	11.79	12.18	12.18	13.96	11.86	10.84	9.01	12.39
	Roberts	13.53	9.90	9.90	9.61	13.40	10.65	10.29	13.60
Level 3	Canny	13.19	12.34	12.34	13.36	12.99	11.35	10.69	12.52
	LoG	14.60	10.75	10.75	9.67	15.01	8.80	6.56	14.05
	Prewitt	7.95	8.61	8.61	9.74	8.19	6.72	5.89	8.56
	Sobel	7.98	8.63	8.63	9.76	8.25	6.74	5.92	8.55
	Roberts	10.05	7.84	7.84	5.55	9.30	6.74	6.55	9.46

Табела 4.24 - *PR* вредности за различите операторе и *wavelet* трансформације за слику са великим бројем детаља.

		haar	db2	sym	coif	bior1.3	rbio1.3	dmey	fk
Level 1	Canny	17.25	17.89	17.89	17.71	17.52	17.56	18.06	17.46
	LoG	12.21	12.54	12.54	12.54	12.60	12.59	12.91	12.46
	Prewitt	6.00	8.31	8.31	8.93	6.00	6.77	7.46	6.24
	Sobel	6.12	8.20	8.20	8.83	6.00	6.71	7.48	6.30
	Roberts	8.12	5.72	5.72	4.78	8.24	7.13	5.99	8.34
Level 2	Canny	16.49	15.64	15.64	15.36	12.31	15.39	15.79	15.95
	LoG	10.21	10.46	10.46	10.49	11.63	10.34	10.56	10.61
	Prewitt	6.69	7.06	7.06	7.48	5.44	6.17	4.93	7.22
	Sobel	6.80	7.05	7.05	7.45	5.46	6.21	4.94	7.30
	Roberts	8.34	5.26	5.26	4.15	6.27	6.04	4.29	8.52
Level 3	Canny	12.85	12.35	12.35	12.23	16.78	11.06	10.40	12.10
	LoG	11.19	7.29	7.29	5.06	10.71	6.13	2.58	10.74
	Prewitt	5.04	5.72	5.72	4.97	6.90	4.14	2.69	5.78
	Sobel	5.08	5.70	5.70	4.97	7.03	4.17	2.72	5.75
	Roberts	6.73	4.36	4.36	2.38	8.39	3.73	2.59	6.33

У Табели 4.25, Табели 4.26 и Табели 4.27 дате су вредности F мере за слику са малим бројем детаља, слику са средњим бројем детаља и слику са великим бројем детаља, респективно. Код слике са малим бројем детаља повећањем нивоа долази до пораста вредности F мере код *haar*, *coif* и *fk wavelet* трансформације. Код *db2*, *sym* у првом и другом нивоу декомпозиције вредности су сличне док у трећем долази до повећања вредности. Код *bior1.3* и *rbio1.3* у првом и другом нивоу декомпозиције вредности су сличне или долази до малог повећања у зависности од оператора, док у трећем долази до пораста вредности. Код *dmey wavelet* трансформације долази до опадања код другог нивоа декомпозиције, док код у трећем нивоу долази поново до повећања, али су те вредности и даље ниже од вредности добијених у првом нивоу

декомпозиције. Најниже вредности добијене су за *LD* слике. Из добијених резултата може се видети да за *MD* слике највише вредности дају градијентни оператори док за *HD* слике дају Лапласови оператори.

Из Табеле 4.22, Табеле 4.23 и Табеле 4.24, односно из Табеле 4.25, Табеле 4.26 и Табеле 4.27 може се видети да највећи број *wavelet* трансформација даје најприближнију *PR* вредност, односно *F* мере као што даје *haar wavelet* трансформација.

Табела 4.25 - *F* вредности за различите операторе и *wavelet* трансформације за слику са малим бројем детаља.

		haar	db2	sym	coif	bior1.3	rbio1.3	dmey	fk
Level 1	Canny	0.0043	0.0040	0.0040	0.0052	0.0047	0.0050	0.0047	0.0043
	LoG	0.0049	0.0056	0.0056	0.0054	0.0053	0.0055	0.0060	0.0051
	Prewitt	0.0039	0.0055	0.0055	0.0055	0.0034	0.0041	0.0043	0.0053
	Sobel	0.0041	0.0056	0.0056	0.0054	0.0037	0.0037	0.0045	0.0053
	Roberts	0.0050	0.0032	0.0032	0.0040	0.0049	0.0035	0.0022	0.0046
Level 2	Canny	0.0066	0.0049	0.0049	0.0052	0.0066	0.0046	0.0045	0.0058
	LoG	0.0064	0.0077	0.0077	0.0079	0.0080	0.0071	0.0122	0.0063
	Prewitt	0.0067	0.0045	0.0045	0.0095	0.0061	0.0052	0.0033	0.0076
	Sobel	0.0065	0.0046	0.0046	0.0098	0.0066	0.0052	0.0033	0.0073
	Roberts	0.0072	0.0052	0.0052	0.0066	0.0072	0.0048	0.0031	0.0065
Level 3	Canny	0.0107	0.0107	0.0107	0.0106	0.0099	0.0076	0.0054	0.0113
	LoG	0.0157	0.0131	0.0131	0.0135	0.0151	0.0086	0.0050	0.0144
	Prewitt	0.0066	0.0084	0.0084	0.0119	0.0080	0.0048	0.0038	0.0080
	Sobel	0.0067	0.0083	0.0083	0.0122	0.0078	0.0048	0.0039	0.0081
	Roberts	0.0078	0.0070	0.0070	0.0083	0.0084	0.0047	0.0045	0.0078

Табела 4.26 - *F* вредности за различите операторе и *wavelet* трансформације за слику са средњим бројем детаља.

		haar	db2	sym	coif	bior1.3	rbio1.3	dmey	fk
Level 1	Canny	0.0129	0.0142	0.0142	0.0130	0.0129	0.0132	0.0138	0.0127
	LoG	0.0116	0.0118	0.0118	0.0122	0.0119	0.0117	0.0127	0.0115
	Prewitt	0.0061	0.0085	0.0085	0.0084	0.0061	0.0066	0.0068	0.0070
	Sobel	0.0060	0.0089	0.0089	0.0085	0.0060	0.0064	0.0068	0.0072
	Roberts	0.0072	0.0067	0.0067	0.0051	0.0077	0.0066	0.0056	0.0077
Level 2	Canny	0.0143	0.0126	0.0126	0.0135	0.0139	0.0113	0.0154	0.0117
	LoG	0.0121	0.0119	0.0119	0.0111	0.0108	0.0108	0.0128	0.0095
	Prewitt	0.0081	0.0074	0.0074	0.0108	0.0086	0.0066	0.0061	0.0078
	Sobel	0.0084	0.0074	0.0074	0.0109	0.0084	0.0068	0.0059	0.0080
	Roberts	0.0108	0.0068	0.0068	0.0089	0.0100	0.0066	0.0047	0.0096
Level 3	Canny	0.0167	0.0138	0.0138	0.0157	0.0154	0.0121	0.0103	0.0156
	LoG	0.0170	0.0122	0.0122	0.0114	0.0157	0.0078	0.0054	0.0137
	Prewitt	0.0091	0.0085	0.0085	0.0125	0.0083	0.0062	0.0044	0.0094
	Sobel	0.0095	0.0086	0.0086	0.0125	0.0083	0.0060	0.0078	0.0094
	Roberts	0.0112	0.0078	0.0078	0.0083	0.0099	0.0055	0.0046	0.0102

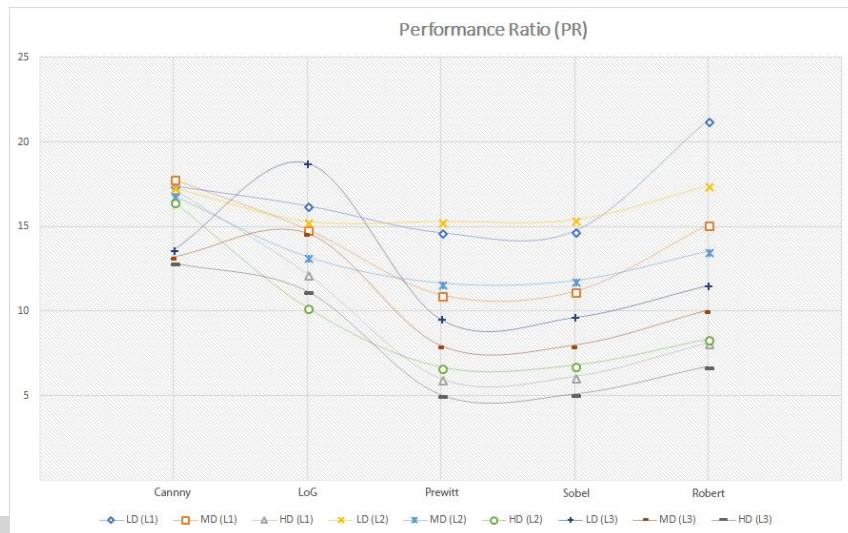
На Слици 4.24 дат је графички приказ промене *PR* вредности за различите нивое, операторе и број детаља у слици добијеним коришћењем *haar wavelet* трансформације. Са Слике 4.21 се може видети да *Canny* оператор даје приближно исте вредности за први

и други ниво декомпозиције за слике са *LD*, *MD* и *HD*, док за трећи ниво сви типови слика дају приближно исте вредности. Код осталих оператора је знатно израженија разлика између *PR* вредности које се добијају за различите нивое декомпозиције и детаља у слици. Најниже *PR* вредности се добијају за *HD* слике за сва три нивоа декомпозиције. Најбоље вредности се добијају за слике са *LD* за први и други ниво декомпозиције осим за *LoG* оператор који најбоље вредности даје за *LD* слике на трећем нивоу. Са датог графика се може видети да је *LoG* оператор највише оптимизован за трећи ниво декомпозиције. Такође, може се видети да *Prewitt* и *Sobel* оператор дају идентичне *PR* вредности.

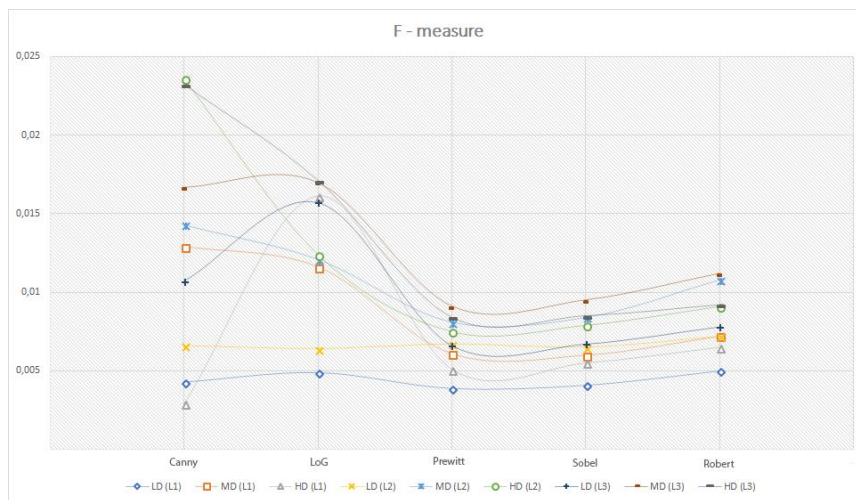
Табела 4.27 - *F* вредности за различите операторе и *wavelet* трансформације за слику са великим бројем детаља.

		haar	db2	sym	coif	bior1.3	rbio1.3	dmey	fk
Level 1	Canny	0.0229	0.0234	0.0234	0.0233	0.0231	0.0234	0.0238	0.0234
	LoG	0.0161	0.0152	0.0152	0.0160	0.0158	0.0169	0.0161	0.0163
	Prewitt	0.0051	0.0086	0.0086	0.0098	0.0051	0.0057	0.0074	0.0065
	Sobel	0.0055	0.0087	0.0087	0.0096	0.0051	0.0056	0.0075	0.0063
	Roberts	0.0065	0.0081	0.0081	0.0034	0.0065	0.0058	0.0041	0.0068
Level 2	Canny	0.0236	0.0202	0.0202	0.0214	0.0172	0.0192	0.0219	0.0193
	LoG	0.0124	0.0146	0.0146	0.0129	0.0149	0.0139	0.0123	0.0137
	Prewitt	0.0075	0.0057	0.0057	0.0088	0.0056	0.0054	0.0040	0.0065
	Sobel	0.0079	0.0058	0.0058	0.0088	0.0060	0.0055	0.0040	0.0064
	Roberts	0.0091	0.0054	0.0054	0.0040	0.0072	0.0052	0.0031	0.0074
Level 3	Canny	0.0232	0.0214	0.0214	0.0211	0.0196	0.0154	0.0143	0.0175
	LoG	0.0171	0.0113	0.0113	0.0083	0.0133	0.0073	0.0026	0.0128
	Prewitt	0.0084	0.0075	0.0075	0.0075	0.0059	0.0041	0.0019	0.0067
	Sobel	0.0085	0.0076	0.0076	0.0077	0.0062	0.0043	0.0020	0.0066
	Roberts	0.0092	0.0051	0.0051	0.0042	0.0075	0.0031	0.0017	0.0062

На Слици 4.25 дат је графички приказ промене *F* вредности за различите нивое декомпозиције, операторе и број детаља у слици добијене коришћењем *haar wavelet* трансформације. Са дате слике се може видети да се оператори засновани на градијентној методи детекције ивица (*Prewitt*, *Sobel* и *Robert*) понашају приближно идентично за *F* вредности. Највише *F* вредности се добијају за *MD* слике на трећем нивоу декомпозиције, а најниже вредности за *LD* слике на сва три нивоа. Оператори *Canny* и *LoG* се различито понашају у односу на операторе са градијентном методом детекцијом ивица. *Canny* оператор највише *F* вредности даје за *HD* слике на другом и трећем нивоу декомпозиције, а најниже за *HD* слике на првом нивоу декомпозиције и *LD* слике на првом и другом нивоу декомпозиције. Такође, *Canny* и *LoG* оператор дају *F* вредности са највишим разликама за слике са различитим бројем детаља.



Слика 4.24 - Вредности PR -а за *haar wavelet* трансформацију.



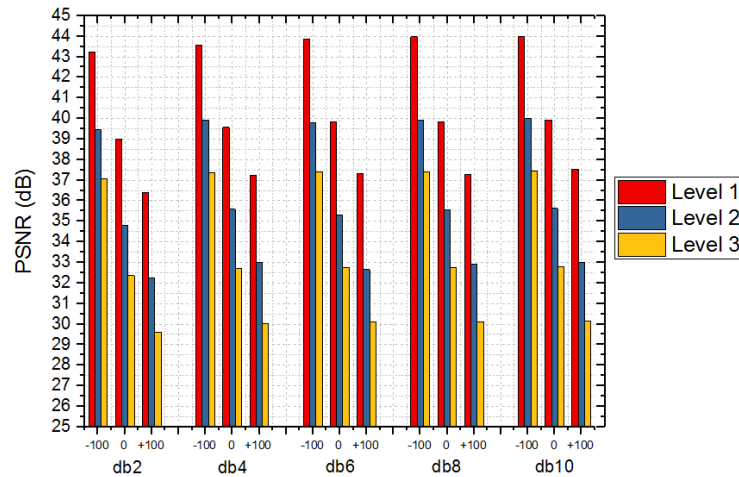
Слика 4.25 - Вредности F мера за *haar wavelet* трансформацију.

4.7. Детекција ивица над сликама са различитим бројем детаља и осветљењем компресоване *wavelet* трансформацијом

Обзиром на то да се у системима који су реализовани у пракси, нарочито код телевизијских система, промена осветљења у слици је веома честа појава. Из тог разлога над поменутих сликама извршена је анализа и при различитом осветљењу и то: ниско (-100), изворна слика или нормално (0) и високо осветљење (+100). Дакле, изворна слика је тестирана у условима различитог осветљења и над таквим сликама је вршена детекција ивица и анализа. Када је осветљење ниско (-100) то значи да су сви пиксели умањени за интензитет 100, док када је високо (+100), онда су сви пиксели у слици увећани за вредност 100. Када је осветљење нормално (0) то подразумева изворну слику,

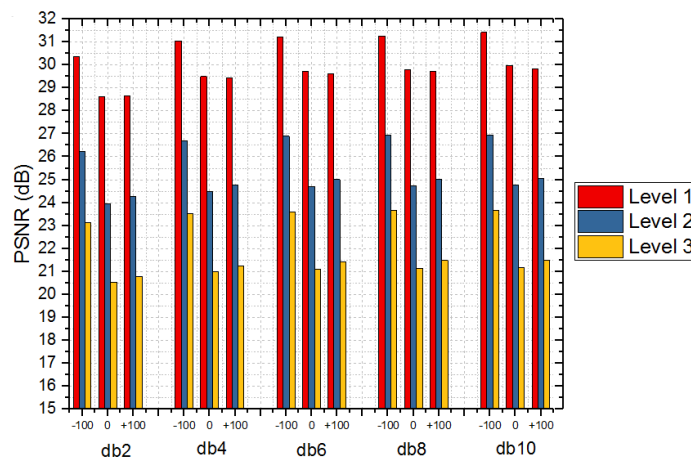
односно без да се врши промена интензитета пиксела. У поглављу 4.6 се могло видети како различите *wavelet* трансформације и компресија утичу на детекцију ивица, међутим могло се и видети понашање тих трансформација и који су проблеми. Како би се неки проблеми превазишли, као на пример када приликом компресије имамо слику која има линеарне компоненте, односно ако се суседни пиксели повећавају линеарно и онда трансформација као што је *harr* ће анулирати те пикселе. Овај, али и сложеније проблеме решила је трансформација *Daubechies wavelet* [114] па ће се у овом поглављу користити *Daubechies wavelet* и то од 2. до 10. реда, односно од 2. до 10. коефицијента који дефинише моменте нестајања (*vannish moment*) [115]. *Daubechies* је ортогонални талас и обично се користе *db1* до *db10*. Број индекса се односи на број N коефицијената. Сваки талас има број нула момената или момената нестајања једнак половини броја коефицијената. На пример, *D2* има један момент нестајања, *D4* има два, итд. Момент нестанка ограничава способност таласа да представи полиномско понашање или информације у сигналу. На пример, *D2* са једним моментом нестајања лако кодира полиноме једног коефицијента или константне компоненте сигнала. *D4* кодира полиноме са два коефицијента, односно константну и линеарну компоненту сигнала, итд [114, 115].

На Слици 4.26 дате су *PSNR* вредности за три нивоа декомпозиције за слику са малим бројем детаља. Приказани су резултати за три нивоа осветљења при повећању реда *db wavelet*-а. Са Сlike 4.26 се може видети да порастом нивоа декомпозиције *PSNR* у великој мери опада. Како је *db* већи, тако и *PSNR* расте код свих нивоа декомпозиције. Код слике са малим бројем детаља осветљене је знатно деградирало слику, па тако у свим случајевима *db2* до *db10*, види се да су најбоље *PSNR* вредности добијене за осветљење -100. Упоредјујући резултате када се ред *db* повећава, односно када се моменат нестајања повећава, у случају када је *db4* и осветљење на нули, једино је ниво 2 дао боље *PSNR* вредности у односу на остале, у свим осталим комбинацијама повећањем светлости *PSNR* опада. Обзиром да су вредности трећег нивоа декомпозиције око 30 dB, слике у том нивоу су прихватљивог квалитета за даљу обраду.



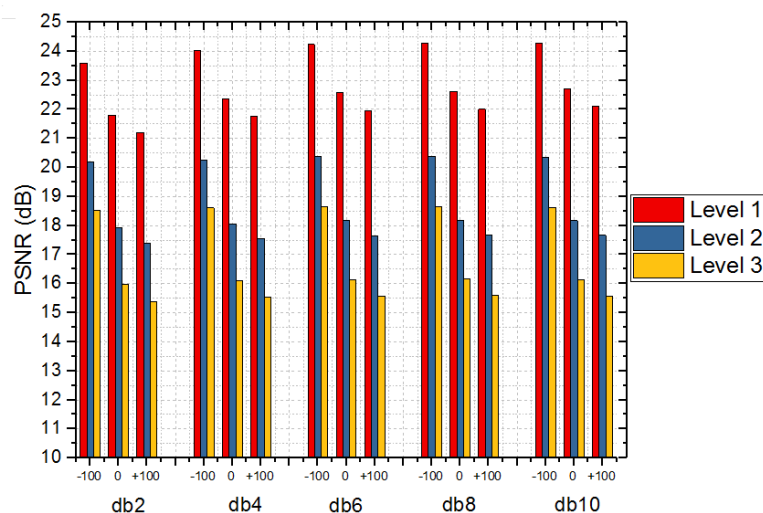
Слика 4.26 - $PSNR$ [dB] вредности за три нивоа декомпозиције за LD слике.

На Слици 4.27 дате су $PSNR$ вредности за три нивоа декомпозиције за слику са средњим бројем детаља. Приказани су резултати за три нивоа осветљења при повећању реда db wavelet-а. Такође, и у овом случају повећањем нивоа декомпозиције $PSNR$ знатно опада. Повећањем db реда са 2 на 10, $PSNR$ расте. У овом случају, када је осветљење било на -100 добијене су најбоље $PSNR$ вредности које су прихватљиве за даљу обраду. Међутим, види се да даљим повећањем осветљења са 0 на +100 добијене су скоро идентичне вредности за случај када је било 0 па затим +100, али вредности су мало боље за случај када је осветљење на +100. Упоредијујући са резултатима приказаним на Слици 4.26, боље вредности за сва три нивоа при осветљењу 0 и +100 добијене су боље вредности када је осветљење било на нули, док је код слике са малим бројем детаља то био случај за осветљене +100. Вредности добијене код првог нивоа декомпозиција при свим осветљењима је прихватљивог нивоа док су други и трећи ниво на граници прихватљивог.



Слика 4.27 - $PSNR$ [dB] вредности за три нивоа декомпозиција за MD слике.

На Слици 4.28 дате су $PSNR$ вредности за три нивоа декомпозиције за слику са великим бројем детаља. Најбоље вредности добијене су при осветљењу -100 док даљим порастом $PSNR$ знатно опада код сва три нивоа декомпозиције. Повећавањем момента нестајања, односно реда db *wavelet*-а добијају се више $PSNR$ вредности али опадање је и даље присутно при повећању осветљења. Када је осветљење на нули, добијене вредности другог и трећег нивоа нису прихватљиве за обраду, док први ниво при свим осветљењима је на граници прихватљивог. Упоредјујући са случајем за слику са малим и средњим бројем детаља, у овом случају и у случају са малим бројем детаља повећањем осветљења добијене су ниже вредности, док код слике са средњим бројем детаља најбоље вредности даје при -100 осветљењу али осветљење $+100$ даје боље $PSNR$ вредности од осветљења 0 .



Слика 4.28 - $PSNR$ [dB] вредности за три нивоа декомпозиција за HD слике.

У Табели 4.28, Табели 4.29 и Табели 4.30 дате су вредности објективних мера F , FoM и PR добијене за пет детектора ивица над сликом са малим бројем детаља док је осветљење било слабо (-100), нормално или изворно (0) и јако ($+100$), респективно. Слике су компресоване *wavelet* трансформацијом до трећег нивоа коришћењем db од другог до десетог реда. Подебљаним фонтом (болдовано) означене су највише вредности у том нивоу, односно најгоре, док су црвеном бојом означене најниже вредности.

На основу добијених резултата приказаних у поменутих табелама види се да су вредности знатно опале у трећем нивоу декомпозиције. Међутим, у неким случајевима квалитет је прихватљив и за детекцију ивица у трећем нивоу декомпозиције као што је и квалитет само оригиналне слике, што се може видети на Слици 4.26. При осветљењу 0 најбоље вредности су добијене коришћењем *Roberts* оператора, са разликом што су

вредности најбоље у првом нивоу. У првом и другом нивоу најгори резултати добијени су коришћењем *LoG* оператора. Међутим, у трећем нивоу, када је компресија највећа, најлошије резултати даје *Canny* оператор. Повећањем *db* реда од 2 до 10, у неким случајевима повећава добијене вредности док у другим деградира. Обзиром на то да је *Roberts* оператор дао најбоље резултате детекције ивица при осветљењу 0 и компресији до трећег нивоа, најбоља детекција је постигнута када је коришћен *db8* у првом док *db10* другом нивоу, а *db6* у трећем нивоу. У ситуацији када је осветљење +100, сва три нивоа *Roberts* бележи најбоље вредности детекције ивица. У првом нивоу *LoG* даје најлошије, док је у другом и трећем то случај са *Canny* оператором. У случају када је осветљење ниско (-100), промене детектора су сличне као при нормалном осветљењу.

Табела 4.28 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над *LD* сликом компресоване до трећег нивоа применом *db wavelet*-а при осветљењу 0.

		F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR
		db2			db4			db6			db8			db10		
Level 1	Canny	36.46	88.95	28.69	37.90	89.46	30.52	36.84	85.98	29.16	36.33	86.03	28.53	37.13	88.77	29.53
	LoG	31.07	88.16	22.53	31.32	89.21	22.80	31.12	82.92	22.59	30.04	83.60	21.47	31.10	89.78	22.57
	Prewitt	36.20	91.78	28.37	35.53	92.34	27.55	36.59	92.36	28.86	32.19	92.66	23.74	38.05	92.87	30.71
	Sobel	36.54	91.89	28.79	35.62	92.68	27.67	37.14	92.42	29.54	32.54	93.03	24.11	37.66	92.89	30.20
	Roberts	53.62	95.15	57.81	50.27	89.42	50.51	51.86	86.68	53.86	55.05	93.84	61.24	51.43	83.26	52.94
Level 2	Canny	27.77	61.73	19.22	24.61	51.31	16.32	20.31	40.21	12.74	18.92	31.97	11.67	19.38	36.05	12.02
	LoG	25.56	75.01	17.16	23.48	60.47	15.35	19.10	47.19	11.80	20.45	45.96	12.85	18.62	44.38	11.44
	Prewitt	26.88	82.18	18.38	28.55	88.82	19.98	28.47	88.65	19.90	33.81	89.07	25.53	27.85	88.68	19.30
	Sobel	26.38	82.78	17.91	28.38	88.82	19.81	28.15	88.58	19.59	33.26	88.98	24.92	27.77	88.72	19.22
	Roberts	29.85	82.95	21.28	35.02	89.83	26.95	39.70	91.02	32.93	44.79	91.28	40.56	43.28	91.88	38.16
Level 3	Canny	10.79	40.44	6.05	11.28	34.17	6.36	9.56	27.04	5.29	9.99	25.16	5.55	10.57	26.93	5.91
	LoG	12.83	42.38	7.36	14.85	79.20	8.72	13.19	47.31	7.60	14.82	48.13	8.70	14.38	48.65	8.40
	Prewitt	14.70	52.04	8.62	18.87	78.67	11.63	18.38	78.14	11.26	18.05	76.20	11.01	19.38	75.84	12.02
	Sobel	14.56	52.11	8.52	18.68	78.61	11.48	18.21	78.09	11.14	17.86	76.19	10.87	19.45	75.84	12.08
	Roberts	18.33	57.38	11.22	20.77	78.82	13.11	21.85	77.95	13.98	25.61	78.84	17.21	26.76	78.90	18.27

Табела 4.29 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над *LD* сликом компресоване до трећег нивоа применом *db wavelet*-а при осветљењу +100.

		F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR
		db2			db4			db6			db8			db10		
Level 1	Canny	31.28	70.14	22.76	33.13	77.39	24.77	29.67	62.06	21.10	32.21	71.57	23.76	33.36	74.98	25.04
	LoG	30.87	88.98	22.33	31.81	91.43	23.32	31.45	91.13	22.94	30.86	89.33	22.32	31.90	91.46	23.42
	Prewitt	35.68	91.42	27.74	34.86	91.57	26.76	35.55	91.81	27.58	30.98	91.66	22.44	36.56	91.82	28.82
	Sobel	35.63	91.46	27.63	34.84	91.64	26.74	35.75	91.81	27.83	31.29	92.33	22.77	36.09	91.85	28.23
	Roberts	49.84	94.25	49.67	47.77	90.21	45.73	49.23	86.45	48.49	52.46	94.71	55.18	48.45	84.79	46.99
Level 2	Canny	26.84	64.40	18.34	22.03	45.98	14.13	19.47	39.76	12.09	20.04	35.21	12.53	17.78	32.96	10.81
	LoG	25.89	76.83	17.47	23.26	60.18	15.16	18.85	46.69	11.61	20.68	45.84	13.04	18.89	43.89	11.18
	Prewitt	25.35	80.28	16.98	27.30	87.13	18.78	26.83	87.44	18.33	32.11	97.43	23.65	27.18	87.52	18.66
	Sobel	25.19	80.61	16.84	27.24	87.07	18.72	26.50	87.49	18.03	31.90	87.49	23.42	27.05	87.49	18.54
	Roberts	28.90	80.29	20.32	33.87	89.44	25.61	37.41	89.40	29.89	43.60	89.63	38.65	41.52	90.02	35.49
Level 3	Canny	11.10	42.28	6.24	11.69	36.62	6.62	10.42	30.74	5.82	10.94	29.76	6.14	11.03	30.00	6.20
	LoG	12.80	42.28	7.34	14.53	48.63	8.50	13.41	47.48	7.75	14.36	47.83	8.38	13.82	48.46	8.02
	Prewitt	13.64	51.38	7.90	17.74	77.13	10.78	17.68	77.13	10.74	16.88	74.74	10.15	18.82	75.97	11.59
	Sobel	13.59	51.37	7.86	17.81	77.03	10.83	17.67	77.17	10.73	16.79	74.74	10.09	18.82	75.80	11.59
	Roberts	17.97	56.02	10.95	20.42	78.53	12.83	22.11	77.52	14.19	24.28	75.50	16.03	26.15	77.78	17.71

Табела 4.30 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над *LD* сликом компресоване до трећег нивоа применом *db wavelet*-а при осветљењу -100.

		F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR
		db2			db4			db6			db8			db10		
Level 1	Canny	40.20	91.93	33.61	40.12	92.36	33.50	39.18	92.18	32.21	40.25	92.20	33.68	40.21	92.21	33.62
	LoG	28.54	75.59	19.96	28.75	76.66	20.18	28.21	72.39	19.65	27.26	69.72	18.74	27.92	72.42	19.37
	Prewitt	36.18	91.84	28.34	35.91	92.31	28.01	36.74	92.36	29.04	32.49	92.70	24.06	38.44	92.96	31.23
	Sobel	36.75	91.88	29.06	35.77	92.43	27.85	37.15	92.41	29.56	32.98	93.00	24.61	37.83	92.86	30.42
	Roberts	53.95	95.14	58.57	50.44	90.93	50.89	52.92	89.42	56.19	55.42	95.63	62.15	51.67	84.98	53.46
Level 2	Canny	31.31	74.93	22.79	26.42	56.93	17.96	22.21	46.77	14.28	21.91	38.98	14.03	20.53	39.35	12.92
	LoG	25.10	72.34	16.76	22.80	57.16	14.77	19.38	47.02	12.02	19.99	44.86	12.49	18.65	44.04	11.47
	Prewitt	27.00	82.80	18.49	28.98	88.79	20.40	28.50	88.71	19.93	34.03	89.01	25.79	28.58	88.82	20.01
	Sobel	26.75	83.63	18.26	28.78	88.87	20.20	28.35	88.63	19.78	33.89	89.06	25.63	28.31	88.63	19.75
	Roberts	29.83	84.08	21.26	35.62	90.81	27.67	40.10	90.86	33.47	45.51	91.62	41.77	43.31	91.86	38.20
Level 3	Canny	10.73	41.25	6.01	11.42	35.65	6.45	9.05	25.65	4.98	10.39	26.52	5.80	11.04	28.94	6.20
	LoG	12.96	42.56	7.45	14.68	49.39	8.60	13.45	47.59	7.77	14.91	48.62	8.79	14.37	49.46	8.39
	Prewitt	14.69	52.45	8.61	18.76	78.08	11.54	18.43	76.77	11.29	17.83	75.66	10.85	18.94	75.00	11.68
	Sobel	14.51	52.63	8.49	18.65	77.89	11.47	18.41	76.80	11.28	17.81	75.60	10.83	18.90	75.06	11.65
	Roberts	18.81	57.52	11.58	20.84	78.83	13.16	22.09	77.76	14.18	24.96	78.13	16.63	26.63	78.40	18.15

У Табели 4.31, Табели 4.32 и Табели 4.33 дате су вредности објективних мера *F*, *FoM* и *PR* добијене за пет детектора ивица над сликом са средњим бројем детаља када је осветљење било слабо (-100), нормално или изворно (0) и јако (+100), респективно. Сlike су компресоване *wavelet* трансформацијом до трећег нивоа декомпозиције коришћењем *db* од другог до десетог реда. Када је коришћен средњи број детаља у слици и при осветљењу 0, односно када је осветљење нормално (изворно), *Canny* оператор бележи најбоље резултате и то у сва три нивоа, што се може видети у табели 4.32. У првом нивоу *Prewitt* је дао најниже резултате, осим када је *db8*, док у другом и трећем нивоу *Roberts* даје најниже вредности. Када је осветљење +100, *Canny*, такође, бележи највише вредности у сва три нивоа, као што се може видети у Табели 4.32. За разлику од претходних случаја када је осветљене 0, у првом нивоу *Sobel* даје најниже вредности, док у остала два нивоа *Roberts* даје најниже вредности. Када је осветљене -100, *Canny* се показао као најбољи оператор за детекцију ивица. Као најлошији у првом нивоу се показао *Roberts* и *Prewitt*, док у другом и трећем нивоу најлошије резултате даје *Roberts*, што се може видети у Табели 4.33. У првом нивоу *Prewitt* даје ниже вредности од *Roberts* у случају *db4* и *db10*. Може се видети да при коришћењу слика са средњим бројем детаља за детекцију ивица једино се може користити *Canny* оператор, остали оператори дају веома ниске вредности.

Табела 4.31 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над *MD* сликом компресоване до трећег нивоа применом *db wavelet*-а при осветљењу 0.

		F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR
		db2			db4			db6			db8			db10		
Level 1	Canny	31.84	83.33	23.36	32.24	83.59	23.79	32.07	83.63	23.61	32.07	83.60	23.60	32.08	83.71	23.61
	LoG	23.37	76.36	15.25	23.55	76.98	15.40	23.49	77.00	15.35	23.58	77.22	15.43	23.71	77.23	15.54
	Prewitt	22.86	65.10	14.81	21.90	63.40	14.02	22.46	63.69	14.49	21.98	63.06	13.92	22.64	63.70	14.63
	Sobel	22.92	65.06	14.87	22.21	63.55	14.11	22.55	63.95	14.56	21.74	63.08	13.89	22.66	63.70	14.65
	Roberts	25.03	58.48	16.69	26.73	60.48	18.28	26.80	56.16	18.31	27.42	58.05	18.89	28.16	57.56	19.60
Level 2	Canny	29.48	80.27	20.91	29.95	80.26	21.38	29.74	80.96	21.17	29.82	80.92	21.25	29.96	81.20	21.39
	LoG	21.31	73.43	13.54	20.66	73.30	13.02	21.09	73.47	13.37	20.93	73.26	13.23	20.71	73.52	13.06
	Prewitt	20.49	60.83	12.88	16.97	55.99	10.22	16.00	55.32	9.53	15.83	54.35	9.40	16.36	55.12	9.78
	Sobel	20.46	60.84	12.87	16.91	56.06	10.18	16.06	55.35	9.57	15.81	54.46	9.39	16.29	55.18	9.73
	Roberts	15.27	54.33	9.01	15.74	50.26	9.34	15.78	46.03	9.37	15.49	43.30	9.17	16.15	43.97	9.63
Level 3	Canny	18.60	70.63	11.43	19.94	68.83	12.49	21.46	68.85	13.66	20.32	66.79	12.75	20.35	66.97	12.78
	LoG	13.43	61.50	7.75	11.10	51.33	6.24	8.77	44.32	4.81	8.11	41.31	4.41	7.59	39.28	4.10
	Prewitt	11.83	49.68	6.71	9.23	40.51	5.09	7.82	36.67	4.24	7.18	34.84	3.87	7.48	35.08	4.04
	Sobel	11.82	49.62	6.70	9.24	40.54	5.09	7.81	36.65	4.24	7.18	34.91	3.87	7.48	35.10	4.04
	Roberts	7.83	42.30	4.25	6.49	31.99	3.47	4.19	19.14	2.19	3.41	15.98	1.77	3.50	16.22	1.82

Табела 4.32 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над *MD* сликом компресоване до трећег нивоа применом *db wavelet*-а при осветљењу +100.

		F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR
		db2			db4			db6			db8			db10		
Level 1	Canny	32.64	82.87	24.23	32.54	82.92	24.12	32.37	82.89	23.93	32.45	83.09	24.02	32.60	83.08	24.18
	LoG	24.70	79.00	16.41	25.01	79.45	16.68	25.03	79.58	16.69	25.03	79.52	16.72	25.07	79.54	16.73
	Prewitt	23.77	69.99	15.59	22.69	68.02	14.68	23.22	69.05	15.04	22.89	68.18	14.84	23.66	68.47	15.50
	Sobel	23.74	69.85	15.57	22.58	68.03	14.58	23.21	69.06	15.01	22.75	68.06	14.73	23.64	68.67	15.48
	Roberts	24.37	62.10	16.11	26.32	64.10	17.86	26.22	59.56	17.77	26.90	61.83	18.40	27.32	59.94	18.80
Level 2	Canny	30.20	79.46	21.64	29.75	79.24	21.18	30.37	80.22	21.80	30.23	80.41	21.67	30.73	80.01	22.18
	LoG	22.54	75.53	14.55	21.79	75.35	13.93	22.20	76.07	14.27	21.98	75.59	14.08	21.70	76.10	13.86
	Prewitt	21.43	65.74	13.63	17.35	59.90	10.49	16.05	57.52	9.56	15.81	57.94	9.39	16.37	57.69	9.79
	Sobel	21.27	65.68	13.51	17.31	60.02	10.47	16.06	57.58	9.57	15.74	58.05	9.34	16.37	57.82	9.79
	Roberts	14.57	56.82	8.53	15.22	52.89	8.98	14.02	44.72	8.15	13.65	42.09	7.90	13.75	42.28	7.97
Level 3	Canny	18.83	68.28	11.60	20.30	66.78	12.73	21.57	68.68	13.75	21.08	67.31	13.35	20.41	67.78	12.82
	LoG	13.36	62.13	7.71	11.40	52.58	6.44	8.68	44.79	4.75	8.06	41.65	4.39	7.61	39.86	4.12
	Prewitt	12.27	52.21	7.00	8.96	41.03	4.92	7.12	34.34	3.83	5.92	31.77	3.15	6.23	31.74	3.32
	Sobel	12.22	52.03	6.96	8.97	41.20	4.93	7.09	34.49	3.81	5.93	31.76	3.15	6.25	31.79	3.33
	Roberts	7.49	43.66	4.05	5.54	29.41	2.93	2.99	15.80	1.54	2.37	13.00	1.21	2.57	12.54	1.32

Табела 4.33 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над *MD* сликом компресоване до трећег нивоа применом *db wavelet*-а при осветљењу -100.

		F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR
		db2			db4			db6			db8			db10		
Level 1	Canny	30.27	82.60	21.71	30.50	82.25	21.94	30.61	82.01	22.06	30.47	82.50	21.91	30.55	82.42	21.99
	LoG	21.44	72.36	13.65	21.57	72.84	13.75	21.59	73.01	13.77	21.63	73.08	13.80	21.67	73.22	13.83
	Prewitt	19.79	58.06	12.33	18.63	55.22	11.45	19.21	56.37	11.89	18.50	54.62	11.35	19.40	56.09	12.03
	Sobel	19.95	58.06	12.46	18.64	55.59	11.46	19.10	56.22	11.81	18.44	54.74	11.31	19.48	56.20	12.10
	Roberts	19.43	50.25	12.06	20.81	52.58	13.14	20.64	47.47	13.01	20.90	50.27	13.21	21.17	48.55	13.43
Level 2	Canny	27.58	76.43	19.04	27.84	77.16	19.29	27.65	77.61	19.10	28.94	78.20	19.71	28.17	78.73	19.61
	LoG	19.42	69.20	12.05	18.76	69.15	11.54	19.26	69.51	11.93	19.13	68.71	11.83	18.54	69.51	11.38
	Prewitt	17.26	54.68	10.43	13.81	48.63	8.01	12.62	46.66	7.22	12.37	46.03	7.06	12.63	46.65	7.23
	Sobel	17.17	54.90	10.37	13.75	48.54	7.97	12.66	46.98	7.25	12.37	46.08	7.06	12.63	46.65	7.23
	Roberts	12.39	46.95	7.07	12.49	42.76	7.13	10.80	36.24	6.05	10.47	32.46	5.85	10.62	33.10	5.94
Level 3	Canny	17.59	67.05	10.67	18.16	64.15	11.09	19.08	63.46	11.79	19.62	61.77	11.44	19.04	62.44	11.76
	LoG	12.51	58.30	7.15	10.5	48.55	5.77	8.51	41.91	4.65	7.79	39.52	4.23	7.31	37.44	3.94
	Prewitt	10.89	46.07	6.11	7.37	35.09	3.98	5.55	28.50	2.94	4.74	25.83	2.49	4.88	26.42	2.57
	Sobel	10.80	46.07	6.05	7.38	35.15	3.98	5.55	28.63	2.94	4.75	25.84	2.49	4.89	26.43	2.57
	Roberts	7.21	38.63	3.88	5.15	25.85	2.72	3.58	15.01	1.85	3.13	12.24	1.62	3.47	12.52	1.80

У Табели 4.34, Табели 4.35 и Табели 4.36 дате су вредности објективних мера F , FoM и PR добијене за пет детектора ивица над сликом са великим бројем детаља док је осветљење било слабо (-100), нормално или изворно (0) и јако (+100), респективно. Сlike су компресоване *wavelet* трансформацијом до трећег нивоа коришћењем db од другог до десетог реда. На основу добијених резултата у поменути табелама, при осветљењу 0, +100 и -100, у овим случајевима *Canny* оператор бележи најбоље резултате у свим нивоима. *Roberts* оператор даје најниже вредности у сва три нивоа, као што се може видети у поменути табелама. У првом нивоу Лапласов детектор дају боље резултате, међутим, те вредности су и даље ниске. Када је број детаља у слици велики, детекција ивица је знатно лошија, што се може видети у приказаним резултатима.

Табела 4.34 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над *HD* сликом компресоване до трећег нивоа применом *db wavelet*-а при осветљењу 0.

		F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR
		db2			db4			db6			db8			db10		
Level 1	Canny	11.16	23.69	6.28	11.27	23.55	6.35	11.31	23.63	6.37	11.18	23.31	6.29	11.24	23.22	6.33
	LoG	9.71	34.97	5.38	9.68	34.38	5.36	9.81	34.22	5.44	9.68	33.91	5.36	9.65	34.02	5.34
	Prewitt	6.99	55.69	3.76	6.55	47.06	3.51	7.18	53.01	3.87	6.66	49.87	3.57	7.08	50.07	3.81
	Sobel	7.24	55.84	3.90	6.55	48.02	3.51	7.22	53.15	3.89	6.67	50.48	3.57	7.16	50.35	3.86
	Roberts	5.01	35.83	2.64	5.76	40.98	3.06	4.54	28.15	2.37	5.55	38.00	2.94	4.80	30.89	2.52
Level 2	Canny	10.59	26.16	5.92	10.61	26.36	5.94	10.35	25.91	5.77	10.94	26.68	6.14	10.71	26.40	6.00
	LoG	9.00	41.78	4.94	9.24	42.74	5.09	8.80	41.16	4.83	9.37	42.92	5.17	9.03	42.04	4.97
	Prewitt	8.09	51.14	4.40	6.65	44.18	3.56	5.92	40.73	3.15	5.64	38.78	2.99	5.59	40.32	2.96
	Sobel	8.04	51.17	4.37	6.67	44.24	3.57	5.94	40.66	3.15	5.62	38.75	2.98	5.62	40.60	2.98
	Roberts	5.34	39.71	2.82	5.58	35.75	4.16	4.16	28.42	2.17	3.81	23.33	1.98	3.62	24.43	1.88
Level 3	Canny	8.69	33.32	4.76	8.74	33.75	4.79	8.96	34.92	4.92	9.22	35.50	5.08	8.91	35.45	4.89
	LoG	6.86	58.67	3.68	6.47	49.96	3.46	5.05	45.39	2.66	4.42	38.88	2.31	4.19	39.69	2.19
	Prewitt	6.55	48.10	3.50	4.55	35.08	2.37	3.42	28.23	1.77	2.98	25.47	1.45	2.84	27.17	1.46
	Sobel	6.51	47.94	3.48	4.57	35.11	2.39	3.44	28.20	1.78	2.83	25.48	1.45	2.86	27.17	1.47
	Roberts	4.81	41.09	2.52	3.16	26.57	1.63	2.00	15.04	1.02	1.82	14.10	0.93	2.24	15.29	1.15

Табела 4.35 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над *HD* сликом компресоване до трећег нивоа применом *db wavelet*-а при осветљењу +100.

		F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR
		db2			db4			db6			db8			db10		
Level 1	Canny	11.70	23.63	6.62	11.50	23.29	6.49	11.53	23.08	6.52	11.58	23.07	6.55	11.61	23.18	6.57
	LoG	9.99	35.03	5.55	10.04	34.05	5.58	10.18	33.94	5.67	10.03	33.68	5.58	9.96	33.60	5.53
	Prewitt	7.51	58.92	4.06	6.57	48.48	3.52	7.13	55.15	3.84	6.68	50.26	3.58	7.01	51.34	3.77
	Sobel	7.63	58.72	4.13	6.44	48.39	3.44	7.09	54.83	3.81	6.67	50.53	3.57	6.89	51.49	3.70
	Roberts	4.56	36.23	2.39	5.47	13.78	2.89	3.95	29.01	2.06	4.79	36.81	2.51	3.98	31.00	2.07
Level 2	Canny	10.48	25.87	5.85	10.97	26.57	6.16	10.65	25.94	5.96	10.82	26.10	6.06	10.48	25.82	5.86
	LoG	9.02	41.66	4.96	9.22	42.88	5.08	8.85	42.24	4.85	9.12	42.98	5.02	8.96	42.89	4.92
	Prewitt	7.69	52.24	4.17	6.43	43.95	3.44	5.41	38.69	2.86	5.65	39.53	2.99	5.09	38.63	2.68
	Sobel	7.62	52.20	4.12	6.36	43.68	3.40	5.33	38.70	2.81	5.68	39.71	3.01	5.01	38.62	2.64
	Roberts	5.07	40.79	2.67	4.75	35.08	2.49	3.58	24.92	1.86	2.69	20.52	1.38	3.15	21.38	1.63
Level 3	Canny	8.66	33.52	4.74	9.46	35.09	5.22	9.37	36.41	5.17	9.35	35.45	5.15	8.73	35.35	4.78
	LoG	6.69	57.98	3.59	6.39	47.94	3.41	5.11	44.04	2.69	4.36	38.75	2.28	4.66	39.36	2.44
	Prewitt	6.82	47.87	3.66	5.15	34.00	2.72	4.33	28.88	2.27	3.73	27.67	1.94	4.20	29.34	2.19
	Sobel	6.80	47.92	3.65	5.16	34.04	2.72	4.35	29.13	2.28	3.69	27.84	1.92	4.16	29.33	2.17
	Roberts	4.80	39.21	2.52	3.63	26.87	1.88	2.77	16.36	1.43	1.93	13.42	0.99	2.28	14.71	1.17

Табела 4.36 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над *HD* сликом компресоване до трећег нивоа применом *db wavelet*-а при осветљењу -100.

		F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR	F	FoM	PR
		db2			db4			db6			db8			db10		
Level 1	Canny	11.25	24.84	6.34	11.49	24.76	6.49	11.35	24.97	6.40	11.21	24.33	6.31	11.34	24.56	6.40
	LoG	9.28	36.83	5.12	9.31	35.95	5.13	9.42	35.90	5.20	9.26	35.59	5.10	9.15	35.50	5.03
	Prewitt	5.53	44.03	2.93	5.36	36.57	2.83	5.36	39.14	2.83	5.26	37.87	2.77	5.66	38.73	3.00
	Sobel	5.35	42.90	2.83	5.24	36.67	2.77	5.38	29.23	2.84	5.37	38.23	2.84	5.67	38.95	3.01
	Roberts	4.79	29.81	2.52	5.45	33.62	2.88	5.31	26.09	2.80	5.44	30.44	2.87	5.47	28.32	2.89
Level 2	Canny	10.19	26.92	5.67	10.79	27.91	6.05	10.55	27.25	5.89	10.68	27.15	5.98	10.59	27.36	5.93
	LoG	8.53	42.70	4.66	8.68	42.89	4.75	8.13	41.36	4.42	8.90	42.92	4.88	8.56	42.09	4.68
	Prewitt	6.88	42.87	3.70	5.81	36.60	3.09	4.90	34.02	2.57	4.90	33.67	2.58	4.86	34.06	2.55
	Sobel	6.73	43.17	3.61	5.72	36.65	3.03	4.87	34.01	2.56	4.90	33.64	2.58	4.83	34.85	2.54
	Roberts	4.40	32.24	2.30	5.37	31.81	2.84	4.21	25.32	2.20	4.44	22.85	2.32	4.52	23.63	2.36
Level 3	Canny	8.60	35.50	4.71	9.00	36.26	4.94	8.90	35.16	4.88	9.23	37.12	5.09	9.09	37.48	5.00
	LoG	6.54	56.01	3.50	5.69	47.73	3.02	5.00	43.54	2.63	4.22	37.64	2.20	3.88	36.96	2.02
	Prewitt	5.78	44.25	3.07	3.73	30.50	1.93	2.45	23.28	1.26	2.19	21.00	1.12	2.22	22.96	1.14
	Sobel	5.78	44.16	3.07	3.65	30.82	1.90	2.43	23.33	1.25	2.23	21.01	1.14	2.22	22.91	1.14
	Roberts	3.83	35.85	1.99	2.56	21.38	1.31	1.51	14.39	0.76	1.39	12.60	0.71	1.82	15.11	0.83

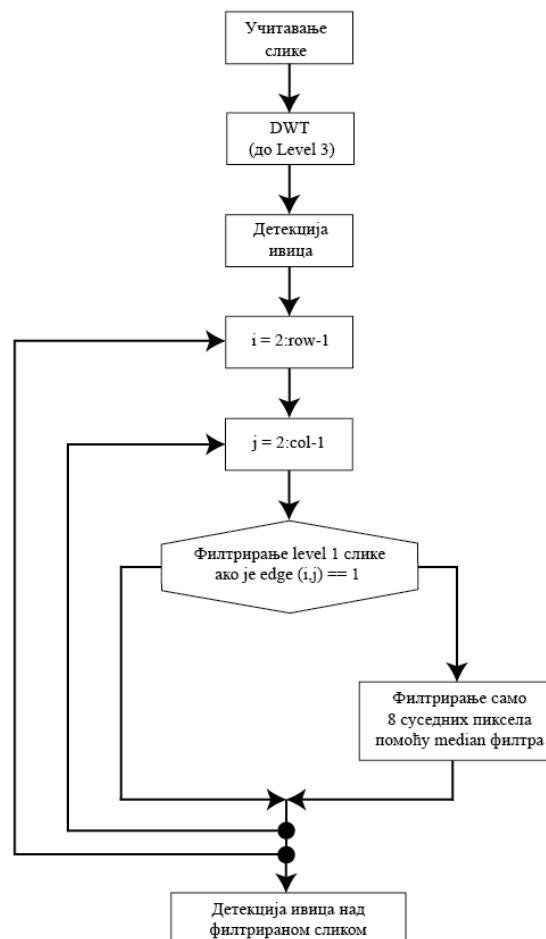
5. НОВИ ПРИСТУП ДЕТЕКЦИЈЕ ИВИЦА НАД СЛИКАМА РАЗЛИЧИТЕ КОМПЛЕКСНОСТИ КОМПРЕСОВАНЕ ПОМОЋУ *WAVELET* ТРАНСФОРМАЦИЈЕ

У овом поглављу је представљен нови приступ за детекцију ивица на сликама над којима је извршена *wavelet* декомпозиција до трећег нивоа и које се састоје од различитог нивоа детаља. Предложени приступ налази примену у системима где се информације обрађују у реалном времену и где је потребна брза обрада слике, односно у системима где се користи велики степен компресије. Практичну примену може наћи посебно у телевизијским системима где се број детаља у слици мења.

За развој новог приступа детекције ивица слике искоришћена је *wavelet* трансформација у циљу компресије слике, односно као алгоритам за компресију на коме се већ базирају одређени алгоритми за компресију слике као што је *JPEG2000* алгоритам. Сlike из *BSD* базе су компресоване до трећег нивоа декомпозиције чиме је постигнут велики степен компресије. Као што је представљено у претходном поглављу (поглавље 4) искористи се *wavelet* трансформације за компресију, односно као у поглављу 4.7 искоришћен је *Daubechies wavelet*.

На Слици 5.1 дат је дијаграм тока предложеног приступа. У предложеном приступу, најпре се учитају *BSD* и *GroundTruth* слике над којима се ради *DWT* до трећег нивоа декомпозиције користећи *Daubechies wavelet* (опционо од 2 до 20). Обзиром на то да је потребна црно-бела слика, врши се конверзија и креирају се променљиве за филтре и нове слике. Да би се филтру доделила улазна вредност неопходно је да се уради детекција ивица над сликом из нивоа 1. Сада су у филтру смештене информације о локацији пиксела где би могла бити потенцијална ивица. Слика над којом је извршена детекција је бинарна слика и пропуштањем кроз петљу испитује се сваки пиксел.

Уколико је једнак јединици, односно постоји ивица, филтрирају се *median* филтром суседни пиксели над компресованом сликом. Другим речима, кроз филтар се пропуштају само они пиксели који су релевантни за детекцију ивице. Након тога се примењује детекција и упоређују резултати, као што је представљено на Слици 5.1. Приступ је примењен на све операторе за детекцију ивице (*Canny*, *LoG*, *Sobel*, *Prewitt*, *Roberts*).



Слика 5.1 - Предложени приступ.

Алгоритам се састоји од следећих корака:

Корак 1 (Учитавање слике): Врши се учитавање оригиналне слике. Уколико је слика у боји конвертује се у црно-белу слику.

Корак 2 (DWT): Над учитаном сликом се примењује *DWT* до трећег нивоа декомпозиције, где се као резултат добијају три слике: слика из нивоа 1, слика из нивоа 2 и слика из нивоа 3. Наредни кораци у алгоритму се примењују посебно за слику из сваког нивоа.

Корак 3 (Детекција ивица): Над сликом из нивоа 1 се примењује детекција ивица избором неког од детектора (*Canny*, *LoG*, *Sobel*, *Prewitt*, *Roberts*). Слика са детектованим ивицама служи за креирање филтра који ће садржати само оне координате пиксела где се налазе ивице.

Корак 4 (Филтрирање слике): Прелази се преко сваког пиксела у слици, уколико је једнак јединици, филтар бележи његове координате.

Корак 5 (Филтрирање 8 суседних пиксела): Уколико је задовољен услов из Корака 4 примењује се филтрирање тако што се филтрирају 8 суседних пиксела у односу на тренутни пиксел помоћу *median* филтра (Слика 5.2). Дакле, филтрирају се само они пиксели слике где би могла бити ивица. Суседни пиксели се издвајају по следећем правилу:

Ако је тренутни пиксел $P(i,j)$ ивица онда узми следеће пикселе:

$$f(P_{i,j}) = [f(P_{i-1,j-1}), f(P_{i-1,j}), f(P_{i-1,j+1}), f(P_{i,j-1}), f(P_{i,j}), f(P_{i,j+1}), f(P_{i+1,j-1}), f(P_{i+1,j}), f(P_{i+1,j+1})]. \quad (5.1)$$

и само над тим пикселима примени *median* филтар.

$P_{i-1,j-1}$	$P_{i-1,j}$	$P_{i-1,j+1}$
$P_{i,j-1}$	$P_{i,j}$	$P_{i,j+1}$
$P_{i+1,j-1}$	$P_{i+1,j}$	$P_{i+1,j+1}$

Слика 5.2 - Избор суседних пиксела.

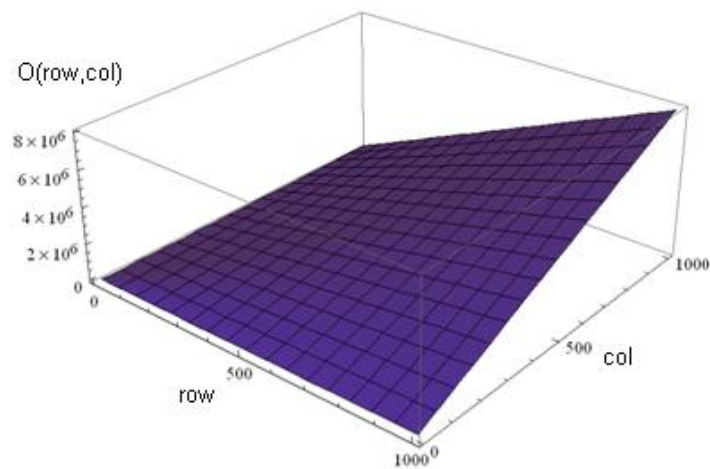
Корак 6 (Детекција ивица над филтрираном сликом): Над филтрираном сликом примењује се детекција ивица.

За филтрирање слике из нивоа 2 и слике из нивоа 3, у кораку 4 користе се координате којима се филтрирала слика из нивоа 1. Дакле, слика из нивоа 1 где је најмања компресија служи за дефинисање филтра како би се даљом компресијом могло филтрирати само пиксели где је потенцијална ивица. На тај начин се постиже већи степен компресија и боља детекција ивица.

Предложени приступ има квадратну сложеност и може се представити као:

$$O(row, col) = 8(row - 2)(col - 2) + 1. \quad (5.2)$$

На Слици 5.3 дата је сложеност алгоритама у зависности од броја пиксела у реду пиксела (*row*) и броја колона пиксела (*col*).



Слика 5.3 - Сложеност предложеног приступа.

Веродостојност урађене детекције ивица одређена је на основу објективних мера F , FoM и PR вредности.

5.1. Резултати F вредности добијене предложеним приступом

У Табели 5.1, Табели 5.2 и Табели 5.3 приказане су F вредности пре и после примене предложеног приступа за слике са малим, средњим и великим бројем детаља, респективно, над којима је примењена db (од 2. до 10. реда) *wavelet* трансформација до трећег нивоа. У датим табелама су приказане вредности добијене за пет оператора.

Из Табеле 5.1 се може видети да на основу добијених резултата, у првом нивоу декомпозиције, коришћењем предложеног приступа побољшања су постигнута код *Canny* оператора у скоро свим случајевима осим за $db4$. Слична ситуације је и у случају када се користи *LoG* оператор, са разликом што побољшања нису постигнута за случај $db6$. Коришћењем предложеног приступа и слике са малим бројем детаља, значајна побољшања су постигнута код другог нивоа где сви оператори бележе побољшања у F вредностима, осим у случају $db8$ код *Pewitt* и *Sobel* оператора. Код трећег нивоа декомпозиције, само Лапласови оператори бележе побољшања у F вредностима коришћењем предложеног приступа, односно само *Canny* и *LoG*.

Табела 5.1 - F вредности за слику са малим бројем детаља (LD).

Wavelet	Оператор	db2		db4		db6		db8		db10	
		Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова
Level 1	Canny	0.365	0.378	0.379	0.364	0.368	0.380	0.363	0.365	0.371	0.375
	LoG	0.311	0.314	0.313	0.317	0.311	0.299	0.300	0.303	0.311	0.315
	Prewitt	0.362	0.342	0.355	0.346	0.366	0.364	0.322	0.345	0.380	0.362
	Sobel	0.365	0.336	0.356	0.349	0.371	0.363	0.325	0.346	0.377	0.362
	Robert	0.536	0.563	0.503	0.579	0.519	0.576	0.551	0.566	0.514	0.582
Level 2	Canny	0.278	0.305	0.246	0.269	0.203	0.225	0.189	0.194	0.194	0.211
	LoG	0.256	0.274	0.235	0.256	0.191	0.211	0.205	0.207	0.186	0.202
	Prewitt	0.269	0.302	0.285	0.339	0.285	0.321	0.338	0.301	0.279	0.351
	Sobel	0.264	0.306	0.284	0.320	0.281	0.314	0.333	0.303	0.278	0.333
	Robert	0.299	0.416	0.350	0.453	0.397	0.456	0.448	0.486	0.433	0.495
Level 3	Canny	0.108	0.160	0.113	0.169	0.096	0.170	0.100	0.158	0.106	0.172
	LoG	0.128	0.173	0.148	0.190	0.132	0.187	0.148	0.174	0.144	0.176
	Prewitt	0.147	0.203	0.189	0.241	0.184	0.247	0.180	0.251	0.194	0.256
	Sobel	0.146	0.201	0.187	0.229	0.182	0.235	0.179	0.240	0.195	0.244
	Robert	0.183	0.276	0.208	0.255	0.218	0.297	0.256	0.335	0.268	0.348

Код слике са средњим бројем детаља, у првом нивоу су постигнута веома мала побољшања код неких оператора или су вредности углавном сличне без већих одступања, као што се може видети у Табели 5.2. Ситуација је другачија код другог и трећег нивоа декомпозиције где су побољшања постигнута код свих оператора, са разликом да су побољшања већа у трећем нивоу.

Табела 5.2 - F вредности за слику са средњим бројем детаља (MD).

Wavelet	Оператор	db2		db4		db6		db8		db10	
		Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова
Level 1	Canny	0.318	0.316	0.322	0.318	0.321	0.317	0.321	0.319	0.321	0.320
	LoG	0.234	0.234	0.235	0.236	0.235	0.236	0.236	0.236	0.237	0.236
	Prewitt	0.229	0.222	0.219	0.220	0.225	0.225	0.218	0.219	0.226	0.226
	Sobel	0.229	0.223	0.220	0.219	0.226	0.226	0.217	0.219	0.227	0.225
	Robert	0.250	0.249	0.267	0.268	0.268	0.258	0.274	0.267	0.282	0.270
Level 2	Canny	0.295	0.302	0.299	0.312	0.297	0.312	0.298	0.312	0.300	0.309
	LoG	0.213	0.211	0.207	0.213	0.211	0.213	0.209	0.214	0.207	0.212
	Prewitt	0.205	0.209	0.170	0.182	0.160	0.184	0.158	0.182	0.164	0.185
	Sobel	0.205	0.209	0.169	0.180	0.161	0.182	0.158	0.178	0.163	0.183
	Roberts	0.153	0.154	0.157	1.196	0.158	0.183	0.155	0.177	0.162	0.179
Level 3	Canny	0.186	0.238	0.199	0.246	0.215	0.252	0.203	0.250	0.204	0.250
	LoG	0.134	0.153	0.111	0.135	0.088	0.111	0.081	0.104	0.076	0.100
	Prewitt	0.118	0.138	0.092	0.118	0.078	0.115	0.072	0.110	0.075	0.110
	Sobel	0.118	0.135	0.092	0.114	0.078	0.109	0.072	0.104	0.075	0.105
	Roberts	0.078	0.081	0.065	0.088	0.042	0.054	0.034	0.046	0.035	0.047

У случају када се слика састоји од великог броја детаља, коришћењем предложеног приступа добијају се сличне или мало боље F вредности. У другом нивоу побољшања су углавном постигнута код градијентних оператора, док у трећем нивоу коришћењем предложеног приступа, боље вредности су добијене код свих оператора.

Табела 5.3 - F вредности за слику са великим бројем детаља (HD).

Wavelet	Оператор	db2		db4		db6		db8		db10	
		Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова
Level 1	Canny	0.222	0.219	0.219	0.220	0.220	0.219	0.219	0.220	0.220	0.221
	LoG	0.192	0.192	0.190	0.189	0.192	0.192	0.192	0.193	0.192	0.191
	Prewitt	0.171	0.167	0.164	0.166	0.178	0.175	0.165	0.166	0.172	0.169
	Sobel	0.170	0.165	0.164	0.165	0.177	0.174	0.163	0.165	0.170	0.168
	Roberts	0.161	0.152	0.166	0.163	0.163	0.157	0.170	0.162	0.164	0.157
Level 2	Canny	0.207	0.207	0.216	0.224	0.205	0.215	0.215	0.220	0.214	0.220
	LoG	0.177	0.176	0.182	0.183	0.172	0.176	0.174	0.175	0.179	0.182
	Prewitt	0.159	0.166	0.139	0.145	0.127	0.143	0.135	0.141	0.133	0.150
	Sobel	0.157	0.166	0.139	0.144	0.127	0.142	0.133	0.140	0.133	0.147
	Robert	0.123	0.123	0.129	0.167	0.125	0.143	0.135	0.149	0.142	0.159
Level 3	Canny	0.145	0.184	0.154	0.175	0.154	0.197	0.161	0.190	0.162	0.190
	LoG	0.121	0.148	0.104	0.133	0.094	0.114	0.084	0.108	0.077	0.102
	Prewitt	0.110	0.136	0.077	0.102	0.078	0.114	0.073	0.103	0.077	0.111
	Sobel	0.109	0.133	0.077	0.098	0.078	0.112	0.073	0.100	0.078	0.110
	Robert	0.087	0.089	0.064	0.088	0.067	0.084	0.064	0.079	0.070	0.087

5.2. Резултати FoM вредности добијене предложеним приступом

У Табели 5.4, Табели 5.5 и Табели 5.6 приказане су FoM вредности пре и после примене предложеног приступа за слике са малим, средњим и великим бројем детаља, респективно, над којима је примењена db (од 2 до 10 реда) *wavelet* трансформација до трећег нивоа. У датим табелама су приказане вредности добијене за пет оператора.

Из Табеле 5.4 се може видети да у првом нивоу декомпозиције најбоље вредности су добијене за *Canny* оператор где скоро у свим случајевима даје боље вредности, осим у случају $db4$. Резултати у Табели 5.4 показују да на основу вредности FoM објективне мере побољшања су постигнута коришћењем новог приступа. Повећањем компресије, односно у нивоима 2 и нивоима 3, коришћењем предложеног приступа добијене су боље FoM вредности, односно постигнута су већа побољшања, нарочито у трећем нивоу.

Табела 5.4 - *FoM* вредности за слику са малим бројем детаља (*LD*).

Wavelet	Оператор	db2		db4		db6		db8		db10	
		Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова
Level 1	Canny	88.955	91.928	89.461	89.272	85.982	91.960	86.025	86.914	88.767	89.626
	LoG	89.163	89.024	90.209	90.514	86.915	85.582	83.605	85.108	89.779	88.556
	Prewitt	91.784	91.937	92.341	92.327	92.358	92.572	92.664	92.632	92.868	92.540
	Sobel	91.891	91.712	92.678	92.695	92.423	92.466	93.031	92.934	92.891	92.742
	Robert	95.15	95.387	89.419	95.816	86.680	95.561	93.837	95.613	83.259	95.653
Level 2	Canny	61.727	66.006	51.308	52.452	40.207	41.320	31.974	34.924	36.049	37.174
	LoG	75.006	79.220	60.472	66.126	47.187	51.753	45.955	50.186	44.379	49.053
	Prewitt	82.182	76.052	88.824	92.094	88.654	91.490	89.074	91.115	88.676	91.616
	Sobel	82.785	77.091	88.818	91.599	88.581	91.498	88.979	90.786	88.716	91.575
	Robert	82.949	85.980	89.832	88.389	91.016	88.300	91.281	91.386	91.877	92.731
Level 3	Canny	6.045	9.491	34.316	38.640	27.035	34.575	25.158	33.672	26.926	33.476
	LoG	42.385	48.432	49.201	53.907	47.312	50.844	48.132	51.458	48.646	52.246
	Prewitt	52.036	55.246	78.675	71.700	78.136	85.231	76.196	85.186	75.841	84.392
	Sobel	52.113	55.991	78.606	73.264	78.088	86.561	76.190	84.761	75.837	84.193
	Robert	57.384	74.222	78.821	81.909	77.951	81.587	78.839	82.599	78.901	82.152

У случају када је слика са средњим бројем детаља, у првом нивоу *Canny* је дао најбоље резултате. У другом нивоу, за случај *db2*, побољшања су постигнута само код *Canny* оператора, док остали оператори дају сличне вредности али су ниже. У осталим случајевима предложени алгоритам бележи углавном боље *FoM* вредности. У трећем нивоу су постигнута најбоља побољшања детекције ивице коришћењем предложеног приступа код слика са средњим бројем детаља.

Табела 5.5 - *FoM* вредности за слику са средњим бројем детаља (*MD*).

Wavelet	Оператор	db2		db4		db6		db8		db10	
		Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова
Level 1	Canny	83.334	82.917	83.593	83.835	83.633	83.926	83.596	83.773	83.715	84.068
	LoG	76.358	76.351	76.984	76.892	77.003	76.875	77.216	76.957	77.230	77.050
	Prewitt	65.096	64.526	63.403	63.351	63.694	63.564	63.058	62.834	63.696	63.335
	Sobel	65.061	64.397	65.553	63.420	63.948	63.449	63.076	62.941	63.705	63.444
	Roberts	58.484	58.800	60.477	58.903	56.160	55.423	58.046	56.431	57.563	56.511
Level 2	Canny	80.273	80.650	80.260	80.889	80.963	81.348	80.921	81.384	81.200	81.295
	LoG	73.433	73.272	73.300	73.418	73.474	73.511	73.261	73.002	73.519	73.504
	Prewitt	60.830	60.702	55.991	56.815	55.317	56.128	54.346	55.447	55.118	56.228
	Sobel	60.843	60.732	56.057	56.975	55.354	56.375	54.463	55.598	55.177	56.389
	Roberts	54.327	50.858	50.265	51.582	46.033	46.891	43.300	43.996	43.972	44.406
Level 3	Canny	70.628	75.211	68.835	73.034	68.847	73.556	66.794	71.193	66.968	71.698
	LoG	61.503	61.749	51.323	53.911	44.316	47.050	41.310	43.968	39.284	41.870
	Prewitt	49.680	50.908	40.509	44.000	36.667	40.527	34.840	28.934	35.081	38.936
	Sobel	49.618	51.109	40.543	43.917	36.654	40.182	34.910	38.611	35.098	38.686
	Roberts	42.298	38.790	31.990	34.236	19.143	20.251	15.979	16.983	16.216	17.198

Обзиром на то да је степен компресије већи код слике са великим бројем детаља, на основу те чињенице може се закључити да ће и детекција бити лошија. Такође, и у случају за слике са великим бројем детаља најбоља побољшања се постижу код *Canny*

оператора у свим нивоима. На основу добијених резултата види се да су најбоља побољшања постигнута у трећем нивоу.

Табела 5.6 - *FoM* вредности за слику са великим бројем детаља (*HD*).

Wavelet	Оператор	db2		db4		db6		db8		db10	
		Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова
Level 1	Canny	70.111	71.230	69.127	71.555	67.787	70.466	68.057	69.417	68.420	70.459
	LoG	80.612	80.029	80.713	80.131	81.016	80.593	80.894	80.399	81.020	80.543
	Prewitt	64.338	63.895	58.063	58.180	62.165	61.852	59.804	59.969	60.513	60.454
	Sobel	64.259	63.817	58.435	58.711	62.340	62.180	59.992	60.167	60.924	60.659
	Robert	52.692	52.351	56.121	53.588	49.446	47.979	53.204	51.154	49.377	47.762
Level 2	Canny	79.241	79.417	80.766	80.868	79.811	79.977	80.195	80.628	79.964	81.130
	LoG	74.034	73.853	74.988	74.765	74.498	74.087	73.826	73.502	75.316	74.986
	Prewitt	57.164	56.225	51.862	51.670	50.198	51.235	47.020	47.824	50.519	51.654
	Sobel	57.186	56.503	51.954	51.833	50.409	51.258	47.040	47.927	50.545	51.554
	Robert	48.516	45.265	45.511	46.339	42.075	41.858	37.190	37.934	39.990	40.475
Level 3	Canny	69.148	73.049	66.302	70.065	67.704	71.391	66.096	69.790	66.069	70.312
	LoG	61.954	63.395	51.619	54.322	45.840	48.129	41.824	44.563	39.693	41.655
	Prewitt	48.604	50.094	36.487	39.421	32.028	35.209	29.176	32.407	29.650	33.184
	Sobel	48.670	50.230	36.407	39.104	32.080	35.073	29.309	32.294	29.656	32.994
	Robert	41.724	37.448	29.368	31.066	21.038	21.889	19.951	20.950	20.829	21.832

5.3. Резултати *PR* вредности добијене предложеним приступом

У Табели 5.7, Табели 5.8 и Табели 5.9 приказане су *PR* вредности пре и после примене предложеног приступа коришћењем пет оператора за детекцију ивице и три нивоа *wavelet* декомпозиције. У Табели 5.7 су приказане вредности за слику са малим бројем детаља. На основу добијених резултата, види се да су побољшања постигнута код одређених оператора, односно могу се видети старе *PR* вредности и нове *PR* вредности добијене коришћењем предложеног приступа. Највећа разлика (највеће побољшање) се добија коришћењем *Roberts* оператора, односно најбоља детекција ивица.

Табела 5.8 садржи *PR* вредности добијене за слику са средњим бројем детаља. Из Табеле 5.8 се може видети да су нове добијене вредности најбоље у другом и трећем нивоу декомпозиције. Другим речима, најбоља побољшања су постигнута у другом и трећем нивоу у зависности од употребљеног оператора и реда *db wavelet*-а.

Табела 5.7 - PR вредности за слику са малим бројем детаља (LD).

Wavelet	Оператор	db2		db4		db6		db8		db10	
		Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова
Level 1	Canny	28.695	30.234	30.519	28.649	29.164	30.704	28.526	28.800	29.527	29.945
	LoG	22.532	22.923	22.798	23.225	22.589	21.305	21.473	21.741	22.573	23.038
	Prewitt	28.367	26.024	27.553	26.478	28.856	28.676	23.739	26.379	30.706	28.426
	Sobel	28.795	25.315	27.667	26.757	29.537	28.484	24.113	26.399	30.201	28.388
	Robert	57.813	64.519	50.543	68.677	53.857	67.983	61.243	65.303	52.937	69.606
Level 2	Canny	19.222	21.983	16.320	18.378	12.742	14.538	11.667	12.021	12.019	13.333
	LoG	17.165	18.843	15.345	17.218	11.803	13.387	12.855	13.068	11.443	12.642
	Prewitt	18.380	21.641	19.978	25.675	19.899	23.619	25.535	21.490	19.300	26.996
	Sobel	17.914	22.085	19.811	23.516	19.587	22.875	24.922	21.730	19.224	24.930
	Robert	21.227	35.587	26.948	41.347	32.925	41.833	40.560	47.205	38.156	48.936
Level 3	Canny	6.045	9.491	6.356	10.141	5.286	10.217	5.549	9.375	5.909	10.356
	LoG	7.358	10.470	8.717	11.731	7.600	11.502	8.702	10.541	48.646	52.246
	Prewitt	8.616	12.775	11.630	15.895	11.256	16.399	11.010	16.723	12.019	17.248
	Sobel	8.517	12.598	11.485	14.844	11.135	15.399	10.871	15.795	12.077	16.171
	Robert	11.221	19.060	13.107	17.118	13.978	21.112	17.214	25.186	18.270	26.741

Табела 5.8 - PR вредности за слику са средњим бројем детаља (MD).

Wavelet	Оператор	db2		db4		db6		db8		db10	
		Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова
Level 1	Canny	23.355	23.137	23.791	23.282	23.609	23.231	23.603	23.428	23.612	23.480
	LoG	15.246	15.296	15.399	15.421	15.350	15.459	15.426	15.413	15.538	15.431
	Prewitt	14.814	14.285	14.024	14.098	14.485	14.477	13.920	14.028	14.634	14.595
	Sobel	14.872	14.320	14.108	14.003	14.558	14.568	13.888	14.006	14.651	14.536
	Roberts	16.694	16.557	18.245	18.317	18.306	17.373	18.887	18.219	19.595	18.454
Level 2	Canny	20.906	21.648	21.376	22.659	21.166	22.678	21.246	22.690	21.387	22.407
	LoG	13.539	13.402	13.020	13.546	13.366	13.549	13.234	13.610	13.059	13.478
	Prewitt	12.883	13.215	10.217	11.158	9.525	11.262	9.404	11.097	9.781	11.356
	Sobel	12.865	13.208	10.178	11.005	9.568	11.110	9.390	10.842	9.730	11.182
	Robert	9.013	9.132	9.337	12.206	9.369	11.179	9.167	10.777	9.362	10.936
Level 3	Canny	11.428	15.604	68.835	73.034	13.660	16.821	12.749	16.686	12.776	16.643
	LoG	7.454	9.010	6.240	7.788	4.806	6.272	4.410	5.796	4.104	5.568
	Prewitt	6.705	8.030	5.085	6.670	4.245	6.477	3.867	6.152	4.040	6.210
	Sobel	6.700	7.825	5.088	6.452	4.237	6.091	3.870	5.821	4.040	5.867
	Robert	4.250	4.427	3.472	4.805	2.185	2.855	1.765	2.435	1.816	2.471

Табела 5.9 садржи PR вредности добијене за слику са великим бројем детаља.

На основу ових резултата види се да су побољшања постигнута коришћењем предложеног приступа, нарочито у трећем нивоу декомпозиције. У зависности од броја детаља у слици, нивоа декомпозиција као и *db waveleta*-а, побољшања се разликују. Код слике са малим бројем детаља највећа побољшања постигнута су код *Canny* оператора, док је код осталих постигнуто побољшање али оно зависи и од реда *db wavelet*-а. На основу добијених резултата, код слике са малим бројем детаља може се видети да у трећем нивоу декомпозиције побољшања се постижу коришћењем Лапласових оператора. Код слика са средњим бројем детаља, у првом нивоу се углавном добијају слични резултати, док је у другом и трећем нивоу постигнуто побољшање коришћењем

предложеног притупа. Код слика са великим бројем детаља добијају се боље или сличне вредности коришћењем предложеног приступа. Оно што се може закључити је да у другом нивоу најбоље вредности бележе градијентни оператори.

Табела 5.9 - *PR* вредности за слику са великим бројем детаља (*HD*).

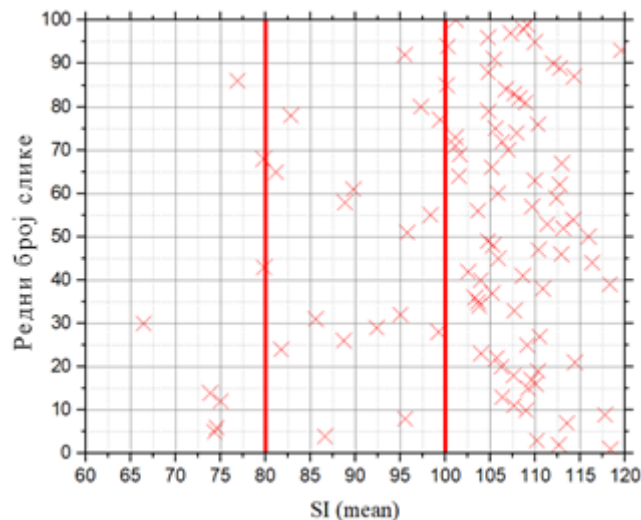
Wavelet	Оператор	db2		db4		db6		db8		db10	
		Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова	Стара	Нова
Level 1	Canny	70.111	71.230	69.127	71.555	67.787	70.466	68.057	69.417	68.420	70.459
	LoG	80.612	80.029	80.713	80.131	81.016	80.593	80.894	80.399	81.020	80.543
	Prewitt	64.338	63.895	58.063	58.180	62.165	61.852	59.804	59.969	60.513	60.454
	Sobel	64.259	63.817	58.435	58.711	62.340	62.180	59.992	60.167	60.924	60.659
	Robert	52.692	52.351	56.121	53.588	49.446	47.979	53.204	51.154	49.377	47.762
Level 2	Canny	79.241	79.417	80.766	80.868	79.811	79.977	80.195	80.628	79.964	81.130
	LoG	74.034	73.853	74.988	74.765	74.498	74.087	73.826	73.502	75.316	74.986
	Prewitt	57.164	56.225	51.862	51.670	50.198	51.235	47.020	47.824	50.519	51.654
	Sobel	57.186	56.503	51.954	51.833	50.409	51.258	47.040	47.927	50.545	51.554
	Robert	48.516	45.265	45.511	46.339	42.075	41.858	37.190	37.934	39.990	40.475
Level 3	Canny	69.148	73.049	66.302	70.065	67.704	71.391	66.096	69.790	66.069	70.312
	LoG	61.954	63.395	51.619	54.322	45.840	48.129	41.824	44.563	39.693	41.655
	Prewitt	48.604	50.094	36.487	39.421	32.028	35.209	29.176	32.407	29.650	33.184
	Sobel	48.670	50.230	36.407	39.104	32.080	35.073	29.309	32.294	29.656	32.994
	Robert	41.724	37.448	29.368	31.066	21.038	21.889	19.951	20.950	20.829	21.832

Обзиром на то да је степен компресије слике већи код слике са великим бројем детаља, на основу те чињенице може се закључити да ће и детекција бити лошија па самим тим имамо и ниже *F* вредности, *FoM* вредности и *PR* вредности. Обзиром да предложени приступ је намењен за системе где се користи компресија, односно обрађују компресоване слике, може се закључити да повећањем степена компресије добија се и боља разлика, односно боље вредности коришћењем предложеног приступа.

6. НОВИ ПРИСТУП ЗА ПРОЦЕНУ ВРЕДНОСТИ ПРАГА ДЕТЕКЦИЈЕ ИВИЦА И ПРИМЕНА АДАПТИВНОГ ДЕТЕКТОРА У ЗАВИСНОСТИ ОД КОМПЛЕКСНОСТИ СЛИКЕ

За разлику од претходних поглавља где се комплексност слике рачунала на основу DWT и DCT , у овом поглављу за процену комплексности узета је средња вредност просторних информација SI_{mean} и на основу тих вредности креирана су три критеријума комплексности и то: мала комплексност (LD), средња комплексност (MD) и велика комплексност (HD). Другим речима, формиране су границе како би се представио мали број детаља, средњи и велики број детаља у слици. Како би одредили границе, веродостојност процене потврђена је са алгоритмом описаном у [1], где су дефинисане три границе, а комплексност рачунана на основу DCT и DWT .

У овом поглављу је анализирано 100 слика из BSD базе и процењена је њихова комплексност. На Слици 6.1 су приказане SI_{mean} вредности добијене за ове слике. Црвеном вертикалном линијом је означена граница између малог, средњег и великог броја детаља у слици. Са слике се може видети да се већи број слика састоји из велике комплексности, односно од великог броја детаља у слици. Тачније, 6% је слика са малим бројем детаља, 17% је слика са средњим бројем детаља и 77% је слика са великим бројем детаља. Обзиром на то да су слике које представљају реалне сцене из живота, ово је оправдана ситуација јер су реалне слике углавном са великим бројем детаља.



Слика 6.1 - SI вредности за слике из BSD базе и граница комплексности.

Такође, у раду [113] су дефинисана три критеријума комплексности где је искоришћено машинско учење како би се направио алгоритам који ће предвидети комплексност на основу људске процене.

У овом поглављу, на основу литературе, урађена је субјективна процена комплексности слика из BSD базе. Резултати су приказани у Табели 6.1, а црвеном болдованом бојом означене су оне слике које се поклапају са проценама комплексности израчунате помоћу SI (Слика 6.1). У субјективној процени учествовало је 59 испитаника узраста од 18 до 35 година без здравствених проблема. Испитаницима је дато да анализирају 100 слика из BSD бази и на основу референтних слика процене да ли је малог, средњег или великог броја детаља та слика. Тестови су реализовани тако да задовоље стандарде које је прописала ITU [88, 91]. Иссихара тест није дат испитаницима јер су слике црвено-беле. На основу субјективне процене, израчуната је средња оцена мишљења MOS .

На основу MOS вредности, у Табели 6.1 дата је највећа процентуална вредност која је добијена за сваку слику. На основу резултата у Табели 6.1 може се видети да се 53% поклапа са објективним мерама добијеним рачунањем SI вредности. Када се анализира група са малим бројем детаља, 75% се поклапа са објективним мерама, средњи број детаља се поклапа 68.75%, док велики број детаља се поклапа 50%.

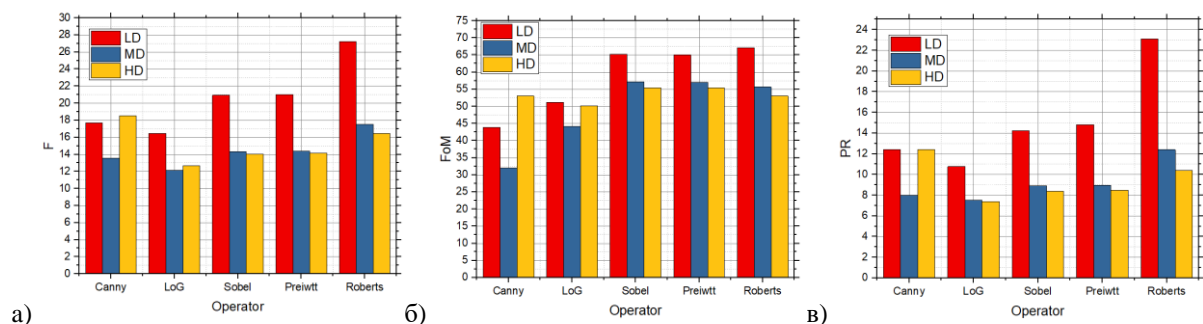
Након одређивања комплексности слике урађена је детекција ивица применом пет оператор $Canny$, LoG , $Sobel$, $Prewitt$ и $Roberts$. Веродостојност детектованих ивица потврђена је објективним мерама F , PR и FOM .

Табела 6.1 - Сумирана субјективна процена комплексности на основу анкете.

Бр. Сlike	П. К.	Бр. Сlike	П. К.	Бр. Сlike	П. К.	Бр. Сlike	П. К.	Бр. Сlike	П. К.
1	H	21	M	41	H	61	M	81	M
2	H	22	H	42	M	62	H	82	H
3	H	23	H	43	L	63	M	83	H
4	M	24	M	44	H	64	L	84	H
5	L	25	M	45	M	65	L	85	M
6	L	26	M	46	H	66	M	86	M
7	H	27	M	47	H	67	M	87	H
8	H	28	L	48	M	68	L	88	H
9	H	29	M	49	M	69	M	89	H
10	H	30	L	50	H	70	M	90	M
11	H	31	L	51	M	71	HM	91	H
12	L	32	M	52	M	72	HM	92	M
13	H	33	H	53	HM	73	H	93	M
14	M	34	M	54	M	74	H	94	M
15	M	35	M	55	H	75	M	95	H
16	H	36	ML	56	M	76	L	96	H
17	M	37	M	57	M	77	M	97	M
18	H	38	H	58	M	78	H	98	M
19	H	39	H	59	H	79	M	99	H
20	M	40	M	60	H	80	M	100	M

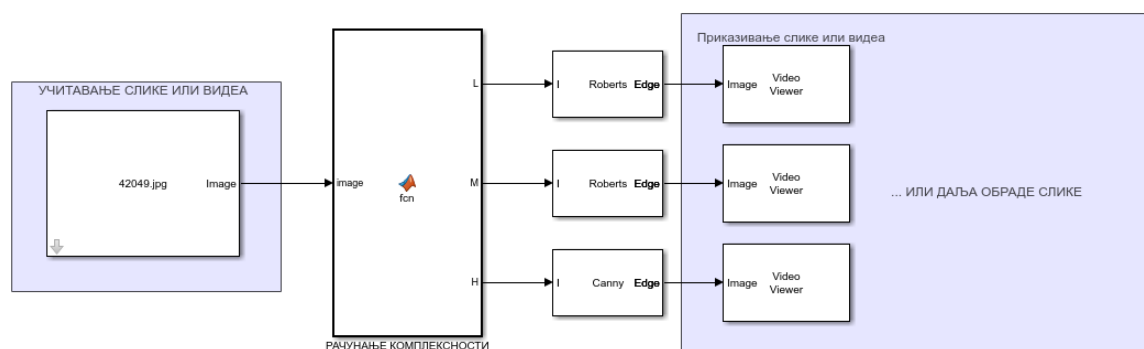
* П. К. – Процењена комплексност; L (*Low*) – Мала комплексност; M (*Medium*) – Средња комплексност; H (*High*) – Велика комплексност; HM – Једнак проценат H и L, ML – Једнак проценат M и L.

На основу досадашњих резултата може се видети процена комплексности са субјективне и објективне стране. Различит број детаља у слици различито и утиче на људску перцепцију и процену комплексности, и често комплексност слике процењују на основу броја објеката у слици, иако комплексност зависи од броја детаља у слици. Већа комплексност у слици може донети већи број објеката, међутим, то не мора бити правило јер се може наћи објекат који поседује много детаља. Детекцијом ивица издвајамо жељене објекте у слици и из тог разлога потребно је урадити што бољу детекцију. На Слици 6.2 дати су резултати детекције ивице при различитој комплексности слике. Коришћена су пет детектора (*Canny*, *LoG*, *Sobel*, *Prewitt*, *Roberts*) и три објективне мере (*F*, *FoM*, *PR*). На основу добијених вредности ових мера може се видети да квалитет детектоване ивице зависи од броја детаља. На основу те чињенице и резултата приказаних на Слици 6.2 може се видети да када је број детаља у слици мали најбоље детектовање ивица постигнуто је помоћу *Roberts* оператора, док су *Sobel* и *Prewitt* дали сличне резултате. Када су у питању слике са средњим бројем детаља, *Roberts* оператор је опет постигао најбоље резултате. *Canny* оператор је најбољи избор када су у питању слике са великим бројем детаља, односно, најбоље вредности добијене су помоћу овог оператора. Треба напоменути да је анализирано 100 слика из *BSD* базе и да вредности приказане на сликама представљају просечну вредност ових 100 слика.



Слика 6.2 - Добијене вредности стандардним приступом за слике са *LD*, *MD* и *HD* коришћењем пет детектора ивица а) *F*, б) *FoM*, в) *PR* вредности.

Водећи се резултатима да се у зависности од комплексности слике добија и различит квалитет детектоване ивице, а да су резултати другачији применом различитих оператора. Из тог разлога предложен је приступ који ће искористити процену комплексности како би применио најбољи оператор за детекцију ивица. На Слици 6.3 приказана је блок шема предложеног приступа.



Слика 6.3 - Предложен приступ за примену детекције у зависности од комплексности слике.

Као што се може видети са Сlike 6.3, на улазу се може довести *realtime* сигнал или слика из базе. Код је оптимизован тако да може радити и у реалном времену, па је као такав погодан да ради и на хардверу као што је *Raspberry Pi* или *Arduino*. Дакле, реална слика са камере се доводи на улазу где се затим процењује комплексност те слике на основу просторних информација. Уколико је слика малог или средњег броја детаља примењује се *Roberts* оператор. Уколико је слика великог броја детаља примењује се *Canny* оператор. Након тога приказује се слика или у зависности од апликације иде на даљу обраду, као што је издвајање сегмената, повезивање ивица и праћење објекта, препознавање објеката, итд.

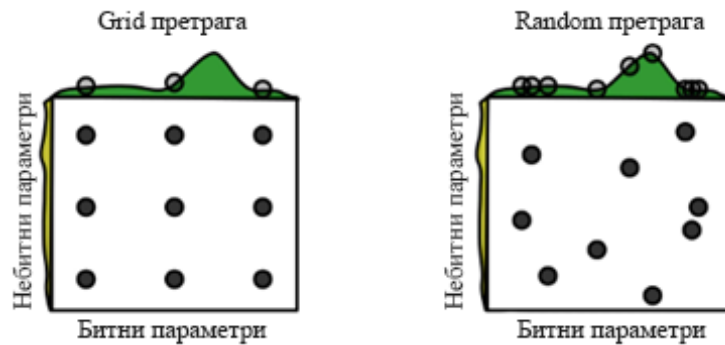
Овај предложени приступ ће допринети бољој детекцији ивица која зависи и од процене, односно рачунања прага (*threshold*). Значајно побољшање ивица се може

постићи ако се овај праг добро процени. Из тог разлога у овој анализи предложен је још један приступ који ће искористити логику машинског учења како би се применио адаптивни метод процене прага.

Највише интересовања међу истраживачима влада око процене адаптивног прага *Canny* оператора који своју детекцију базира на пет корака: потискивање шума, рачунање градијента, потискивање не-максимума, примена дуплог прага, повезивање ивица помоћу хистерезиса [17]. Управо овај корак примена дуплог прага представља изазов за проналажење нових метода и приступа адаптивне процене прага [27, 28], као и у применама у посебним условима применом машинског учења [29].

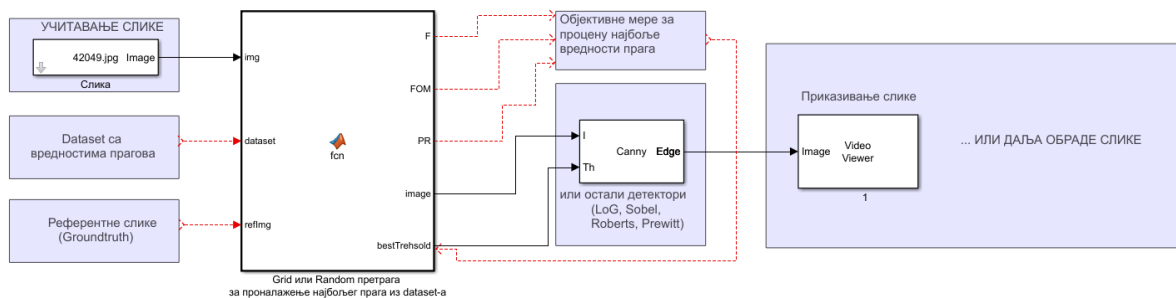
У овој анализи процена прага одређена је помоћу технике машинског учења и *Grid* и *Random* претраге. Направљен је *dataset* од 1800 вредности прага како би се постигла најбоља детекција ивица. У *dataset*-у се за сваки оператор налази по 300 вредности, са разликом за *Canny* који има два прага, па се за *Canny* налази 600 вредности. Треба напоменути да ће овај *dataset* бити прошириван. Дакле, оптимизација параметара је постигнута на два начина, помоћу *Grid* и *Random* претраге.

Grid претрага базира се на томе да се испроба свака комбинација параметара из базе, односно да се прође кроз све вредности у *dataset*-у и пронађе најбољу вредност прага, помоћу које ће се постићи најбоља детекција ивица. *Grid* претрага пролази кроз сваку комбинацију параметара и проналази најбољу вредност. Међутим, уколико постоји пуно комбинација параметара ова метода може изискивати пуно времена и рачунања, нарочито код вишедимензионалних параметара. Уколико су у питању комплексни модели боља и ефикаснија метода показала се *Random* претрага, нарочито ако су параметри са више димензија, тј. ефикаснија у погледу брзине и узимања у обзир броја параметара који се узима из базе. *Random* претрага се базира на томе да се постави број параметара који се узимају из базе насумично и тестира који параметар највише одговара на основу објективних мера за процену детекцијског квалитета. Уколико би се претраживало, на пример, 9 параметара из базе *Random* претрага би ефективније пронашла жељене параметре од *Grid* јер ће обухватити већи простор приликом претраге (Слика 6.4) [30].



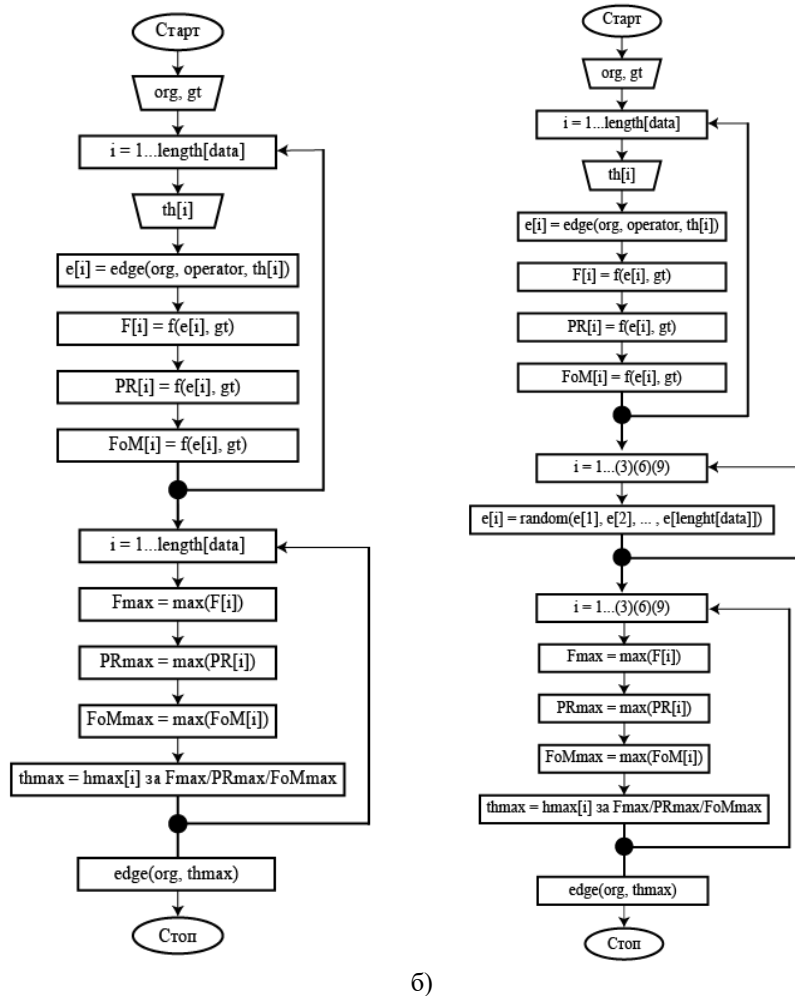
Слика 6.4 - Илустрација *Grid* и *Random* претраге.

Из формиране базе, за *Random* претрагу узете су 3, 6 и 9 вредности из базе од којих се проналази најбоља вредност која одговара за праг при детекцији ивица. Дакле, приликом оптимизације параметара проналази се најбољи модел, односно параметар који ће постићи најбољу детекцију ивица. Под овим параметром мисли се на одређивање прага приликом детекције, а све то на основу објективних мера и *Random* и *Grid* претраге и генерисаних вредности прага. Блок шема предложеног приступа приказана је на Слици 6.5.



Слика 6.5 – Предложени приступ за процену вредности прага на основу *Grid* и *Random* претраге.

На Слици 6.5 показана је функционална блок шема где се већи део кода извршава у блоку *fcn*. Међутим, ради поједностављења функционисања предложеног приступа, на Слици 6.6 а) је приказан дијаграм тока за приступ који се базира на *Grid* методи проналажења прага, док је на Слици 6.6 б) приказан дијаграм тога за приступ који се базира на *Random* методи проналажења прага.



Слика 6.6 - Дијаграм тока за предложени приступ проналажења прага који се базира на а) *Grid*, б) *Random* методи претраге.

Корак 1: Учитавање *BSD* и *GroundTruth* слике из базе. Односно читавају се слика *org* (*BSD* слика) и слика са референтним ивицама *gt* (*GroundTruth* слика).

Корак 2: Учитавање *dataset* са вредностима прага (*th*) од 100 вредности у зависности од детектора. За сваки детектор постоји *dataset* од 100 вредности. *Canny* детектор садржи 200 вредности јер поседује два прага.

Корак 3: Ради се детекција ивица над *BSD* сликом ($edge(orgI, th)$) али се *th* бира *GS* методом тако да се и *dataset* који садржи 100 вредности са праговима изабере најбоља вредност, односно праг *th* који даје најбољу детекцију ивица. Праг се бира *GS* методом тако што се пролази кроз цео *dataset* и онај праг који да најбољу *PR*, *F* и *FoM* вредност узме као праг при детекцији ивица. Објективне мере захтевају референту слику са идеалном ивицом (*GroundTruth*) и на тај начин се приликом детекције ивица и

проналажења најбољег прага PR , F и FoM добија тако што се пореди идеална слика са детектованом ивицом и слика детектована са тренутном вредношћу прага.

Када је у питању $RS3$, $RS6$ и $RS9$ метода, за разлику од GS методе када се претражују све вредности из *dataset* како би се пронашла најбоља вредност, овде се узимају 3, 6 и 9 *Random* вредности из *dataset*.

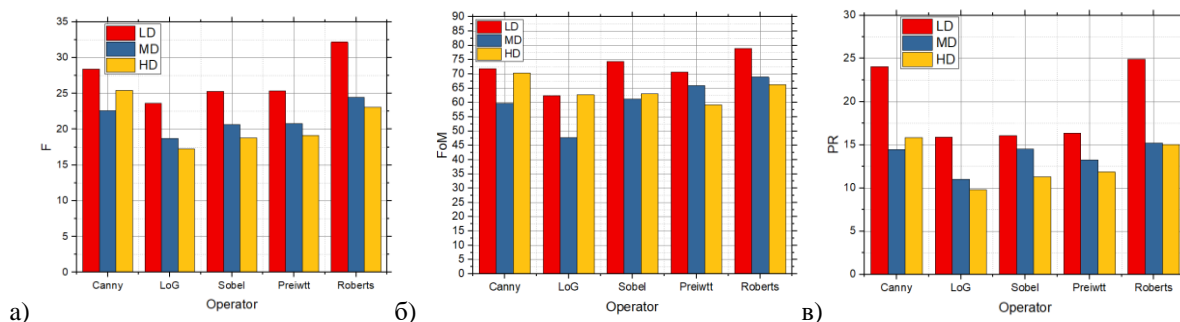
Корак 4: На излазу се добија слика са најбоље детектованим ивицама.

При свакој новој детекцији ивица *dataset* се проширује тако да се добијају нове вредности. Основни *dataset* садржи 300 основних вредности које су добијене из слика различитих комплексности и слика из реалних ситуација у животу. Други *dataset* поред ових вредности садржи и нове које се допуњују при свакој новој детекцији. У зависности од потребне апликације и примене може се бирати *dataset* али је тестирање је показало да није потребно више од 100 вредности прага у *dataset* из разлога што нарушава оптимизацију, односно брзину извршења а тих 100 вредности представљају вредности добијене од слика са великом комплексношћу. Уколико би се приступ применио у системима где је коришћен само један тип слика или ако је позната комплексност слике, приступ показује велику ефикасност али је потребно формирати *dataset*.

Уколико не постоји референта слика већ се приступ користи за слику која настаје у реалном времену у том случају врши се претпоставка референтног фрејма, односно кључног фрејма. Први фрејм се постави као референтни, а затим се изврши детекција над наредна два фрејма, па се од та три фрејма бира најбоља детекција тако што се уради $PSNR$ над оригиналним и детектованим фрејмом. На тај начин се дефинисао референтни фрејм који ће служити при детекцији ивица коришћењем предложеног приступа.

Најпре је урађена анализа за 100 слика и оптимизација прага помоћу *Grid* претраге. Добијене вредности објективних мера (F , FoM и PR) за пет оператора дате су на Слици 6.7. Са Слике 6.7 се може видети да је анализа урађена за различит број детаља у слици, односно различите комплексности слике. На основу резултата приказаних на Слици 6.7 може се видети да значајна побољшања постигнута оваквим приступом одређивања прага и оваквим приступом. Када је у питању мали број детаља у слици, *Roberts* оператор и даље постиже најбоље резултате, затим *Canny*, па *Prewitt*, *Sobel* и на крају *LoG*. Може се приметити да су вредности знатно веће у односу на резултате постигнуте без примене предложеног приступа, приказаних на Слици 6.2. Највеће

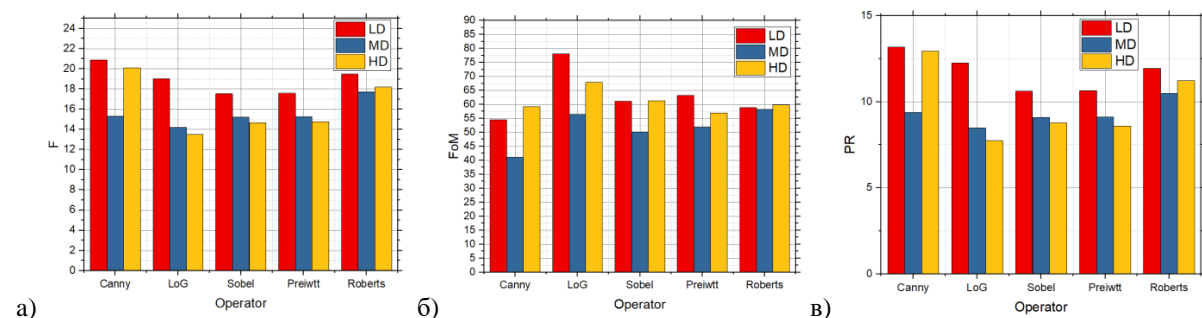
побољшање постигнуто је код *Canny* оператора, али је *Roberts* оператор и даље најбоље решење када је у питању мали број детаља у слици. Код слика са средњим бројем детаља *Roberts* оператор опет постиже најбоље резултате, међутим, они су доста слични као и применом *Canny* оператора. Побољшања су постигнута код свих оператора упоређујући са резултатима добијених на Слици 6.2. Код слика са великим бројем детаља *Canny* оператор даје најбоље резултате, такође, и у овом случају су постигнута побољшања применом новог приступа за одређивање прага.



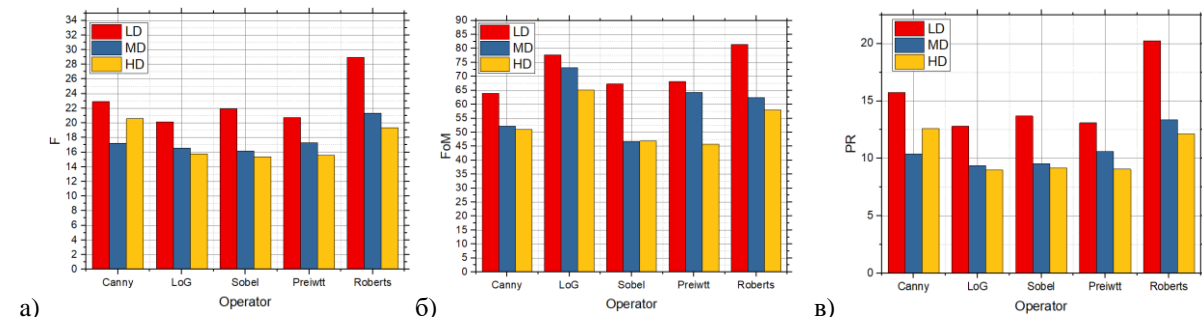
Слика 6.7 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *GS* методи претраге прага за слике са *LD*, *MD* и *HD* коришћењем пет детектора ивица) *F*, б) *FoM*, в) *PR* вредности.

На Слици 6.8, Слици 6.9 и Слици 6.10 приказане су *F*, *FoM* и *PR* вредности за квалитет детекције ивица над сликама са малим, средњим и великим бројем детаља применом новог приступа базираног на *Random* претрази за оптимизацију прага, односно процењивањем најбоље вредности прага. На Слици 6.8 дати су резултати када су се користиле 3 насумичне вредности из базе. Од тих 3 вредности проверава се и бира најбоља вредност прага помоћу које се постиже најбоља детекција. На Слици 6.9 коришћено је 6 насумичних вредности, док је на Слици 6.10 приказано када се користило 9 насумичних вредности. Резултати приказани на Слици 6.8 показују побољшање детекције ивица у односу на уобичајен начин чији су резултати приказан ина Слици 6.2. Примећује се да су вредности ниже у односу на методу када се примењивала *Grid* претрага. Међутим, време рачунања код *RS3* је веома брзо, и обзиром на побољшања, ово су задовољавајући резултати. Најбоље побољшање постигнуто је код *Canny* оператора где се показао као најбоље решење када су у питању слике са малим и великим броје детаља. Када су у питању слике са средњим бројем детаља, најбољи оператор показао се *Roberts*. Када се користе 6 и 9 вредности може се видети да су побољшања боља у односу на 3, што је и оправдано. Са Сlike 6.9 и Сlike 6.10 може се видети да код малог и средњег броја детаља *Roberts* оператор се показао као најбоље решење, док за велики број детаља то је *Canny* оператор. Најбоља побољшања су постигнута када су

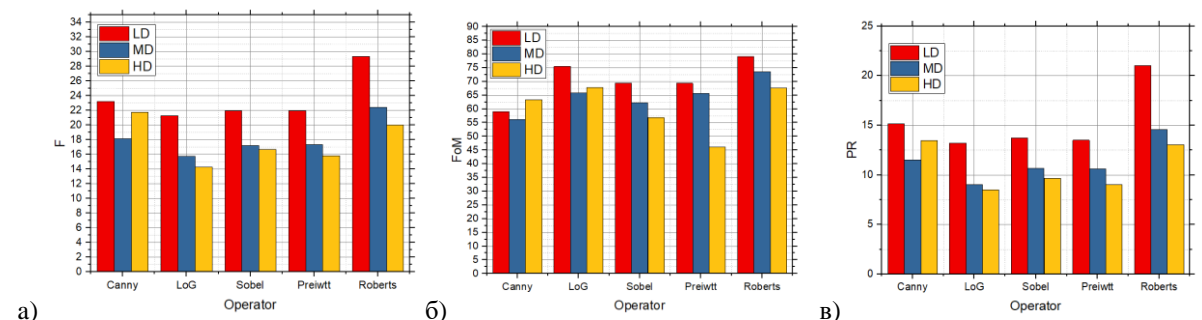
се користиле 9 вредности, међутим, то су ниже вредности од оних добијених приликом коришћења *Grid* претраге али ако се узме у обзир време рачунања и добијена побољшања, знатно ефективнија оптимизација параметара за добијање вредности прага је приступ који се базира на *Random* претрази.



Слика 6.8 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS3* методи претраге прага а) *F*, б) *F0M* и в) *PR*, за слике са *LD*, *MD* и *HD* коришћењем пет детектора ивица.



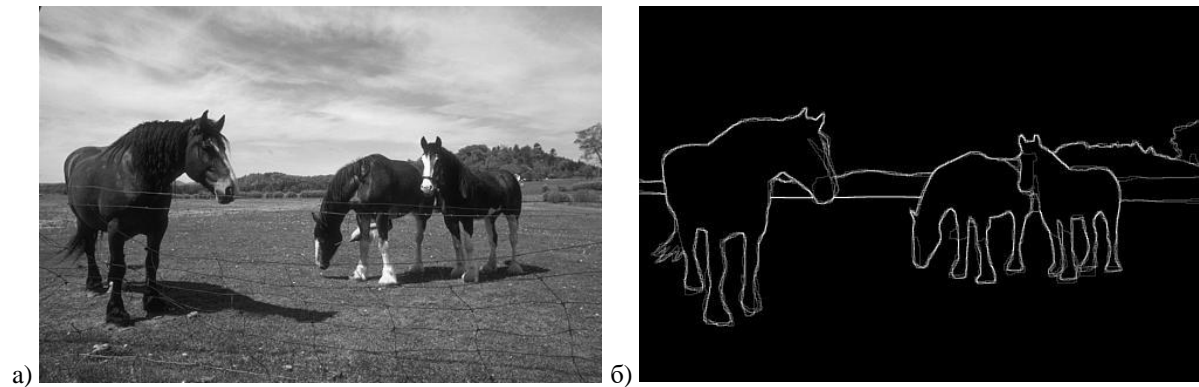
Слика 6.9 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага а) *F*, б) *F0M* и в) *PR*, за слике са *LD*, *MD* и *HD* коришћењем пет детектора ивица.



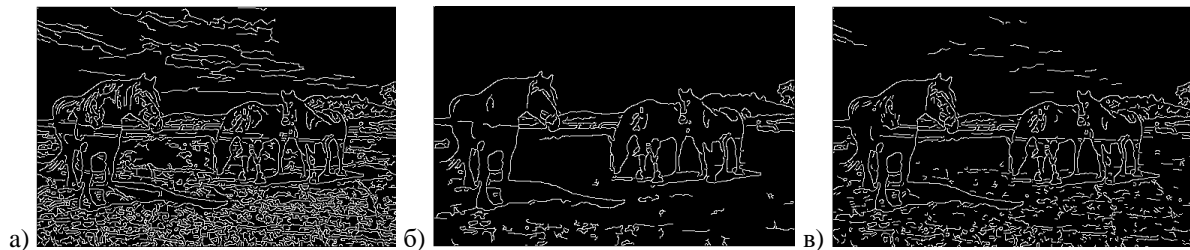
Слика 6.10 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага а) *F*, б) *F0M* и в) *PR*, за слике са *LD*, *MD* и *HD* коришћењем пет детектора ивица.

Већ је речено да су коришћене слике из *BSD* базе и да се састоје из различитог садржаја. Пример оригиналне слике из *BSD* базе и њеног *GroundTruth*-а приказан је на Слици 6.11. Овај *GroundTruth* представља референтну вредност за процену детектованих ивица приликом рачунања предложеног приступа. На основу приказаних резултата могло се видети ефективност, побољшања и понашање детекције ивица

приликом коришћења различитих метода и оператора. На Слици 6.12 приказан је визуелни део, односно приказана је детекција ивица применом стандардног приступа, приступа базираном на *GS* претрази вредности прага и приступа базираном на *RS* претрази вредности прага.



Слика 6.11 - Слика из *BSD* базе а) оригинална, б) *GroundTruth*.



Слика 6.12 - Визуелни приказ детекције: а) оригинална детекција, б) *GS* метод, в) *RS* метод.

Упоредјујући визуелни приказ са објективним, може се видети да је *GS* метод претраге вредности прага показао најбоље резултате. Међутим, могло се видети да то изискује пуно времена и рачунања па је *RS* метод много ефектнији.

7. ПРИМЕНА НОВОГ ПРИСТУПА ПРОЦЕНЕ ВРЕДНОСТИ ПРАГА ИВИЦА НАД СЛИКАМА РАЗЛИЧИТЕ КОМПЛЕКСНОСТИ И ИНТЕЗИТЕТА ШУМА

7.1. Шум у слици

Приликом обраде слике тежи се да се не наруши квалитет а да се извуку што више информација. Међутим, некад се сам квалитет нарушава и на самом извору слика, односно оног тренутка када слика настаје, а неретко и приликом њене обраде или преноса. Чести облици ове дисторзије слика су шумови. Уопштено говорећи, шум у слици представља нежељене информације и као такав он узрокују последице на слику као што су појава артефакта, лажне ивице и линије, замућени објекти као и нарушавање саме позадине слике. Карактеристика и сам модел шума могу се представити помоћу хистограма и функцијом густине вероватноће (*Probability Denticity Function - PDF*) [6, 116].

Различите врсте шума засноване на *PDF*-у су *Gaussian*, *Raileigh*, *Uniform*, *Impulse*, *Poisson*, итд. Према корелацији, шум се класификује као бели и у боји. Бели шум има уједначену спектралну густину снаге и нулту аутокорелацију за разлику од шума у боји. Ако је слика оштећена белим шумом, то значи да сви пиксели нису међусобно повезани. То је адитиван или мултипликативан (*Speckle*) шум према природи, односно пиксели захваћени шумом се додају или множе са референтном сликом. Ово се према класификацији извора често назива квантизационим шумом или фотонским шумом [117].

У овој дисертацији за анализу перформанси новог приступа детекције ивица слике су коришћени следећи типови шума:

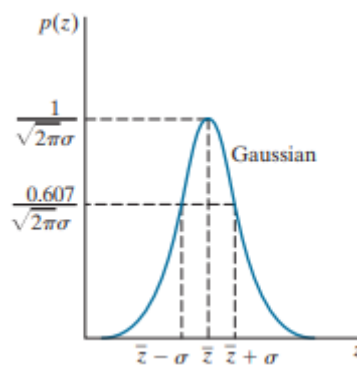
- Гаусов шум (*Gaussian*),
- Импулсни шум (*Slat and Pepper*),
- *Speckle* шум.

7.1.1. Гаусов шум (*Gaussian*)

Због своје математичке особине у просторном и фреквенцијском домену Гаусови модели шума често се користе у пракси. Генерално, Гаусовом шум ремети ниво интензитета сиве боје пиксела. Из тог разлога Гаусов шум је карактеристичан по свом хистограму или *PDF*-у због зависности вредности сиве боје пиксела [6]. Он је статистичке и адитивне природе која прати нормалну дистрибуцију са нултом средњом вредности и σ стандардном девијацијом и утиче на све пикселе на слици. Узрок његове појаве су флукуације температуре сензора и варијације осветљења околине [117]. *PDF* Гаусовог шума дат је следећом једначином [116, 117]:

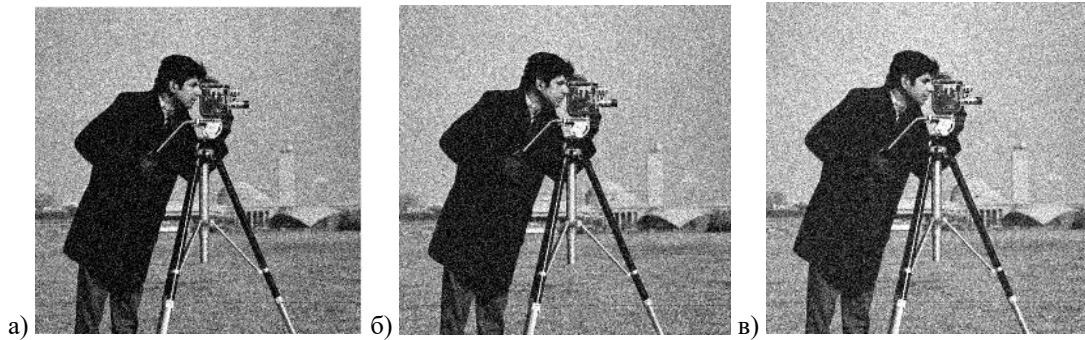
$$P(z) = \sqrt{\frac{1}{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}}. \quad (7.1)$$

где је z вредност интензитета сиве боје, σ стандардна девијација и μ средња вредност. Математички модел Гаусовог шума представља тачну апроксимацију неког сценарија у реалном свету. У овом моделу шума средња вредност је једнака нули, а вредности интензитета сиве су у опсегу од 0 до 255 нивоа сиве боје у смислу његовог *PDF*-а (Слика 7.1) [116].

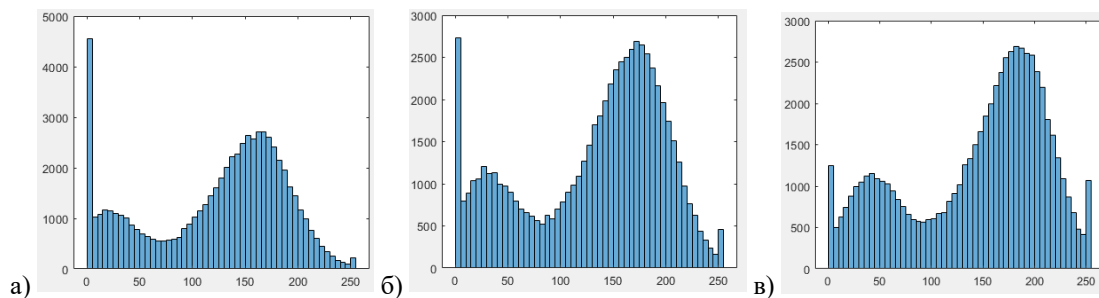


Слика 7.1 - *PDF* Гаусовог шума.

На Слици 7.2 дат је пример слике са различитим интензитетом Гаусовог шумом, а на Слици 7.3 одговарајући хистограми.



Слика 7.2 - Пример слике са различитим интензитетом Гаусовог шума: а) $\sigma=0.01$, б) $\sigma=0.05$, в) $\sigma=0.1$.



Слика 7.3 - Хистограм слике са различитим интензитетом Гаусовог шума: а) $\sigma=0.01$, б) $\sigma=0.05$, в) $\sigma=0.1$.

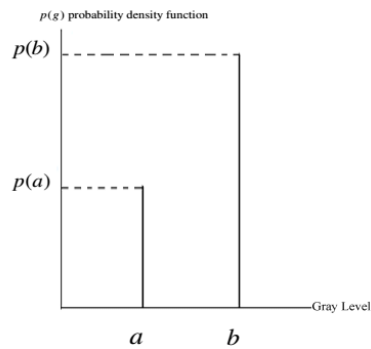
7.1.2. Импулсни шум (Salt and Pepper)

Импулсни шум је додатни шум који најчешће настаје због неисправних сензора и грешке током преноса. За разлику од Гаусовог шума утиче само на одређене пикселе на целој слици, тј. слика није потпуно оштећена већ само поједини пиксели на слици. У ову врсту шума спада *Salt and Pepper* шум [6]. Ако се као пример узме 3×3 матрица са пикселима чије су вредности од 0 до 255 ако је број битова 8. Ако је *Salt and Pepper* шум погодио централни пиксел чија је вредност била 250, сада је та вредност близу нуле што значи да је постао тамни пиксел док су остали пиксели остали непромењени. Дакле, *Salt and Pepper* шум погађа само одређене пикселе и њихове вредности замењује тамним пикселима ако је тај пиксел био светао, односно већег интензитета и обрнуто. *Salt and Pepper* шум дат је [6, 117]:

$$p(z) = \left\{ \begin{array}{l} P_a \text{ for } z = a \\ P_b \text{ for } z = b \\ 0, \text{ за остале случајеве} \end{array} \right\}. \quad (7.2)$$

где су a и b минималне и максималне вредности пиксела динамичког опсега слике. P_a и P_b су вероватноће које су једнаке за *Salt and Pepper* шум.

На Слици 7.4 [116] је приказан *PDF* за *Salt and Pepper* шум.

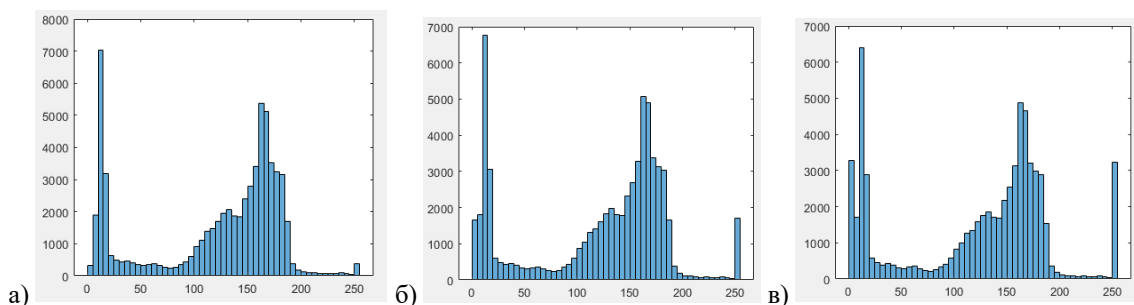


Слика 7.4 - PDF Salt and Pepper шума.

На Слици 7.5 дат је пример слике са различитим интензитетом Salt and Pepper шума, а на Слици 7.6 дат је одговарајући хистограм.



Слика 7.5 - Пример слике са различитим интензитетом Salt and Pepper шума: а) 0.01, б) 0.05, в) 0.1.



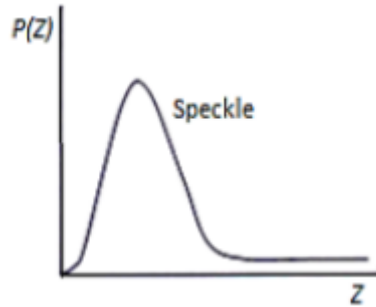
Слика 7.6 - Хистограм слике са различитим интензитетом Salt and Pepper шума: а) 0.01, б) 0.05, в) 0.1.

7.1.3. Speckle шум

Овај тип шума је мултипликативни шум. Често се јавља у кохерентним системима за снимање као што су ласер, радар и акустика итд. Speckle шум у слици може се јавити слично као Гаусов шум, само је доста тежи за посматрање са стране посматрача јер му отежава да примети fine детаље на слици. Његова функција густине вероватноће прати гама расподелу и дата је на следећи начин [116, 118]:

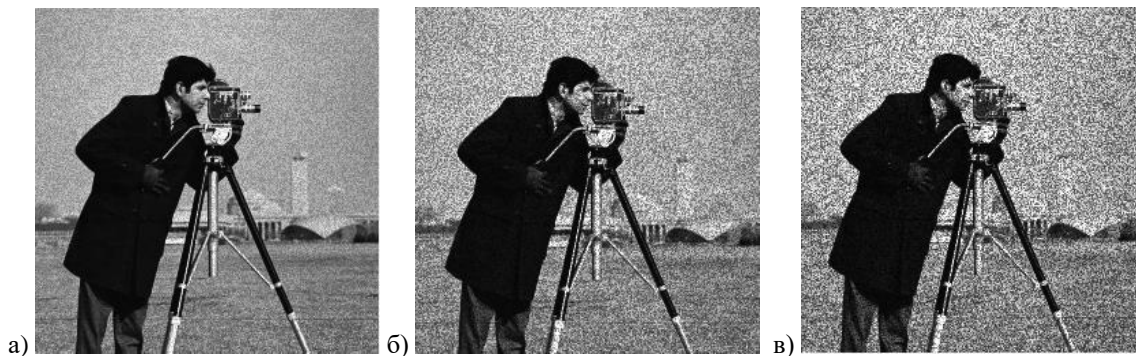
$$P(z) = \frac{z^{\partial-1} e^{-\frac{g}{a}}}{\partial-1! a^{\partial}} . \quad (7.3)$$

На Слици 7.7 [116] је приказан *PDF* за *Speckle* шум.

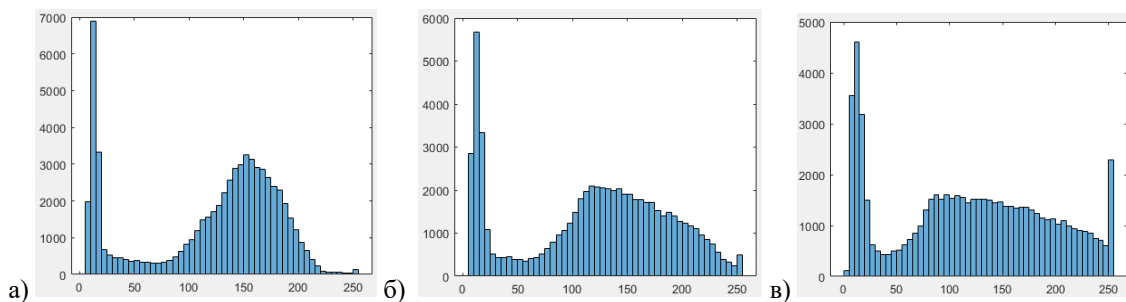


Слика 7.7 - *PDF* *Speckle* шум.

На Слици 7.8 дат је пример слике са различитим интензитетом *Speckle* шума, а на Слици 7.9 дат је приказ одговарајућих хистограма за слике са *Speckle* шумом. Како би се направила разлика са Гаусовим шумом најбоље је упоредити хистограме за ова два шума.



Слика 7.8 - Пример слике са различитим интензитетом *Speckle* шума: а) 0.01, б) 0.05, в) 0.1.



Слика 7.9 - Хистограм слике са различитим интензитетом *Speckle* шума: а) 0.01, б) 0.05, в) 0.1.

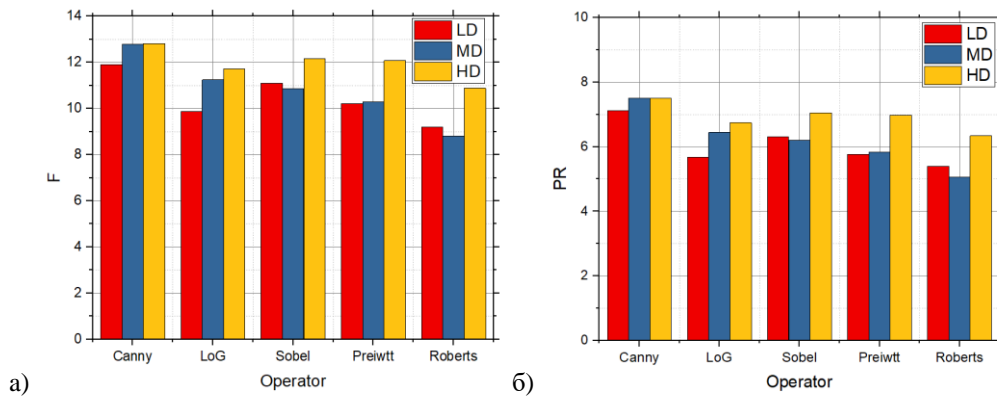
7.2. Резултати анализе применом стандардне методе детекције ивица

Шум у слици је уобичајен и често присутан и настаје у свим нивоима слике што се може видети и на основи примене ова три типа шума. У овој дисертацији је најважнији део детекције ивица над сликама у којима постоји шум јер су детектори ивица као што су *Roberts*, *Sobel* и *Prewitt* који се базирају на првом изводу осетљиви на шум [119]. Из тог разлога *Canny* оператор најпре филтрира слику па ради детекцију (као што је описану у поглављу 2). Предложени су многи филтри за редукцију шума, а тип филтра зависи и од типа шума [120, 121]. У овој дисертацији у петом поглављу предложен је и приступ за детекцију ивица над којима је настала деградација слике приликом компресије па је искоришћен *median* филтар за отклањање шума [78]. Као и сама обрада слике, многобројна истраживања су усмерена детекцију ивица у сликама где постоји шум па су коришћене многе методе како би се овај проблем превазишао, а у последње време и најчешће методом вештачке интелигенције и неуронских мрежа [119].

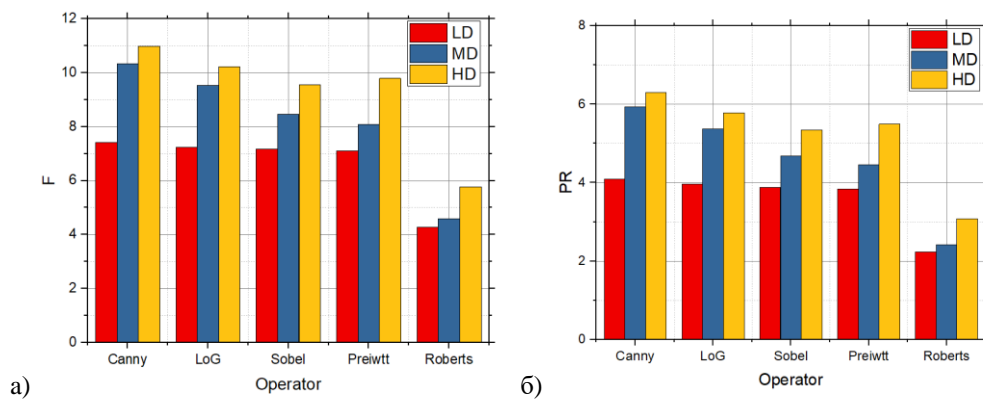
Као и у претходним поглављима, тестиране су слике из *BSD* базе за три нивоа комплексности и за пет оператора за детекцију ивица. У анализи је свакој слици додат шум и то три типа шума: *Salt and Pepper*, *Gaussian* и *Speckle* у интензитетима: 0.01, 0.05, и 0.5, као што је приказано на Слици 7.2, Слици 7.5 и Слици 7.8. Најпре је урађена детекција ивица коришћењем стандардног алгорита, а затим је коришћен предложени приступ за детекцију ивица који на основу *Random* и *Grid* претраге бира најбољу вредност прага како би урадио што бољу детекцију ивица.

На Слици 7.10, Слици 7.11 и Слици 7.12 су приказане *F* и *PR* вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица а које садрже *Salt and Pepper* шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно. Над овим сликама је урађена детекција за пет оператора за детекцију. Са Слике 7.10 може се видети да су за сва три нивоа комплексности као најбољи детектор показао *Canny*. Повећањем концентрације шума на 0.05 *Canny* бележи најбоље резултате али су те вредности нешто ниже у односу на 0.01, нарочито за слике са малим бројем детаља. Повећањем концентрације шума на 0.1 вредности су знатно ниже што значи да је и детекција ивица лошија. Као и у претходним случајевима, *Canny* бележи најбоље резултате и шум је знатно погоршао детекцију за слике са малим бројем детаља. Упоредјујући ове резултате са резултатима приказаним на Слици 6.2 у претходном

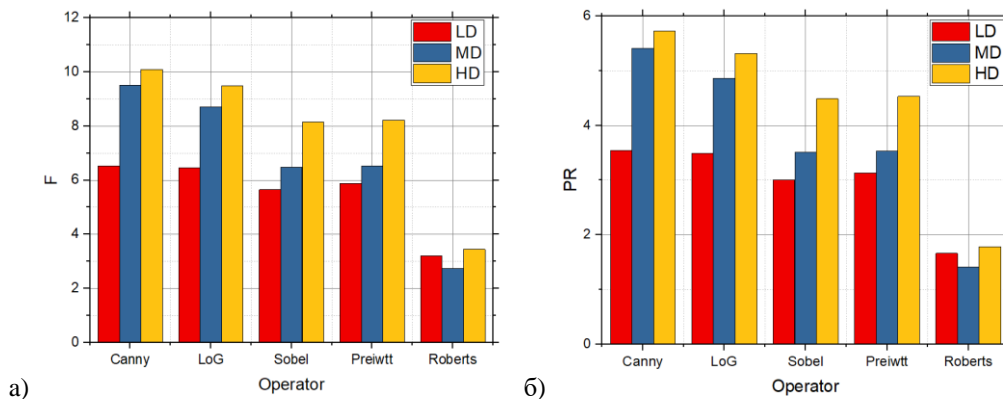
поглављу може се видети да је тада *Roberts* оператор бележио добре резултате за слике са малим бројем и средњим бројем детаља, док у случају када је шум присутан он бележи јако лоше резултате детекције ивица за све категорије комплексности. Такође, са Сlike 7.10, Сlike 7.11 и Сlike 7.12 може се закључити да је *Salt and Pepper* шум утицао на детекцију ивица у великој мери, нарочито код слика са малим бројем детаља.



Слика 7.10 - Добијене вредности стандардном методом за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

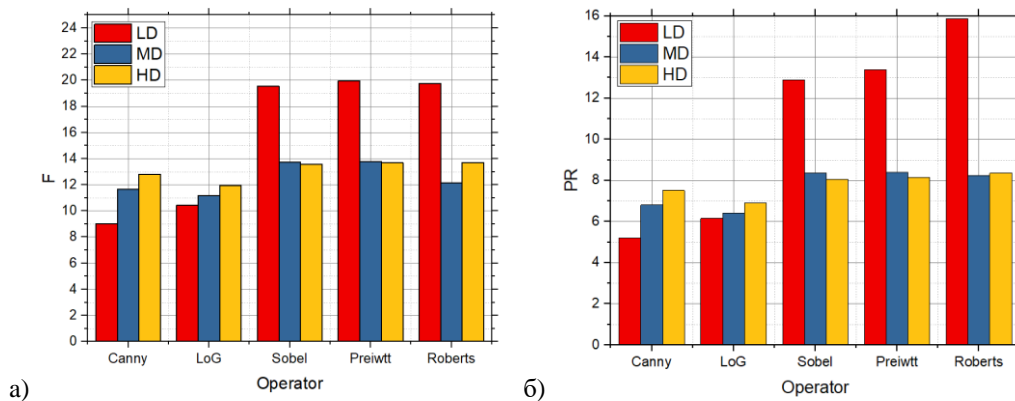


Слика 7.11 - Добијене вредности стандардном методом за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

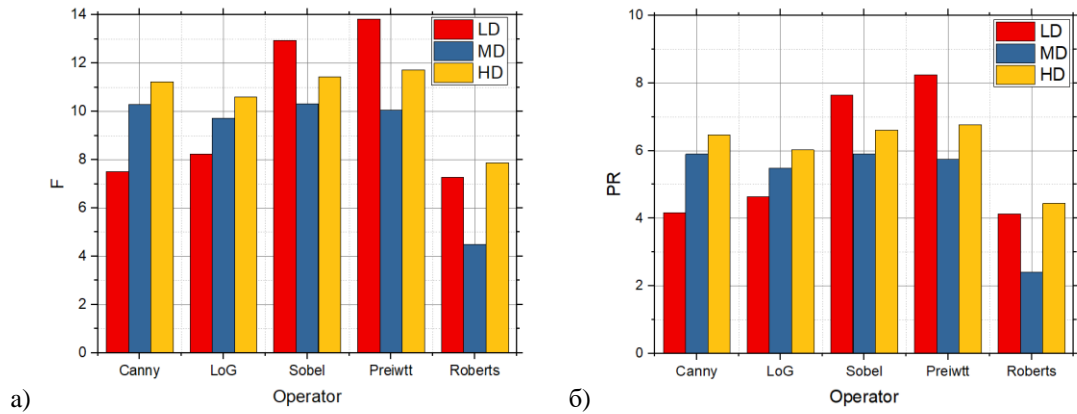


Слика 7.12 - Добијене вредности стандардном методом за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

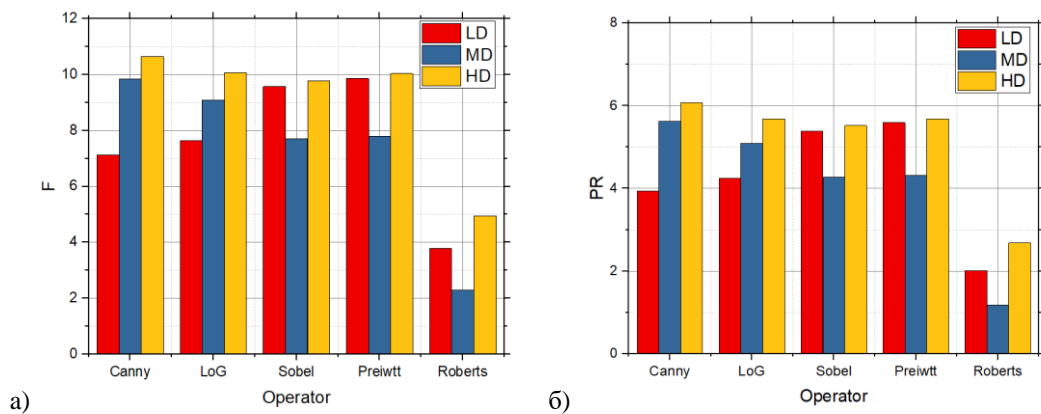
На Слици 7.13, Слици 7.14 и Слици 7.15 су приказане F вредности PR вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже *Speckle* шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно. У случају када је концентрација шума 0.01 градијентни оператори бележе знатно боље резултате за слике са малим бројем детаља у односу на *LoG* и *Canny* операторе. Такође, и за средњи и велики број детаља у слици ови оператори показали су се као боље решење. Међутим, даљим повећањем нивоа шума у слици са шумом интензитета 0.05 и када је број детаља у слици мали, *Prewitt* и *Sobel* бележе добре резултате док је *Roberts* знатно забележио ниже вредности, што може да се види на Слици 7.14. Када је у питању средњи и велики број детаља у слици *Roberts* оператор бележи јако лоше резултате, нарочито за слике са средњим бројем детаља. За велики број детаља сви оператори осим *Roberts* оператора бележе доста сличне резултате, а упоређујући са Сликаом 6.2 где није било шума може се приметити да су резултати у доброј мери задовољавајући. Када је у питању велика концентрација шума, односно *Speckle* шум интензитета 0.1, *Canny* оператор бележи најбоље резултате за средњи и велики број детаља, док је за мали број детаља у слици то *Prewitt* оператор. И у овом случају *Roberts* добија најгоре резултате, односно најлошију детекцију ивица чија детекција није употребљива за даљу обраду. Упоређујући са нижом концентрацијом шума, као што је и очекивано, детекција је лошија, односно добијају се ниже вредности F и PR мере.



Слика 7.13 - Добијене вредности стандардном методом за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.



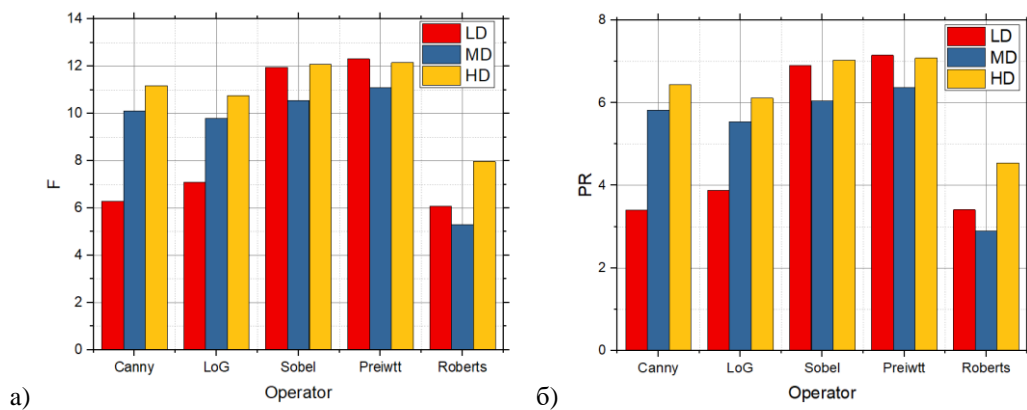
Слика 7.14 - Добијене вредности стандардном методом за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



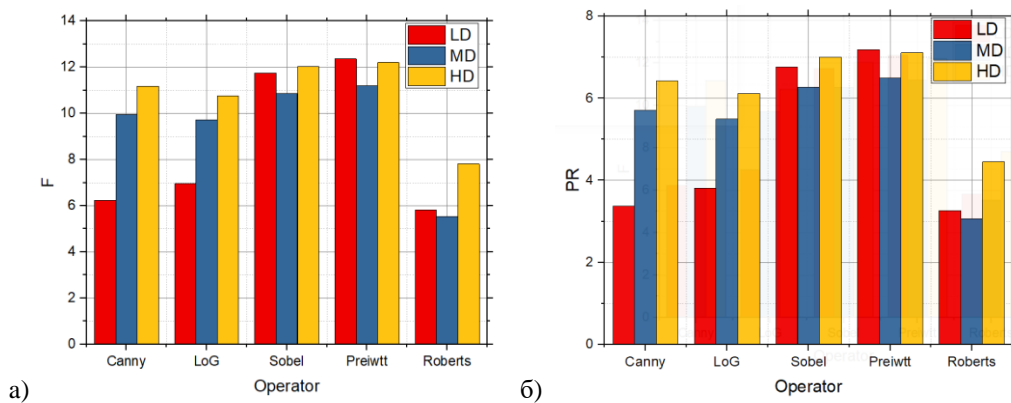
Слика 7.15 - Добијене вредности стандардном методом за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

На Слици 7.16, Слици 7.17 и Слици 7.18 су приказане *F* вредности и *PR* вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже Гаусов шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1 респективно. Када је у питању шум интензитета 0.01 најбољи резултати се добијају помоћу *Sobel* и *Prewitt* оператора и то када је у питању мали и велики број детаља у слици. Када је у питању средњи број детаља у слици, најбоље резултати добијају се помоћу *Prewitt* оператора. *Roberts* оператор и у овом случају бележи јако лоше резултате. Повећањем концентрације шума на 0.05, затим на 0.1 (Слика 7.17 и Слика 7.18) могу се видети у великој мери слична понашања оператора као и добијене вредности за детекцију ивица. Разлог томе преписујемо самом моделу Гаусовог шума. Међутим, упоређујући са Сликаом 6.2 где није било шума у слици примећује се да је Гаусов шум знатно утицао на детекцију ивица за све категорије комплексности али највише за слике са малим бројем детаља у слици.

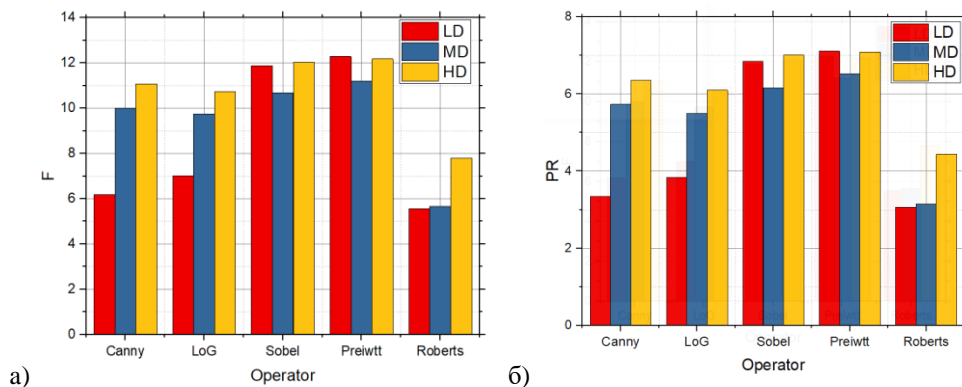
Ако упоредимо типове шума на детекцију ивица може се приметити да шум у великој мери утиче на квалитет детекције ивица. *Salt and Pepper* и *Speckle* су утицали у великој мери на слике са малим бројем детаља, нарочито код већег интензитета шума. Када је присутан *Salt and Pepper* шум за све три категорије комплексности најбољи оператор се показао *Canny*. Код *Speckle* типа шума за велики и средњи број детаља у слици такође је *Canny* дао најбоље резултате док за мали број детаља у слици то је *Prewitt* оператор. Када је у питању Гаусов шум, за све три категорије комплексности слике најбољи оператор је *Prewitt*.



Слика 7.16 - Добијене вредности стандардном методом за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



Слика 7.17 - Добијене вредности стандардном методом за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

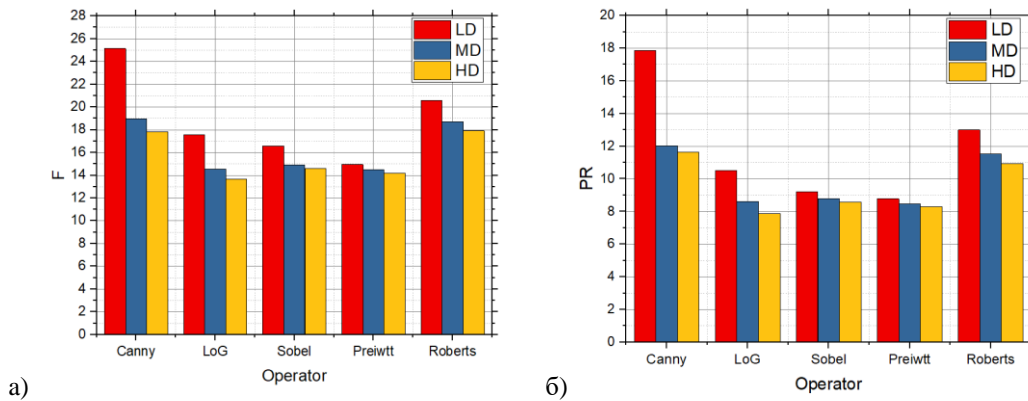


Слика 7.18 - Добијене вредности стандардном методом за LD , MD и HD слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.

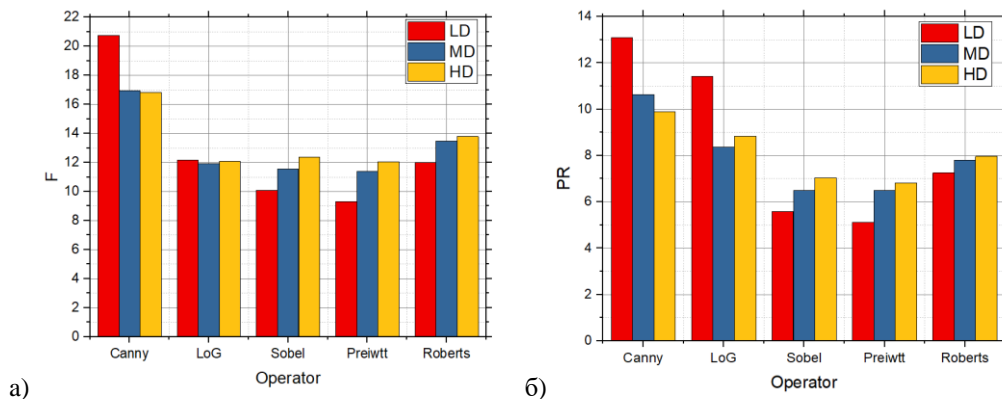
7.3. Резултати детекције ивица применом предложеног приступа који се базира на GS методи проналажења вредности прага

За разлику од претходних случајева сада је тестиран предложени приступ за процену вредности прага детекције ивица који се базира на $Grid$ методи претраге прагова.

На Слици 7.19, Слици 7.20 и на Слици 7.21 су приказане F вредности и PR вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже *Salt and Pepper* шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно. Са Сlike 7.19 може се видети да је најбоља детекција постигнута помоћу *Canny* оператора за слике са малим бројем детаља. Када је у питању средњи и велики број детаља најбоље и сличне резултате дају *Canny* и *Roberts* оператор. Повећањем интензитета шума у слици на 0.05 добијају се резултати приказани на Слици 7.20. Са Сlike 7.20 се може видети да је најбоља детекција постигнута помоћу *Canny* оператора за све три категорије комплексности. Такође, идентично понашање је и за велику концентрацију шума у слици, односно када је у слици био шум 0.1 (Слици 7.21).

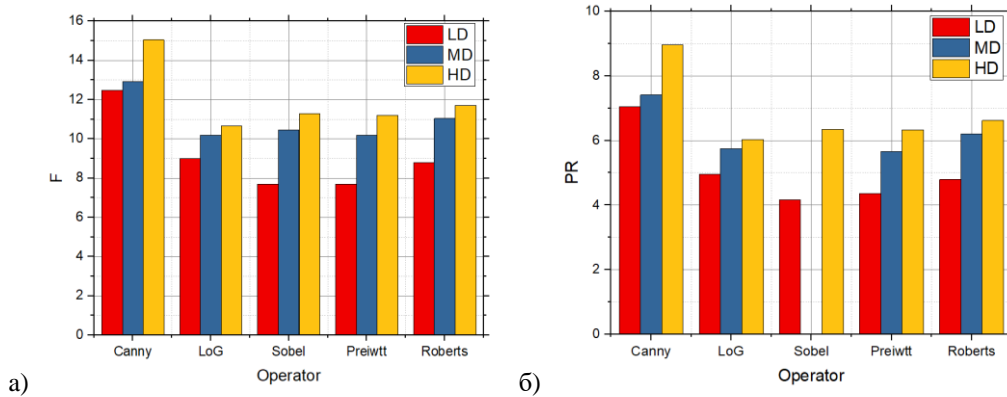


Слика 7.19 – Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



Слика 7.20 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

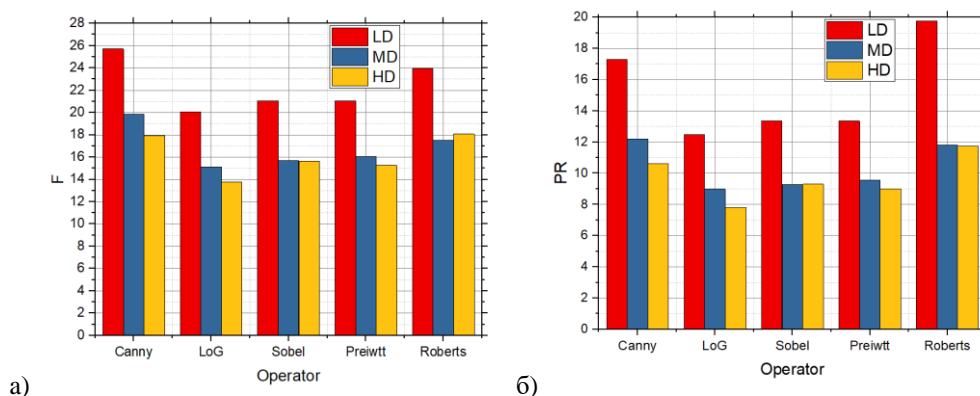
Међутим, када је интензитет шума 0.1 и када је мали број детаља у слици вредности су ниже у односу на велики број детаља у слици што за мању концентрацију шума није био случај. Упоредјујући ове резултате са резултатима када је коришћен алгоритам без побољшања и *Salt and Pepper* шум (Слика 7.10), може се видети да је у великој мери постигнута боља детекција ивица. Такође, упоређујући са резултатима приказаним на Слици 6.6 када је коришћен предложени приступ али над сликама без шума добија се да чак и у сликама када је присутна велика концентрација шима остварују се веома добра побољшања, односно детекција ивица.



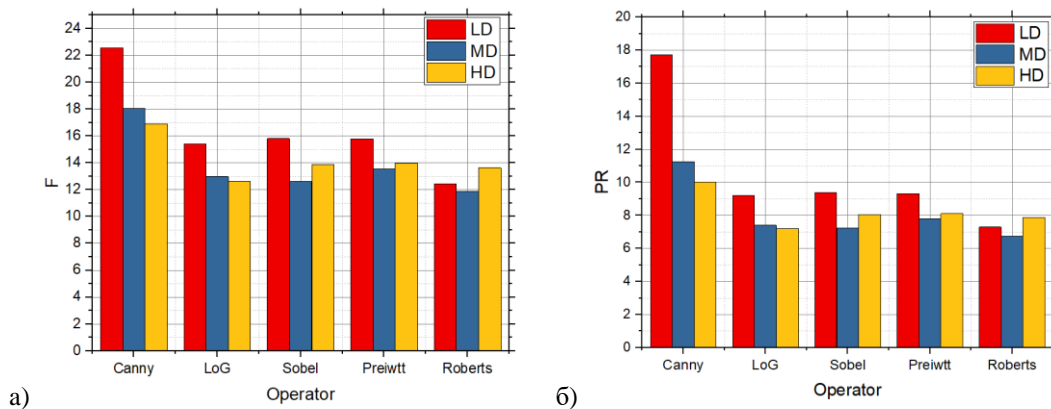
Слика 7.21 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

На Слици 7.22, Слици 7.23 и Слици 7.24 су приказане *F* и *PR* вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже *Speckle* шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно.

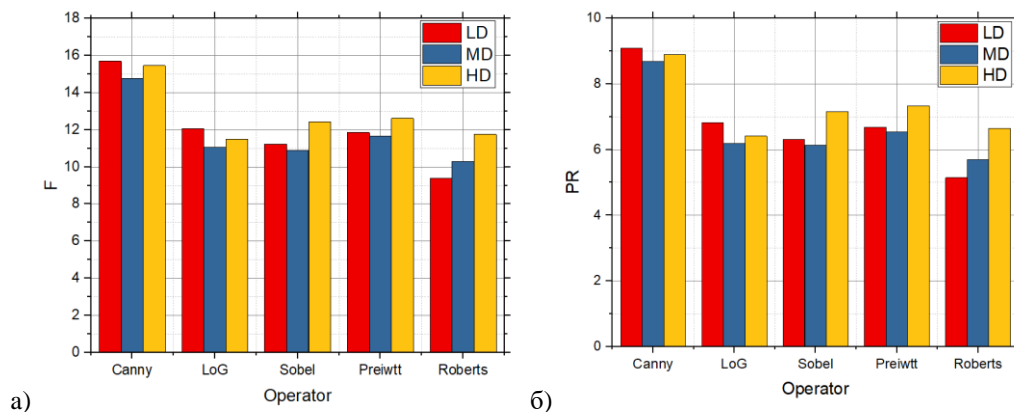
За све нивое детаља у слици најбоља детекција постигнута је помоћу *Canny* оператора када је у питању мала концентрација шума, односно 0.01 (Слика 7.22). Када је шум у слици интензитета 0.05 и 0.1, такође најбоље резултате бележи *Canny* оператор. Иако су вредности нешто ниже када је велика концентрација шума и даље у великој мери се добијају бољи резултати применом предложеног приступа који се базира на *Grid* методи претраге прага. Ако се упореди са ситуацијом када је био присутан *Salt and Pepper* шум за мали број детаља у слици вредности су боље код *Speckle* шума, односно *Salt and Pepper* је утицао више на детекцију ивица док је за средињи и велики број детаља у слици утицај у великој мери сличан.



Слика 7.22 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



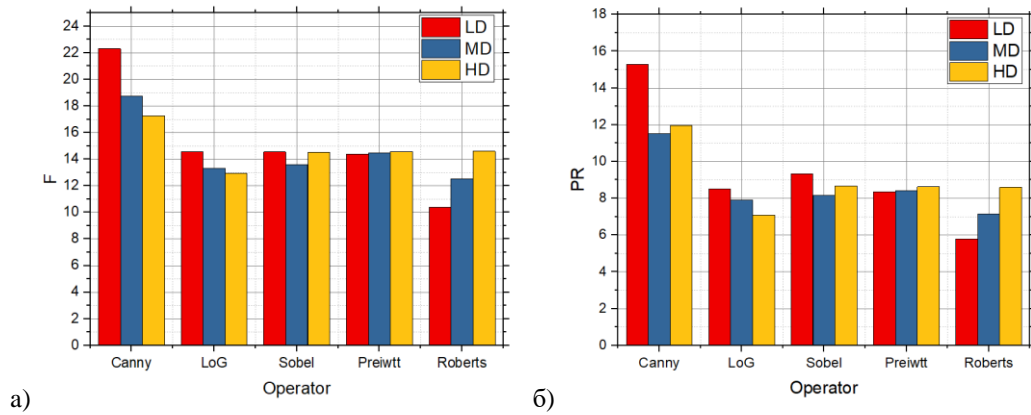
Слика 7.23 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



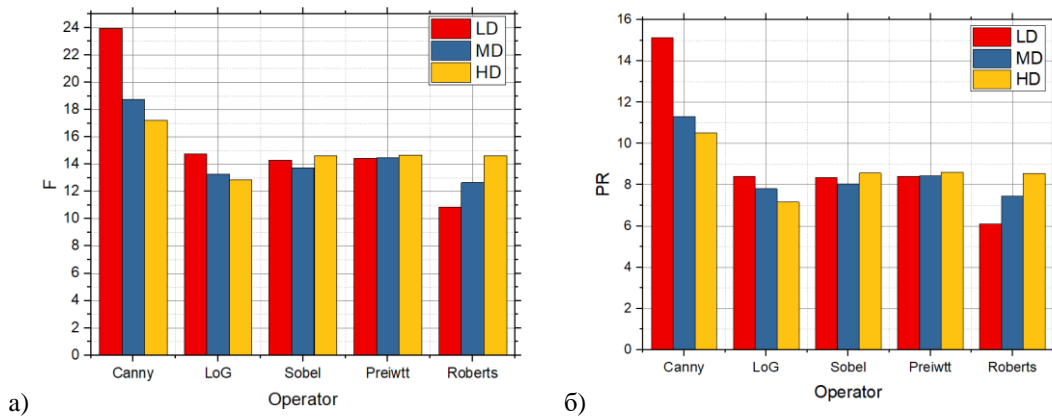
Слика 7.24 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

На Слици 7.25, Слици 7.26 и Слици 7.27 су приказане *F* вредности и *PR* вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица а које садрже Гаусов шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно.

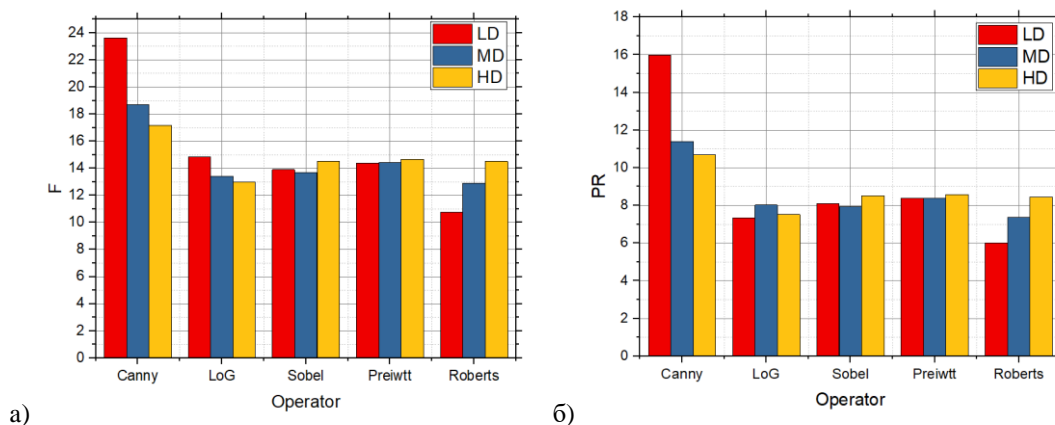
Као и у претходним случајевима, *Canny* оператор је забележио најбоље резултате са све три категорије комплексности и за сва три нивоа интензитета шума. Може се приметити да у поређењу се претходним типовима шума једино је за мали број детаља забележена нижа вредност, док за средњи и велики број детаља у слици боље вредности се добијају када је присутан Гаусов тип шума са великим интензитетом шума у слици. Резултати показују да је и у овом случају постигнуто побољшање уколико се упореди детекција са резултатима добијеним када није коришћен предложени приступ.



Слика 7.25 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



Слика 7.26 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



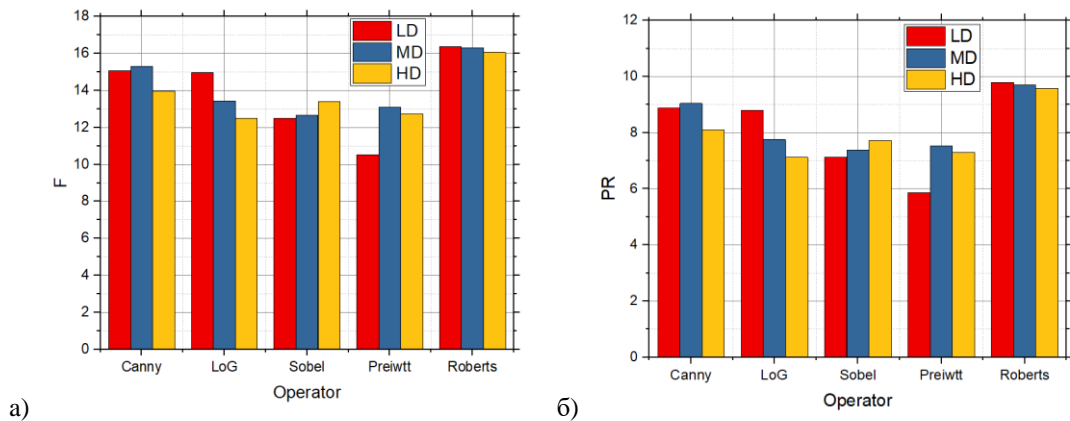
Слика 7.27 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

7.4. Резултати детекције ивица применом предложеног приступа који се базира на *RS3* методи проналажења вредности прага

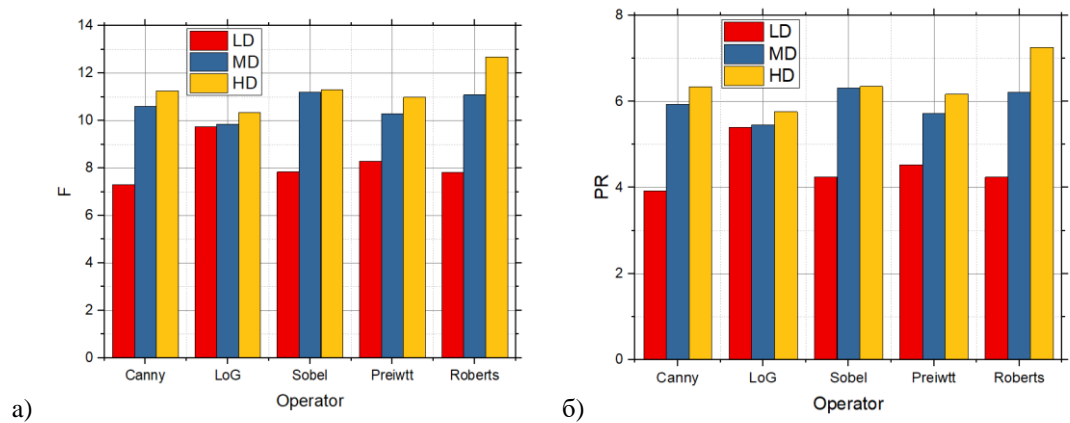
У овом одељку су приказани резултати тестирања предложеног приступа за процену вредности прага детекције ивица који се базира на *Random* методи претраге прагова, односно на три насумичне вредности прага из базе.

На Слици 7.28, Слици 7.29 и Слици 7.30 су приказане *F* и *PR* вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже *Salt and Pepper* шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно.

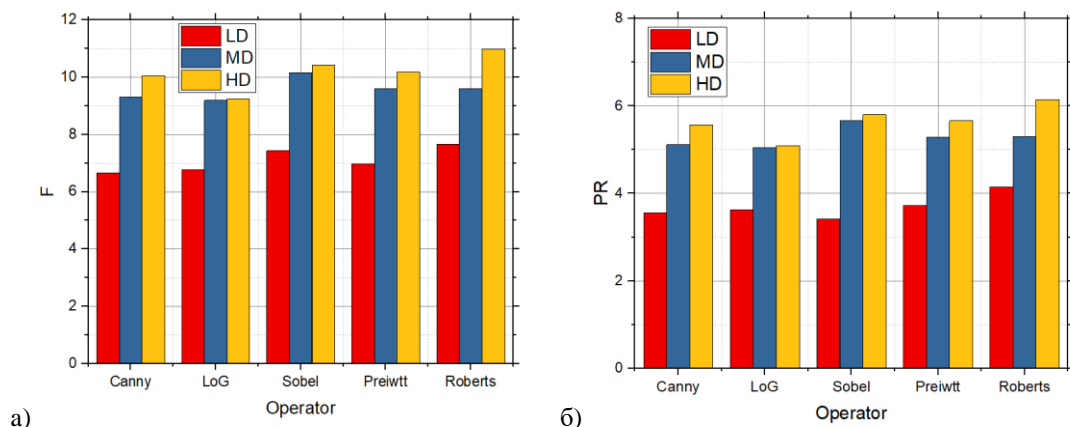
Са Слике 7.28 се може видети да је *Roberts* оператор забележио најбоља побољшања када је у питању мала концентрација шума за сва три нивоа комплексности слике. *Prewitt* оператор је дао најгоре резултате нарочито за мали број детаља у слици. Упоредјујући ове резултате са резултатима када је примењен стандардни приступ (Слика 7.10), примећује се да су вредности побољшане овим приступом који се показао добар и у погледу оптимизације и извршења кода. Такође, у условима веће концентрације шума од 0.05 постоје побољшања у детекцији ивица. Упоредјујући са стандардним приступом где су најбољи резултати постигнути помоћу *Canny* оператора, у овом случају (Слика 7.29) најбољи резултати и детекција се постиже помоћу *Roberts* оператора за слике са великим бројем детаља, док за слике са средњим бројем детаља *Roberts* и *Sobel* дају приближне резултате. Што се тиче малог броја детаља у слици, *LoG* оператор је постигао најбоље побољшање у односу на стандардни приступ. У условима велике концентрације шума од 0.1 *Salt and Pepper* побољшања су постигнута код свих оператора у односи на стандардни приступ где је ситуација слична као код слика интензитета 0.05 са разликом што су побољшања мања. Међутим, упоредјујући са стандардним приступом највећа разлика је управо код *Roberts* оператора.



Слика 7.28 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на $RS3$ методи претраге прага за LD , MD и HD слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.



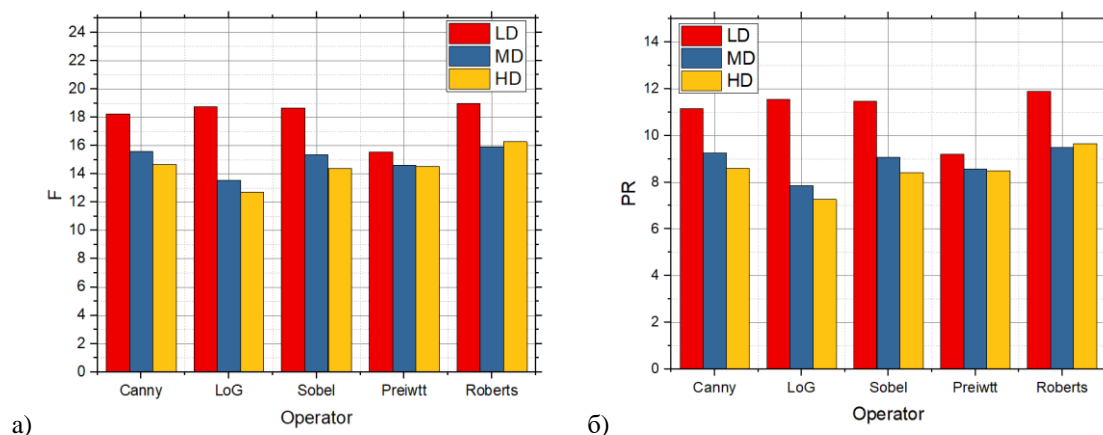
Слика 7.29 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на $RS3$ методи претраге прага за LD , MD и HD слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.



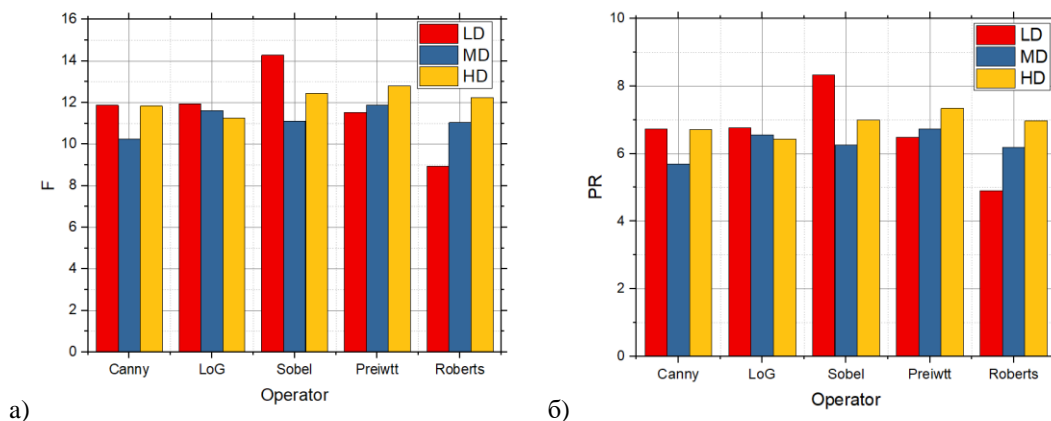
Слика 7.30 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на $RS3$ методи претраге прага за LD , MD и HD слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.

На Слици 7.31, Слици 7.32 и Слици 7.33 су приказане F вредности и PR вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже *Speckle* шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно.

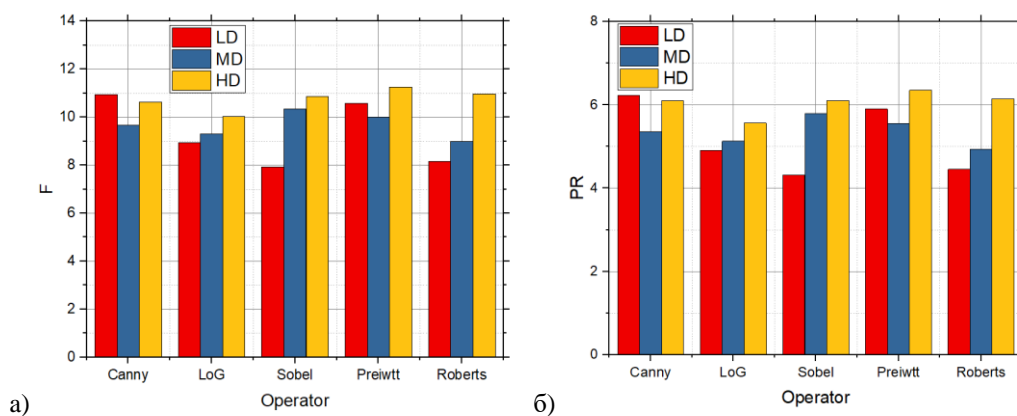
Са Слике 7.31 може се видети да је за мали број детаља у слици најбоља детекција постигнута скоро код свих оператора осим *Prewitt*. Упоредјујући са стандардним приступом приказаним на Слици 7.13 за мали број детаља слици, може се приметити да је детекција слична чак и мало нижа за *Sobel*, *Prewitt* и *Roberts* операторе, док је за *Canny* и *LoG* постигнута знатно боља детекција. Када је у питању средњи и велики број детаља у слици, боља детекција је постигнута код свих оператора док најбоље резултате бележи *Roberts* оператор. Када је шум у слици 0.05, резултати приказани на Слици 7.32 показују да је за мали број детаља *Sobel* оператор остварио најбољу детекцију, док је код стандардног приступа то био *Prewitt* оператор али и даље лошије детекције у поређењу са овим предложеним приступом. Код слика са средњим и великим бројем детаља *Prewitt* даје најбољу детекцију. Са Слике 7.33 могу се видети резултати када је шум у слици 0.1 и да се најбоља детекција за мали број детаља у слици постиже помоћу *Canny* оператора. Када је случај са средњим бројем детаља у слици најбоља детекција се постиже помоћу *Sobel* оператора, док за велики број детаља у слици то је *Prewitt* оператор. Упоредјујући са резултатима добијеним стандардним приступом приказаним на Слици 7.14, може се уочити побољшања у детекцији ивица применом новог приступа и у сликама које су погођене *Speckle* шумом.



Слика 7.31 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на $RS3$ методи претраге прага за LD , MD и HD слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.



Слика 7.32 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS3* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

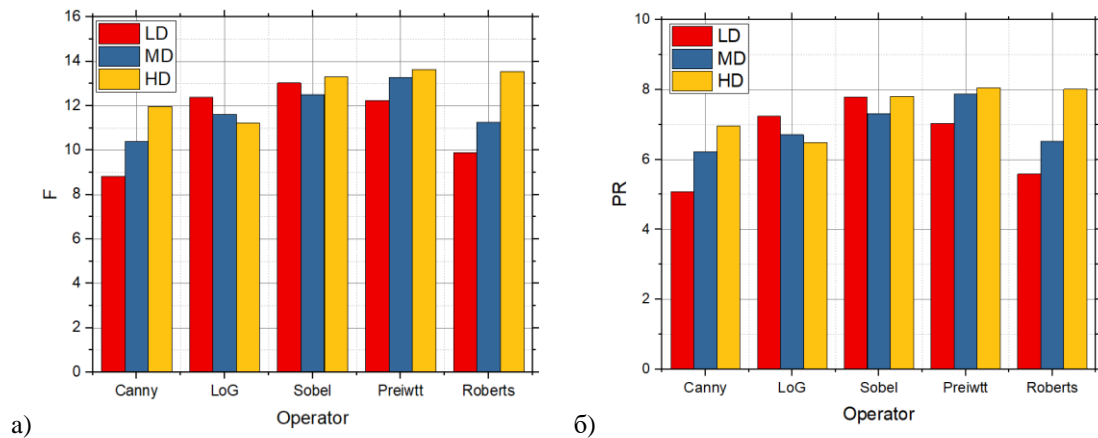


Слика 7.33 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS3* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

На Слици 7.34, Слици 7.35 и Слици 7.36 су приказане *F* и *PR* вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже Гаусов шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно.

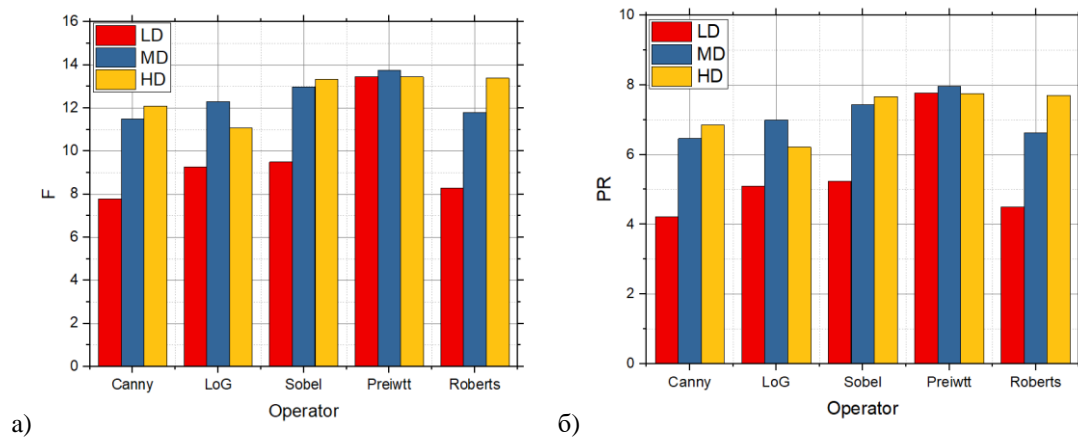
Када је број детаља у слици мали и када је шум у слици интензитета 0.01 најбоља детекција је постигнута помоћу *Sobel* оператора. Када је број детаља у слици средњи и велики то је *Prewitt* оператор, али су за велики број детаља сличну детекцију урадили *Sobel* и *Roberts*. Упоредјујући са резултатима стандардног приступа на Слици 7.16 може се приметити да су остварена побољшања овим приступом, нарочито за *Roberts* оператор. Када је *Roberts* повећан на 0.05 за сва три нивоа детаља у слици *Prewitt* је постигао најбољу детекцију, и упоређујући са резултатима на Слици 7.17 може се приметити да су резултати бољи, односно да је постигнута боља детекција. Када је

интензитет шума у слици 0.1 за мали број детаља најбоља детекција је постигнута помоћу *Prewitt* оператора, за сва три нивоа комплексности, међутим *Roberts* и *Sobel* су такође урадили добру детекцију за велики број детаља која је сличних вредности као *Roberts*. Упоредјујући резултате добијеним на Слици 7.18 може се приметити да је највеће побољшање постигнуто код *Roberts* оператора за средњи и велики број детаља. Једино је лошија детекција коришћењем *LoG* оператора.



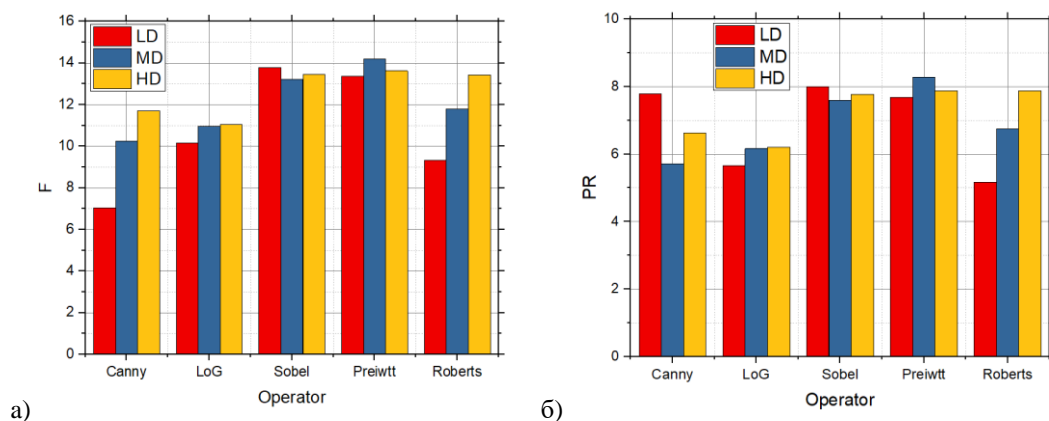
Слика 7.34 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS3* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица:

а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



Слика 7.35 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS3* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица:

а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

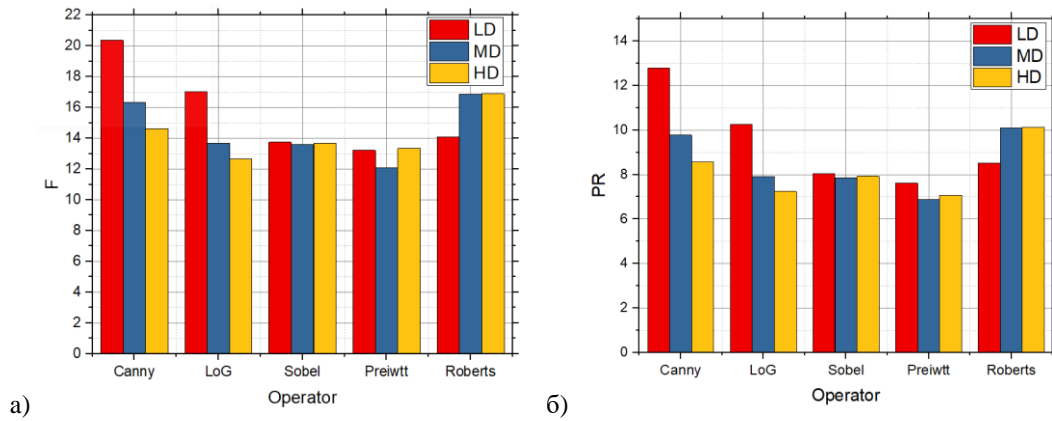


Слика 7.36 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS3* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица:
а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

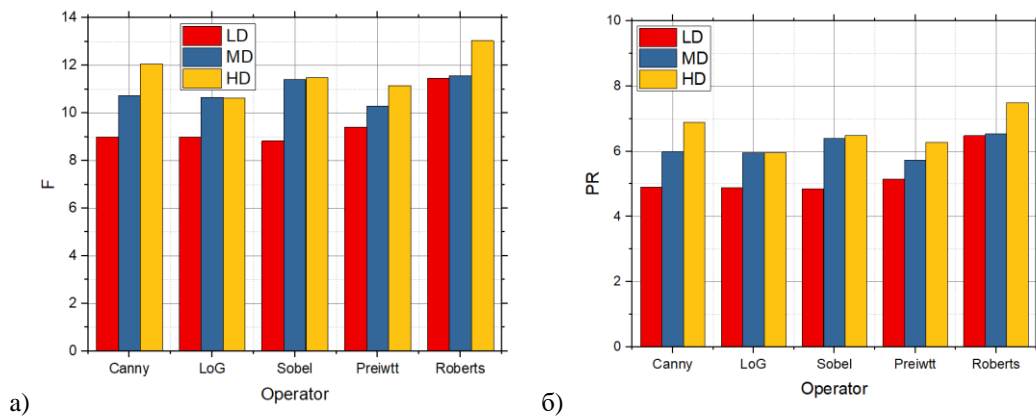
7.5. Резултати детекције ивица применом предложеног приступа који се базира на *RS6* методи проналажења вредности прага

У овом одељку су приказани резултати тестирања предложеног приступа за процену вредности прага детекције ивица који се базира на *Random* методи претраге прагова, односно на шест насумичних вредности прага из базе.

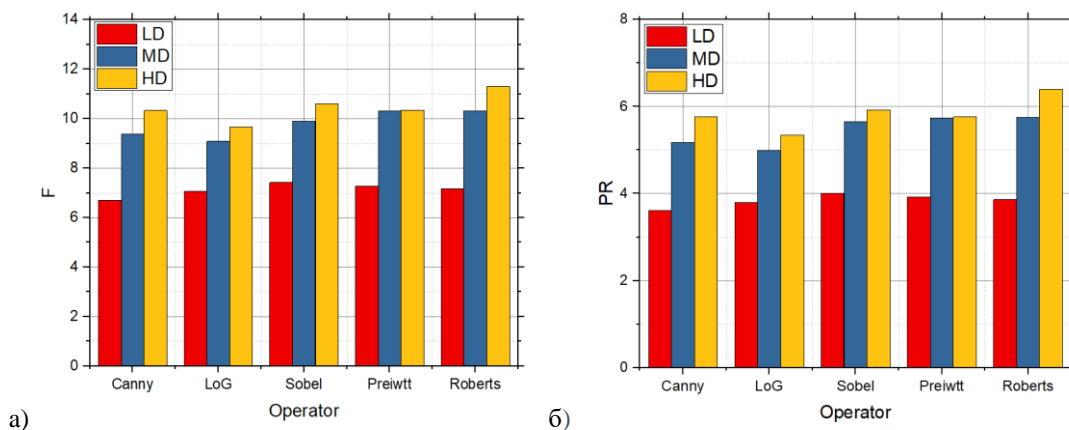
На Слици 7.37, Слици 7.38 и Слици 7.39 су приказане *F* вредности и *PR* вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже *Salt and Pepper* шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно. Са Слике 7.37 може се видети да је за мали број детаља урађена најбоља детекција ивица коришћењем *Canny* оператора, док је за средњи и велики број детаља то случај са *Roberts* оператором. Када је концентрација шума 0.05 најбоље резултате даје *Roberts* оператор за сва три нивоа комплексности. Када је концентрација 0.1 може се приметити да је за мали број детаља у слици скоро једнака детекција ивица за све операторе. Слично се може рећи и за средњи и велики број детаља у слици. Међутим, упоређујући са приступом када су биране три вредности примећује се доста слични резултати али побољшани, такође, резултати су бољи од стандардног приступа.



Слика 7.37 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



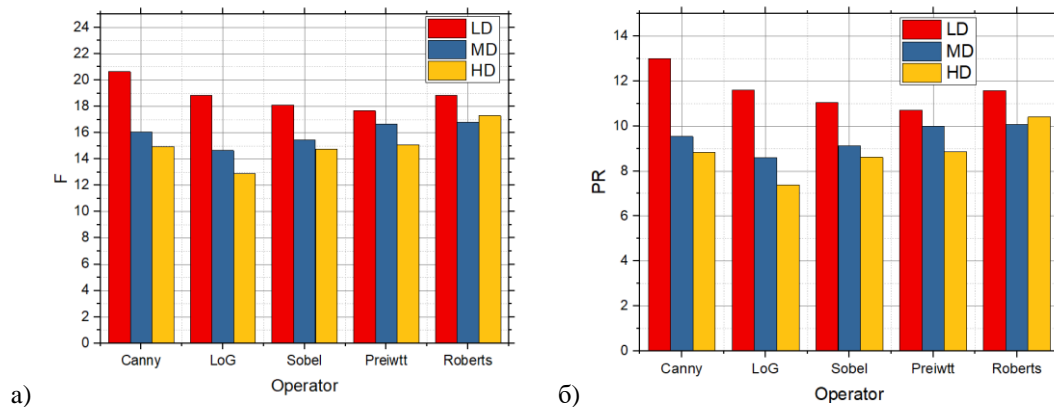
Слика 7.38 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



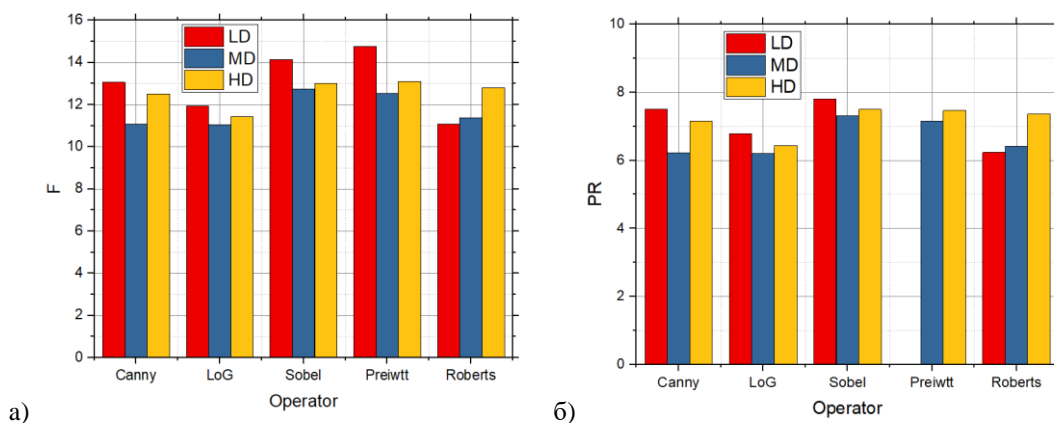
Слика 7.39 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

На Слици 7.40, Слици 7.41 и Слици 7.42 су приказане F вредности и PR вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже *Speckle* шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно.

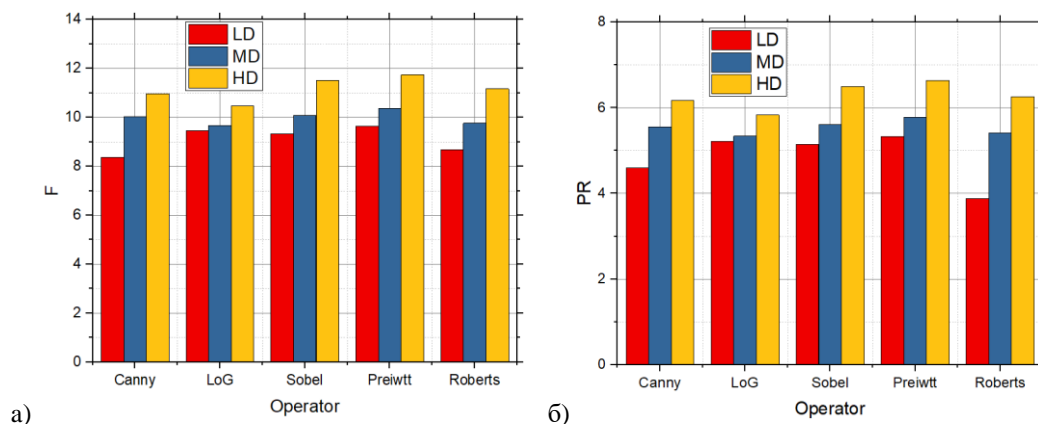
На Слици 7.40 се може видети да је за мали број детаља најбоља детекција постигнута за *Canny* оператор. Такође, упоређујући са резултатима приказаним на Слици 7.31 примећује се да је са шест вредности из базе остварени бољи резултати. Када је број детаља у слици средњи и велики може се приметити да је *Roberts* дао најбољу детекцију. Међутим, за средњи број детаља вредности су сличне као *Prewitt*. Када је шум интензитета у слици 0.05 *Prewitt* бележи најбоље резултате. Сличан случај је и за слике са великим бројем детаља.



Слика 7.40 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.



Слика 7.41 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.

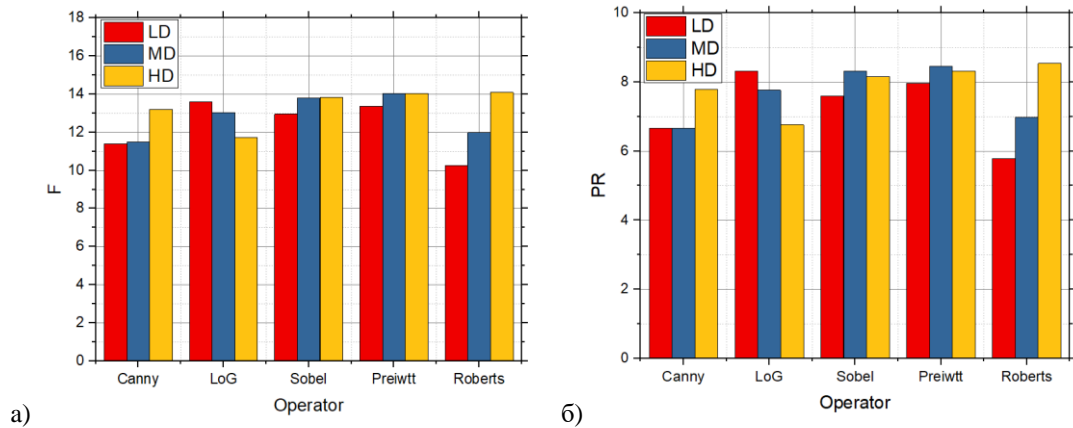


Слика 7.42 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

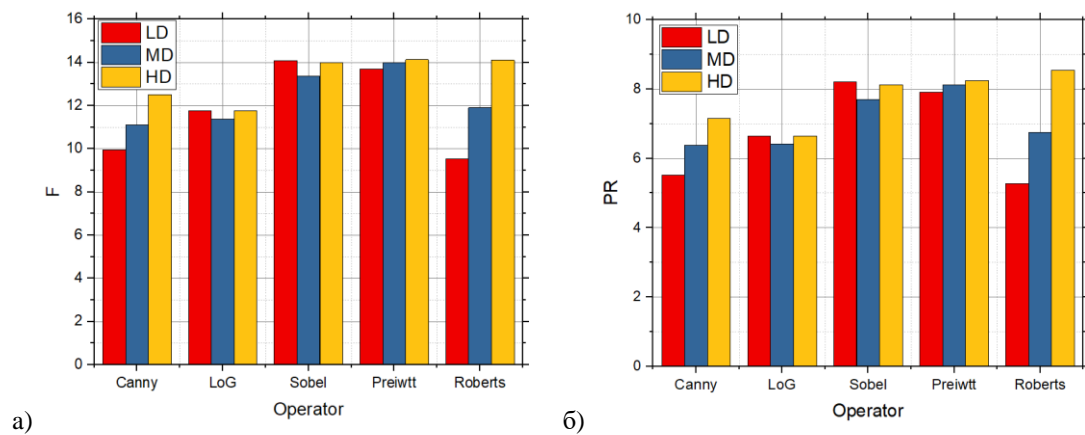
Упоредјујући резултате приказане на Слици 7.41 са резултатима добијеним за стандардни приступ и приступ са 3 вредности, остварена је боља детекција ивица. У случају када је интензитет шума био 0.1 за све три категорије комплексности *Prewitt* је остварио најбољу детекцију. Међутим, за средњи број детаља вредности свих детектора приближне, па је квалитет детекције скоро једнак.

На Слици 7.43, Слици 7.44 и Слици 7.45 су приказане *F* вредности и *PR* вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже Гаусов шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно.

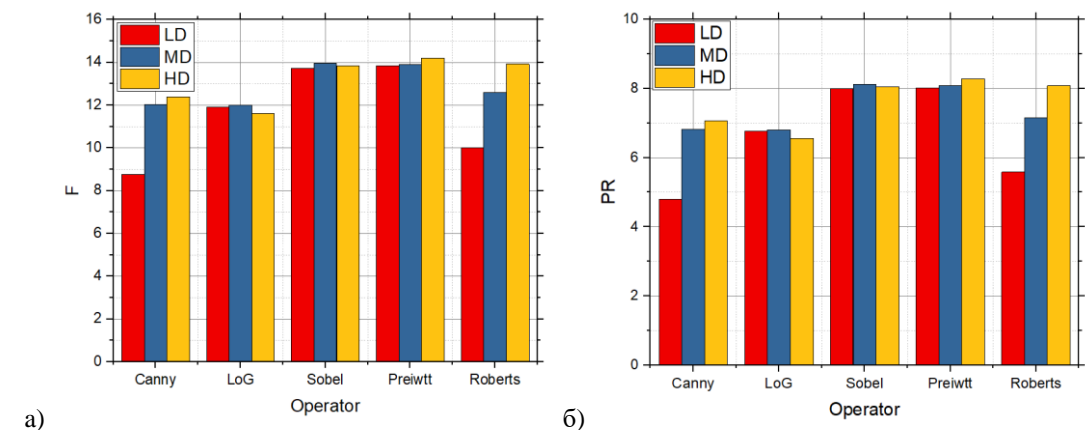
Када је шум интензитета 0.01 може се приметити са Слике 7.43 да су вредности за сва три нивоа комплексности скоро идентичне за *Sobel* и *Prewitt* оператор. За средњи и велики број детаља у слици ови оператори су дали најбоље резултате, међутим, за велики број детаља и *Roberts* оператор бележи сличне. Када је мали број детаља у питању то је *LoG* оператор. Повећањем концентрације шума на 0.05 *Sobel* даје најбоље резултате за мало број детаља у слици док је за средњи број детаља у слици то *Prewitt* оператор. За велики број детаља у слици, *Sobel*, *Prewitt* и *Roberts* дају сличну детекцију. Повећањем интензитета на 0.1 *Prewitt* и *Roberts* дају најбоље резултате за сва три нивоа комплексности. Обзиром на природу Гаусовог шума ови резултати су слични са приступом када се примењивале три насумичне вредности, што је на неки начин и очекивано, међутим, ипак је детекција ивица боља.



Слика 7.43 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица:
а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



Слика 7.44 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица:
а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



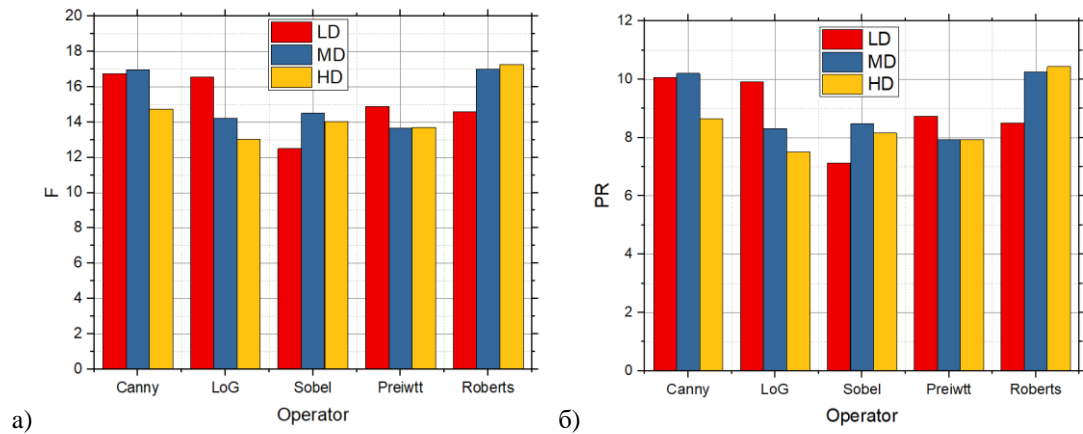
Слика 7.45 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица:
а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

7.6. Резултати детекције ивица применом предложеног приступа који се базира на *RS9* методи проналажења вредности прага

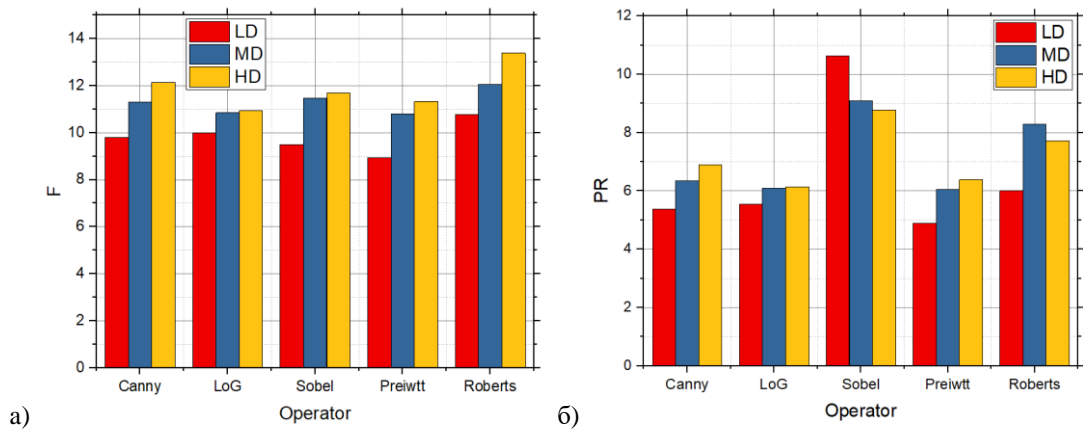
У овом одељку су приказани резултати тестирања предложеног приступа за процену вредности прага детекције ивица који се базира на *Random* методи претраге прагова, односно на девет насумичних вредности прага из базе. У досадашњим резултатима овај приступ се показао као јако ефикасан у погледу брзине извршавање и добијених резултата.

На Слици 7.46, Слици 7.47 и Слици 7.48 су приказане *F* вредности и *PR* вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже *Salt and Pepper* шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно.

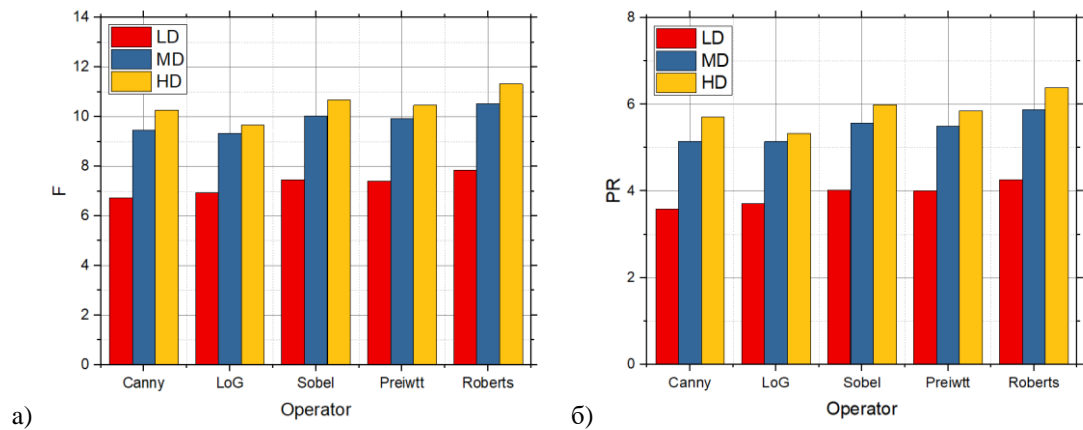
Када је у слици мала концентрација шума 0.01 може се приметити да је најбоља детекција постигнута помоћу *Canny* оператора за мали и средњи број детаља, док за велики број детаља то је *Roberts* оператор. Упоредијући са приступом када су употребљене 3 и 6 вредности прага може се приметити да су резултати бољи када је било 3 вредности али у доброј мери слични када се користило 6 вредности. Даљим повећањем шума на 0.05 може се видети да је већ овим приступом детекција боља у односу на 3 и 6 вредности за све операторе. За сва три нивоа комплексности *Roberts* оператор је постигао најбољу детекцију. У условима великог шума од 0.1 примећује се слично понашање резултата као код детекције приступа са 6 вредности прага. Међутим, упоређујући резултате са Слике 7.47 и Слике 7.39, може се видети да су вредности веће применом овог приступа. Најбољи детектор за за све три категорије комплексности је *Roberts* али су и остали оператори забележили сличне резултате. Треба напоменути да су сви ови резултати знатно бољи у односу на то када се користи стандардни приступ.



Слика 7.46 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



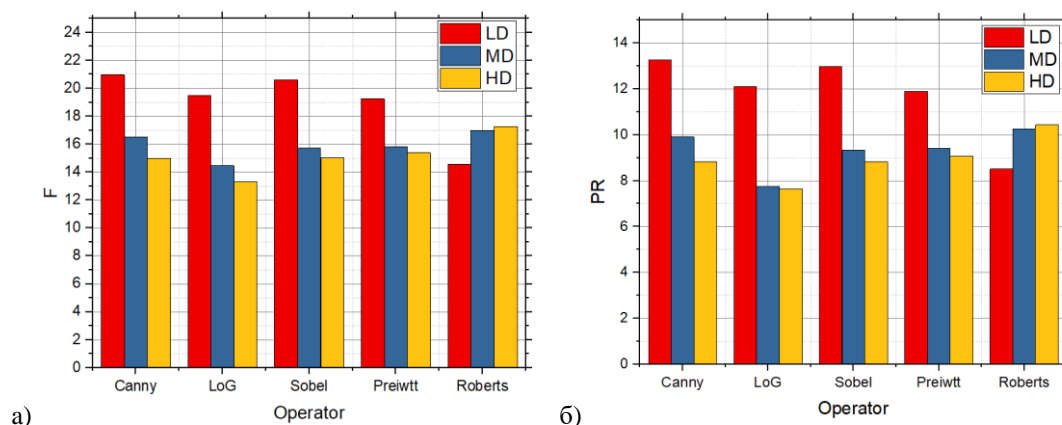
Слика 7.47 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



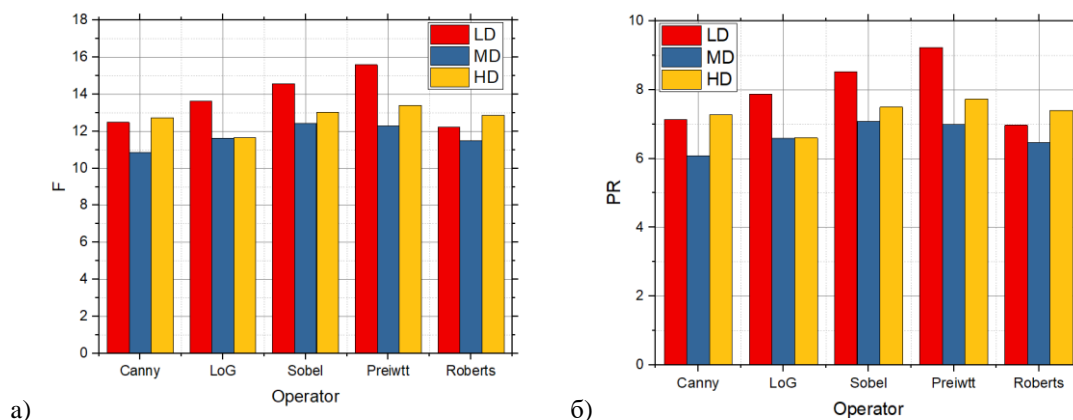
Слика 7.48 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

На Слици 7.49, Слици 7.50 и Слици 7.51 су приказане F и PR вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које садрже *Speckle* шум интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно.

Canny детектор је забележио најбоље резултате када је у питању шум интензитета од 0.01 *Speckle* типа шума и мали број детаља у слици. Међутим, добру детекцију остварују и остали оператори осим *Roberts* оператора. За средњи и велики број детаља у слици *Roberts* оператор бележи најбољу детекцију.



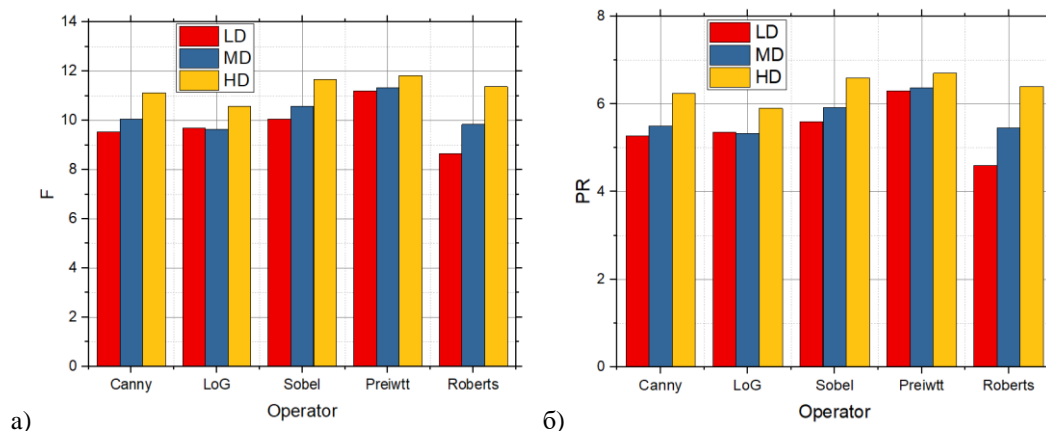
Слика 7.49 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.



Слика 7.50 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.

Даљим повећањем шума на 0.05 долази се до детекције где *Prewitt* остварује најбоље резултате за мали број детаља у слици, док за средњи и велики *Sobel*, *Prewitt*, *Roberts* бележе сличне резултате. Такође, за велики број детаља у слици *Canny* оператор бележи добру детекцију. За случај када је интензитет шума у слици 0.1 *Prewitt* оператор

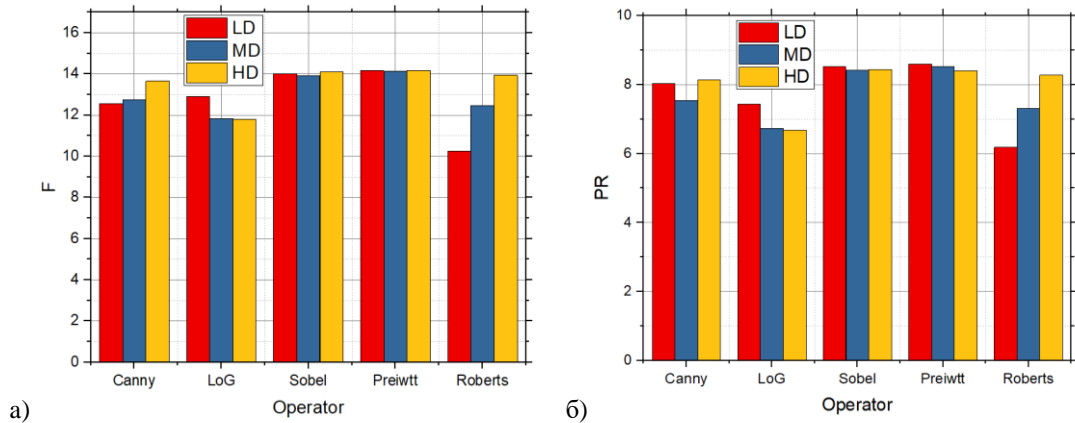
бележи најбољу детекцију за сва три нивоа комплексности, али су за велики број детаља у слици и вредности осталих оператора приближне.



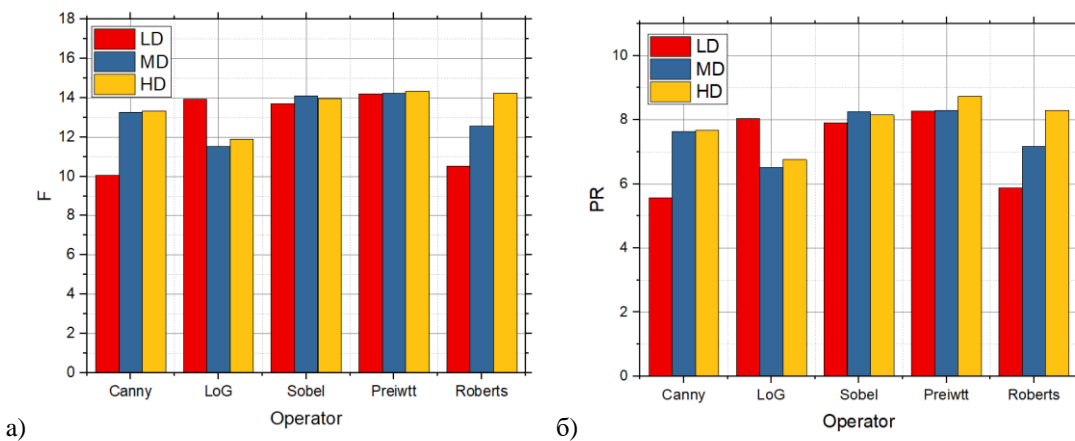
Слика 7.51 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

На Слици 7.52, Слици 7.53 и Слици 7.54 су приказане *F* вредности и *PR* вредности за слике са малим, средњим и великим бројем детаља над којима је урађена детекција ивица, а које су погођене Гаусовим шумом интензитета 0.01, 0.05 и 0.1, респективно.

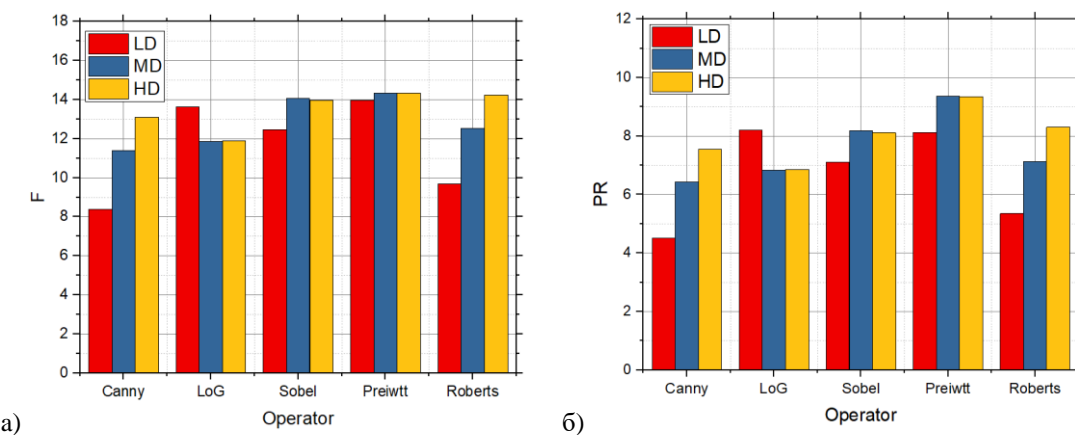
Када је у слици интензитет шума од 0.01, са Сlike 7.52 може се приметити да су вредности у великој мери сличне као када је било шест насумичних вредности што се може видети на Слици 7.41 али и даље постоје побољшања, нарочито код *Canny* оператора. *Sobel* и *Prewitt* су остварили најбољу детекцију за сва три нивоа комплексности, међутим, када је велики број детаља у слици скоро једнаку детекцију остварују и *Canny* и *Roberts*. Када је интензитет шума у слици 0.05 ситуација је доста слична и када је била мања концентрација шума (очекивано због саме природе шума) и утицала је на *Canny* оператор када је мали број детаља у слици. Када је интензитет шума у слици 0.1 може се приметити да је највише утицала на *Canny* оператор и мали број детаља у слици, док је за остале оперatore детекција слична као у претходним условима концентрације шума за све категорије комплексности.



Слика 7.52 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица:
а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



Слика 7.53 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица:
а) *F* вредности, б) *PR* вредности.



Слика 7.54 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица:
а) *F* вредности, б) *PR* вредности.

8. ЗАКЉУЧАК

У првом делу дисертације је урађена анализа и детекција ивица применом градијентних и Лапласових оператора, као и *Canny* оператора над сликама које се састоје из различитог броја детаља (малог, средњег и великог) и које су компресоване *JPEG*, *JPEG2000* и *SPIHT* алгоритмима при различитом броју бита по пикселу (*BPP*). Категоризација слика је извршена према броју детаља и слици помоћу *DCT* и *DWT* методе. Сlike су коришћене из *BSD* базе са одговарајућом *GroundTruth* сликом. Као објективне мере коришћен је *PSNR* за процену деградације квалитета приликом декомпозиције, а *PR*, *FoM* и *F* мере коришћене су за процену квалитета детекције ивица.

На основу добијених резултата може се закључити да када је број детаља у слици мали и средњи и када се користи *JPEG* компресија најбољи резултати се постижу применом *Roberts* оператора. Једино је при *BPP* од 0.1 *Canny* постигао боље вредности. Остали оператори дају сличне вредности. При истом броју детаља *JPEG2000* и *SPIHT* компресије постижу боље резултате што се одражава и на детекцију ивица. Такође, *Roberts* оператор бележи најбоље резултате у односу на остале операције, међутим, вредности су сличне као код *JPEG* компресије осим у случају када је *BPP* низак. Коришћењем слика са великим бројем детаља и *JPEG* компресије најбоља детекција ивица при нижем *BPP*-у постигнута је помоћу *Canny* оператора, док је у осталим случајевима најбоља детекција постигнута помоћу *Prewitt* оператора. Коришћењем *JPEG2000* и *SPIHT* технике компресије при истом броју детаља у слици најбоља детекција је постигнута код *Prewitt* оператора.

Затим је урађена експериментална анализа утицаја различитог нивоа декомпозиције на детекцију ивице применом различитих оператора и *wavelet* трансформација. Урађена је анализа за осам *wavelet* трансформација (*haar*, *db*, *coif*, *bior*, *rbio*, *dmey*, *fk*) и пет оператора за детекцију ивица. Сlike за анализу су компресоване помоћу *wavelet* трансформације.

На основу добијених резултата утврђено је понашање оператора на различитим нивоима декомпозиције за различиту комплексност слике. Може се закључити да се оператори засновани на градијентним и Лапласовим методама различито понашају у различитим нивоима декомпозиције. Може се видети да неки оператори дају боље резултате на вишим нивоима где је могуће извући корисне информације из слике. Резултати показују да сваки оператор за детекцију ивице и *wavelet* трансформација имају своје предности и мане у зависности од комплексности слике. У зависности од система, на основу резултата могуће је одабрати оператор за детекцију ивице и *wavelet* трансформацију које највише одговарају планираном систему. Ово је много важно у компресији слике где је потребно остварити што већу компресију са што мање губитака информације о слици. Данас је све више таквих система у којима је потребно остварити што већи степен компресије да би се слике могле процесуирати у реалном времену и где је потребан брз временски одзив. Добијени резултати могу унапредити процес као што је сегментација и детекција ивице која се користи у *Augmented Reality (AR)*.

Након тога, урађена је детекција ивица над сликама које су затим компресоване помоћу *wavelet* трансформације до трећег нивоа декомпозиције коришћењем *Daubechies* од другог до десетог реда. Обзиром на то да у телевизијским системима веома често долази до промене осветљења, нарочито у емисијама које се емитују и реализују уживо, у раду је анализиран и утицај осветљења за вредности: -100, 0, +100. У зависности од броја детаља у слици, нивоа декомпозиција као и *db waveleta*-а добијају се различити резултати компресије, односно када је број детаља у слици мали постигнута је најбоља компресија. Повећањем момента нестајања *db* са 2 па до 10 долази до повећања *PSNR* вредности, односно квалитета детектоване ивице. Утицај осветљења знатно мења *PSNR* вредности приликом декомпозиције и приликом повећања *db* са 2. па до 10. реда, па приликом промене осветљења различито утиче на компресију у различитим нивоима. Такође, промена осветљења утиче и на урађену детекцију ивица, промене су видљиве код слика са већим бројем детаља. Са малим бројем детаља у слици детекција је могућа и у трећем нивоу декомпозиције где су најбоље вредности добијене за *Roberts* оператор. Када је број детаља у слици средњи и велики најбоље резултате у сва три нивоа даје *Sanny* оператор за разлику када је број детаља у слици био мали. Тачније, код слика са средњим бројем детаља у првом нивоу декомпозиције *Prewitt* даје најниже вредности, у осталим случајевима је то *Roberts* при осветљењу 0. Када је осветљење +100 најлошије резултате је дао *Sobel* у првом нивоу, док *Sobel*, *Prewitt* и *Roberts* дају најлошије

резултате при осветљењу -100. У другом и трећем нивоу декомпозиције најниже вредности даје *Roberts*. Код слика са великим бројем детаља у свим случајевима *Canny* постиже најбоље резултате док *Roberts* најлошије. Међутим, вредности су веома ниске, па је и детекција ивица веома лоша. *Roberts* оператор, иако се субјективно показао као лош уколико се обезбеде посебни услови слика, може понекад дати добру детекцију.

Данашњи системи захтевају да квалитет слике буде што бољи уз што већи степен компресије како би се те слике обрађивале у реалном времену као што су детекција ивица, сегментација, стримовање, стримовање у системима који користе проширену реалност, итд. Анализа у овој дисертацији може имати веома велику практичну примену у свим системима где је потребно обрађивати информације у реалном времену, нарочито у телевизијским системима, али и представља добру теоријску основу за будућа истраживања која се односе на компресију и детекцију ивица.

Будући да већи степен компресије значајно смањује простор потребан за складиштење, на овај начин се смањује и потребан битски проток за пренос слике. Добијени резултати показују како број детаља утиче на сажимање слика и детекцију ивица.

Употреба технологије је у великом порасту из дана у дан, многи процеси се аутоматизују, а ту велику улогу има и употреба машинског учења и вештачке интелигенције. Користимо их свакодневно, често и не увек свесно, као што су читање вести, претрага у претраживачима, препознавање рукописа помоћу телефона, препознавање гласа, препознавање лица и слично. Из тог разлога влада велико интересовања међу истраживачима у овој области. Дигитална обрада слике игра велику улогу у овом процесу, нарочито код препознавање објеката где је један корак детекција ивица.

Обзиром на то да су сцене у природи увек другачије самим тим састоје се и из различитог броја детаља који се налазе у слици, и на основу добијених резултата могло се видети да комплексност слике утиче на детекцију ивица и да се различити детектори другачије понашају у зависности од комплексности слике. Број детаља у слици одређен је на основу просторних информација у слици. Ова мера показала се као ефикасан параметар за процену комплексности.

Такође, у дисертацији је испитана и субјективна процена комплексности слика, и урађена је анализа поређења између субјективне и објективне процене. На основу

добитених резултата и анализе *Roberts* оператор дао је најбоље резултате када је у питању мали и средњи број детаља у слици док за слике са великим бројем детаља најбоље резултате је дао *Canny* оператор. Користећи ову чињеницу и понашање детектора у зависности од комплексности слике у дисертацији је предложен нови приступ адаптивне селекције детектора ивица, односно у зависности од комплексности слике у реалном времену се процењује комплексност и бира детектор ивица. Предложени приступи који процењује комплексност слике и примењује адаптивни приступ одређеног детектора може радити и у реалном времену, па се као извор слика може користити и камера. Предложени приступ и предложена метода за оптимизацију и процену прага су оптимизовани тако да могу радити и на хардверу као што је *Raspberry Pi* или *Arduino*.

Анализирана је *BSD* база од 100 слика које се састоје од реалних сцена и за сваку слику постоји *GroundTruth*. На основу ове базе где се укупно налази 300 слика направљен је *dataset* са вредностима прага који се може даље проширити. На основу ових вредности применом концепта машинског учења и применом одабира најбољих параметара предложен је приступ за процену прага помоћу *Grid* и *Random* претраге. Највећа побољшања су постигнута помоћу *Grid* претраге, међутим изискује пуно времена рачунања. Применом *Random* претраге за оптимизацију параметара за процену вредности прага коришћене су 3, 6 и 9 вредности. Добитени резултати јасно показују да су у поређењу са стандардним приступом остварена побољшања у детекцији ивица. Приликом коришћења 3 вредности показало се да је за мали и велики број детаља *Canny* оператор најбољи детектор док је за средњи број то *Roberts* оператор. У случајевима 6 и 9 вредности *Roberts* оператор је дао најбољу детекцију за мали и средњи број детаља у слици док је *Canny* за велики број детаља у слици. Узимајући у обзир време рачунања показало се да је *Random* претрага ефикаснија метода за процену вредности прага. Такође, уколико се упореде добитени резултати предложеног приступа *Grid* методом претраге показује знатно већа побољшања у детекцији ивица, како субјективне тако и објективне процене. Добитени резултати су знатно бољи од стандардног приступа и поређењем резултата коришћењем *Random* претраге показује се да су добијена знатна побољшања у односу на стандардни приступ.

Предложени приступ који се базира на проналажењу прага коришћењем *Random* и *Grid* претраге даје бољу детекцију у односу на стандардне приступе чак и у условима када је присутан шум. У седмом поглављу анализиран је приступ у условима три типа

шума (*Salt and Pepper*, *Speckle* и *Gaussianu*) и то са три различита интензитета шума. Резултати показују да је остварена боља детекција код сваког типа шума за све нивое комплексности у поређењу са стандардним приступом. Применом стандардног приступа код свих типова и интензитета шума *Canny* детектор се показао као најбоље решење за сва три нивоа комплексности. Такође, применом предложеног приступа када се примењује *Grid* метода проналажења прага *Canny* се показао као најбољи детектор за све типове шума и комплексности слике. Применом приступа који се базира на *Random* претрази прага у зависности од комплексности слике и типа шума зависи и детекција ивица, тј. најбољи детектор ивица. Сви детектори ивица осим *LoG* детектора показали су да имају примену чак и кад је присутна велика концентрација шума и сви су остварили боље резултате у односу на стандардни приступ. Такође, и *LoG* детектор је остварио боље вредности од стандардног приступа али у поређењу са осталим детекторима он се показао као најлошије решење за слике које су погођене шумом.

На основу анализе спроведене у дисертацији и добијених резултата може се закључити да је предложеним приступом за процену вредности прага при детекцији ивица слика различитог степена комплексности и компресије, остварен значајан допринос у области дигиталне обраде слике. *Grid* и *Random* претраге показале су се као ефикасно решење за процену вредности прага и оптимизацију параметара. Правац будућих истраживања могао би се усмерити на примени Бајесове оптимизације параметара.

Анализом и развијањем новог приступа за детекцију ивица слике, остварени су следећи доприноси у докторској дисертацији:

- извршена је временско-фреквенцијска анализа слике;
- урађена је анализа утицаја различите комплексности и компресије слике на детекцију ивица;
- урађена је анализа утицаја вредности прага приликом детекције ивица у слици;
- извршено је поређење резултата мера перформанси за квалитет слике добијених приликом детекције ивица коришћењем новог приступа за процену вредности прага које се базирају на *Grid* и *Random* претрази;
- урађена је компаративна анализа различитих оператора за детекцију ивица слике и мерење њихових перформанси над различитим типовима слика (компјутерски генерисаних, слика реалних ситуација, медицинских, сателитских, итд);

- урађена је анализа утицаја компресије засноване на дискретној косинусној трансформацији (*DCT*) и дискретној *wavelet* трансформацији (*DWT*) на детекцију ивица слике;
- извршена је процена комплексности слике на основу *DCT*, *DWT* и просторних информација у слици и формиране су три категорије комплексности;
- предложен је и развијен нови приступ за детекцију ивица на основу комплексности слике и понашања постојећих модела детекције ивица;
- предложен је и развијен нови приступ за детекцију ивица помоћу принципа и логике машинског учења, и урађена је његова оптимизација за рад у реалном времену и у реалним апликацијама;
- урађена је компаративна анализа детекције ивица за слике различите комплексности са различитим врстама и интензитетом шума са постојећим методама и предложеним новим приступом.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] S. Ilic, M. Petrovic, B. Jaksic, P. Spalevic, Lj. Lazic, and M. Milosevic, Experimental analysis of picture quality after compression by different methods, *Przeegląd Elektrotechniczny*, vol. 89, no. 11, pp. 190-194, 2013.
- [2] The Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark, <https://www2.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/grouping/segbench/>
приступљено: 18.11.2021. године.
- [3] N. Senthilkumaran and R. Reghunadhan, Edge Detection Techniques for Image Segmentation - A Survey of Soft Computing Approaches, *Information Paper, International Journal of Recent Trends in Engineering*, vol. 1, no. 2, pp. 250-254, 2009.
- [4] E. R. Davies, Computer and Machine Vision 4th Edition: Theory, Algorithms, Practicalities, *Academic Press*, ISBN: 9780123869081, 2012.
- [5] O. Marques, Practical Image and Video Processing Using MATLAB, *Wiley-IEEE Press*, ISBN: 978-1-118-09347-4, 2011.
- [6] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, S. L. Eddins, Digital Image Processing Using MATLAB, *Upper Saddle River, New Jersey (USA): Pearson Prentice Hall*, ISBN: 978-0982085400, 2004.
- [7] I. Djurovic, Digitalna obrada slike, *Univerzitet Crne Gore, Elektrotehnicki fakultet – Podgorica, Edicija ETF Udzbenici*, 2006.
- [8] T. Kuang, Q. Zhu, and Y. Sun, Edge detection for highly distorted images suffering Gaussian noise based on improve Canny algorithm. *Kybernetes*, vol. 40, no. 5/6, pp. 883–893, 2011.
- [9] L. G. Roberts, Machine perception of three-dimensional solids, *Optical and Electrooptical Information Processing, J. T. Trippett et al., Eds. Cambridge, MA: MIT Press*, pp. 159-197, 1965.
- [10] S. Gupta, S. G. Mazumdar, Sobel Edge Detection Algorithm, *International Journal of Computer Science and Management Research*, vol. 2, iss. 2, pp. 1578-1583, 2013.
- [11] Rice University – Web service, <https://www.owlnet.rice.edu/~elec539/Projects97/morphjrks/laplacian.html>

[приступљено: 21.11.2021. године.](#)

- [12] J.M.S. Prewitt, Object Enhancement and Extraction, *Picture processing and Psychopictorics*, Academic Press, 1970.
- [13] R. Jain, R. Kasturi, and B.G. Schuck, Machine Vision, *McGraw Hill*, Berlin, ISBN: 0-07-032018-7, 1995.
- [14] M. V. Popovic, Digitalna obrada slike, *Akademski misao*, Beograd, ISBN: 86-7466-272-2, 2006.
- [15] D. Marr and E. Hildreth, Theory of edge detection, *Proceedings of the Royal Society of London B*, vol. 207, no. 1167, pp. 187–217, 1980.
- [16] H. R. Wilson and S. C. Giese, Threshold visibility of frequency gradient patterns, *Vision Res.* vol. 17, iss. 10, pp. 1177-1190, 1977.
- [17] J. Canny, A computational approach to edge detection, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 8, no. 6, pp. 679–698, 1986.
- [18] A. Yang, W. Jiang and L. Chen, An Adaptive Edge Detection Algorithm Based on Improved Canny, *Advanced Computational Methods in Life System Modeling and Simulation*, pp. 566-575, 2017.
- [19] D. Koržinek and R. Skoczylas, System for a Stationary Robot that Draws Vector Images Based on Photographic Analysis, *Polish-Japanese Institute of Information Technology Faculty of Multi-Agent Systems and Robotics*, BS Thesis, 2005.
- [20] Justin Liang, Canny Edge Detection, <https://justin-liang.com/tutorials/canny/>
[приступљено: 14.10.2021. године.](#)
- [21] Ashushekar, Image Convolution From Scratch, Github, <https://github.com/ashushekar/image-convolution-from-scratch>
[приступљено: 11.11.2021. године.](#)
- [22] W. Burger and M. J. Burge, Digital Image Processing: An algorithmic Introduction Using Java, *Springer*, New York, ISBN: 978-1-4471-6683-2, 2008.
- [23] R. Medina-Carnicer, F. J. Madrid Cuevas, Unimodal thresholding for edge detection, *Pattern Recognition*, vol. 41, iss. 7, pp. 2337–2346, 2008.
- [24] R. Medina-Carnicer, A. Carmona-Poyato, R. Munoz-Salinas, F. J. Madrid-Cuevas, Determining Hysteresis Thresholds for Edge Detection by Combining the Advantages and Disadvantages of Thresholding Methods, *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19 no. 1, pp. 165–173, 2010.
- [25] R. Rakesh, P. Chaudhuri, C. Murthy, Thresholding in Edge Detection: A Statistical Approach, *IEEE transactions on image processing*, vol. 13, pp. 927-36, 2004.

- [26] Y. Yitzhaky, E. Peli, A method for objective edge detection evaluation and detector parameter selection, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 25, pp. 1027–1033, 2003.
- [27] F. Hossain, M. Asaduzzaman, M. Yousuf, M. A. Rahman, Dynamic Thresholding based Adaptive Canny Edge Detection, *International Journal of Computer Applications*, vol. 135, pp. 37-41, 2016.
- [28] Z. Othman, A. Abdullah, An Adaptive Threshold Based on Multiple Resolution Levels for Canny Edge Detection, *Recent Trends in Information and Communication Technology (IRICT 2017), Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, vol 5. Springer, Cham, 2018.
- [29] S. Dorafshan, R. J. Thomas, M. Maguire, Comparison of deep convolutional neural networks and edge detectors for image-based crack detection in concrete, *Construction and Building Materials*, vol. 186, pp. 1031–1045, 2018.
- [30] J. Bergstra, Y. Bengio, Random Search for Hyper-Parameter Optimization, *The Journal of Machine Learning Research*, vol. 13, pp. 281-305, 2012.
- [31] G. K. Wallace, The JPEG Still Picture Compression Standard, *Communications of the ACM*, vol. 34, no. 4, pp. 30-44, 1991.
- [32] C. Christopoulos, A. Skodras, T. Ebrahimi, The JPEG2000 Still Image Coding System: An Overview, *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol. 46, no. 4, pp. 1103-1127, 2000.
- [33] D. Santa-Cruz, T. Ebrahimi, J. Askelof, M. Larsson, C. Christopoulos, JPEG 2000 Still Image Coding Versus Other Standards, *Proceedings of SPIE*, vol. 4115, July 2000.
- [34] J. Kumar, M. Kumar, Comparison of image compression methods on various images, *International Conference on Advances in Computer Engineering and Applications, Ghaziabad*, pp. 114-118, Ghaziabad, India, 2015.
- [35] R. Singh, V. K. Srivastava, JPEG2000: A review and its performance comparison with JPEG, *Proceedings of the 2nd International Conference on Power, Control and Embedded Systems*, 2012.
- [36] P. L. Dragotti, A. G. Poggi, Ragozini, Compression of multispectral images by three-dimensional SPIHT algorithm, *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, vol. 38, no. 1, pp. 416-428, 2000.
- [37] B. I. Kochi, B. B. S. Kumar, EZW and SPIHT Algorithms for Image Compression and Denoising, *ITSI Transactions on Electrical and Electronics Engineering (ITSI-TEEE)*, vol. 4, no. 2, pp. 2320-8945, 2016.

- [38] C. Kaur, S. Budhiraja, Improvements of SPIHT in Image Compression-Survey, *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, vol. 3, iss. 1, pp. 652-656, 2013.
- [39] B. Jaksic, R. Ivkovic, B. Gara, M. Petrovic, P. Spalevic, Analysis of Different Influence of Compression Algorithm on the Image Filtered Laplacian, Prewitt and Sobel Operator, *International Journal of Darshan Institute on Engineering Research and Emerging Technology*, vol. 2, no.1, pp. 59-67, 2013.
- [40] S. M. Perlmuter, P. C. Cosman, C-W. Tseng, R. A. Olshen, R. M. Gray, K. C. P. Li, C. J. Bergin, Medical Image Compression and Vector Quantization, *Statistical Science*, vol. 13, no.1, pp. 30-53, 1998.
- [41] D. A. Koff, H. Shulman, An Overview of Digital Compression of Medical Images: Can We Use Lossy Image Compression in Radiology, *Radiol Journal*, vol. 57, no. 4, pp. 211-217, 2006.
- [42] R. Ivkovic, M. Petrovic, B. Dakovic, B. Jaksic, I. Milosevic, Segmentation and Classification of Bi-Rads Medical Images with the Imaging Biomarkers According to Level of Detail, *Tehnicki Vjesnik - Technical Gazette*, vol. 27, no. 2, pp. 527-534, 2020.
- [43] S. Suma, V. Sridhar, A Review of the Effective Techniques of Compression in Medical Image Processing, *International Journal of Computer Applications*, vol. 97, pp. 23-30, 2014.
- [44] T. Huioh, Roslibesar, Medical Image Compression Using JPEG-2000 and JPEG: A Comparison Study, *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, vol. 02, no. 03n04, pp. 313-328, 2002.
- [45] Y. Li, Synthetic Aperture Radar (SAR) Image Compression Using the Wavelet Transform, *Faculty of Engineering and Applied Sciences Memorial University of Newfoundland*, Thesis, 1997.
- [46] A. T. Chien, K. S. Miettinen, A. Lan, M. A. Lepley, Compression of detected SAR imagery with JPEG 2000, *Proceedings of SPIE - Applications of Digital Image Processing*, vol. 4115, San Diego, CA, United States, 2000.
- [47] U. Pestel-Schiller, Coding of SAR image data for data compression, *European Conference on Synthetic Aperture Radar (EUSAR)*, Berlin, Germany, 2014.
- [48] K. Sahnoun, B. Noureddine, Satellite Image Compression Algorithm Based on the FFT, *The International Journal of Multimedia & Its Applications*, vol. 6, pp. 77-83, 2014.
- [49] J. K. Ghosh, A. Singh, Fractal Compression of Satellite Images, *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, vol. 36, pp. 299-311, 2008.

- [50] Z. Liang, T. Xinming, Z. Guo, W. Xiaoliang, Effects of JPEG 2000 and spilt compression on image classification, *Proceedings of International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences Conference*, vol. XXXVII, part B7, Beijing, China, 2008.
- [51] B. Emmanuel, M. Mu'Azu, S. Sani, S. Garba, A Review of Wavelet-Based Image Processing Methods for Fingerprint Compression in Biometric Application, *British Journal of Mathematics and Computer Science*, vol. 4, pp. 2781-2798, 2014.
- [52] A. J. Hussain, D. Al-Jumeily, N. Radi, P. Lisboa, Hybrid neural network predictive-wavelet image compression system, *Neurocomputing*, vol. 151, part 3, pp. 975-984, 2015.
- [53] R. Jumar, H. Maaß, V. Hagenmeyer, Comparison of Lossless Compression Schemes for High-Rate Electrical Grid Time Series for Smart Grid Monitoring and Analysis, *Computers & Electrical Engineering*, vol. 71, pp. 465-476, 2018.
- [54] S. I. Jabbar, C. R. Day, N. Heinz, E. K. Chadwick, Using Convolutional Neural Network for edge detection in musculoskeletal ultrasound images, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 4619-4626, Vancouver, Canada, 2016.
- [55] M. Hagara, P. Kubinec, About Edge Detection in Digital Images, *Radioengineering*, vol. 27, no. 4, 2018.
- [56] E. Moya-Albor, H. Ponce, J. Brieva, An Edge Detection Method using a Fuzzy Ensemble Approach, *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 14, no. 3, pp. 149-168, 2017.
- [57] K. B. Krishnan, S. P. Ranga, N. Guptha, Survey on Different Edge Detection Techniques for Image Segmentation, *Indian Journal of Science and Technology*, vol. 10, no. 4, 2017.
- [58] M. El-Sayed, Y. Estaitia, Edge Detection Using Convolutional Neural Network, *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, vol. 4, pp. 11-17, 2013.
- [59] A. Ahmed, Y. Byun, S. Byun, Edge Detection in Roof Images Using Transfer Learning in CNN, *Computational Science/Intelligence and Applied Informatics, CSII 2019, Studies in Computational Intelligence*, vol 848, pp. 91-104, 2020.
- [60] L. Liu, w. Ouyang, X. Wang, P. Fieguth, J. Chen, X. Liu, M. Pietikainen, Deep Learning for Generic Object Detection: A Survey, *International Journal of Computer Vision*, vol. 128, pp. 261–318, 2020.
- [61] N. A. Othman, M. U. Salur, M. Karakose and I. Aydin, An Embedded Real-Time Object Detection and Measurement of its Size, *Proceedings of the International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)*, pp. 1-4, Malatya, Turkey, 2018.

- [62] J. K. Tank, V. Patel, Edge Detection Using Different Algorithms in Raspberry Pi, *IJSRD - International Journal for Scientific Research & Development*, vol. 1, iss. 4, 2013.
- [63] M. Turkey, Object Detection and Tracking for Real Time Field Surveillance Applications, University of Turkish Aeronautical Association Faculty of Engineering - *Technical report*, 2017.
- [64] M. S. Munna, B. K. Tarafder, M. G. Robbani, T. C. Mallick, Design and implementation of a drawbot using Matlab and Arduino Mega, *Proceedings of the International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE)*, pp. 769-773, Cox's Bazar, Bangladesh, 2017.
- [65] N. A. Channar, A Comparative Study of Edge Detection Techniques in Digital Images, *Gring Verlag*, ISBN: 978-3346102393, 2016.
- [66] S. Khan, D.H. Lee, M. A. Khan, A. R. Gilal, J. Iqbal, A. Waqas, Efficient and improved edge detection via a hysteresis thresholding method, *Current Science*, vol. 118, no. 6, pp. 954-960, 2020.
- [67] P. Arunkumar, S. Shantharajah, M. Geetha, Improved canny detection algorithm for processing and segmenting text from the images, *Cluster Computing*, vol. 22, pp. 7015-7021, 2019.
- [68] S. Biswas, D. Ghoshal, R. Hazra, A new algorithm of Image Segmentation using Curve Fitting Based Higher Order Polynomial Smoothing, *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, vol. 127, 2016.
- [69] S. Biswas and R. Hazra, Robust edge detection based on Modified Moore-Neighbor, *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, vol. 168, pp. 931-943, 2018.
- [70] S. Sergyán, A New Approach of Face Detection-based Classification of Image Databases, *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 6, no. 1, pp. 175-184, 2009.
- [71] B. Kuljić, J. Simon, T. Szakáll, *Pathfinding Based on Edge Detection and Infrared Distance Measuring Sensor*, *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 6, no. 1, pp. 103-116, 2009.
- [72] K. Wat, S. H. Srinivasan, Effect of Compression on Face Recognition, *Proceedings of the 5th International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services, WIAMIS*, pp. 21-23, 2004.
- [73] H. Moon, P. J. Phillips, Computational and Performance Aspects of PCA-based Face recognition Algorithms, *Perception*, vol. 30, pp. 303-321, 2001.
- [74] V. Maksimovic, B. Jaksic, M. Petrovic, P. Spalevic, M. Milosevic, Analysis of Edge Detection on Compressed images with different complexity, *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 17, no. 4, pp. 123-143, 2020.

- [75] R. Ivkovic, M. Petrovic, B. Gara, M. Milosevic, Dental image analysis with different edge detection operators, *Journal of Communications Technology and Electronics*, vol. 59, pp. 1289-1297, 2014.
- [76] K. Delac, M. Grgic, S. Grgic, Effects of JPEG and JPEG2000 Compression on Face Recognition, *Pattern Recognition and Image Analysis. ICAPR 2005. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3687, 2005.
- [77] V. Maksimovic, P. Lekic, M. Petrovic, B. Jaksic, P. Spalevic, Experimental Analysis of Wavelet Decomposition on Edge Detection, *Proceedings of the Estonian Academy of Sciences*, vol. 68, no. 3, pp. 284-298, 2019.
- [78] V. Maksimovic, B. Jaksic, M. Petrovic, P. Spalevic, S. Panic, New Approach to Edge Detection on Different Level of Wavelet Decomposition, *Computing and Informatics*, vol. 39, no. 5, pp. 1067–1090, 2019.
- [79] H. Yu, S. Winkler, Image complexity and spatial information, *Proceedings of 5th International Workshop on Quality of Multimedia Experience (QoMEX)*, pp. 12-17, Klagenfurt, Austria, 2013.
- [80] T. M. Cover, J. A. Thomas, Elements of Information Theory, *Wiley-Interscience, 2nd edition*, ISBN: 13 978-0-471-24195-9, 2006.
- [81] R. Cilibrasi, P. M. B. Vitnyi, Clustering by compression, *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 51, pp. 1523–1545, 2005.
- [82] J. Shen, Edited by P. S. P. Wang, Edited by T. Zhang, Multispectral Image Processing and Pattern Recognition, *World Scientific Publishing Co Pte Ltd*, 2001.
- [83] S.-E. Han, *Estimation of the Complexity of a Digital Image from the Viewpoint of Fixed Point Theory, Applied Mathematics and Computation*, vol. 347, pp. 236–248, 2019.
- [84] S. E. Corchs, G. Ciocca, E. Bricolo, F. Gasparini, Predicting Complexity Perception of Real World Images, *PLOS ONE*, vol. 11, no. 6, pp. e0157986, 2016.
- [85] S. Athar, Z. Wang, A Comprehensive Performance Evaluation of Image Quality Assessment Algorithms, *IEEE Access*, vol. 7, pp. 140030-140070, 2019.
- [86] V. Chikhman, V. Bondarko, M. Danilova, A. Goluzina, Y. Shelepin, Complexity of Images: Experimental and Computational Estimates Compared, *Perception*, vol. 41, no. 6, pp. 631–647, 2012.
- [87] R. Xu, J. Koo, R. Kumar, P. Bai, S. Mitra, G. Maghanath, S. Bagchi, ApproxNet: Content and Contention Aware Video Analytics System for the Edge, *arXiv preprint arXiv:1909.02068*, 2019.

- [88] ITU-T Rec. P.910, Subjective video quality assessment methods for multimedia applications, *ITU-T Recommendation*, April 2008.
- [89] S. Winkler, Analysis of public image and video databases for quality assessment, *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, vol. 6, no. 6, pp. 616–625, 2012
- [90] R. C. Streijl, S. Winkler, D. S. Hands, Mean Opinion Score (MOS) Revisited: Methods and Applications, Limitations and Alternatives, *Multimedia Systems*, vol. 22, no. 2, 213–227, 2016.
- [91] ITU-R Rec. BT.500-11, Methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures, *ITU-R*, 1974-2002.
- [92] H. Yang, K. Weisi, D. Chenwei and X. Long, Study on subjective quality assessment of Digital Compound Images, *Proceedings of IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, pp. 2149-2152, Melbourne, Australia, 2014.
- [93] Ouni M. Chambah M. Herbin and E. Zagrouba, Are Existing Procedures Enough? Image and Video Quality Assessment: Review of Subjective and Objective Metrics, *Proceedings on SPIE-the international Society for Optical Engineering*, vol. 6808, pp. 1-12, 2008.
- [94] F. Zhang and Yuli Xu, Image Quality Evaluation Based on Human Visual Perception, *Chinese Control and Decision Conference*, pp. 1487-1490, Guilin, China, 2009.
- [95] D. Sadykova and A. James, Quality Assessment Metrics for Edge Detection and Edge-Aware Filtering, *A tutorial review*, pp. 2366-2369, 2017.
- [96] D. M. W. Powers, Evaluation: From Precision, Recall and F-Measure to ROC, Informedness, Markedness & Correlation, *Journal of Machine Learning Technologies*, vol. 2, no. 1, pp. 37–63, 2011.
- [97] P. A. Khaire and N. V. Thakur, A Fuzzy Set Approach for Edge Detection, *International Journal of Image Processing (IJIP)*, vol 6, No. 6, pp 403-412, 2012.
- [98] W. K. Pratt, Digital Image Processing. 4th ed., *Hoboken, New Jersey (USA): John Wiley & Sons*, ISBN: 9780471767770, 2007.
- [99] P. Arbeláez, 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, 2011.
- [100] A. J. Hussain, A. Al-Fayadh and N. Radi, Image Compression Techniques, a Survey in Lossless and Lossy Algorithms, *Neurocomputing*, vol. 300, pp. 44-69, 2018.

- [101] D. Ravichandran, R. Nimmatoori and M. G. Ahamad, A Study on State-of-the-Art Image Compression Algorithms and Standards, *International Journal on Advanced Computer Theory and Engineering (IJACTE)*, vol. 5, iss. 3, pp. 2319-2523, 2016.
- [102] K. V. Gomathi and R. Lotus, Digital image compression techniques, *IJRET: International Journal of Research in Engineering and Technology*, vol. 3, iss. 10, pp. 285-290, 2014.
- [103] M. Trojanova, and A. Hosovsky, Comparison of Different Neural Networks Models for Identification of Manipulator Arm Driven by Fluidic Muscles, *Acta Polytechnica Hungarica*, vol. 15, no. 7, pp. 7-28, 2018.
- [104] R. Zall, M. R. Kangavari, On the construction of multi-relational classifier based on canonical correlation analysis, *International Journal of Artificial Intelligence*, vol. 17, no. 2, pp. 23-4, 2019.
- [105] J. C. Spall, Multivariate Stochastic Approximation Using a Simultaneous Perturbation Gradient Approximation, *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 37, No. 3, pp. 332-341, 1992.
- [106] C. Pozna, R. E. Precup, J. Tar, I. Škrjanc and S. Preitl, New results in modelling derived from Bayesian filtering, *Knowledge-Based Systems*, vol. 23, no. 2, pp. 182-194. 2010.
- [107] H. Wu, C. Mark, and K. Robert, A Study of Video Motion and Scene Complexity, *Tech. Rep. WPI-CS-TR-06-19, Worcester Polytechnic Institute*, 2006.
- [108] Dataset repository:
https://drive.google.com/open?id=1s6MkarMqT_auJOsTUODCNOxgWfIYZut,
Приступљено: 28.11.2021. године.
- [109] V. Rani and D. A. Sharma, Study of Edge-Detection Methods, *International Journal of Scientific Engineering and Technology Research*, vol. 1, no. 6, pp. 62–65, 2012.
- [110] V. R. Chaganti, Edge Detection of Noisy Images Using 2-D Discrete Wavelet Transform, *Florida State University Libraries*, Tallahassee, FL, 2005.
- [111] S. H. Wang, Y. D. Zhang, Z. Dong and P. Phillips, Wavelet Families and Variants. In: Pathological Brain Detection, *Brain Informatics and Health*, Springer, Singapore, 2018.
- [112] M. Mastriani, Union is Strength in Lossy Image Compression, *Internacional Journal. Signal Processing (IJSP)*, vol. 5, no. 2, pp. 112–119, 2009.
- [113] X. Guo, T. Kurita, C. M. Asano, A. Asano, Visual Complexity Assessment of Painting Images, *Proceedings of the IEEE International Conference Image Processing*, pp. 388–392, Melbourne, Australia, 2013.
- [114] I. Daubechies, Ten Lectures on Wavelets, *SIAM*, ISBN: 978-0-89871-274-2, 1992.

- [115] M. Stéphane, *A Wavelet Tour of Signal Processing (Third Edition)*, *Academic Press*, ISBN: 9780123743701, 2009.
- [116] A. Boyat and B. Joshi, A Review Paper: Noise Models in Digital Image Processing, *Signal and Image Processing: An International Journal*, vol. 6, 2015.
- [117] R. S. Thakur, S. Chatterjee, R. N. Yadav and L. Gupta, *Image De-Noising with Machine Learning: A Review*, *IEEE Access*, vol. 9, pp. 93338-93363, 2021.
- [118] R. S. Thakur, R. N. Yadav and L. Gupta, State-Of-Art Analysis of Image Denoising Methods Using Convolutional Neural Networks, *IET Image Processing*, vol. 13, no. 13, pp. 2367-2380, 2019.
- [119] K. Hajipour, V. Mehrdad, Edge Detection of Noisy Digital Image Using Optimization of Threshold and Self Organized Map Neural Network, *Multimed Tools Appl*, vol. 80, pp. 5067–5086, 2021.
- [120] L. Fan, F. Zhang and H. Fan, Brief Review of Image Denoising Techniques, *Visual Computing for Industry, Biomedicine, and Art*, vol. 2, no. 7, 2019.
- [121] A. Buades, B. Coll, J. M. Morel, A Review of Image Denoising Algorithms, With A New One, *Multiscale Modeling and Simulation: A SIAM Interdisciplinary Journal*, *Society for Industrial and Applied Mathematics*, vol. 4, no. 2, pp.490-530, 2005.

СПИСАК СКРАЋЕНИЦА

AR - Augmented Reality

bior - Biorthogonal wavelet

BPP - Bit Per Pixel

BSD - Berkeley Segmentation Dataset and Benchmark

coif - Coiflets wavelet

db – Daubechies

DCT - Discrete Cosine Transform

dmey - Meyer wavelet

DWT - Discrete Wavelet Transform

EZW - Embedded Zerotrees of Wavelet

F - F score

fk - Fejer-Korovkin wavelet

FN - False Negative

FoM - Figure of Merit

FP - False Positive

FR - Full Reference

GS - Grid Search

HD - High Details

ITU - International Telecommunication Union

ITU-R - International Telecommunication Union Radiocommunication

JPEG - Joint Photographic Experts Group

JPEG2000 - Joint Photographic Experts Group 2000

LD - Low Details

LoG – Laplacian of Gaussian

MD - Medium Details

MOS - Mean Opinion Score

MSE - Mean Squared Error

NR - No Reference

PDF - Probability Denticity Function

PR - Performance Ration

PSNR - Peak Signal to Noise Ratio

QoS - Quality of Service

rbio - Reverse Biorthogonal wavelet

RR - Reduced Reference

RS3 - Random Search 3 values

RS6 - Random Search 6 values

RS9 - Random Search 9 values

SI - Spatial Information

SPIHT - Set Partitioning in Hierarchical Trees

SSCQ - Single Stimulus Continuous Quality

SSIM - Structural Similarity Index

SSIS - Single Stimulus Impairment Scale

sym - Symlets wavelet

TN - True Negative

TP - True Positive

VR – Virtual Reality

ВФ - Високофрекветни филтар

НФ - Нискофрекветни филтар

СПИСАК ТАБЕЛА

Табела 2.1 - Пример конволуционих маски.....	31
Табела 4.1 - Критеријум комплексности.....	44
Табела 4.2 - <i>PSNR</i> вредности за три алгорита компресије при различитом <i>BPP</i> -у и броју детаља у слици.....	45
Табела 4.3 - <i>F</i> , <i>FOM</i> и <i>PR</i> вредности добијене применом различитих детектора ивица над сликама са различитим бројем детаља.....	49
Табела 4.4 - <i>F</i> вредности добијене применом <i>Canny</i> детектора ивица.....	50
Табела 4.5 - <i>FoM</i> вредности добијене применом <i>Canny</i> детектора ивица.....	51
Табела 4.6 - <i>PR</i> вредности добијене применом <i>Canny</i> детектора ивица.....	51
Табела 4.7 - <i>F</i> вредности добијене применом <i>LoG</i> детектора ивица.....	51
Табела 4.8 - <i>FOM</i> вредности добијене применом <i>LoG</i> детектора ивица.....	52
Табела 4.9 - <i>PR</i> вредности добијене применом <i>LoG</i> детектора ивица.....	52
Табела 4.10 - <i>F</i> вредности добијене применом <i>Sobel</i> детектора ивица.....	52
Табела 4.11 - <i>FoM</i> вредности добијене применом <i>Sobel</i> детектора ивица.....	53
Табела 4.12 - <i>PR</i> вредности добијене применом <i>Sobel</i> детектора ивица.....	53
Табела 4.13 - <i>F</i> вредности добијене применом <i>Prewitt</i> детектора ивица.....	53
Табела 4.14 - <i>FoM</i> вредности добијене применом <i>Prewitt</i> детектора ивица.....	54
Табела 4.15 - <i>PR</i> вредности добијене применом <i>Prewitt</i> детектора ивица.....	54
Табела 4.16 - <i>F</i> вредности добијене применом <i>Roberts</i> детектора ивица.....	54
Табела 4.17 - <i>FoM</i> вредности добијене применом <i>Roberts</i> детектора ивица.....	55
Табела 4.18 - <i>PR</i> вредности добијене применом <i>Roberts</i> детектора ивица.....	55
Табела 4.19 - <i>PSNR</i> [dB] вредности добијене применом различитих <i>wavelet</i> трансформација и нивоа декомпозиције на <i>LD</i> слику.....	59

Табела 4.20 - <i>PSNR</i> [dB] вредности добијене применом различитих <i>wavelet</i> трансформација и нивоа на <i>MD</i> слику.....	59
Табела 4.21 - <i>PSNR</i> [dB] вредности добијене применом различитих <i>wavelet</i> трансформација и нивоа на <i>HD</i> слике.....	60
Табела 4.22 - <i>PR</i> вредности за различите операторе и <i>wavelet</i> трансформације за слику са малим бројем детаља.....	60
Табела 4.23 - <i>PR</i> вредности за различите операторе и <i>wavelet</i> трансформације за слику са средњим бројем детаља.....	61
Табела 4.24 - <i>PR</i> вредности за различите операторе и <i>wavelet</i> трансформације за слику са великим бројем детаља.....	61
Табела 4.25 - <i>F</i> вредности за различите операторе и <i>wavelet</i> трансформације за слику са малим бројем детаља.....	62
Табела 4.26 - <i>F</i> вредности за различите операторе и <i>wavelet</i> трансформације за слику са средњим бројем детаља.....	62
Табела 4.27 - <i>F</i> вредности за различите операторе и <i>wavelet</i> трансформације за слику са великим бројем детаља.....	63
Табела 4.28 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над <i>LD</i> сликом компресоване до трећег нивоа применом <i>db wavelet</i> -а при осветљењу 0.....	68
Табела 4.29 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над <i>LD</i> сликом компресоване до трећег нивоа применом <i>db wavelet</i> -а при осветљењу +100.....	68
Табела 4.30 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над <i>LD</i> сликом компресоване до трећег нивоа применом <i>db wavelet</i> -а при осветљењу -100.....	69
Табела 4.31 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над <i>MD</i> сликом компресоване до трећег нивоа применом <i>db wavelet</i> -а при осветљењу 0.....	70
Табела 4.32 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над <i>MD</i> сликом компресоване до трећег нивоа применом <i>db wavelet</i> -а при осветљењу +100.....	70
Табела 4.33 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над <i>MD</i> сликом компресоване до трећег нивоа применом <i>db wavelet</i> -а при осветљењу -100.....	70
Табела 4.34 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над <i>HD</i> сликом компресоване до трећег нивоа применом <i>db wavelet</i> -а при осветљењу 0.....	71
Табела 4.35 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над <i>HD</i> сликом компресоване до трећег нивоа применом <i>db wavelet</i> -а при осветљењу +100.....	71

Табела 4.36 - Објективне мере добијене за пет детектора ивица примењених над <i>HD</i> сликом компресоване до трећег нивоа применом <i>db wavelet</i> -а при осветљењу -100.....	72
Табела 5.1 - <i>F</i> вредности за слику са малим бројем детаља (<i>LD</i>).....	77
Табела 5.2 - <i>F</i> вредности за слику са средњим бројем детаља (<i>MD</i>).....	77
Табела 5.3 - <i>F</i> вредности за слику са великим бројем детаља (<i>HD</i>).....	78
Табела 5.4 - <i>FoM</i> вредности за слику са малим бројем детаља (<i>LD</i>).....	79
Табела 5.5 - <i>FoM</i> вредности за слику са средњим бројем детаља (<i>MD</i>).....	79
Табела 5.6 - <i>FoM</i> вредности за слику са великим бројем детаља (<i>HD</i>).....	80
Табела 5.7 - <i>PR</i> вредности за слику са малим бројем детаља (<i>LD</i>).....	81
Табела 5.8 - <i>PR</i> вредности за слику са средњим бројем детаља (<i>MD</i>).....	81
Табела 5.9 - <i>PR</i> вредности за слику са великим бројем детаља (<i>HD</i>).....	82
Табела 6.1 - Сумирана субјективна процена комплексности на основу анкете.....	85

СПИСАК СЛИКА

Слика 2.1 - Модели ивица: а) <i>step</i> , б) <i>ramp</i> , в) <i>line</i> и г) <i>roof</i> ивица.....	8
Слика 2.2 - Први и други извод <i>ramp</i> модела ивице.....	8
Слика 2.3 - Илустрација правца ивице и градијента.....	10
Слика 2.4 - <i>Roberts</i> оператор: а) хоризонтални градијент, б) вертикални градијент, в) амплитуда градијента, г) угао градијента.....	11
Слика 2.5 - <i>Sobel</i> оператор: а) хоризонтални градијент, б) вертикални градијент, в) амплитуда градијента, г) угао градијента.....	12
Слика 2.6 - <i>Prewitt</i> оператор: а) хоризонтални градијент, б) вертикални градијент, в) амплитуда градијента, г) угао градијента.....	13
Слика 2.7 - Једнодимензионални сигнал и детекција ивица у првом и другом изводу.....	13
Слика 2.8 - Детекција ивица помоћу Лапласовог оператора: а) оригинална слика, б) детекција над оригиналном сликом, в) оригинална слика са присуством мање количине шума, г) детекција ивица у присуству мање количине шума, д) оригинална слика са већим присуством шума, њ) детекција ивица у присуству веће количине шума.....	16
Слика 2.9 - <i>LoG</i> оператор: а) 3D приказ, б) 2D интензитет, в) пресек кроз континуални импулсни одзив <i>LoG</i> оператора, г) маска.....	18
Слика 2.10 - Детекција ивица применом <i>LoG</i> оператора за: а) $\sigma = 0.5$ и б) $\sigma = 2$	19
Слика 2.11 - Детекција ивица применом <i>LoG</i> оператора када је шум у слици: а) $\sigma = 0.5$ и мањег интензитета б) $\sigma = 2$ и мањег интензитета в) $\sigma = 0.5$ и већег интензитета, г) $\sigma = 2$ и већег интензитета...	19
Слика 2.12 - Филтрирана слика помоћу Гаусовог филтра при $\sigma = 1.4$	21
Слика 2.13 - а) Хоризонтални градијент G_x , б) вертикални градијент G_y , в) амплитуда градијента $G_x + G_y$	21
Слика 2.14 - Пример потискивања не-максимума.....	22
Слика 2.15 - Пример потискивања не-максимума са интерполацијом.....	23

Слика 2.16 - а) Пример потискивања не-максимума, б) могући правци.....	23
Слика 2.17 - Резултат примене: а) дуплог прага, б) детекције ивица применом <i>Canny</i> детектора.....	24
Слика 2.18 - Детекција ивица применом <i>Canny</i> алгоритма у присуству мање количине шума у слици: а) $\sigma = 0.7$, б) $\sigma = 1.4$, в) $\sigma = 2.1$	26
Слика 2.19 - Детекција ивица применом <i>Canny</i> алгоритма у присуству веће количине шума у слици: а) $\sigma = 0.7$, б) $\sigma = 1.4$, в) $\sigma = 2.1$	26
Слика 2.20 - Пример операције над централним и суседним пикселима.....	27
Слика 2.21 - Пример конволуције дводимензионалне слике.....	28
Слика 2.22 - Пример рачунања конволуције дводимензионалне слике.....	29
Слика 2.23 - Граница слике.....	29
Слика 2.24 - Пример рачунања конволуције на крајевима слике.....	30
Слика 3.1 - ITU-R континуална скала: а) скала квалитета, б), в) скала побољшања.....	36
Слика 3.2 - Детекција пиксела као <i>TP, TF, FP, FN</i>	38
Слика 3.3 - Тест слике: а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) papper.png.....	40
Слика 3.4 - <i>Sobel</i> детектор а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) papper.png.....	41
Слика 3.5 - <i>Prewitt</i> детектор: а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) papper.png.....	41
Слика 3.6 - <i>Roberts</i> детектор: а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) papper.png.....	41
Слика 3.7 - <i>LoG</i> детектор: а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) papper.png.....	41
Слика 3.8 - <i>Canny</i> детектор: а) lena.gif, б) cameraman.tif, в) baboon.png, г) airplane.png, д) papper.png.....	41
Слика 3.9 - <i>FoM</i> вредности добијене применом пет детектора ивица.....	42
Слика 4.1 - Пример слике за анализу: а) мали број детаља, б) средњи број детаља, в) велики број детаља.....	45
Слика 4.2 - <i>GroundTruth</i> слике а) #238011, б) #245051, в) #231015.....	45
Слика 4.3 - <i>LD</i> слике компресоване JPEG алгоритмом при <i>BPP</i> : а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	46
Слика 4.4 - <i>LD</i> слике компресоване JPE G2000 алгоритмом при <i>BPP</i> : а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	46
Слика 4.5 - <i>LD</i> слике компресоване SPIHT алгоритмом при <i>BPP</i> : а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	46

Слика 4.6 - MD слике компресоване JPEG алгоритмом при BPP: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	47
Слика 4.7 - MD слике компресоване JPEG2000 алгоритмом при BPP: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	47
Слика 4.8 - MD слике компресоване SPIHT алгоритмом при BPP: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	47
Слика 4.9 - HD слике компресоване JPEG алгоритмом при BPP: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	48
Слика 4.10 - HD слике компресоване JPEG2000 алгоритмом при BPP: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	48
Слика 4.11 - HD слике компресоване SPIHT алгоритмом при BPP: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	48
Слика 4.12 - LD слика: а) Canny, б) LoG, в) Prewitt, г) Sobel, д) Roberts.....	49
Слика 4.13 - MD слика: а) Canny, б) LoG, в) Prewitt, г) Sobel, д) Roberts.....	49
Слика 4.14 - HD слика: а) Canny, б) LoG, в) Prewitt, г) Sobel, д) Roberts.....	50
Слика 4.15 - Roberts детекција LD слике са JPEG компресијом при BPP: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	55
Слика 4.16 - Canny детекција HD слике са JPEG компресијом при BPP: а) 0.1, б) 0.3, в) 0.5, г) 1, д) 1.5, њ) 3.....	56
Слика 4.17 - Wavelet фамилија.....	57
Слика 4.18 - Пример слике са малим бројем детаља где је примењена haar wavelet трансформација за три нивоа декомпозиције.....	58
Слика 4.19 - Пример слике са средњим бројем детаља где је примењена haar wavelet трансформација за три нивоа декомпозиције.....	58
Слика 4.20 - Пример слике са великим бројем детаља где је примењена haar wavelet трансформација за три нивоа декомпозиције.....	58
Слика 4.21 - Пример слике са малим бројем детаља где је примењен Canny оператор за детекцију ивица за три нивоа декомпозиције haar wavelet.....	58
Слика 4.22 - Пример слике са средњим бројем детаља где је примењен Canny оператор за детекцију ивица за три нивоа декомпозиције haar wavelet.....	58
Слика 4.23 - Пример слике са великим бројем детаља где је примењен Canny оператор за детекцију ивица за три нивоа декомпозиције haar wavelet.....	59
Слика 4.24 - Вредности PR-а за haar wavelet трансформацију.....	64

Слика 4.25 - Вредности F мера за <i>haar wavelet</i> трансформацију.....	64
Слика 4.26 - $PSNR$ [dB] вредности за три нивоа декомпозиције за <i>LD</i> слике.....	66
Слика 4.27 - $PSNR$ [dB] вредности за три нивоа декомпозиција за <i>MD</i> слике.....	66
Слика 4.28 - $PSNR$ [dB] вредности за три нивоа декомпозиција за <i>HD</i> слике.....	67
Слика 5.1 - Предложени приступ.....	74
Слика 5.2 - Избор суседних пиксела.....	75
Слика 5.3 - Сложеност предложеног приступа.....	76
Слика 6.1 - SI вредности за слике из <i>BSD</i> базе и граница комплексности.....	84
Слика 6.2 - Добијене вредности стандардним приступом за слике са <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> коришћењем пет детектора ивица а) F , б) FoM , в) PR вредности.....	86
Слика 6.3 - Предложен приступ за примену детекције у зависности од комплексности слике.....	86
Слика 6.4 - Илустрација <i>Grid</i> и <i>Random</i> претраге.....	88
Слика 6.5 - Предложена метода за процену вредности прага на основу <i>Grid</i> и <i>Random</i> претраге.....	88
Слика 6.6 - Дијаграм тока за предложени приступ проналажења прага који се базира на а) <i>Grid</i> , б) <i>Random</i> методи претраге.....	89
Слика 6.7 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>GS</i> методи претраге прага за слике са <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> коришћењем пет детектора ивица) F , б) FoM , в) PR вредности.....	91
Слика 6.8 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS3</i> методи претраге прага а) F , б) FoM и в) PR , за слике са <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> коришћењем пет детектора ивица.....	92
Слика 6.9 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS6</i> методи претраге прага а) F , б) FoM и в) PR , за слике са <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> коришћењем пет детектора ивица.....	92
Слика 6.10 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS9</i> методи претраге прага а) F , б) FoM и в) PR , за слике са <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> коришћењем пет детектора ивица.....	92
Слика 6.11 - Слика из <i>BSD</i> базе а) оригинална, б) <i>GroundTruth</i>	93
Слика 6.12 - Визуелни приказ детекције: а) оригинална детекција, б) <i>GS</i> метод, в) <i>RS</i> метод.....	93
Слика 7.1 - PDF Гаусовог шума.....	95
Слика 7.2 - Пример слике са различитим интензитетом Гаусовог шума: а) $\sigma=0.01$, б) $\sigma=0.05$, в) $\sigma=0.1$	96

Слика 7.3 - Хистограм слике са различитим интензитетом Гаусовог шума: а) $\sigma=0.01$, б) $\sigma=0.05$, в) $\sigma=0.1$	96
Слика 7.4 - PDF Salt and Pepper шума.....	97
Слика 7.5 - Пример слике са различитим интензитетом Salt and Pepper шума: а) 0.01, б) 0.05, в) 0.1.....	97
Слика 7.6 - Хистограм слике са различитим интензитетом Salt and Pepper шума: а) 0.01, б) 0.05, в) 0.1.....	97
Слика 7.7 - PDF Speckle шум.....	98
Слика 7.8 - Пример слике са различитим интензитетом Speckle шума: а) 0.01, б) 0.05, в) 0.1.....	98
Слика 7.9 - Хистограм слике са различитим интензитетом Speckle шума: а) 0.01, б) 0.05, в) 0.1.....	98
Слика 7.10 - Добијене вредности стандардном методом за LD, MD и HD слике у присуству Salt and Pepper шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.....	100
Слика 7.11 - Добијене вредности стандардном методом за LD, MD и HD слике у присуству Salt and Pepper шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.....	100
Слика 7.12 - Добијене вредности стандардном методом за LD, MD и HD слике у присуству Salt and Pepper шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.....	100
Слика 7.13 - Добијене вредности стандардном методом за LD, MD и HD слике у присуству Speckle шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.....	101
Слика 7.14 - Добијене вредности стандардном методом за LD, MD и HD слике у присуству Speckle шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.....	102
Слика 7.15 - Добијене вредности стандардном методом за LD, MD и HD слике у присуству Speckle шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.....	102
Слика 7.16 - Добијене вредности стандардном методом за LD, MD и HD слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.....	103
Слика 7.17 - Добијене вредности стандардном методом за LD, MD и HD слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.....	103
Слика 7.18 - Добијене вредности стандардном методом за LD, MD и HD слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.....	104
Слика 7.19 – Добијене вредности предложеним приступом који се базира GS методи претраге прага за LD, MD и HD слике у присуству Salt and Pepper шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) F вредности, б) PR вредности.....	105

Слика 7.20 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....105

Слика 7.21 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....106

Слика 7.22 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....106

Слика 7.23 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....107

Слика 7.24 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....107

Слика 7.25 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....108

Слика 7.26 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....108

Слика 7.27 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира *GS* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....108

Слика 7.28 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS3* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....110

Слика 7.29 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS3* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....110

Слика 7.30 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS3* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности.....110

Слика 7.31 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS3</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству <i>Speckle</i> шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	111
Слика 7.32 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS3</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству <i>Speckle</i> шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	112
Слика 7.33 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS3</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству <i>Speckle</i> шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	112
Слика 7.34 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS3</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	113
Слика 7.35 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS3</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	113
Слика 7.36 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS3</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	114
Слика 7.37 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS6</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству <i>Salt and Pepper</i> шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	115
Слика 7.38 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS6</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству <i>Salt and Pepper</i> шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	115
Слика 7.39 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS6</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству <i>Salt and Pepper</i> шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	115
Слика 7.40 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS6</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству <i>Speckle</i> шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	116
Слика 7.41 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на <i>RS6</i> методи претраге прага за <i>LD</i> , <i>MD</i> и <i>HD</i> слике у присуству <i>Speckle</i> шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) <i>F</i> вредности, б) <i>PR</i> вредности.....	116

- Слика 7.42** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 117
- Слика 7.43** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 118
- Слика 7.44** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 118
- Слика 7.45** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS6* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 118
- Слика 7.46** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 120
- Слика 7.47** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 120
- Слика 7.48** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Salt and Pepper* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 120
- Слика 7.49** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 121
- Слика 7.50** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 121
- Слика 7.51** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству *Speckle* шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 122
- Слика 7.52** - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.01 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 123

Слика 7.53 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.05 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 123

Слика 7.54 - Добијене вредности предложеним приступом који се базира на *RS9* методи претраге прага за *LD*, *MD* и *HD* слике у присуству Гаусовог шума интензитета 0.1 и коришћењем пет детектора ивица: а) *F* вредности, б) *PR* вредности..... 123

Изјава о ауторству

Потписани Владимир Максимовић
број индекса 01/2017

Изјављујем

да је докторска дисертација под насловом

Нови приступ за процену вредности прага при детекцији ивица слика различитог степена комплексности и компресије

- резултат сопственог истраживачког рада,
- да предложена дисертација у целини ни у деловима није била предложена за добијање било које дипломе према студијским програмима других високошколских установа,
- да су резултати коректно наведени и
- да нисам кршио/ла ауторска права и користио интелектуалну својину других лица.

У Косовској Митровици,

04.02.2022. год.

Потпис докторанда



Изјава о истоветности штампане и електронске верзије докторског рада

Име и презиме аутора Владимир Максимовић

Број индекса 01/2017

Студијски програм Електротехничко и рачунарско инжењерство

Наслов рада Нови приступ за процену вредности прага при детекцији ивица слика различитог степена комплексности и компресије

Ментор проф. др Миле Петровић, редовни професор

Потписани Владимир Максимовић

Изјављујем да је штампана верзија мог докторског рада истоветна електронској верзији коју сам предао за објављивање на порталу **Дигиталног репозиторијума Универзитета у Приштини, са привременим седиштем у Косовској Митровици.**

Дозвољавам да се објаве моји лични подаци везани за добијање академског звања доктора наука, као што су име и презиме, година и место рођења и датум одбране рада.

Ови лични подаци могу се објавити на мрежним страницама дигиталне библиотеке, у електронском каталогу и у публикацијама Универзитета у Приштини, са привременим седиштем у Косовској Митровици.

У Косовској Митровици,

04.02.2022. год.

Потпис докторанда



Овлашћујем Универзитетску библиотеку да у Дигитални репозиторијум Универзитета у Приштини, са привременим седиштем у Косовској Митровици и Национални репозиторијум докторских дисертација унесе моју докторску дисертацију/ писани део докторског уметничког пројекта под насловом:

Нови приступ за процену вредности прага при детекцији ивица слика различитог степена комплексности и компресије

која је моје ауторско дело.

Дисертацију/ писани део уметничког пројекта са свим прилозима предао/ла сам у електронском формату погодном за трајно архивирање.

Моју докторску дисертацију/ писани део уметничког пројекта похрањену у Дигитални репозиторијум Универзитета у Приштини са привременим седиштем у Косовској Митровици и Национални репозиторијум докторских дисертација могу да користе сви који поштују одредбе садржане у одабраном типу лиценце Креативне заједнице (Creative Commons) за коју сам се одлучио/ла.

1. Ауторство
2. Ауторство - некомерцијално
3. Ауторство – некомерцијално – без прераде
4. Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима
5. Ауторство – без прераде
6. Ауторство – делити под истим условима

(Молимо да заокружите само једну од шест понуђених лиценци, кратак опис лиценци дат је на полеђини листа).

У Косовској Митровици,

04.02.2022. год.

Потпис докторанда



1. Ауторство – Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце, чак и у комерцијалне сврхе. Ово је најслободнија од свих лиценци.

2. Ауторство – некомерцијално. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела.

3. Ауторство – некомерцијално – без прераде. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела. У односу на све остале лиценце, овом лиценцом се ограничава највећи обим права коришћења дела.

4. Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца не дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада.

5. Ауторство – без прераде. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, без промена, преобликовања или употребе дела у свом делу, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела.

6. Ауторство – делити под истим условима. Дозвољавате умножавање, дистрибуцију и јавно саопштавање дела, и прераде, ако се наведе име аутора на начин одређен од стране аутора или даваоца лиценце и ако се прерада дистрибуира под истом или сличном лиценцом. Ова лиценца дозвољава комерцијалну употребу дела и прерада. Слична је софтверским лиценцама, односно лиценцама отвореног кода.